DOI: 10.48011/asba.v2i1.1453

Alocação ótima de geradores distribuídos em sistemas de distribuição radiais usando uma estratégia GRASP ⋆

Ygor Patrick de Souza Santos * **Juan M. Home-Ortiz** *
Rubén Romero *

* *Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Ilha Solteira, SP, (e-mail: ygpatrickss@gmail.com, juan.home@unesp.br, ruben.romero@unesp.br).*

Abstract: The optimal allocation of distributed generators (DG) aims to improve the efficiency and reliability of the operation of the electrical systems. In this work, the allocation of DG is performed to minimize the active power losses in radial distribution system with a determined number of DGs to be allocated in the system. The proposed optimization strategy indicates the nodes in which these DG must be allocated and the active power dispatch of each of them. Thus, a specialized *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP) algorithm is presented to solve the DG allocation problem, while the optimal power dispatch of each DG is determined by an improved analytical approach. The carried-out tests show the promising performance of the GRASP strategy.

Resumo: O problema de alocação ótima de geração distribuída (GD) pretende aumentar a eficiência e a confiabilidade da operação de um sistema elétrico. Neste trabalho é realizada a alocação de GD para minimizar as perdas de potência ativa de um sistema de distribuição radial considerando uma quantidade especificada de GDs que se pretende alocar no sistema. A estratégia de otimização proposta escolhe as barras em que devem ser alocados esses geradores e a potência ativa fornecida por cada gerador. Dessa forma, apresenta-se um algoritmo *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP) especializado para resolver o problema de alocação de GD enquanto o despacho ótimo de potência ativa dos GDs é determinado através de uma proposta analítica melhorada. Os testes realizados mostram o desempenho promissor da estratégia GRASP desenvolvida.

Keywords: Power systems optimization; distributed generation allocation; radial power flow; GRASP meta-heuristic.

Palavras-chaves: Otimização de sistemas elétricos; alocação de geradores distribuídos; fluxo de carga radial; meta-heurística GRASP.

1. INTRODUÇÃO

O problema de alocação ótima de geração distribuída (GD) em sistemas de distribuição radiais é um tópico relevante de pesquisa na otimização da operação de sistemas de distribuição. Esse consiste em dimensionar e alocar geradores distribuídos em sistemas de distribuição para otimizar a operação do mesmo. Os objetivos podem ser diferentes, sendo a minimização das perdas a proposta mais destacada, já que esta também ajuda a melhorar o perfil de tensão.

Em termos gerais, o problema de alocação ótima de GD em sistemas de distribuição consiste em identificar as barras do sistema e a capacidade dos geradores que devem ser instalados para otimizar um objetivo especificado. Quando o número de candidatos de geradores distribuídos a serem instalados e o tamanho do sistema de distribuição aumentam, o número de alternativas candidatas a solução cresce de forma proibitiva devido à explosão combinatória. Assim, é necessária a aplicação de técnicas de otimização para a solução deste problema. Na literatura especializada, existem diversas metodologias para abordar este problema, com destaque em métodos analíticos, métodos de otimização clássica, algoritmos heurísticos e meta-heurísticos. HA et al. (2017).

Uma proposta de solução analítica significa que é possível encontrar a solução ótima apenas manipulando as relações matemáticas envolvidas no problema de otimização e, portanto, encontra-se uma solução exata. Neste sentido, a proposta de Acharya et al. (2006), resolve para apenas um gerador distribuído a ser instalado. No caso do problema abordado por Acharya et al. (2006) a pro-

⋆ O presente trabalho foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processos: 2015/21972-6, 2019/01589-4 e 2019/01841-5. O Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), processo 305852/2017-5. A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

posta consiste determinar a alocação e injeção de potência ativa de um único GD através de relações matemáticas aproximadas para minimizar as perdas de potência ativa da rede. Existem propostas analíticas alternativas como as apresentadas em (Hung et al. (2013)e Gözel and Hocaoglu (2009)). Os autores em Hung et al. (2013) propõem duas novas expressões analíticas, ambas com boa capacidade de processamento e assertividade. Baseados na proposta de Acharya et al. (2006) os autores em Gözel and Hocaoglu (2009) determinam um fator de sensibilidade, que consegue determinar resultados de boa qualidade. Contudo, estas propostas são aplicadas apenas para a alocação de um unico GD, e o valor aproximado de injeção de potência pode estar distante do nível ótimo. Por outro lado, os autores em Mahmoud et al. (2016) propõem um método analítico integrado com um algoritmo de fluxo de potência para alocação de multíplos DGs, aumentando a precisão e a complexidade do algoritmo.

