



Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas – ICEA
Departamento de Engenharia Elétrica – DEELT
Campus João Monlevade - MG



**ALOCAÇÃO DE GERADORES DISTRIBUÍDOS EM
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA
UTILIZANDO ALGORITMO GRASP-VNS**

Bruno de Alencar Rosa e Silva

João Monlevade - Minas Gerais - Brasil

Junho de 2021

Bruno de Alencar Rosa e Silva

**ALOCAÇÃO DE GERADORES DISTRIBUÍDOS EM
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA
UTILIZANDO ALGORITMO GRASP-VNS**

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Ouro Preto, como requisito para obtenção do título de Engenheiro Eletricista.

Professor orientador: Prof. Dr. Wilingthon Guerra Zvietcovich

João Monlevade - Minas Gerais - Brasil

Junho de 2021

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

S586a Silva, Bruno de Alencar Rosa e .
Alocação de geradores distribuídos em sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmo GRASP-VNS. [manuscrito] / Bruno de Alencar Rosa e Silva. - 2021.
38 f.: il.: color., tab..

Orientador: Prof. Dr. Wilington Guerra Zvietcovich.
Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto.
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Graduação em Engenharia Elétrica .

1. Energia elétrica - Consumo. 2. Energia elétrica - Distribuição. 3. Geração distribuída de energia elétrica. 4. Otimização matemática. I. Zvietcovich, Wilington Guerra. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 621.313.1

Bibliotecário(a) Responsável: Flavia Reis - CRB6-2431



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO
REITORIA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS E APLICADAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELETRICA



FOLHA DE APROVAÇÃO

Bruno de Alencar Rosa e Silva

Alocação de Geradores Distribuídos em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica utilizando Algoritmo GRASP-VNS

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Elétrico

Aprovada em 09 de Junho de 2021

Conforme previsto no § 3º do artigo 5º da Resolução Coee nº11/2018, a defesa da monografia foi substituída por publicação de artigo em evento científico.

De acordo

Wilingthon Guerra Zvietcovich, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 11/06/2021



Documento assinado eletronicamente por **Wilingthon Guerra Zvietcovich, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 11/06/2021, às 17:18, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0181376** e o código CRC **F1FF9540**.

Referência: Caso responda este documento, indicar expressamente o Processo nº 23109.005670/2021-42

SEI nº 0181376

R. Diogo de Vasconcelos, 122, - Bairro Pilar Ouro Preto/MG, CEP 35400-000
Telefone: - www.ufop.br

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus por me conceder saúde, força e por nunca deixar desistir mesmo nos momentos de grandes provações. Aos meus pais José da Silva e Maria Izabel por sempre estarem ao meu lado apoiando em todas as minhas decisões e pela educação que me proporcionaram. As minhas irmãs pelos incentivos e por sempre estarem por perto. Ao meu tio Germano Mendes pelo apoio durante a graduação. A todos os meus familiares que de certa forma contribuíram para concretizar mais essa etapa. Ao professor e orientador Dr. Wilington Zvietcovich, pela paciência e ensinamentos ao longo dessa caminhada. Aos colegas e amigos que tive a oportunidade de conhecer ao longo da graduação, ao Laerty Damião pela atenção e contribuição no presente trabalho.

Alocação de Geradores Distribuídos em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica utilizando Algoritmo Grasp -Vns

Resumo

O presente trabalho apresenta a implementação das meta-heurísticas Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) e a Variable Neighborhood Search (VNS) para alocação ótima de Geradores Distribuídos (GDs) em sistemas de distribuição radial, com o objetivo de reduzir as perdas elétricas. Nessa metodologia, o algoritmo GRASP é usado para criar possíveis soluções para o problema, enquanto o VNS é aplicado a um estágio de busca local, no qual é feito um refinamento no espaço de soluções para melhorar a convergência do processo de busca. As simulações foram realizadas em um sistema de 33 barras do IEEE e de 135 barras. Na última diversas combinações de valores dos parâmetros próprios dos algoritmos GRASP e VNS foram utilizados. Dessa forma foi possível analisar a sensibilidade das soluções quanto a variações dos parâmetros intrínsecos do algoritmo e, além disso, verificar a eficácia da metodologia em encontrar soluções de boa qualidade em relação ao nível de perdas elétricas.

Palavras Chave: Geradores Distribuídos; GRASP; Otimização; Sistema de Distribuição; VNS.

Allocation of Distributed Generators in Electric Power Distribution System using GRASP-VNS Algorithm

Abstract

The present work presents the implementation of the Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) and Variable Neighborhood Search (VNS) metaheuristics for optimal allocation of Distributed Generators (DGs) in radial distribution systems, with the objective of reducing electrical losses. In this methodology, the GRASP algorithm is used to create possible solutions to the problem, while the VNS is applied to a local search stage, in which a refinement is made in the solution space to improve the convergence of the search process. The simulations were performed in an IEEE 33-bus and 135-bus system. In the last, several combinations of values of the parameters belonging to the GRASP and VNS algorithms were used. Thus, it was possible to analyze the sensitivity of the solutions for variations in the intrinsic parameters of the algorithm and, in addition, to verify the effectiveness of the methodology in find good quality solutions in relation to the level of power losses.

Keywords: Distributed generators; GRASP; Optimization; Distribution System; VNS.

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Resultados para o sistema IEEE-33 barras.....	27
Tabela 2 - Parâmetros utilizados na metodologia.....	28
Tabela 3 - Resultados obtidos para o SDEE de 135 barras.	29
Tabela 4 - Descrição dos resultados obtidos para cada cenário avaliado.....	30
Tabela 5 - Melhores soluções obtidas aplicando a técnica.....	31

Lista de Figuras

Figura 1 - Parque eólico.....	4
Figura 2 - Painéis fotovoltaicos	4
Figura 3 - Processo de geração da energia a partir da biomassa	5
Figura 4 - Subestação de alta tensão.....	10
Figura 5 - Sistema de barras simples.	11
Figura 6 - Diagrama unifilar de subestação contendo dupla alimentação.....	12
Figura 7 – Transformador.....	12
Figura 8 - Modelagem de um transformador com ajuste de <i>taps</i>	13
Figura 9 – Modelo de linha curta.....	15
Figura 10 - Banco de capacitores usados em SE.	16
Figura 11 – Conexão de cargas.....	17
Figura 12 - SDEE radial com GD alocado na barra 7.	19
Figura 13 - Relação de potência do GD versus perdas, referente à alocação do GD na barra 7, como apresentado na Figura 12.	20
Figura 14 - Caracterização de uma solução.....	22
Figura 15 -Geração de soluções nas estruturas de vizinhança, para $k = 1$; $k = 2$ e $k = 3$	25
Figura 16 - SDEE de 33 barras do IEEE.	26
Figura 17 - SDEE de 135 barras.....	26
Figura 18 - Melhoria no perfil da tensão após inserção do GD.....	32
Figura 19 - Convergência do algoritmo GRASP-VNS	32

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Motivação	2
1.2	Objetivos	2
1.2.1	Gerais	2
1.2.2	Objetivos específicos	2
2	Geração Distribuída	3
2.1	Impactos da geração distribuída	5
2.2	Estudo da literatura	7
3	Sistema de Distribuição de Energia Elétrica.....	10
3.1	Modelo dos componentes de um sistemas de distribuição	10
3.2	Subestação de distribuição	10
3.3	Transformador de distribuição	12
3.4	Capacitores shunt	15
3.5	Cargas	16
3.5.1	Modelos de carga de potência constante	17
3.5.2	Modelo de corrente constante	18
3.5.3	Modelo de admitância constante	18
3.5.4	Modelo híbrido	18
4	Formulação do Problema.....	19
4.1	Alocação de geradores distribuídos	19
4.2	Formulação matemática da função objetivo	20
5	Metodologia de Otimização	22
5.1	Implementação	22
5.1.1	Representação de uma solução	22
5.1.2	Avaliação da função objetivo	23
5.1.3	Critério de parada	23
5.1.4	Procedimento do algoritmo GRASP-VNS	23

6	Resultados.....	26
7	Conclusões	33
	Referências.....	34

1 INTRODUÇÃO

A geração distribuída (GDa) é a designação genérica de uma forma de geração de energia elétrica diferente do modelo centralizado. Isso se dá principalmente pelo fato desta ser implantada em regiões onde não seria instalada uma unidade geradora convencional, colaborando para ampliar a distribuição geográfica das unidades geradoras (SEVERINO, 2008).

No Brasil, a maior parte da produção de energia elétrica é tradicionalmente obtida a partir de grandes plantas de geração, distante dos centros de consumo, que fazem parte de um sistema unidirecional da extra-alta e alta tensão para a média e baixa tensão. Entretanto, com o desenvolvimento das tecnologias das fontes renováveis, em conjunto com as mudanças das políticas do mercado de energia elétrica, tem-se, aos poucos, viabilizado um novo modelo, conhecido como GDa.

Nesse modelo, parte da energia elétrica é gerada e entregue a clientes através de pequenas unidades de geração alocadas próximas aos usuários finais, de modo que os geradores distribuídos (GDs), normalmente pequenas centrais hidroelétricas, parques eólicos ou fotovoltaicos, possam ser aplicados de forma pulverizada, suprimindo a demanda local de um consumidor específico, ou, de forma integrada, fornecendo energia para a rede elétrica (HA *et al.*, 2017). Dessa forma, a aplicação de pequenos geradores, conectados diretamente ao Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE), pode ser suficiente para atender a demanda de consumo de uma determinada região ou grupo de consumidores.

No presente trabalho, desenvolve-se uma metodologia híbrida através das meta-heurísticas GRASP (do inglês: *Greedy Ransomized Adaptive Search Procedure*) e VNS (do inglês: *Variable Neighborhood Search*) para alocar GDs em um SDEE, de modo a minimizar os valores de perdas ativas. A metodologia foi aplicada primeiro em um sistema de 33 barras do IEEE e depois em um sistema de 135 barras. Neste último, diversos cenários foram simulados para mostrar a sensibilidade da qualidade das soluções encontradas em relação aos parâmetros próprios dessas meta-heurísticas.

O trabalho é organizado da seguinte forma:

Apresenta-se, no capítulo 2, uma revisão bibliográfica voltada a geração distribuída e os efeitos ocasionados com a inserção de GDs no sistema.

Já no Capítulo 3 apresenta-se o modelo dos componentes do SDEE.

No capítulo 4 apresenta-se a formulação matemática do problema de redução de perdas elétricas em sistemas de potência.

No capítulo 5 aborda-se a metodologia de otimização. Para isso, são descritos e detalhados os procedimentos dos algoritmos GRASP e VNS.

Os resultados obtidos são apresentados no capítulo 6 através da aplicação da metodologia desenvolvida a um sistema teste.

Por fim, apresenta-se as conclusões no capítulo 7.

1.1 Motivação

O sistema de energia elétrica enfrenta diferentes desafios, seja na parte técnica, econômica ou ambiental (JORDEHI, 2016). Uma forma de minimizar tais problemas é o dimensionamento e a inserção dos GDs de forma adequada no SDEE permitindo melhorias no perfil de tensão e redução das perdas ativas técnicas no sistema.

O incentivo à GDa se fundamenta nos benefícios que podem ocasionar no sistema elétrico: redução do impacto ambiental e diversificação da matriz energética dentre outros (ANEEL,2018).

1.2 Objetivos

1.2.1 Gerais

Implementar uma metodologia de otimização para solucionar o modelo matemático proposto, o qual soluciona o problema de alocação e dimensionamento ótimos de GDs em SDEEs visando minimizar as perdas elétricas ativas. Para isso utiliza-se a meta-heurística híbrida GRASP-VNS como técnica de otimização.

1.2.2 Objetivos específicos

- Modelar os GDs nos SDEEs;
- Construir uma formulação matemática que represente a solução do problema tratado.
- Implementar critérios heurísticos que guiem a busca no espaço de soluções, com a finalidade de encontrar melhores resultados.

2 GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

O Instituto Nacional de Eficiência Energética (INEE) determinou em 2002 que GDa é a designação dada ao modo de geração elétrica a partir da qual a fonte geradora, com o produto atribuído em sua maior parte a cargas locais ou próximas, não possui a necessidade de transporte de energia por meio da rede de transmissão (INEE, 2002). Por sua vez, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) estabeleceu, em 2005, que os GDs, ao serem conectados diretamente aos SDEEs, pode atuar em paralelo ou de forma isolada, e despachada ou não pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) (ANEEL, 2005).

Por meio das definições apresentadas, é possível inferir um conceito amplo de GDs, isto é, uma aplicação de potência elétrica de forma direta na rede de distribuição, de pequeno porte em comparação à geração centralizada, que na maioria das vezes se localiza longe dos centros de consumo e despacha a energia por meio de linhas de transmissão.

Existem várias tecnologias empregadas na GDa. Entre elas, há as que empregam combustíveis fósseis para, por exemplo, possibilitar a cogeração, que é a produção combinada de energia elétrica e aproveitamento de calor resultante de um processo térmico (LORA *et al.*, 2006). Há de se destacar, porém, que uma atenção maior é dada para as inovações de unidades de GDs que utilizam fontes renováveis. Nesse caso, as alternativas energéticas denominadas eólica, solar fotovoltaica e biomassa são as fontes de energias que mais têm gerado expectativa por parte dos pesquisadores nos últimos anos, pelo fato de possibilitar a geração de energia limpa e renovável através de fontes abundantes. Essas fontes de energias são apresentadas a seguir.

- Energia eólica – Energia produzida por meio das forças do vento que são captadas por hélices ligadas a uma turbina que movimenta um gerador elétrico, conforme ilustrado na Figura 1, e não emitem poluentes durante a geração de energia. Fazendo um comparativo em relação às hidroelétricas, nas fazendas eólicas, as plantas de energia eólica necessitam de um período menor para a sua construção. Os pontos negativos decorrente desta tecnologia são os acidentes envolvendo as aves e a modificação das suas rotas migratórias, o som desagradável decorrente das movimentações das turbinas e a intermitência da velocidade do vento. Outro fator indesejável que pode vir a ocorrer é a interferência eletromagnética que pode influenciar no desempenho dos sistemas de telecomunicações, dependendo do material utilizado na construção das pás (HINRICHS *et al.*, 2003).

Figura 1 - Parque eólico



Fonte: (Rodrigues, 2011).

- Energia solar fotovoltaica – a transformação direta da radiação emitida pelo sol em energia elétrica viabiliza a obtenção de uma fonte abundante de energia elétrica por meio das unidades de GDs. A não emissão de poluentes atmosféricos, vida útil longa e baixa manutenção são características que tornam esta tecnologia atraente (LORA *et al.*, 2006). Todavia, como impasses a serem vencidos, encontram-se a eficiência reduzida e o custo relativamente elevado atual da tecnologia. A Figura 2 ilustra os painéis fotovoltaicos utilizados na geração de energia por meio da luz solar.

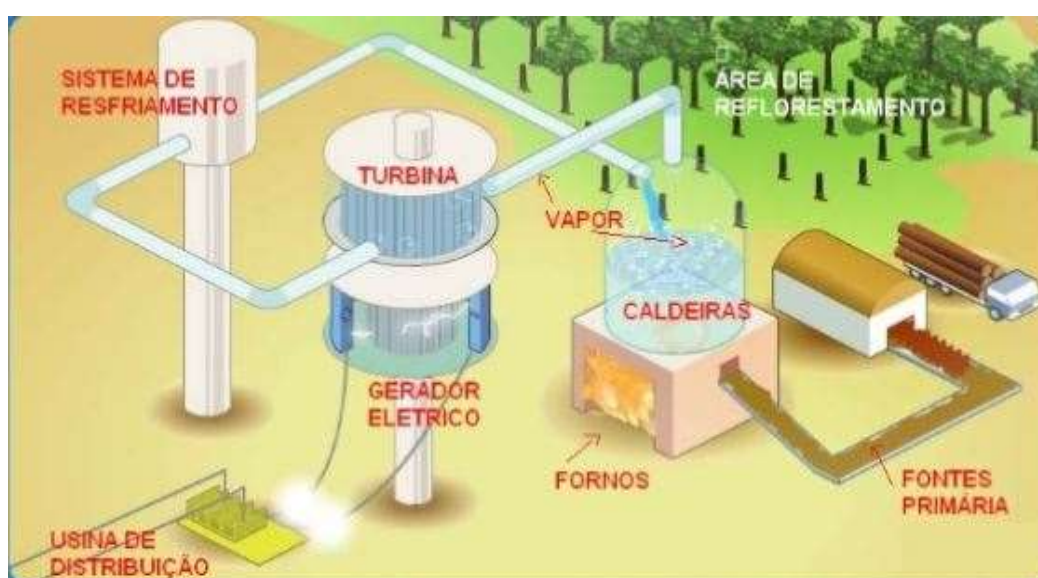
Figura 2 - Painéis fotovoltaicos



Fonte: (Eletrobras, 2016).

- Energia a partir de biocombustíveis: a energia proveniente da biomassa é designada como sendo aquela que emprega fontes orgânicas de origem animal ou vegetal (KAGAN e GOUVEA, 2013). Duas fontes orgânicas que despertam a atenção são o etanol produzido no Brasil por meio da cana de açúcar e em outros países como os Estados Unidos por meio do milho e o biodiesel proveniente de óleos vegetais, residuais e gorduras animais (FOGAÇA, 2019). Apresenta-se, na Figura 3, o processo de geração de energia por meio da biomassa.

Figura 3 - Processo de geração da energia a partir da biomassa



Fonte: (Reis, 2020).

2.1 Impactos da geração distribuída

Como já indicado, os GDs no SDEE impactam em diferentes aspectos na operação e no planejamento dos SDEEs, de forma benéfica e de forma negativa. Sendo os benefícios aqueles citados a seguir:

- Limitação das perdas técnicas – as unidades de GDs reduzem as perdas técnicas na medida em que aplicam energia no sistema de energia elétrica. No sistema de distribuição de energia de uma geração centralizada, o volume de energia transmitido pelas linhas de transmissão se reduz devido às perdas.
- Credibilidade e suporte a comunidades afastadas – as unidades de GDs podem melhorar a credibilidade do sistema, pelo fato de que na ausência de atuação do sistema principal, as unidades de GDs podem atuar e auxiliar no atendimento às cargas do SDEE, levando

em consideração os limites de geração das unidades de GDs. Comunidades mais afastadas podem ser beneficiadas pela inserção dos GDs fornecendo energia sem a necessidade de novas linhas de transmissão.

- Melhoria no perfil da tensão – um nível de tensão adequado é uma vantagem a mais obtida pela alocação adequada de unidades de GDs no SDEE. Em circuitos radiais longos, a tensão tende a baixar muito, conforme as cargas vão sendo conectadas (BORTONI, 2002).
- Aspectos ambientais – a alocação de unidades de GDs no SDEE proporciona uma grande vantagem para o meio ambiente, pois as unidades de GDs podem funcionar por meio de fontes limpas; tendo como exemplo a energia eólica e a energia solar fotovoltaica abordadas anteriormente, deixando de acionar as tradicionais termoelétricas que agredem mais o meio ambiente.

Por outro lado, os GDs podem criar estados de operação no SDEE que trazem prejuízos (JORDEHI, 2016), conforme se pode ver abaixo:

- Flutuações de tensão: caso a geração dos GDs mudem em um breve período de tempo, pode-se provocar uma flutuação de tensão acarretando uma sobretensão ou subtensão no cliente final (VIRAL e KHATOD, 2012);
- Injeção de componentes harmônicos no sistema elétrico: As distorções harmônicas são eventos relacionados a deformação ou variações na forma de onda senoidal, seja de tensão ou de corrente - COPEL DISTRIBUIÇÃO (2018, p.38). De acordo com Chindurala *et al.* (2014), a circulação de harmônicos decorrentes das instalações fotovoltaicas depende do tipo de conversor de potência utilizado, filtros de conexão com a rede elétrica e da técnica de controle utilizada. Quando mal dimensionados ou alocados, podem causar instabilidade no sistema;
- Reversão do sentido convencional dos fluxos de potência (unidirecional) nos trechos do sistema de distribuição, tendo origem em barras consumidoras finais ou intermediárias e fluindo para outras barras do sistema elétrico.

2.2 Estudo da literatura

Foram encontrados, na literatura, diversos trabalhos que tratam sobre a alocação e dimensionamento de GDs no SDEE, os quais são comentados a seguir.

No trabalho desenvolvido por Sookananta *et al.* (2010), uma proposta de alocação de uma única unidade de GDs em SDEE radiais foi abordada, utilizou-se a Colônia de Formigas (*Anti Colony Search*) como técnica de otimização. Os autores atentam na limitação da potência máxima do GD, de forma que em nenhum momento se ultrapasse a demanda total do sistema, no intuito de impossibilitar a inversão do fluxo de potência no sistema, que é radial. Na função denominada objetivo, encontrou-se somente o termo referente as perdas ativas, negligenciando-se os limites de tensão nas barras. Também foi utilizado um fluxo de potência radial com a finalidade de se reduzir o esforço computacional.

No trabalho desenvolvido por Anwar *et al.* (2011), utilizou-se a formulação matemática por meio da derivada da equação de perdas técnicas com a injeção de potência nas barras mais sensíveis para a alocação de GDs. Desta forma, determinou-se o valor máximo de potência na barra na qual poderia estar o GD, o qual representa a dimensão (potência) ótima da geração alocada. O modelo abordado apresentou resultados desejáveis; porém, a busca pela dimensão adequada foi executada de modo exaustivo, o que não foi favorável do ponto de vista computacional.

Com o objetivo de diminuir as perdas elétricas e melhorar o perfil da tensão, Hussain *et al.* (2012) utilizaram a heurística Evolução Diferencial para alocação e dimensionamento do GD em SDEE. Inicialmente, determinou a capacidade de cada barra para gerar energia elétrica e selecionou aquela com maior capacidade, a qual impacta na maior redução das perdas elétricas. Já para o cenário com a inserção de vários GDs, a adição ocorreu uma a uma, verificando sempre qual possibilitava uma redução significativa nas perdas técnicas. As simulações foram feitas inserindo até quatro unidades de GDs, onde as perdas se reduziam com o aumento do número de unidades de GDs inseridas. No que diz respeito à eficiência e confiabilidade do sistema, o resultado mais adequado foi alcançado com a alocação de quatro unidades, mas do ponto de vista econômico, a alocação de três GDs seria a mais viável, pois reduziria o custo gerado com a inserção de mais um GD (o quarto).

Analisando as vantagens com a inserção do GD no sistema elétrico, o estudo elaborado por Pandi *et al.* (2012) abordou uma metodologia para a determinação do nível máximo de penetração dos GDs no SDEE, considerando as distorções harmônicas e controle da proteção. Tinha como objetivo determinar a inserção e o dimensionamento adequado de duas tecnologias

de geração, aquelas embasadas em inversores de frequência, que inserem harmônicos na rede, e os geradores síncronos. A técnica utilizada para resolver o problema de otimização foi o Enxame por Nuvem de Partículas. O Fluxo de Potência Harmônico Desacoplado foi utilizado para estimar o estado do SDEE. Para analisar o resultado apresentado pela metaheurística, fez-se uma verificação de curto-circuito no intuito de definir o controle dos dispositivos de proteção, condicionando os limites de curto-circuito e harmônicos dentro dos valores admissíveis. A inserção máxima de GD encontrada foi próxima de 60% da demanda e conforme os resultados apresentados, esta porcentagem deve ser respeitada para a geração por meio de GDs.

Tan *et al.* (2012) propôs solucionar o problema de alocação e dimensionamento do GD empregando uma variação do Algoritmo Genético. A população inicialmente construída se modificava no decorrer do processo de otimização, ocasionando alterações dos indivíduos (soluções). No intuito de reduzir as perdas e manter os limites de tensão nas barras, simulou-se a inserção de uma unidade de GD e comparou-se com o Algoritmo Genético Padrão, evidenciando redução de perdas relativamente maiores e convergências mais rápidas.