Técnicas de otimização meta-heurísticas também têm sido utilizadas na alocação de GD. Estas técnicas precisam de uma forma de representar uma proposta de solução que permita calcular o valor da sua função objetivo, verificar a factibilidade e também a implementação de operadores típicos de cada meta-heurística. Idealmente, a busca de soluções melhores que a solução corrente deveria ser realizada apenas através de soluções factíveis, contudo, a capacidade das meta-heurísticas para explorar o espaço de busca infactível acelera e facilita o processo de otimização (Glover and Kochenberger (2006); Resende and Ribeiro (2007)).

O problema de alocação ótima de GD apresenta dois tipos de restrições: (i) restrições elétricas que exigem que as propostas de solução devem satisfazer as duas leis de Kirchhoff e (ii) os limites de operação de elementos do sistema: limites máximos de corrente nos alimentadores e limites máximos e mínimos do módulo de tensão nas barras do sistema elétrico. A validade de uma proposta de solução é verificada resolvendo um problema de fluxo de carga radial que fornece o ponto de operação do sistema. Assim, durante o processo de otimização, é possivel determinar se uma proposta de solução viola algum dos limites de operação do sistema de distribuição. Se a proposta de solução for factível, então a qualidade dela está representada pelas perdas que também é obtida após resolver o fluxo de carga. Caso contrário, esta solução é descartada ou considerada como uma solução de baixa qualidade para o algortimo.

Na literatura especializada existem várias meta-heurísticas usadas na alocação ótima de GD em sistemas de distribuição radial, tais como os trabalhos apresentados por Moravej and Akhlaghi (2013) que aplicam um algoritmo Cuckoo Search para resolver o problema. Doagou-Mojarrad et al. (2013) utilizam um algoritmo evolucionário híbrido. Hassan et al. (2017) utilizam um algoritmo genético lagrangiano aumentado. Os autores em Sanjay et al. (2017) resolvem usando a meta-heurística Hybrid Grey Wolf. Um método de otimização de guerra é proposto em Coelho et al. (2018) para determinar a alocação de GD em sistemas de distribuição radiais.

Adicionalmente, outras propostas relacionadas com a alocação ótima de GDs em sistemas de distribuição radiais podem ser encontradas em Murthy and Kumar (2013), fazendo uma comparação das propostas utilizando o método de sensibilidade. Shaaban et al. (2012) propõem uma metodologia de alocação de GD para o máximo benefício na rede, seja do ponto de vista dos clientes ou da concessionária, considerando aspectos econômicos e operacionais. Hung et al. (2010), aplicam um modelo analítico muito parecido com o método proposto por Acharya et al. (2006), porém com alguns diferenciais na análise da alocação ótima de GD, considerando outros tipos de GD (não apenas de entregar potência ativa à rede). Finalmente, Poornazaryan et al. (2016) propõem a solução através de um algoritmo imperialista competitivo considerando as variações de sensibilidade de tensão, perdas e variações de cargas.

O problema de alocação ótima de GDs em sistemas de distribuição radiais pode ser resolvido por meio de modelos matemáticos de otimização, assim, na literatura especializada já se encontram disponíveis alguns modelos de programação inteira mista para resolver, como propostos por Montoya-Bueno et al. (2015) e Home-Ortiz et al. (2019). Esses modelos podem ser resolvidos usando *solvers* comerciais de otimização. Contudo, este tipo de abordagem requer de grandes esforços computacionais, e, portanto, pode ser de difícil solução quando o tamanho do problema se incrementa.

Baseado na revisão bibliográfica apresentada, existem diversos modelos matemáticos e técnicas de solução que tem sido aplicado ao problema de alocação ótima de geradores distribuídos em sistemas de distribuição primários, entretanto o algoritmo GRASP ainda não foi utilizado para resolver este. Neste sentido, neste artigo pretende-se resolver o problema através do algoritmo de otimização meta-heurística GRASP especializado, determinando de forma simultânea a alocação e despacho ótimos de geradores distribuídos, com o objetivo de minimizar as perdas de potência ativa na rede primaria de distribuição, garantindo que a operação do sistema esteja dentro dos limites preestabelecidos. Nessa estratégia, a proposta apresentada por Acharya et al. (2006) é usada para melhorar o algoritmo na fase construtiva do GRASP.

O resto deste trabalho está organizado da seguinte forma. A Seção 2, apresenta as generalidades do problema de alocação ótima de GD em sistemas radiais de distribuição. A Seção 3, descreve o algoritmo de otimização desenvolvido para alocação de GDs e o cálculo do despacho ótimo de potência. Seção 4, são apresentados os resultados obtidos para o sistema de distribuição de 33 barras. Finalmente, na seção 5, são apresentadas as principais conclusões do trabalho.

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

A alocação ótima de GD em sistemas de distribuição radiais pretende determinar em que barras do sistema devem ser instalados os GDs para minimizar as perdas de potência ativa da rede respeitando as restrições físicas e operacionais do sistema. Para isto devem ser consideradas as seguintes hipóteses:

- A topologia do sistema é radial.

- O sistema é representado como um equivalente monofásico. (Contudo, pode-se estender para sistemas trifásicos.)
- A quantidade máxima de GD a serem instalados no sistema é previamente definida.

O problema de alocação ótima de GD em sistemas de distribuição radiais para minimizar as perdas de potência ativa pode ser descrito de forma geral da seguinte maneira:

Minimizar: Perdas de potência ativa do sistema

sujeito a:

Primeira lei de Kirchhoff em cada barra do sistema

Segunda lei de Kirchhoff em cada laço fundamental do sistema

Limite de corrente em cada ramo do sistema

Limite de tensão em cada barra do sistema

Penetração máxima de GD no sistema

Para determinar o ponto de operação do sistema deve-se resolver um problema de fluxo de carga radial em presença de GD apresentado por Shirmohammadi et al. (1988). Neste sentido, ao determinar as perdas de potência ativa de uma proposta de solução, determina-se também a qualidade da proposta. Com a solução do fluxo de carga também é possível verificar os limites operacionais de corrente nos ramos e de tensão nas barras, o que determina a factibilidade de uma proposta de solução.

3. ALGORITMO GRASP ESPECIALIZADO

No caso do trabalho proposto, usando uma meta-heurística como o GRASP, geralmente se deve idealizar uma forma de representar uma proposta de solução. Assim, uma forma simples de representar uma proposta de solução é um vetor de tamanho $2n$ (n é o número de GDs que se pretende instalar). Onde, nas duas primeiras posições devem ser informadas a barra em que o GD deve ser alocado e a potência ativa gerada. Dessa forma, resta apenas verificar a qualidade e a factibilidade da proposta de solução. Adicionalmente, na fase de melhoria local é usada a estratégia de otimização unidimensional chamada de busca áurea.

A estratégia fundamental do GRASP assume a seguinte forma:

1) Definir a configuração base do sistema como a solução incumbente (candidata) do algortimo.
2) Realizar uma fase de pré-processamento do problema a ser otimizado.
3) Usando uma estratégia construtiva, gerar uma solução de qualidade.
4) Melhorar a solução do passo anterior usando uma estratégia de busca local.
5) Armazenar a solução do passo anterior se for considerado de elite e atualizar a incumbente. Se o critério de parada for satisfeito, então pare o processo indicando a solução incumbente como sendo a melhor solução encontrada e as soluções de elite como sendo as soluções de qualidade encontradas no processo. Em caso contrário, voltar ao passo 3.

O GRASP desenvolvido para alocação de GDs assume as seguintes características: (a) fase de pré-processamento para identificar as barras promissoras para alocar GDs, (b) a fase construtiva usa a proposta apresentada por HA et al. (2017) de forma generalizada e (c) a fase de busca local é realizada usando a otimização unidimensional chamada de busca áurea. Nas seguintes subseções explica-se em detalhes a implementação destes aspectos.