Dias *et al.* (2012) abordou um método híbrido destinado à alocação e dimensionamento de GDs com a finalidade de minimizar as perdas elétricas ativas. Como critério para a escolha das barras candidatas a receber os GDs, utilizou-se uma sensibilidade destas frente à injeção de potência, com o intuito de reduzir o espaço de busca do problema utilizando um fluxo de potência ótimo. A metodologia utilizada foi o Enxame por Nuvem de Partículas para solucionar o problema. Potências ativas e reativas foram inseridas ao mesmo tempo e de forma separada nos testes, considerando até três unidades de GDs.

Em Yasin *et al.* (2012), a utilização de GDs no SDEE objetivou minimizar as perdas elétricas ativas, aumento da capacidade do SDEE observando o carregamento das cargas, redução dos gastos de implantação e desempenho dos GDs. Nesse trabalho, considerou-se as perdas na função objetivo no intuito de estabelecer o máximo carregamento aceitável pelo SDEE, auxiliando o planejamento dos SDEEs. Também considerou-se um segundo cenário, onde empregou-se uma soma ponderada dos termos da função a ser otimizada, sendo executadas simulações com pesos fixos e aleatórios. Aplicou-se a técnica *Quantum Inspired Evolutionary Programming* para resolver o problema.

Abubakar *et al.* (2019) apresentou um estudo de alocação de GDs baseado em eletrônica de potência, onde abordou um algoritmo analítico para o dimensionamento e alocação adequada do GD, obtendo uma redução nas perdas elétricas como um dos benefícios proporcionados pela alocação de GDs.

Viral *et.al.* (2015) apresentou uma abordagem analítica no intuito de definir a inserção e o dimensionamento dos GDs no SDEE, com o propósito de reduzir as perdas no sistema. As expressões analíticas apresentadas fundamentam-se nas reduções das perdas associadas ao componente ativo e reativo das correntes de ramificação, ao se inserir o GD em locais diferentes. O procedimento permitiu apresentar uma sequência de nós, onde as unidades de GDs deveriam ser alocadas. Foi possível analisar e propor o dimensionamento adequado das unidades de GDs a serem inseridas nos nós por meio da otimização das equações de economia de perdas.

No trabalho apresentado por Nguyen *et.al.* (2016), os autores apresentaram uma metodologia baseada em um algoritmo meta-heurístico de busca cuckoo (*cuckoo search algorithm* - CSA) no intuito de definir uma adequada reconfiguração do SDEE e consequentemente o dimensionamento e alocação das unidades de GDs, com a finalidade de reduzir as perdas e ocasionar uma melhoria no perfil da tensão.

Rajaram *et.al.* (2015) empregou um algoritmo de crescimento de planta modificado (*Plant Growth Simulation Algorithm* - MPGSA) com a finalidade de reconfigurar a rede do SDEE e dimensionar as unidades de GDs. A inserção do GD no local adequado foi realizada por meio do método do fator de sensibilidade a perdas. Nas simulações, utilizou-se 3 unidades de GDs com o fator de potência unitário em um sistema radial de 33 barras.

Pateal *et.al.* (2015) empregou um algoritmo baseado em população denominado *teaching learning based optimization algorithm* – TLBO apresentado por Rao *et.al.* (2012) com a finalidade de solucionar o problema relacionado ao dimensionamento do GD no SDEE radial. A metodologia proposta buscou reduzir as perdas e melhorar o perfil da tensão.

Os desafios para dimensionar e alocar os GDs no SDEE foram abordados em Dixit *et.al.* (2016), onde uma meta-heurística foi apresentada para dimensionar o GD, utilizando o algoritmo artificial de colônia de abelhas (*artificial bee colony* - ABC). O método do índice de vetor (*index vector method* - IVM) foi utilizado para definir o local de inserção adequado do GD e reduzir o espaço de busca das barras definidas para alocar o GD. A metodologia foi aplicada em um sistema de 15 e 33 barras, alocando-se um e vários GDs com fator de potência distinto.

No trabalho desenvolvido por Alam *et.al.* (2018), a alocação e dimensionamento dos GDs fundamentou-se em um problema de otimização não linear inteira mista (*mixed – integer nonlinear programming* - MINLP), sendo resolvido por meio da programação quadrática sequencial (*sequential quadratic programming* - SQP), com a finalidade de melhorar o perfil da tensão e minimizar as perdas no SDEE.

3 SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Para o entendimento e a condução de estudos em sistema de potência, tanto para SDEE, quanto para redes de transmissão, a modelagem matemática é, normalmente, realizada em condições de operação em regime permanente, modelando os componentes do sistema tais como transformadores, linhas e cargas. Nessa análise, as grandezas de interesse são as tensões nas diferentes barras do sistema, fluxo de potência ativa e reativa nas linhas e perdas elétricas (PANTUZZI, 2006).

3.1 Modelo dos componentes de um sistemas de distribuição

No processo de otimização é realizado uma análise da operação dos SDEE, a qual auxilia ao cálculo dos valores do modelo matemático, através da análise de fluxo de potência do SDEE. Para isto é necessário modelar os componentes do SDEE Pantuzzi (2006) apresentados a seguir.

3.2 Subestação de distribuição

A representação de uma subestação (SE) de distribuição é apresentada na Figura 4, onde o lado primário está ligado à rede de subtransmissão e o lado secundário está conectado à rede de distribuição. Há muitos arranjos possíveis das subestações, de acordo com a potência instalada e a confiabilidade requisitada.

Figura 4 - Subestação de alta tensão.

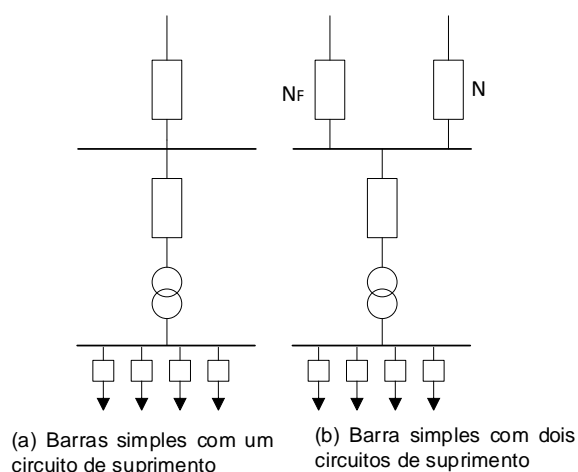


Fonte: (Frontin, 2013).

Em SEs que fornecem energia para regiões com baixa densidade de carga (transformador da subestação com potência nominal da ordem de 10 MVA) emprega-se um arranjo caracterizado por “simples”, que apresenta um custo reduzido. Este tipo de subestação pode apresentar uma única linha de fornecimento de energia, como apresentado na Figura 5(a), ou, buscando aumentar a confiabilidade, duas linhas de fornecimento de energia (KAGAN, 2005). Quando abastecido por meio de uma única fonte (sistema de subtransmissão) a subestação possuirá na alta tensão um único dispositivo para a proteção do transformador (disjuntor), reduzindo assim a confiabilidade. Em contrapartida é possível aumentar a confiabilidade por meio de uma duplicação radial da fonte de alimentação como apresentado na Figura 5(b). Em regiões onde a densidade de carga é elevada, pode-se inserir outros transformadores no intuito de melhorar a confiabilidade e flexibilidade operacional, onde muda-se o esquema da SE de barra simples para barra principal mais transferência e/ou esquemas de barras duplas.

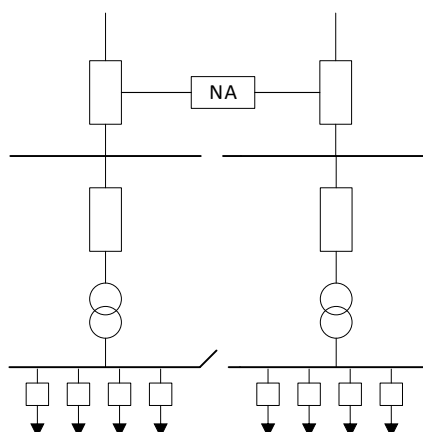
Na Figura 6 apresenta-se o diagrama unifilar da subestação com dupla alimentação, onde os circuitos de saída são alocados em vários barramentos, possibilitando maior confiabilidade e flexibilidade de operação. Caso ocorra uma falta (curto-circuito), abrem-se as chaves à montante e à jusante, isolando assim o transformador.

Figura 5 - Sistema de barras simples.



Fonte: Adaptado de (Kagan, 2005).

Figura 6 - Diagrama unifilar de subestação contendo dupla alimentação.

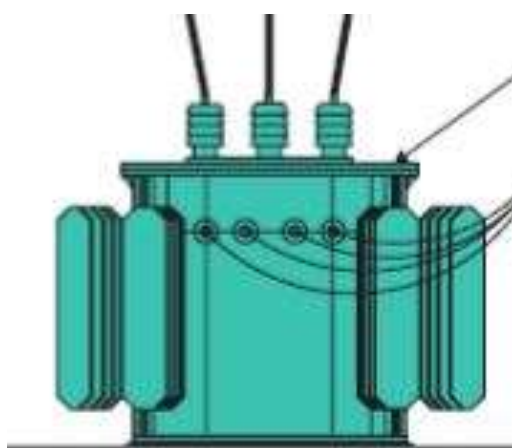


Fonte: Adaptado de (Kagan, 2005).

3.3 Transformador de distribuição

O intuito da utilização do transformador de distribuição é a redução da tensão de subtransmissão para distribuição primária. Os transformadores de distribuição apresentam um sistema de proteção contra raios decorrentes de surtos de origem atmosférica e possuem fusíveis instalados no lado primário no intuito de proteção caso ocorra uma sobrecorrente. O lado denominado secundário, geralmente, não possui dispositivo de proteção. A Figura 7 mostra um exemplo de transformador.

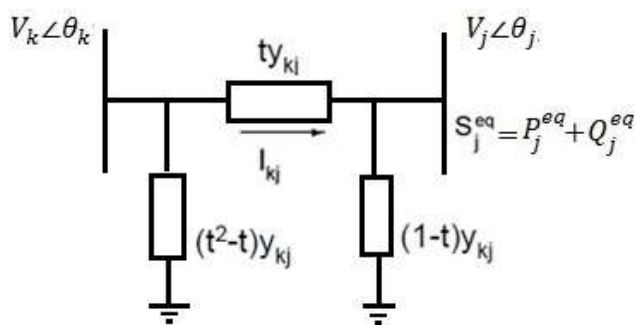
Figura 7 – Transformador.



Fonte: (Mamede Filho, 2017).

Apresenta-se, na Figura 8, o modelo de um transformador com ajuste de *taps*, com o objetivo de controlar a tensão.

Figura 8 - Modelagem de um transformador com ajuste de taps.



Fonte: Adaptado de (MacLeod, 1929).