3.1 Fase de Pré-processamento

A fase de pré-processamento identifica um subconjunto de barras como sendo as mais promissoras para alocar GDs. Usando a proposta de Acharya et al. (2006), pode-se classificar as barras mais interessantes para alocar GDs. Inicialmente é resolvido um problema de fluxo de carga para a topologia base (sem GDs). Com esses resultados, deve-se encontrar o valor de geração ativa do GD em cada barra analisando cada barra de forma independente e usando a seguinte relação (1):

$$P_i^{GD} = P_i^D + \frac{1}{\alpha_{ii}}[\beta_{ii} Q_i^D - \sum_{j=1, j\neq i}^{N} (\alpha_{ij} P_j^D - \beta_{ij} Q_j^D)] \quad (1)$$

onde $\alpha_{ij} = \frac{r_{ij}}{V_i V_j} Cos(\delta_i - \delta_j)$, $\beta_{ij} = \frac{r_{ij}}{V_i V_j} Sen(\delta_i - \delta_j)$ e $Z_{ij} = r_{ij} + jx_{ij}$ é o elemento (i, j) da matriz Z_{bus}. Adicionalmente, P_i^{GD} é a potência ativa que deve gerar o GD se for alocado na barra i, P_i^D é a demanda ativa na barra i, Q_i^D é a demanda reativa na barra i, P_j^D e Q_j^D é a demanda ativa e reativa, respectivamente, nas outras barras $j \neq i$.

Para cada barra com GD analisada e levando em conta o valor de potência ativa encontrada em (1) são calculadas as perdas aproximadas de potência ativa (P_L) usando a seguinte relação (2):

$$P_L = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}[\alpha_{ij}(P_i^D P_j^D + Q_i^D Q_j^D) + \beta_{ij}(Q_i^D P_j^D - P_i^D Q_j^D)] \quad (2)$$

O valor de P_L é calculado de forma aproximada, usando dados de α_{ij} e β_{ij} obtidos ao resolver o fluxo de carga da topologia base e mudando apenas o valor de potência ativa líquida incorporando a potência ativa gerada pelo GD em análise encontrada anteriormente. De todas as propostas analisadas, a solução é a alocação daquele GD que apresenta menores perdas na rede. Assim, a proposta apresentada em Acharya et al. (2006) resolve apenas 2 problemas de fluxo de carga, uma para resolver a topologia base e outra para encontrar as perdas exatas da proposta escolhida como solução.

Finalmente, deve-se observar que a metodologia de Acharya et al. (2006) determina as perdas aproximadas para cada proposta de alocação de um GD em uma barra do sistema e o valor da potência ativa gerada nessa barra. Assim, pode-se ordenar as barras em ordem de qualidade, colocando em primeiro lugar a barra que ao ser instalado um GD produz menores perdas na rede. Na fase construtiva do GRASP usamos essa lista ordenada. Neste trabalho as p

barras melhores classificadas e armazenadas no conjunto (Γ_B) são consideradas como sendo candidatas a alocação de GDs na fase construtiva. Portanto, o valor de p deve ser escolhido pelo usuário.

3.2 Fase Construtiva

A fase construtiva assume a seguinte forma:

1) Definir o número (n) de GDs que serão alocados sendo $n < p$. Fazer $s = p$. Armazenar o conjunto $\Gamma_C = \Gamma_B$ das barras promissoras ordenadas por qualidade. Note-se que, para cada barra promissora se conhece, de forma aproximada, a potencia ativa gerada pelo GD e as perdas para a proposta de solução com a alocação desse GD.
2) Criar a lista restrita de candidatos (LRC) como explicado de forma separada. Escolher um elemento de LRC (a barra em que deve ser alocado um GD). Caso se pretenda alocar apenas um GD, então termina a fase construtiva com a informação da barra escolhida e a potência ativa gerada pelo GD. Em caso contrário ir ao passo 3.
3) Instalar um GD na barra escolhida e atualizar a topologia corrente. Se já foram alocados n GDs, então pare o processo.
4) Fazer $s = s - 1$ retirando a barra onde foi alocado GD e atualizar o conjunto Γ_C, retirando a barra com GD alocado. Processar um problema de fluxo de carga para a topologia corrente e usando (1) e (2), atualizar os valores de perdas e de potência ativa do GD apenas para as barras do conjunto Γ_C. Monta-se a nova lista LRC, escolher a próxima barra em que deve ser alocado um GD e voltar ao passo 3.

Da fase construtiva é necessário apenas detalhar a forma de criar a lista LRC. Essa lista está formado por um subconjunto das barras promissoras usando a seguinte relação (3):

$$LRC = \{i \in \Gamma_C|.\ P_L^{min} \leq P_{Li} \leq P_L^{min} + \alpha_{bc}(P_L^{max} - P_L^{min})\} \tag{3}$$

Γ_C é o conjunto de s barras promissoras da solução corrente do algoritmo, P_L^{min} e P_L^{max} são as perdas relacionadas com a barra melhor e pior classificada no conjunto, respectivamente, P_L é a perda para cada barra em Γ_C, e α_{bc} é um parâmetro que determina o caráter guloso do GRASP. Isto é, deve-se observar que se $\alpha_{bc} = 0$ a fase construtiva se torna totalmente guloso e equivalente a um algoritmo heurístico construtivo (AHC), escolhendo apenas a barra melhor classificada. Também, se $\alpha_{bc} = 1$, então todos os elementos de Γ_C podem formar o LRC, então a escolha das barras será totalmente aleatória. Dessa forma, α_{bc} deve ser escolhido de forma adequada. Após terminar a fase construtiva, deve-se implementar a busca local.

3.3 Fase de Busca Local

A fase de busca local é realizada usando a busca áurea (BA). Esta é usada para resolver problemas de minimização usando busca unidimensional, sendo um método iterativo. Para encontrar o ponto de ótimo local (mínimo da função) é preciso especificar um intervalo que contenha a resposta, e a partir disso, o algoritmo irá reduzindo o tamanho desse intervalo até encontrar o ótimo local. Para realizar essa redução, a BA usufruí do número da proporção áurea $= 0,618$. Em outras palavras, uma única grandeza é variada de forma iterativa até encontrar um ótimo local. Portanto e, baseado em Bazaraa et al. (2013), a BA genérica assume a seguinte forma: Escolhe-se um intervalo inicial $\Delta = [a_1, b_1]$ e um comprimento do intervalo final d, esse valor será o critério de parada. E como dito, assume-se $\alpha = 0,618$. Nesse contexto, dois pontos intermediários (λ_1, u_1) do intervalo inicial são determinados segundo as equações (3) e (4), respectivamente.

$$\lambda_1 = a_1 + (1 - \alpha)(b_1 - a_1) \tag{4}$$
$$u_1 = a_1 + \alpha(b_1 - a_1) \tag{5}$$

Com isso, pode-se definir o algoritmo de BA da seguinte maneira: seja $f(x)$ a função objetivo a minimizar. Encontrar $f(u_1)$ e $f(\lambda_1)$. Fazer $k = 1$ e implementar a seguinte estratégia:

1) Se $b_k - a_k < d$, ir ao passo 5 já que foi encontrada a solução ótima. Em outro caso, se $f(\lambda_k) > f(u_k)$ ir ao passo 2. Em caso contrário ir ao passo 3.
2) Fazer $a_{k+1} = \lambda_k$, $b_{k+1} = b_k$, $\lambda_{k+1} = u_k$ e $u_{k+1} = a_{k+1} + \alpha(b_{k+1} - a_{k+1})$. Calcular $f(u_{k+1})$ e ir ao passo 4.
3) Fazer $a_{k+1} = a_k$, $b_{k+1} = u_k$, $u_{k+1} = \lambda_k$ e $\lambda_{k+1} = a_{k+1} + (1 - \lambda)(b_{k+1} - a_{k+1})$. Calcular $f(\lambda_{k+1})$ e ir ao passo 4.
4) Fazer $k = k + 1$ e voltar ao passo 1.
5) O intervalo final é $[a_k, b_k]$ e a proposta de solução: $x = a_k + \frac{(b_k - a_k)}{2}$.

No problema estudado, a variável a ser otimizada é o nível de geração ativa P_i^{GD} obtido na fase construtiva, e a função a ser minimizada são as perdas de potência ativa da rede.