As correntes através das barras k e j são:

$$I_{kj} = y_{kj} t^2 V_k - y_{kj} t V_j = (g_{kj} + j b_{kj}) t^2 V_k - (g_{kj} + j b_{kj}) t V_j \quad (1)$$

$$I_{jk} = -y_{kj} t V_j + y_{kj} V_k = -(g_{kj} + j b_{kj}) t V_j + (g_{kj} + j b_{kj}) V_k \quad (2)$$

onde:

- I_{kj} : Correntes entre as barras k e j ;
- y_{kj} : Admitância da linha;
- g_{kj}, b_{kj} : Condutância e susceptância da linha;
- t : Variável do tap;
- V_j, V_k : Tensões nas barras j e k ;

Por meio da utilização destes modelos e dos parâmetros A, B e C da equação:

$$A|V_j|^4 + B|V_j|^2 + C = 0 \quad (3)$$

onde:

- A, B, C : Parâmetros de descrição da linha,

é possível realizar o cálculo da tensão da barra e da fase da tensão na barra j com o auxílio das seguintes equações:

$$A = |y_{kj}|^2 = g_{kj}^2 + b_{kj}^2 \quad (4)$$

$$B = 2(P_j^{eq} g_{kj} - Q_j^{eq} b_{kj}) - y_{kj}^2 |t V_k|^2 \quad (5)$$

$$C = (P_j^{eq})^2 + (Q_j^{eq})^2 \quad (6)$$

$$\theta_j = \theta_k + \phi_{kj} + \arctan \left(\frac{Q_j^{eq} - b_{kj}|V_j|^2}{P_j^{eq} - g_{kj}|V_j|^2} \right) \quad (7)$$

onde:

P_j^{eq}, Q_j^{eq} : Potência ativa e reativa equivalente da barra;

g_{kj}, b_{kj} : Condutância e susceptância da linha;

θ_j, θ_k : Fases das tensões de barra;

Para efetuar o cálculo das perdas, calcula-se o fluxo de potência no primário e no secundário por meio das seguintes equações:

$$S_{kj} = V_k I_{kj}^* = P_{kj} + jQ_{kj} \quad (8)$$

$$S_{jk} = V_j I_{jk}^* = P_{jk} + jQ_{jk} \quad (9)$$

$$PL_{kj} = P_{kj} + P_{jk} \quad (10)$$

$$QL_{kj} = Q_{kj} + Q_{jk} \quad (11)$$

onde:

S_{kj}, S_{jk} : Potência aparente;

I_{kj}^*, I_{jk}^* : Conjugado das correntes entre as barras k e j ;

P_{kj}, P_{jk} : Potência ativa entre as barras k e j ;

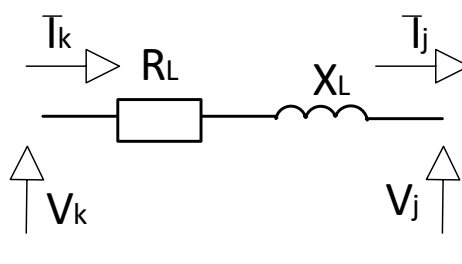
Q_{kj}, Q_{jk} : Potência reativa entre as barras k e j ;

PL_{kj}, QL_{kj} : Perdas de potência ativa e reativa no transformador;

As linhas de distribuição primária têm por finalidade a transmissão de energia até os consumidores finais (indústrias, comércios, residências, etc.), sendo estes conectados tanto no sistema primário quanto no sistema secundário.

O material que compõe a estrutura dos cabos das linhas de transmissão é o alumínio, pela vantagem de custo em relação ao cobre. A Figura 9 apresenta um modelo de linha curta, modelo da linha de transmissão.

Figura 9 – Modelo de linha curta.



Fonte: Adaptado de (Grainger e Stevenson, 1994).

onde:

I_j, I_k :	Corrente que flui;
V_k, V_j :	Tensões nas barras;
R_L :	Resistência da linha;
X_L :	Reatância da linha;

3.4 Capacitores shunt

Um banco de capacitores, como apresentado na Figura 10, é responsável por:

- Controlar a tensão;
- Elevar a capacidade da rede;
- Reduzir as perdas;
- Filtrar harmônicos, quando da utilização de bancos na forma de filtros passivos;
- Efetuar a correção do fator de potência do sistema, onde existe uma compensação por parte deles na energia reativa das cargas, resultando em uma melhoria no perfil da tensão.

A representação dos capacitores shunt é feita através de uma susceptância b conectada à referência (geralmente a terra). Onde a potência reativa injetada na barra devido ao capacitor é apresentada na Equação (12).

Figura 10 - Banco de capacitores usados em SE.



Fonte: (Frontin, 2013).

$$Q = b|V^2| \quad (12)$$

onde:

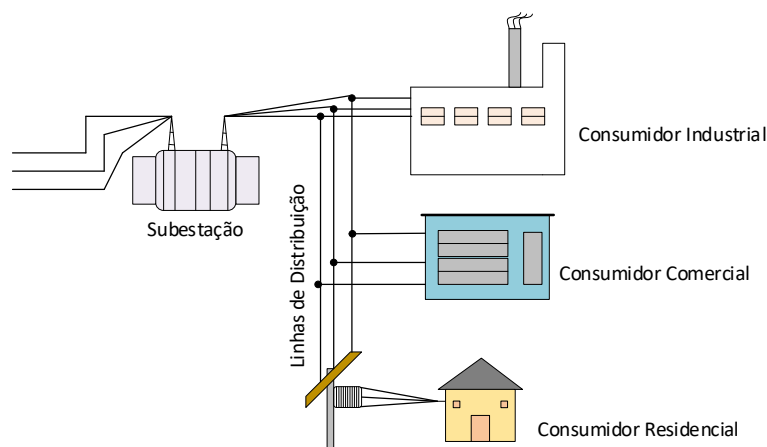
- b : Susceptância;
 V : Tensão da barra;
 Q : Potência reativa;

Para o cálculo da potência equivalente da barra, faz-se necessário acrescentar a potência injetada pelo capacitor. No cálculo das tensões nodais para os ramos diretamente ligados à barra, considera-se a variação nos coeficientes A , B e C das Equações (4)-(6) da linha de transmissão devido à susceptância do capacitor (KAGAN, 2005).

3.5 Cargas

Um padrão de conexão de um consumidor (residencial, comercial, industrial, etc.) à rede secundária é apresentado na Figura 11.

Figura 11 – Conexão de cargas.



Fonte: Adaptado de (Blume, 2007).

Os consumidores são denominados como sendo as cargas e podem ser representados nos seguintes modelos apresentados em Pantuzi (2006):

- Potência Constante
- Corrente Constante
- Admitância Constante
- Modelo híbrido

Tais cargas podem ser consideradas monofásicas, bifásicas ou trifásicas.

3.5.1 Modelos de carga de potência constante

Neste modelo, as tensões sempre mudam, mas a potência complexa permanece constante. A representação das correntes de linha é a seguinte:

$$I_L = \left(\frac{S}{V_n}\right)^* = |I_L| < \alpha \text{ (pu)} \quad (13)$$

onde:

- α : Ângulo resultante;
- I_L : Corrente de linha;
- S : Potência aparente;
- V_n : Tensão nominal;

3.5.2 Modelo de corrente constante

O módulo da corrente permanece constante, neste modelo, enquanto as tensões mudam.. A magnitude da corrente é apresentada como sendo:

$$I_L = |I_L| \angle (\delta - \theta) \quad (14)$$

3.5.3 Modelo de admitância constante

Este modelo leva em consideração a mudança em cada instante das tensões, permanecendo as admitâncias constantes, representado por meio da seguinte equação:

$$\frac{1}{Y} = Z = \frac{|V_n|^2}{S^*} = \frac{|V_n|^2}{|S|} \angle (\theta) = |Z| \angle \theta \quad (15)$$

As correntes de carga são obtidas por meio da equação:

$$I_L = \frac{V_n}{Z} = \frac{|V_n|}{|Z|} \angle (\delta - \theta) = |I_L| \angle \alpha \quad (16)$$

onde:

Z : Impedância.

3.5.4 Modelo híbrido

No modelo híbrido, a carga é modelada considerando-se uma porcentagem de cada um dos modelos apresentados anteriormente. Logo, a corrente de linha é obtida por meio da soma das três componentes apresentadas a seguir:

$$I_L = aI_L^P + bI_L^Z + cI_L^I \quad (17)$$

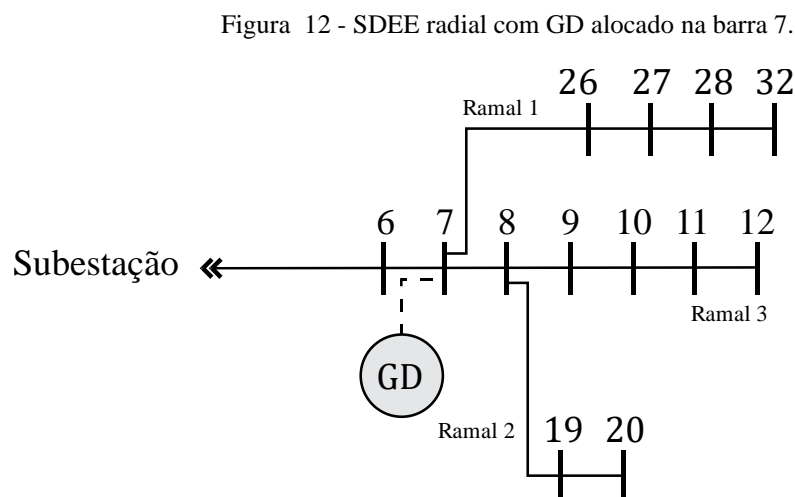
com $0 \leq a, b, c \leq 1$ e $a + b + c = 1$

4 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

4.1 Alocação de geradores distribuídos

A inserção de GDs nos SDEE utilizando diferentes tecnologias impacta nos índices de operação dos SDEE, mais especificamente nas perdas elétricas ativas e nos níveis de tensão. Dependendo da sua alocação (barra instalada) e de seu dimensionamento (potência gerada), estes valores (impactos) mudam. Exemplificando, tem-se a rede apresentada na Figura 12, a qual opera sem nenhum GD e possui uma tensão mínima de 0,88 p.u. e perdas iguais a 202,05 kW. Em seguida, em uma primeira tentativa, se aloca um GD de 400 kW na barra 7, a tensão mínima da rede elétrica se eleva para 0,9212 p.u. e as perdas se reduzem para 170 kW. Já em uma segunda tentativa, esse mesmo GD é alocado na barra 27, e o valor mínimo de tensão aumenta para 0,9433 p.u. e as perdas são reduzidas para 148 kW. Dessa forma, pode-se continuar tentando alocar o GD em outras barras até encontrar a barra que gere maior valor mínimo de tensão e menor perdas elétricas.

Em redes de maior porte, considerando-se que a potência gerada por cada GD pode variar e ocorre a alocação de vários GDs, a complexidade do problema aumenta. Sendo, então, necessário utilizar técnicas de otimização para resolver o problema.



Fonte: Do autor.

Por outro lado, com relação às melhorias proporcionadas ao SDEE pelo aumento da potência gerada pelo GD, vale ressaltar, no entanto, que elas obedecem a uma relação não-linear, de modo que aumentos significativos de tal potência não implicam, necessariamente, em ganhos à operação, como pode ser exemplificado na Figura 13, para um GD em uma única

posição (barra). Diante dos impactos mencionados, da complexidade do SDEE, das limitações de potência gerada e das restrições de operação, estabelece-se então o problema da alocação de GDs.

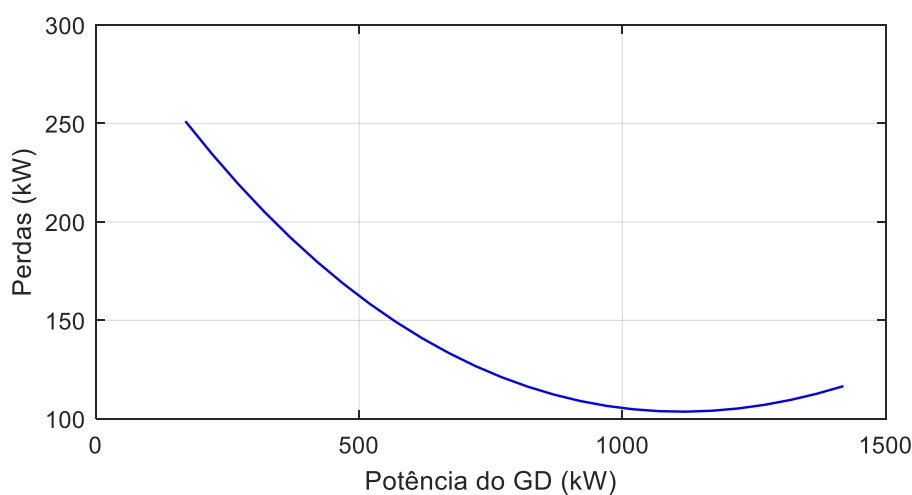
Dessa forma, como indicado anteriormente, em virtude do elevado número de possíveis soluções e da necessidade de encontrar a melhor delas, visando reduzir as perdas elétricas e melhorar o perfil da tensão, verifica-se que tal problema se enquadra dentro da programação inteira mista (WANG *et al.*, 2014), sendo resolvido de forma eficiente por métodos de otimização computacional.

4.2 Formulação matemática da função objetivo

No presente trabalho, o problema da alocação de GDs foi representado através da minimização de uma função F , a qual se iguala às perdas elétricas ativas totais do SDEE, como indica a seguinte expressão:

$$\min F = \sum_{l=1}^{nl} R_l I_l^2 \quad (18)$$

Figura 13 - Relação de potência do GD versus perdas, referente à alocação do GD na barra 7, como apresentado na Figura 12.



Fonte: Do autor.

sujeito a:

- Capacidade dos alimentadores:

$$I_{\min} < I_{in} < I_{\max} \quad (19)$$

- Capacidade das subestações:

$$I_{\min} < I_{sub} < I_{\max} \quad (20)$$

- Capacidade dos GDs:

$$P_{GD,\min} < P_{GD} < P_{GD,\max} \quad (21)$$

- Nível de tensão nas barras:

$$V_{\min} < V_k < V_{\max} \quad (22)$$

onde:

n_l : total de linhas;

V_{mn} e V_{max} : tensão mínima e máxima da barra, respectivamente;

V_k : tensão na barra k ;

$P_{(GD,\min)}$: potência nominal mínima de um GD;

$P_{(GD,\max)}$: potência nominal máxima de um GD;

P_{GD} : potência nominal de um GD;

$I_{mín}$: menor corrente suportada pelos alimentadores ou subestações;

$I_{máx}$: maior corrente suportada pelos alimentadores ou subestações;

I_{sub} : corrente da subestação;

I_{in} : corrente do alimentador;

5 METODOLOGIA DE OTIMIZAÇÃO

O problema tratado neste trabalho, de alocação e dimensionamento ótimos de GDs em um SDEE foi resolvido através da implementação de duas técnicas meta-heurísticas com o propósito de elevar a eficiência na procura das melhores soluções.

A primeira técnica é o GRASP (Feo Resende, 1989) designada como sendo um algoritmo iterativo que consiste em duas etapas:

- (i) Construção de uma solução;
- (ii) Busca Local;

Onde a fase de construção foi designada por um algoritmo do tipo guloso, que apresenta uma componente aleatória e adaptativa. A fase de busca local foi efetuada para encontrar melhores resultados em relação à solução alcançada na fase construtiva.

A segunda meta-heurística é o VNS (Mladenovic e Hansen, 1997), que apresenta uma técnica baseada em um procedimento de trocas sistemáticas de parâmetros através de estruturas de vizinhanças dentro do espaço de soluções, no intuito de sair de soluções ótimas locais. A forma de transitar nas estruturas de vizinhanças gera diferentes algoritmos próprios do VNS, sendo aplicado no presente trabalho o Basic VNS (Mladenovic e Hansen, 1997).

5.1 Implementação

5.1.1 Representação de uma solução

A representação de uma solução para o problema de alocação de GDs é caracterizada por uma matriz $m \times 2$, onde m é designado como sendo o número de GDs. Valores dos locais (barras) onde estão instalados os GDs e suas potências caracterizam uma solução, como ilustrado na Figura 14 (para $m = 2$).

Figura 14 - Caracterização de uma solução.

	Barra de Alocação	Potência Gerada (kW)
Solução i :	11	300
	25	250

Fonte: Do autor.

5.1.2 Avaliação da função objetivo

A avaliação da função objetivo é estimada para cada solução encontrada no processo de otimização utilizando a metodologia GRASP-VNS. Esta consiste em calcular valores do modelo matemático indicado no item 4.2. Para isso, é utilizado uma análise de fluxo de potência empregando o método de Newton Raphson (Grainger e Stevenson, 1994).

5.1.3 Critério de parada

O critério de parada na meta-heurística GRASP (construção de soluções) foi o número de soluções geradas na etapa de construção das soluções. Já para a meta-heurística VNS (busca local), utilizou-se como critério o número máximo de visitas em cada estrutura de vizinhança, com número máximo de vizinhança igual a 2.

5.1.4 Procedimento do algoritmo GRASP-VNS

A implementação do GRASP pode ser apresentada em três etapas, conforme mostrado a seguir (OLIVEIRA, 2011):

Procedimento para implementação do GRASP

Etapa 1: Leitura dos dados do problema e obtenção da solução inicial;

- 1 $f^* \leftarrow -\infty; x^* \leftarrow \emptyset;$
- 2 Ler os dados do problema
- 3 **Para:** Sol = 1, ..., MaxSol, **faça:**

Etapa 2: Realizar a construção de uma solução utilizando componentes aleatórios (fase de construção)

- 4 $\alpha = \text{rand}(0-1)$
- 5 **Se** $\alpha < 0,5$ **faça:**
- 6 Construir uma solução x de forma aleatória.
- 7 **Se não:**
- 8 Construir uma solução x de modo aleatório-guloso.
- 9 **Fim Se**
- 10 **Fim Para**

Etapa 3: Realizar uma melhoria da solução encontrada na fase construtiva.

- 11 **Para** $k = 1, \dots, \text{MaxIter}$, **faça:**
- 12 Encontrar y aplicando busca local a x (fase de busca local);
- 13 **Se** $f(y) < f^*$, **então:**
- 14 $x^* \leftarrow y, f^* \leftarrow f(y);$
- 15 **Fim Se**
- 16 **Fim para**
- 17 Retorna x^*

FIM GRASP

Analisando o procedimento para implementação do GRASP na primeira etapa, faz-se a leitura dos dados apresentados no problema, e na segunda etapa um parâmetro α que varia entre 0 e 1 é definido aleatoriamente. No caso do parâmetro $\alpha < 0,5$, apresenta-se um indicador totalmente aleatório, do contrário apresenta um indicador aleatório-guloso.

No **primeiro caso**, onde o algoritmo é totalmente aleatório, o GD é alocado em uma barra escolhida aleatoriamente. Logo após, a capacidade de geração do GD é definida e um sorteio aleatório com valor real na faixa viável de potência que é atribuído ao GD é efetuado. No **segundo caso**, onde o algoritmo é aleatório-guloso, emprega-se um critério de sensibilidade de tensão (VSI) no intuito de identificar melhores locais (barras) candidatos para a alocação do GD (SUBRAHMANYAM e RADHAKRISHNA, 2009). Por meio da seguinte equação, o VSI é encontrado.

$$VSI_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (1 - V_i)^2}{n}} \quad (23)$$

Na eq. 23 V_i representa a tensão no i -ésimo nó e n é o número de nós. Logo, o GD é alocado levando em consideração as barras com menor VSI. Para determinar a capacidade de geração do GD, um valor na faixa viável de potência é escolhido de forma aleatória.

A etapa 3 do GRASP (busca local) é substituída pelo algoritmo VNS, levando em consideração a solução determinada na etapa anterior, onde os procedimentos para a implementação são apresentados em seguida.

Procedimentos para aplicação do VNS na busca local

Etapa 1: Leitura dos dados do problema e obtenção da solução inicial;

Etapa 2: Define-se $k_{\max} = 2$;

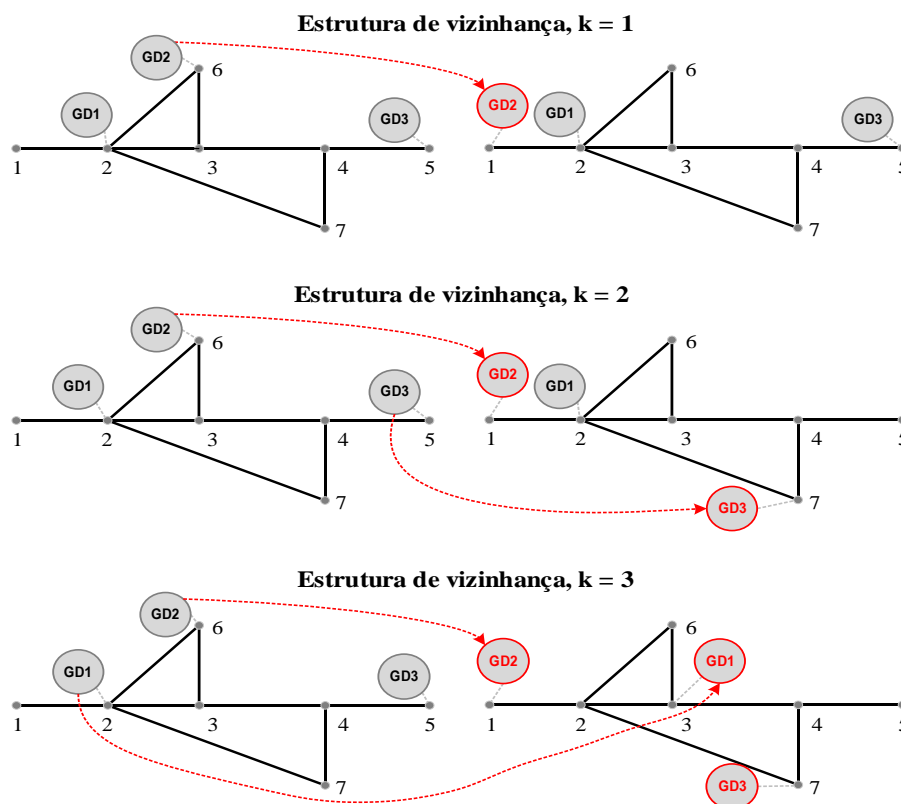
Etapa 3 (agitação): É gerada uma solução x' na k -ésima vizinhança de x , trocando-se k GDs de barras (ver Figura 15) ou alterando as potências dos k GDs, observando a capacidade de geração da barra na qual o GD será instalado (ver Figura 13).

Etapa 4 (busca local): Aplica-se uma busca local em torno de x' , alterando a barra ou a potência de um GD aplicando o “Critério de busca local”. Com isso, obtém-se a solução x'' avalia-se o seu custo na função objetivo.

Etapa 5 (mover ou não): Caso o valor da função objetivo da solução x'' seja melhor que o valor da solução incumbente x , x'' passa a ser x e volta a $k=1$. Caso contrário, continua a busca local (etapa 3) até alcançar $Maxvisitas$, que é definido de acordo com o tamanho da rede. Atingindo o valor de $Maxvisitas$, faz-se $k=k+1$;

Etapa 6: Se $k_{\max} \leq 2$; retorna ao passo 2; **Se não: FIM VNS.**

Figura 15 - Geração de soluções nas estruturas de vizinhança, para $k = 1$; $k = 2$ e $k = 3$.



Fonte: Do autor.

Com o propósito de orientar a busca por melhores soluções na etapa 4 (busca local) do VNS, um critério aleatório-determinístico é utilizado, de forma similar ao aplicado na etapa construtiva do GRASP, utilizando o índice de sensibilidade de tensão apresentado na eq. 23 para a mudança de local (barra) do GD. A lista construída é ordenada de forma ascendente. Logo após, faz-se um sorteio de uma barra no grupo dos 50% dos primeiros elementos do vetor.

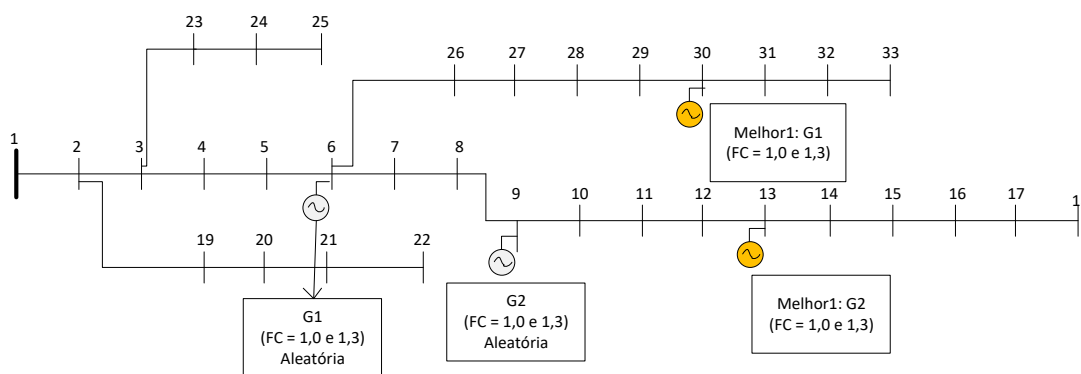
Para o caso de mudança de valor de potência, a curva de capacidade de potência é construída na barra onde o GD será realocado ou na barra atual (caso não ocorra a realocação de barra) e se efetua o sorteio de um valor de potência compreendido na faixa de 50% a 100% da capacidade de potência.