Portanto, para a alocação de n GDs, a fase de melhoria local é implementada na forma mostrada adiante. Escolhe-se um intervalo inicial para a geração de cada GD. Assim a partir da geração encontrada na fase construtiva $P_{i_c}^{GD}$, onde o índice c representa a reposta corrente, escolhe-se uma intervalo inicial $\Delta P = [P_i^{GD,esq}, P_i^{GD,dir}]$ para cada lado da geração corrente. Onde $P_i^{GD,esq} < P_{i_c}^{GD}$ e $P_i^{GD,dir} > P_{i_c}^{GD}$.

Deve-se determinar o ΔP na fase de melhoria local para que o tempo computacional das iterações seja o menor tanto quanto possível, para resolver esse problema utilizamos uma geração ativa proporcional a geração ativa dos valores determinados na fase construtiva, cerca de 40 a 60%. Com esse valor, determina-se $\Delta P = [P_{i_c}^{GD} - P_0, P_{i_c}^{GD} + P_0]$, essa faixa deve satisfazer a condição de possuir o ótimo local. Para isso, deve-se verificar se o valor das perdas, dessas respectivas potências será maior do que o anterior, encontrado com $P_{i_c}^{GD}$. Caso afirmativo, então esse será o intervalo ΔP, ou seja é possível utilizá-lo na busca e assim encontrar o ótimo local. Caso contrário, isto é, se $P_i^{GD,esq} = P_{i_c}^{GD} - P_0$ ou $P_i^{GD,dir} = P_{i_c}^{GD} + P_0$, possuir uma perda menor, pode-se gerar um possível intervalo que não contenha o ótimo local. Para corrigir isso, soma ou subtrai novamente, dependendo de qual das potências não

Tabela 1. Lista reduzida de barras promisorias para alocação de GD.

Barra (Γ_B^*)	Perdas (kW)	GD (kW)
6	104,08	2483,5
7	105,05	2370,1
26	105,94	2345,4
27	108,30	2181,0
8	109,72	2014,5
28	113,76	1768,9
29	115,94	1571,8
9	116,33	1699,9
30	117,79	1468,0
10	120,34	1448,8

for verificado como afirmativo, P_0. Repete-se esse processo até determinar o ΔP. O valor de P_0 é escolhido de maneira arbitrária.

Executa-se então o algoritmo, onde a função objetivo é minimizar as perdas determinadas pelo fluxo de potência.

Para o caso de n GDs, deve-se realizar um processo de busca para cada um deles, onde realizamos o processo iterativo para um único gerador e os outros fixamos no sistema, e assim variamos esse processo até o n GD. Assim, se for alocado dois GDs, inicialmente, deve-se implementar BA para um gerador e fixa-se a geração do outro. Depois, fixando a geração do primeiro GD, deve-se implementar a BA para o outro. Esse processo pode ser repetido, de forma sequencial até cumprir um critério de parada.

Por meio disso, quando se pretende alocar, em primeiro caso, apenas um GD a busca termina com apenas uma BA, isso porque temos que variar apenas o nível de geração ativa do GD escolhido na fase construtiva. Isto é, define-se uma faixa ou intervalo desse valor, e realiza-se as interações de busca até ser encontrado um ótimo local.

4. TESTES E RESULTADOS

Para validar o algoritmo GRASP proposto, é utilizado o sistema de 33 barras baseado em Kashem et al. (2000) e mostrado na Figura 1. Este sistema tem uma subestação que alimenta uma demanda total de 3,72 MW e 2,30 MVAR. A topologia inicial apresenta perdas de potência ativa de 202,676 kW.

São apresentados dois casos de estudo. O caso 1, considera a alocação de um único GD no sistema. Na fase construtiva escolhe-se $\alpha_{bc} = 0$, sendo um processo guloso. O caso 2, considera a alocação de dois GDs na rede, escolhe-se $\alpha_{bc} = 0,4$. Ambos tiveram $P_0 = 100$ kW, e ΔP é determinado assim como discutido anteriormente.

Em ambos os casos, os resultados obtidos são comparados com os resultados apresentados por Acharya et al. (2006). O algoritmo foi implementado em MATLAB® versão R2018a e os testes foram realizados em um computador Intel® $Core^{TM}$ $i5-8265u$ RAM 8GB.