Desse modo, a visita de soluções no espaço de busca pesquisa soluções ótimas locais, saindo destas soluções por meio da troca de estrutura de vizinhança, em busca da solução ótima global.

6 RESULTADOS

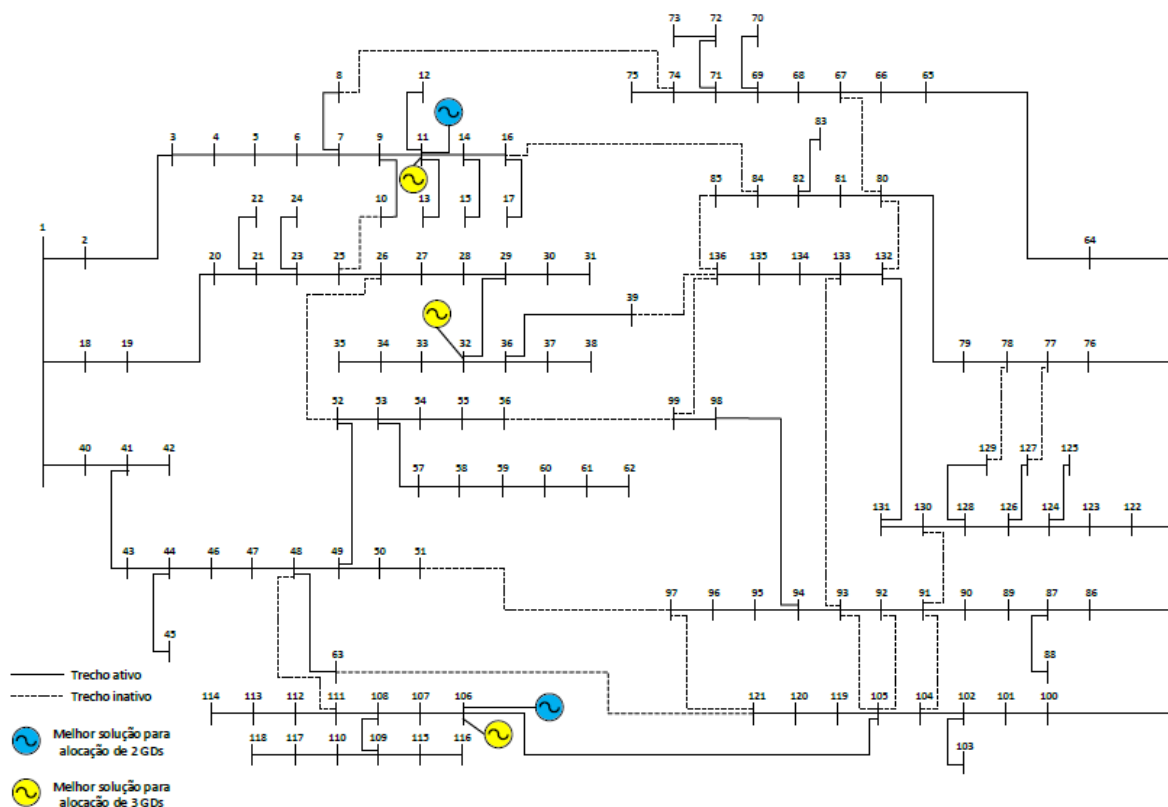
Apresenta-se, neste capítulo, os resultados obtidos aplicando a metodologia proposta, a qual foi implementada no ambiente computacional Matlab™. Utilizou-se duas redes elétricas ilustradas nas Figuras 16 e 17. Sendo a primeira de 33 barras do IEEE e a segunda de 135 barras com dados encontrados em (Chis et al., 1997) e (Guimarães et al., 2010), respectivamente.

Figura 16 - SDEE de 33 barras do IEEE.



Fonte: Adaptado de (Chis, 1997).

Figura 17 - SDEE de 135 barras.



Fonte: Adaptado de (Guimarães et al., 2010).

Na avaliação do SDEE de 33 barras, considerou-se os seguintes parâmetros iniciais: número de GDs igual a 2; número de soluções geradas pelo GRASP igual a 10 e; número máximo de visitas na vizinhança N_k igual a $20 \times K$. Considerou-se também dois patamares de carregamento (NC), sendo o primeiro com $NC = 1$ (operação normal) e no segundo $NC = 1,3$ (operação em horário de alta demanda). Os resultados obtidos são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1 - Resultados para o sistema IEEE-33 barras.

Respostas	Barras Alocadas	Potência Ativa dos GDs (kW)	Potência Reativa dos GDs (kVAR)	Perdas Elétricas (kW)	V min p. u	Nº de Fluxos de Potência
Cenário 1 (Fator de Carregamento (NC) = 1,0)						
Sem GDs	-	-	-	202,677	0,9131	-
Solução aleatória	6;9	500;800	314,8; 383,56	117,776	0,9687	-
Melhor 1	13;30	839;1085	356,42; 500,22	28,6241	0,9801	1335
Melhor 2	10;30	994;1026	480,26;447,31	29,0608	0,9806	1720
Melhor 3	14;30	771;1229	318,5; 335,85	29,3520	0,9801	1532
Cenário 2 (Fator de Carregamento (NC) =1,3)						
Sem GDs	-	-	-	359,823	0,884	-
Solução aleatória	6;9	636;1178	421,4;338,7	186,859	0,959	-
Melhor 1	13;30	1086;1414	473,8;650,3	48,776	0,974	1450
Melhor 2	14;30	993;1556	430,9;500,6	49,345	0,974	1320
Melhor 3	10;30	1296;1315	626,9;611,4	49,689	0,975	1334

Fonte: Do autor.

Dos resultados obtidos observa-se no cenário NC igual a 1,0 uma redução de perdas elétricas igual a 41,89% e 85,88% ao se alocar GDs utilizando-se o critério aleatório e a metodologia de otimização respectivamente. Já no cenário NC igual a 1,3 a redução de perdas elétricas foi de 86,4% utilizando-se a metodologia de otimização. Quanto aos níveis de tensão, observa-se uma melhoria, sendo que na operação normal o SDEE opera na faixa crítica e com os GDs alocados opera na faixa adequada.

Para a rede de 135 barras, considerou-se valores próprios da metodologia, mostradas na Tabela 2, com a finalidade de fazer uma análise de sensibilidade destes frente às respostas encontradas, ou seja, obteve-se diferentes arranjos de valores para testar este SDEE.

Tabela 2 - Parâmetros utilizados na metodologia..

Parâmetros	Valores considerados				Aplicação (item 5.1.4)
Nº de GDs a serem alocados	2;3				-
Nº de soluções GRASP	10	20	40		Etapa 1 GRASP(MaxSol)
Faixa máxima (critério aleatório guloso GRASP)	50	70	100		Etapa 2 GRASP (critério aleatório guloso)
Faixa máxima (critério de busca local VNS)	50	70			Etapa 3 VNS (Busca Local)
Nº máximo de visitas na Nk (VNS)	20 x k	40 x k	80 x k	100 x k	Etapa 1 VNS (k=1, 2)

Fonte: Do autor.

O total de combinações dos parâmetros para cada disponibilidade do número de GDs é igual a 72, sendo que no presente trabalho foram considerados 36 arranjos (combinações) e de forma aleatória devido à limitação de tempo de simulação. Uma combinação (arranjo) de parâmetros é denominada de “cenários” não processo de simulação e mostrados na Tabela 3.

Desta forma foram feitas 36 simulações para os 36 arranjos (ou cenários) gerados e agrupados para 2 e 3 GDs respectivamente. Exemplificando, o Grupo 1 (coluna 1 da Tabela 3) que aloca 2 GDs possui os cenários 17, 34, 31, 23, 36 e 8 (coluna 2 da Tabela 3). Estes cenários geram perdas elétricas entre 173,503 kW a 173,822 kW (coluna 3 e 4 da Tabela 3).

Por outro lado, para cada cenário gera-se uma quantidade de soluções GRASP encontrando essa mesma quantidade de soluções (perdas elétricas). Este conjunto de soluções tem seu desvio padrão. Para o valor de perdas elétricas mínimo e máximo encontrado se indica os desvios padrões (coluna 5 e 6 da Tabela 3). Para exemplificar, levando em consideração o Grupo 1 que utiliza 2 GDs, com 6 cenários (17 34 31 23 36 8) apresenta-se desvio padrão de 5,7 kW para aquele cenário que encontrou o valor de 173,503 kW.

A quantidade de análise de fluxo de carga quantifica o esforço computacional para obter os resultados (colunas 7 e 8 da Tabela 3). Para exemplificar, aquele cenário que demandou menor quantidade de análise de fluxo de carga precisou de 244 fluxo de carga (para o Grupo 1).

Tabela 3 - Resultados obtidos para o SDEE de 135 barras.

N° do Grupo de Cenários	Cenário de cada Grupo	Perdas Elétricas $ \Delta P $ (kW)				Fluxos de Carga	
		Valor mínimo		Desvio Padrão		Valor Mínimo	
		Min.	Max.	Min.	Max.	Min.	Max.
Para dois GDs							
1	17 34 31 23 36 8	173,503	173,822	5,7	8,5	244	936
2	7 6 32 28 33 24 20 15 18 35 1 16	174,065	174,984	4,9	18,7	100	720
3	4 30 13 2 26 3 19	175,062	175,610	4,3	10,7	112	492
4	29 27	176,118	176,597	5,2	13,0	154	574
5	25	177,903	177,903	11,9	11,9	128	128
6	11 12 14 10 9	178,029	178,629	4,7	16,1	92	602
7	22	180,804	180,804	7,5	7,5	220	220
8	21	181,049	181,049	13,4	13,4	104	104
9	5	182,381	182,381	14,0	14,0	122	122
Para três GDs							
1	27	142,186	142,186	10,4	10,4	668	668
2	30 15	144,744	144,919	8,8	11,1	170	616
3	20	145,685	145,685	7,2	7,2	938	938
4	28 33	146,020	146,220	11,1	15,2	116	420
5	4 16 36	147,134	147,611	8,0	10,3	362	786
6	29 21 19 34 9 7 25	148,269	148,738	7,6	18,2	118	696
7	26 28 32 14 35 23 5 31 12	149,070	149,937	6,9	13,2	208	722
8	11 8	150,465	150,468	5,9	9,5	624	850
9	3 13	151,126	151,275	11,5	13,5	196	1004
10	24	152,183	152,183	9,0	9,0	344	344
11	17	153,264	153,264	16,4	16,4	90	90
12	2	154,937	154,937	11,0	11,0	314	314
13	22 6	155,174	155,212	7,1	9,5	274	460
14	1	156,038	156,038	14,1	14,1	150	150
15	10	159,035	159,035	10,6	10,6	332	332

Fonte: Do autor

A Tabela 4 ilustra de forma detalhada os valores próprios da metodologia (Tabela 2) para cada grupo de cenários. A modo de exemplificação, considerando-se o Grupo 1, o qual agrupa 6 cenários e cada cenário tem seu arranjo de valores de parâmetros e mostrados nas colunas 2, 3, 4 e 5 desta tabela.

Tabela 4 - Descrição dos resultados obtidos para cada cenário avaliado.