Usando as relações (1) e (2), após resolver um problema de fluxo de carga para a topologia base, foi obtida uma classificação das barras. Para os resultados foi fixado que serão alocados até dois GDs, portanto $n = 2$. As 10 melhores barras são mostradas na Tabela 1. Assim, foi escolhida $p = 10$ barras como sendo promissoras para alocar GDs. Essa lista, chamada de conjunto Γ_B^* corrente, é usada na fase construtiva.

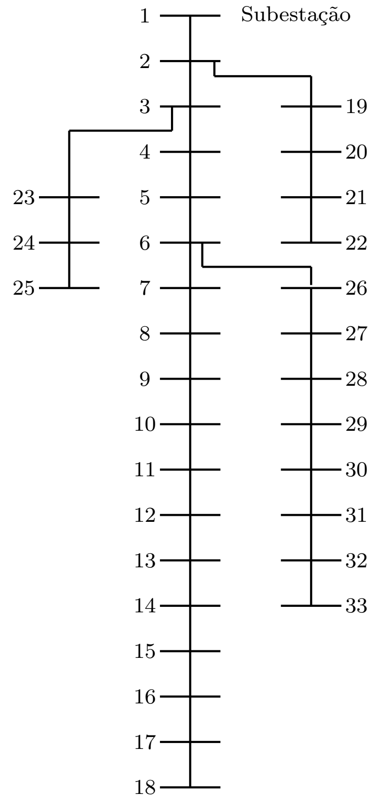

Figura 1. Sistema de 33 barras.

4.1 Alocação de um único GD

Para o caso de alocação de apenas um GD, o algoritmo GRASP termina após realizar 4 iterações. Isso significa analisar, de forma independente em cada iteração, cada uma das 4 barras melhor classificada. A melhor solução encontrada aloca um GD na barra 6 com geração ativa de 2575,2 kW e perdas no sistema elétrico de 103,96 kW o que representa uma redução de perdas de 47,70%. Em Acharya et al. (2006) foi escolhida a mesma barra 6 com geração ativa de 2600 kW e perdas de 111,10 kW. A diferença de 7,14 kW nas perdas do sistema é devido que neste trabalho a geração ativa é melhorada pela busca áurea na fase de busca local. O tempo computacional foi de 1,23 segundos.

4.2 Alocação de dois GDs

Para o caso de alocação de dois GD, o algoritmo GRASP termina com 56 iterações. A melhor resposta encontrada foi um GD na barra 9 com geração ativa de 996,94 kW e outro GD na barra 29 com geração ativa de 1201,76 kW. As perdas finais do sistema são de 88,67 kW. O tempo computacional foi de 7,11 segundos. Do resultado encontrado, pode-se mencionar os seguintes fatos: (1) as perdas do sistema sem GD é de 202,68 kW e a alocação de dois GD reduz esse valor em 56,25%; (2) a estratégia apresentada em Acharya et al. (2006) resolve apenas o problema de alocação de apenas um GD e, portanto, não é mais possível comparar o resultado encontrado e, (3) o GRASP escolheu as barras 9 e 29 que se encontram classificadas nas posições

7 e 8 na lista da Tabela 1 o que significa que o ordenamento de barras promissoras simulando apenas um GD pode estar relativamente distante do ordenamento ideal para o caso de alocação de vários GDs.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho foi idealizado e desenvolvido um algoritmo GRASP especializado ao problema de alocação ótima de GDs em sistemas de distribuição. A estratégia pode ser considerada promissora já que encontra resultados de excelente qualidade. Nos testes realizados com o sistema de 33 barras, o algoritmo GRASP determinou a mesma alocação de GD que a encontrada em Acharya et al. (2006), porém, na fase de busca local o despacho de potência ativa é melhorado, o que gera uma solução com 6,42% menos de perdas. No caso 2, a alocação de dois GDs apresenta uma solução de melhor qualidade como era esperado, reduzindo as perdas em 15,29 kW com respeito ao caso 1, no entanto, note que a alocação de dois GD não considera a barra 6 que foi selecionada no caso 1. Como trabalhos futuros, novos testes devem ser realizados alocando um número maior de GDs e usando dados de sistemas de grande porte. Assim, espera-se que novos GDs adicionados reduzam as perdas de forma insignificante. No futuro podem ser incorporados novos elemento de complexidade no problema tais como incluir os custos dos GDs, incorporar os custos de geração em kWh dos GDs e os custos da energia comparada na subestação.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem às entidades brasileiras FAPESP (Processo 2015/21972-6, 2019/01589-4, e 2019/01841-5), CNPq e CAPES pelo apoio financeiro.

REFERÊNCIAS

Acharya, N., Mahat, P., and Mithulananthan, N. (2006). An analytical approach for dg allocation in primary distribution network. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 28(10), 669–678.

Bazaraa, M.S., Sherali, H.D., and Shetty, C.M. (2013). *Nonlinear programming: theory and algorithms*. John Wiley & Sons.

Coelho, F.C., da Silva Junior, I.C., Dias, B.H., and Peres, W.B. (2018). Optimal distributed generation allocation using a new metaheuristic. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 29(1), 91–98.

Doagou-Mojarrad, H., Gharehpetian, G., Rastegar, H., and Olamaei, J. (2013). Optimal placement and sizing of dg (distributed generation) units in distribution networks by novel hybrid evolutionary algorithm. *Energy*, 54, 129–138.

Glover, F.W. and Kochenberger, G.A. (2006). *Handbook of metaheuristics*, volume 57. Springer Science & Business Media.

Gözel, T. and Hocaoglu, M.H. (2009). An analytical method for the sizing and siting of distributed generators in radial systems. *Electric power systems research*, 79(6), 912–918.

HA, M.P., Huy, P.D., and Ramachandaramurthy, 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.

Hassan, A.A., Fahmy, F.H., Nafeh, A.E.S.A., and Abuelmagd, M.A. (2017). Genetic single objective optimisation for sizing and allocation of renewable dg systems. *International Journal of Sustainable Energy*, 36(6), 545–562.

Home-Ortiz, J.M., Pourakbari-Kasmaei, M., Lehtonen, M., and Mantovani, J.R.S. (2019). Optimal location-allocation of storage devices and renewable-based dg in distribution systems. *Electric Power Systems Research*, 172, 11–21.

Hung, D.Q., Mithulananthan, N., and Bansal, R. (2010). Analytical expressions for dg allocation in primary distribution networks. *IEEE Transactions on energy conversion*, 25(3), 814–820.

Hung, D.Q., Mithulananthan, N., and Bansal, R. (2013). Analytical strategies for renewable distributed generation integration considering energy loss minimization. *Applied Energy*, 105, 75–85.

Kashem, M., Ganapathy, V., Jasmon, G., and Buhari, M. (2000). A novel method for loss minimization in distribution networks. In *DRPT2000. International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Proceedings (Cat. No. 00EX382)*, 251–256. IEEE.

Mahmoud, K., Yorino, N., and Ahmed, A. (2016). Optimal distributed generation allocation in distribution systems for loss minimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, 31(2), 960–969.

Montoya-Bueno, S., Muoz, J.I., and Contreras, J. (2015). A stochastic investment model for renewable generation in distribution systems. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 6(4), 1466–1474.

Moravej, Z. and Akhlaghi, A. (2013). A novel approach based on cuckoo search for dg allocation in distribution network. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 44(1), 672–679.

Murthy, V. and Kumar, A. (2013). Comparison of optimal dg allocation methods in radial distribution systems based on sensitivity approaches. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53, 450–467.

Poornazaryan, B., Karimyan, P., Gharehpetian, G., and Abedi, M. (2016). Optimal allocation and sizing of dg units considering voltage stability, losses and load variations. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 79, 42–52.

Resende, M.G. and Ribeiro, C. (2007). An introduction to grasp. *XXXIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*.

Sanjay, R., Jayabarathi, T., Raghunathan, T., Ramesh, V., and Mithulananthan, N. (2017). Optimal allocation of distributed generation using hybrid grey wolf optimizer. *Ieee Access*, 5, 14807–14818.

Shaaban, M.F., Atwa, Y.M., and El-Saadany, E.F. (2012). Dg allocation for benefit maximization in distribution networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(2), 639–649.

Shirmohammadi, D., Hong, H.W., Semlyen, A., and Luo, G. (1988). A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. *IEEE Transactions on power systems*, 3(2), 753–762.