Nº do Grupo de Cenários	Nº de Soluções GRASP	Faixa máxima (critério aleatório guloso GRASP)	Faixa máxima (critério de busca local VNS)	Nº máximo de visitas na Nk (VNS)
Para Dois GDs				
1	10(1) 20(2) 40(3)	50(0) 70(3) 100(3)	50(3) 70(3)	20(1) 40(1) 80(2) 100(2)
2	10(3) 20(5) 40(4)	50(4) 70(5) 100(3)	50(9) 70(3)	20(2) 40(2) 80(3) 100(5)
3	10(3) 20(2) 40(2)	50(5) 70(2) 100(0)	50(7) 70(0)	20(1) 40(3) 80(2) 100(1)
4	10(0) 20(0) 40(2)	50(1) 70(1) 100(0)	50(2) 70(0)	20(1) 40(0) 80(1) 100(0)
5	10(0) 20(0) 40(1)	50(1) 70(0) 100(4)	50(1) 70(0)	20(1) 40(0) 80(0) 100(0)
6	10(4) 20(1) 40(0)	50(1) 70(0) 100(4)	50(1) 70(4)	20(1) 40(2) 80(1) 100(1)
7	10(0) 20(1) 40(0)	50(0) 70(0) 100(4)	50(0) 70(1)	20(0) 40(1) 80(0) 100(0)
8	10(0) 20(1) 40(0)	50(0) 70(0) 100(1)	50(0) 70(1)	20(1) 40(0) 80(0) 100(0)
9	10(1) 20(0) 40(0)	50(0) 70(1) 100(0)	50(1) 70(0)	20(1) 40(0) 80(0) 100(0)
Para Três GDs				
1	10(0) 20(0) 40(1)	50(1) 70(0) 100(0)	50(1) 70(0)	20(0) 40(0) 80(1) 100(0)
2	10(0) 20(1) 40(1)	50(1) 70(1) 100(0)	50(2) 70(0)	20(0) 40(1) 80(1) 100(0)
3	10(0) 20(1) 40(0)	50(0) 70(0) 100(0)	50(1) 70(0)	20(0) 40(0) 80(0) 100(1)
4	10(0) 20(1) 40(1)	50(0) 70(1) 100(1)	50(1) 70(1)	20(1) 40(1) 80(0) 100(0)
5	10(1) 20(1) 40(1)	50(2) 70(0) 100(1)	50(2) 70(1)	20(0) 40(0) 80(0) 100(3)
6	10(2) 20(2) 40(3)	50(1) 70(3) 100(3)	50(4) 70(3)	20(4) 40(1) 80(2) 100(0)
7	10(2) 20(2) 40(5)	50(3) 70(3) 100(3)	50(6) 70(3)	20(1) 40(2) 80(3) 100(3)
8	10(2) 20(0) 40(0)	50(0) 70(1) 100(1)	50(1) 70(1)	20(0) 40(0) 80(1) 100(1)
9	10(1) 20(1) 40(0)	50(2) 70(0) 100(0)	50(2) 70(0)	20(1) 40(0) 80(1) 100(0)
10	10(0) 20(1) 40(0)	50(0) 70(0) 100(1)	50(0) 70(1)	20(0) 40(0) 80(0) 100(1)
11	10(0) 20(1) 40(0)	50(0) 70(1) 100(0)	50(1) 70(0)	20(1) 40(0) 80(0) 100(0)
12	10(1) 20(0) 40(0)	50(1) 70(0) 100(0)	50(1) 70(0)	20(0) 40(1) 80(0) 100(0)
13	10(1) 20(1) 40(0)	50(0) 70(1) 100(1)	50(1) 70(1)	20(0) 40(2) 80(0) 100(0)
14	10(1) 20(0) 40(0)	50(1) 70(0) 100(0)	50(1) 70(0)	20(1) 40(0) 80(0) 100(0)
15	10(1) 20(0) 40(0)	50(0) 70(0) 100(1)	50(0) 70(1)	20(0) 40(1) 80(0) 100(0)

Fonte: Do autor.

A coluna 2 do Grupo 1 indica que 1 solução foi alcançada com o número de soluções do GRASP igual a 10, enquanto 2 foram alcançadas com números de soluções do GRASP igual a 20 e as 3 foram alcançadas com número de soluções do GRASP igual a 40.

Analisando-se os resultados mostrados na Tabela 3, nota-se que as melhores soluções obtidas foram alcançadas com vários cenários, tanto na alocação de 2 GDs quanto de 3 GDs.

Sendo nesta última a melhor solução foi alcançada em cenário. Já em relação ao desvio padrão, pode-se inferir que, para 2 GDs, a convergência para melhores soluções foi melhor em relação aquelas obtidas para 3 GDs. Finalmente, observando-se a quantidade demandada de cálculos de fluxos de carga, nota-se que os valores são divergentes entre os diferentes grupos analisados.

A partir dos resultados mostrados na Tabela 4, nota-se que um maior número de soluções no GRASP (coluna 2) auxilia para obter melhores soluções, comprovando-se a diversidade no espaço de soluções como um aspecto principal no processo de otimização. A coluna 3 desta tabela (forma de construção da solução GRASP) demonstra que restringir a construção de soluções por meio do critério heurístico utilizando a Equação (24) colabora na obtenção de melhores soluções. Uma outra contribuição para encontrar melhores soluções é por meio da restrição da busca de soluções do VNS (coluna 4) que possui o intuito de guiar o algoritmo para soluções ótimas locais, bem como aumentar o número de visitas em cada estrutura de vizinhança (coluna 5).

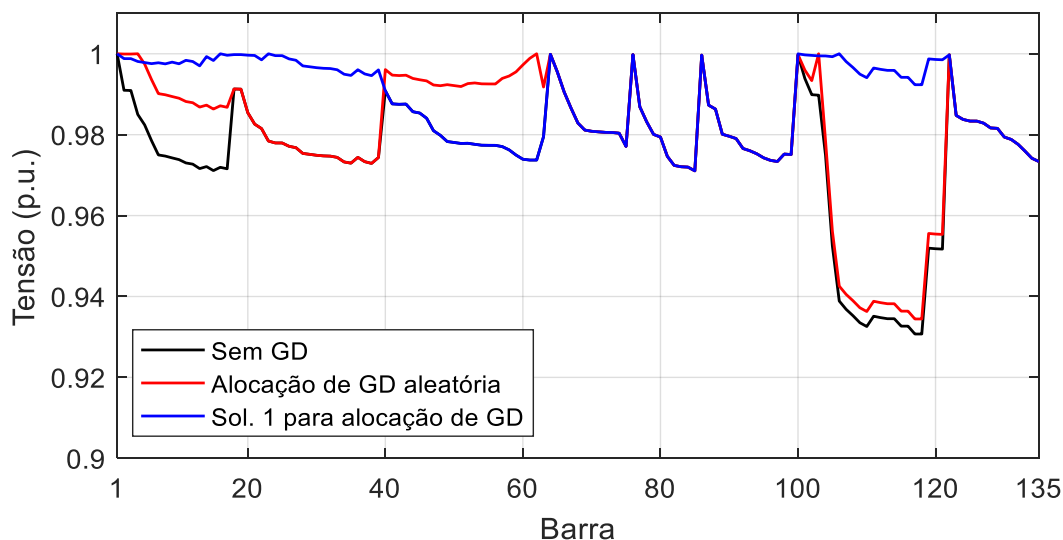
A partir das simulações apresentam-se na Tabela 5 as três melhores soluções alcançadas utilizando-se a metodologia, verificando-se os valores de perdas elétricas, as barras de alocação dos GDs; as potências dos GDs e o nível de tensão médio estabelecido no SDEE. Em relação ao aspecto denominado nível de tensão, a Figura 18 ilustra o perfil das tensões observando-se a melhoria ocasionada pela alocação de GDs no SDEE, considerando-se a melhor solução (melhor 1) para alocação de 3 GDs.

Tabela 5 - Melhores soluções obtidas aplicando a técnica.

Respostas	Barras Alocadas	Potência Ativa dos GDs (kW)	Potência Reativa dos GDs (kVAR)	Perdas Elétricas (kW)	V min p. u	Nº de Fluxos de Potência
Sem GDs	-	-	-	320,278	0,931	-
Com dois GDs						
Solução aleatória	32;118	2094;1515	975,4;771,7	227,897	0,971	-
Melhor 1	11;106	2362;2942	878,6;509,6	173,585	0,971	342
Melhor 2	11;106	2053;2636	1024,9;642,1	174,417	0,971	417
Melhor 3	11;106	2009;2681	884,3;622,4	175,247	0,971	292
Com três GDs						
Solução aleatória	4;62;103	2423;482;280	1103,8;1061,3;832,1	292,51	0,934	-
Melhor 1	11;32;106	2390;2019;2852	865,5;1011,5;548,2	142,186	0,971	668
Melhor 2	11;49;106	1937;2186;2859	1080,3;902;545,2	144,788	0,971	820
Melhor 3	11;27;107	2197;2062;2719	956,5;1063,1;1003,9	145,370	0,971	937

Fonte: Do autor.

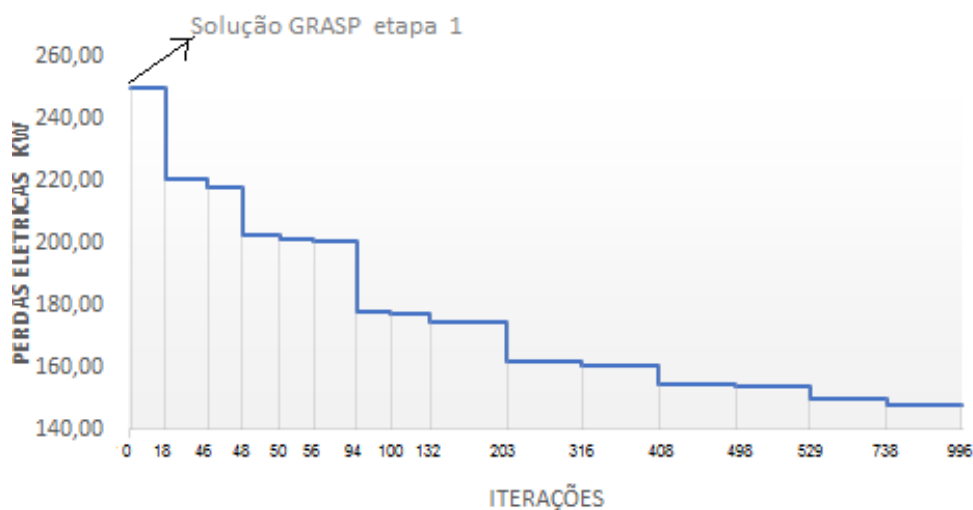
Figura 18 - Melhoria no perfil da tensão após inserção do GD.



Fonte: Do autor.

Para a rede de 135 barras, analisou-se um outro parâmetro importante designado como curva de redução de perdas elétricas no método de otimização, apresentado na Figura 19, onde solução inicial (iteração 0) foi estabelecida pela etapa 1 do GRASP. Aponta-se na presente curva que a redução de perdas no processo iterativo foi alcançada por meio do procedimento de busca local assegurado pela técnica VNS.

Figura 19 - Convergência do algoritmo GRASP-VNS.



Fonte: Do autor.

7 CONCLUSÕES

No presente trabalho, aborda-se a aplicação das meta-heurísticas GRASP-VNS para solucionar o problema de alocação ótima de GDs e seu dimensionamento no intuito de reduzir as perdas elétricas e melhorar os níveis de tensão em um SDEE. A utilização dessas técnicas caracteriza uma ferramenta complementar para solucionar o problema de alocação ótima de GDs, colaborando com a literatura com uma nova aplicação.

Na aplicação da metodologia, levou-se em consideração diferentes valores dos parâmetros próprios das técnicas meta-heurísticas com a finalidade de encontrar configurações que direcionem às melhores soluções. Destaca-se que, no processo de busca local do GRASP, a aplicação do VNS foi fundamental para obter melhores resultados e sair de soluções ótimas locais por meio de estruturas de vizinhança.

Com relação aos resultados, foi possível comprovar que inserir poucos GDs no SDEE resulta em ganhos em relação à redução de custos de perdas elétricas e à melhoria do nível de tensão da rede, impactando de forma positiva em indicadores de Qualidade de Energia Elétrica (QEE).

Para trabalhos futuros, propõe-se realizar o estudo com o auxílio de curvas de consumo associadas a medidores, bem como empregar redes de maior porte.

REFERÊNCIAS

Abubakar, A. S., Olaniyan, A. A., Ibrahim, A., e Sulaiman, S. H. (2019). An improved analytical method for optimal sizing and placement of power electronic based distributed generation considering harmonic limits. In 2019 IEEE PES/IAS Power Africa, p. 122-127. IEEE.

Abu-Mouti, F. S.; El-Hawary, M. E.; Optimal DG Placement for Minimizing Power Loss in Distribution Feeder Systems Using Sensory-Deprived Optimization Algorithm. 24th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Niagara Falls, 2011.

Abu-Mouti, F. S.; El-Hawary, M. E.; A New Meta-Heuristic Optimization Technique: A Sensory-Deprived Optimization Algorithm. IEEE Electrical Power & Energy Conference, pp.1-5, Halifax, 2010.

Abu-Mouti, F. S.; El-Hawary, M. E.; A New and Fast Power Flow Solution Algorithm for Radial Distribution Feeders Including Distributed Generations. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 2668-2673, Montreal, 2007.

Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL; Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional, PRODIST, Módulo 1 – Introdução, Dezembro de 2005. Ahmed, A., Nadeem, M. F., Sajjad, I. A., Bo. R., e Khan, I. A. (2020). Optimal allocation of wind dg with time varying voltage dependent loads using bio-inspired: Salp swarm algorithm. In 2020 3rd iCoMET, p. 1-7. IEEE.

ANEEL – Informações Técnicas – Regulação do Setor Elétrico – Distribuição - Geração Distribuída, Agosto de 2018. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/geracao-distribuida>. Acesso em 02 de fevereiro de 2020.

Anwar, A.; Pota, H. R.; Loss Reduction of Power Distribution Network Using Optimum Size and Location of Distributed Generation. 21st Australasian Universities Power Engineering Conference, Brisbane, QLD, 2011.

Blume, S.W. Electric Power System Basics for the Nonelectrical Professional. 2007.

Bortoni, E. C.; Interligação de Autoprodutores e Produtores de Energia ao Sistema elétrico, 2002.

Chis M., Salama M.M.A., Jayaram S. (1997). Capacitor placement in distribution systems using heuristic search strategies. IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution, v. 144, n. 3, p. 225–230.

COPEL DISTRIBUIÇÃO, NTC 905200 – Acesso de Micro e Minigeração Distribuída ao Sistema da COPEL, 2018. Disponível em <www.Copel.com/hpcopel/normas/>. Acesso em 02 de fevereiro de 2021.

Das, D.; Kothari D. P.; Kalm, A.; Simple and Efficient Method for Load Solution of Radial Distribution Networks. Electrical power & Energy system, volume 17, no. 5, pp. 335-346, 1995.

- Dias, B. H.; Oliveira, L. W.; Gomes, F. V.; Silva, I. C.; Oliveira, E. J.; Hybrid Heuristic Optimization Approach for Optimal Distributed Generation Placement and Sizing. IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, 2012.
- Dixit, M.; Kundu, P.; Jariwala, H. R. Optimal placement and sizing of dg in distribution system using artificial bee colony algorithm. In: IEEE. 2016 IEEE 6th International Conference on Power Systems (ICPS). [S.1.], 2016. P. 1-6.
- Eletróbrás. Energia Solar Aplicada aos Centros Comunitários de Produção / Centrais Elétricas Brasileiras (Eletróbrás). Divisão de estudos técnicos de projetos setoriais. Vol. 2. Rio de Janeiro: Eletróbrás, 2016.
- Feo, T. A. e Resende, M. G. (1989). A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. *Operations research letters*, 8(2):67-71.
- Frontin, Sergio (organizador). Equipamentos de Alta Tensão: Prospecção e hierarquização de Inovação Tecnológicas. Brasília: Teixeira, 2013.
- Grainger, J.; Stevenson, W. Power System Stability. *Power System Analysis*, p. 695-697, 1994.
- Guimarães, M. A. d. N. et al. (2005). Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de busca tabu.
- Guimarães M.A.N., Castro C.A., Romero R. (2010). Distribution systems operation optimisation through reconfiguration and capacitor allocation by a dedicated genetic algorithm. *IET Generation, Transmission & Distribution*, v. 4, n. 11, p. 1213-1222.
- Gupta, N. (2016). Probabilistic load flow with detailed wind generator models considering correlated wind generation and correlated loads. *Renewable Energy*, 94:96-105.
- Ha, M. P., Huy, P. D., e Ramachandramurthy, V. K (2017). A review of the optimal allocation of distributed generation: Objectives, constraints, methods, and algorithms. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75:293-312.
- Hansen, P.; Mladenovic, N.; Pérez, J.A.M. Variable Neighbourhood Search: Methods and Applications. *4OR: A Quarterly Journal of Operations Research, Heidelberg*, v.6, n. 4, p. 319-360, 2008.
- He, Y., Pang, Y., Li, X., e Zhang, M. (2018). Dynamic subsidy model of photovoltaic distributed generation in china. *Renewable energy*, 118:555-564.
- Hien, N. C.; Mithulananthan, N.; Bansal, R. C.; Location and Sizing of Distributed Generation Units for Loadability Enhancement in Primary Feeder. *IEEE Systems Journal*, pp. 1, 2013.
- Hinrichs, R. A.; Kleinbach, M.; Energia e Meio Ambiente, Editora Thomson, São Paulo, 2003.
- Hussain, I.; Roy, A. K.; Optimal Size and Location of Distributed Generations using Differential Evolution (DE). 2nd National Conference on Computational Intelligence and Signal Processing, Guwahati, 2012.

Instituto Nacional de Eficiência Energética – INEE; Geração Distribuída e Conexão ao Sistema Elétrico, março de 2002.

J.J Grainger, and W. Steverson, Power System Analysis. Mc Graw-Hill 1994.

Jordehi, A.R. Allocation of distributed generation units in electric power systems: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, Elsevier, v.56, p.893-905,2016.

Kagan N.; Oliveira C.; Robba E. Introdução aos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica. 1ª Edição. São Paulo, Brasil: Editora Blucher, 2005. p.328.

Kuk-Hyun Han; Jong-Hwan Kim; Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm for a Class of Combinatorial Optimization. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, p. 580-593, Dezembro, 2002.

Lakshmi, S. e Ganguly, S. (2018). Modelling and allocation of open-upqc-integrated pv generation system to improve the energy efficiency and power quality of radial distribution networks. IET Renewable Power Generation, 12(5):605-613.

Lopez, L., Doria-Garcia, J., pimenta, C., e Arango-Manrique, A. (2019). Distributed generation allocation and sizing: A comparison of metaheuristics techniques. In 2019 IEEEIC/I&CPS. IEEE.

Lora, E. E. S.; Haddad, J.; Geração Distribuída: Aspectos Tecnológicos, Ambientais e Institucionais, 1ª Edição, Interciência, Rio de Janeiro, 2006.

MacLeod, D.R. (1929). New Equivalent Circuits for Autotransformer and Transformer Circuits. General Electric Review (February), Vol 32, p. 120-126.

Malfa, E.; ABB on Sustainable Energy Markets, Università di Brescia, 2002.

Mladenovic, N.; Hansen, P. Variable Neighborhood Search. Computers and Operations Reserch, Oxford, v.11, n. 24, p. 1097-1100, 1997.

Mamede Filho, João. Instalações Elétricas Industriais. 9 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2017.

Naik, S. G., Khatod, D., e Sharma, M (2013). Optimal allocation of combined dg and capacitor for real power loss minimization in distribution networks. IJEPS, 53:967-973.

Ng, H., Salama, M., e Chikhani, A. (2000). Classification of capacitor allocation techniques. IEEE Transactions on power delivery, 15(1):387-392.

Nguyen, T. T.; Truong, A. V.; Phung, T. A. A novel method based on adaptive cuckoo search for optimal network reconfiguration and distributed generation allocation in distribution network. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Elsevier, v. 78, p. 801-815, 2016.

Oliveira, Marlon Borges Correia De. Reconfiguração de Alimentadores em Sistemas de Distribuição Usando a Metaheurística GRASP. 2011. 89 f. Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”, Ilha Solteira, São Paulo, 2011.

Palma A.S.; Okuda B.S.; Camargo C.C.B.; Sica E.T.; Brigatto G.A.A.; Carvalho R.T. Uma contribuição ao Estudo do Fluxo de Potência em Redes de Distribuição em inserção de Unidades de Geração Distribuída pelo Método da Soma das Potências Modificado. Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC Instituto Federal de Santa Catarina – IF- SC ELETROSUL Centrais Elétricas S/A. Florianópolis, Brasil, 2010.

Pandi V. R.; Zeineldin, H. H.; Xiao, W.; Determining Optimal Location and Size of Distributed Generation Resources Considering Harmonic and Protection Coordination Limits. IEEE Transactions on Power Systems, pp. 1245-1254, 2012.

Pantuzzi A.V. Desempenho De Um Algoritmo Backward – Forward Sweep De Cálculo De Fluxo De Potência. 2006. 126f. (M. Sc. Dissertation). Departamento de Engenharia Eletrica, UNESP – Universidade Estadual de São Paulo, Ilha Solteira, 2006.

Possagnolo, Leonardo Henrique Faria Macedo. Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável. Ilha Solteira, São Paulo: [s.n], 2015.

Patel, C.A.; Mistry, K.; Roy, R. Loss allocation in radial distribution system with multiple dg placement using tlb. In: IEEE. 2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT). [S.1], 2015.

Public Utility Commission of texas; Distributed Generation Interconnection Manual, Março, 2001.

Rao, R. V.; Savsani, V. J.; Vakharia, D. Teaching – learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems. Information sciences, Elsevier, v. 183, n. 1, p. 1-15, 2012.

Raut, U. e Mishra, S. (2020). Na improved sine-cosine algorithm for simultaneous network reconfiguration and dg allocation in power distribution systems. Applied Soft Computing for Problem Solving, p. 621-630. Springer.

Reis, Pedro. Portal-Energia.com. Portal Energia: Energias Renováveis, 2020. Disponível em: <<https://www.portal-energia.com/o-que-e-energia-biomassa/>>. Acesso em 09 de fevereiro de 2021.

Subrahmanyam, J. e Radhakrishna, C. (2009). Distributed generator placement and sizing in unbalanced radial distribution system. International Journal of Electrical power and Energy Systems Engineering, 2(4):232-239.

Rajaram, R.; Kumar, K. S.; Rajasekar, N. a. Power system reconfiguration in a radial distribution network for reducing losses and to improve voltage profile using modified plant growth simulation algorithm with distributed generation (DG). Energy Reports, Elsevier, v. 1, p. 116-122, 2015.

Ramalakshmi, S.S.; Optimal Siting and Sizing of Distributed Generation Using Fuzzy EP. International Conference on Recent Advancements in Electrical, Eletronics and Control Engineering, Sivakasi, 2011.

Santiago, Pedro H. R. Método GRASP e ACO em Otimização. 2015. 21 f. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, São Paulo, 2015.

Severino, M.M. Avaliação técnico-econômica de sistemas híbrido de geração distribuída para atendimento a comunidade isolada da Amazônia. Tese de doutorado. Universidade de Brasília, 2008.

Sookananta, B.; Kuanprab, W.; Hanak, S.; Determination of the Location and Sizing of Distributed Generation Using Particle Swarm Optimization. International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology, 2010.

Tan, W. S.; Hassan, M. Y.; Majid, M.S.; Multi Population Genetic Algorithm for Allocation and Sizing of Distributed Generation. IEEE International Power Engineering and Optimization Conference, Malaysia, 2012.

Truong, K.H., Nallagownden, P., Elamvazuthi, I., e Vo, D. N. (2019). Na improved meta-heuristic method to maximize the penetration of distributed generation in radial distribution networks. *Neural Computing and Applications*, p. 1-23.

Viral, R.; Khatod, D.; Optimal planning of distributed generation systems in distribution system: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 16, n. 7, p. 5146-5165, 2012.

Viral, R.; Khatod, D. k. An analytical approach for sizing and siting of dgs in balanced radial distribution networks for loss minimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v.67, p. 191-201, 2015.

Wang, Z. Chen, B., Wang, J., Kim, J., e Begovic, M. M. (2014). Robust optimization based optimal dg placement in microgrids. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(5):217

Yasin, Z. M.; Rahman, T. K. A.; Zakaria, Z.; Multiobjective Quantum-Inspired Evolutionary Programming for Optimal Location and Sizing of Distributed Generation. *IEEE Conference on Sustainable Utilization and Development in Engineering Technology*, Kuala Lumpur, 2012.

Termo de Responsabilidade

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado “**Alocação de Geradores Distribuídos em Sistema de Distribuição de Energia Elétrica utilizando Algoritmo GRASP-VNS**” é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem a devida citação ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 31 de maio de 2021.



Bruno de Alencar Rosa e Silva