

Um Algoritmo para Instalação Ótima de Geradores Fotovoltaicos em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica

Matheus Dantas de Lucena* Núbia Silva Dantas Brito**
Benemar Alencar de Souza**

**Pós-Graduando, Laboratório de Sistemas de Potência - LSP,
Universidade Federal de Campina Grande - UFCG, PB,
(e-mail:matheus.lucena@ee.ufcg.edu.br)
**Universidade Federal de Campina Grande*

Abstract: An algorithm based on Tabu Search is proposed to determine the optimal locations for installation of photovoltaic generators in order to reduce annual energy losses in the distribution system, which were calculated by the power sum method. The applicability of the algorithm was evaluated in a 69-bus test system and the installation of the generators resulted in a significant reduction in annual energy losses, which were taken as an objective function to be minimized. The proposed algorithm was able to determine the optimal or almost optimal points of installation of the photovoltaic generators. At the end, the performance of the proposed algorithm was compared with a Genetic Algorithm, where the advantages of the proposed algorithm were demonstrated.

Resumo: Um algoritmo baseado na Busca Tabu é proposto para determinar os locais ótimos de instalação de geradores fotovoltaicos, visando redução das perdas anuais de energia no sistema de distribuição de energia elétrica, as quais foram calculadas pelo método da soma de potências. A aplicabilidade do algoritmo foi avaliada em um sistema-teste de 69 barras e a instalação dos geradores resultou em uma redução significativa das perdas anuais de energia, que foram tomadas como função objetivo a ser minimizada. O algoritmo proposto conseguiu determinar os pontos ótimos ou quase ótimos de instalação dos geradores fotovoltaicos. Ao final, comparou-se o desempenho do algoritmo proposto com um Algoritmo Genético, onde se demonstrou as vantagens do algoritmo proposto.

Keywords: distribution system; energy losses; photovoltaic generators; power sum method; taboo search.

Palavras-chaves: busca tabu; geradores fotovoltaicos; método da soma de potências; perdas de energia; sistema de distribuição de energia.

1. INTRODUÇÃO

O aumento da demanda por energia elétrica associado aos avanços tecnológicos têm provocado mudanças expressivas no setor elétrico, sendo uma das mais significativas a Geração Distribuída (GD), definida como sendo a produção de energia elétrica proveniente de agentes concessionários, permissionários ou autorizados, conectados diretamente no Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE) (BRASIL, 2004).

Dentre as muitas vantagens da GD, destacam-se aqui a redução das perdas técnicas, a melhoria do perfil de tensão do sistema e o aumento dos índices de confiabilidade. Das suas diversas modalidades, destaca-se aqui, a GD fotovoltaica, que explora o efeito fotovoltaico, nome que se dá ao processo de transformação da radiação luminosa em energia elétrica. Esse processo é realizado pelo sistema fotovoltaico, aqui denominado de gerador fotovoltaico (GFV), constituído principalmente pelos painéis fotovoltaicos.

Uma característica importante da GD fotovoltaica é a variabilidade do seu insumo, ou seja, a variabilidade da incidência solar sobre os painéis fotovoltaicos (ALENCAR., 2018). Nesse contexto, surgiu a motivação deste artigo: pesquisar o

melhor posicionamento dos GFV no SDEE, visando redução das perdas anuais de energia elétrica.

Dentre as várias formas de resolver esse tipo de problema, uma das mais promissoras atualmente são, sem dúvida, o uso das metaheurísticas, que são métodos de solução que coordenam procedimentos de busca locais. Dos métodos que integram as metaheurísticas, selecionou-se o método da Busca Tabu (BT), que se diferencia de outros métodos por reduzir a frequência com que as soluções ficam retidas em um espaço de sub-ótimos (GOMES, 2009). Apesar de ser uma metaheurística clássica, constatou-se que seu uso ainda é incipiente para solucionar problemas de instalação ótima de GFV.

Este artigo apresenta a aplicação do método da BT para determinar os locais ótimos de instalação de GFV no SDEE, visando redução das perdas anuais de energia. O algoritmo desenvolvido foi aplicado a um sistema-teste de 69 barras e comparado com um Algoritmo Genético.

O artigo foi organizado em seis seções, incluindo esta seção introdutória. Na seção 2 apresenta-se a fundamentação teórica, na seção 3 apresenta-se a metodologia, na seção 4 apresenta-se o algoritmo proposto, na seção 5 apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos. Por fim, na seção 6 são apresentadas as conclusões.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Apresentam-se a seguir os principais fundamentos teóricos requeridos para compreensão do algoritmo proposto.

2.1 Energia Solar Fotovoltaica

A produção de energia fotovoltaica constitui atualmente, uma das técnicas de geração de energia elétrica mais promissoras, devido ao baixo impacto ambiental, alta confiabilidade e sistema modular (facilidade de ampliação do sistema e redução da quantidade de módulos).

Como já citado, o sistema fotovoltaico (ou GFV) é composto por um conjunto de painéis fotovoltaicos, sendo cada painel constituído de módulos, os quais constituem as unidades básicas comercialmente disponíveis. Um módulo fotovoltaico é composto de células fotovoltaicas encapsuladas e conectadas eletricamente. A célula fotovoltaica é o dispositivo que realiza a conversão direta da luz solar em energia elétrica, por meio do efeito fotovoltaico.

Neste artigo, empregou-se o modelo simplificado do GFV proposto por Yao (2014), segundo o qual, a potência de saída do painel, P_{fv} , é expressa por (1):

$$P_{fv} = P_{nom} \left(1 + k_p (T_{fv} - T_{amb}) \right) \frac{S_m}{S_{nom}}, \quad (1)$$

sendo: P_{fv} a potência gerada (W), P_{nom} a potência nominal do painel (W); k_p o coeficiente de temperatura ($0,004^\circ\text{C}^{-1}$); T_{fv} a temperatura do painel e T_{amb} a temperatura ambiente (ambas em $^\circ\text{C}$); S_m e S_{nom} as irradiações medidas no módulo e nominal (ambas em Wh/m^2).

2.2 Método da Soma de Potências

Para calcular as perdas de potência no sistema, selecionou-se o Método da Soma das Potências (MSP), um método de varredura do tipo *Backward-Forward*, proposto por Cespedes (1990), o qual baseia-se na eliminação do ângulo de fase das equações do fluxo de potência para simplificar a resolução.

O MSP consiste na execução de duas operações: uma à montante, a partir dos nós mais distantes da barra de referência; outra à jusante, partindo da barra de referência até as barras finais. Na operação à montante, são calculadas as potências equivalentes em cada nó, isto é, somando todas as potências que são alimentadas através da barra, incluindo as perdas. O MSP foi formulado com base no modelo de trecho do alimentador apresentado na Figura 1, o qual considera:

- Sistema trifásico radial equilibrado;
- Linhas de distribuição (resistência e reatância série);
- Todas as cargas são do tipo potência constante;
- Alimentador primário dividido em vários ramos;
- Um trecho como sendo formado pelo ramo correspondente juntamente com o seu nó terminal.

A formulação do MSP requer a configuração do alimentador, sua topologia, a amplitude da tensão na subestação e as estimativas iniciais das perdas em cada trecho. A amplitude da tensão na barra final de um trecho do alimentador radial corresponde à solução de uma equação biquadrada e resulta do

desenvolvimento das equações derivadas do diagrama fasorial correspondente ao alimentador modelo.

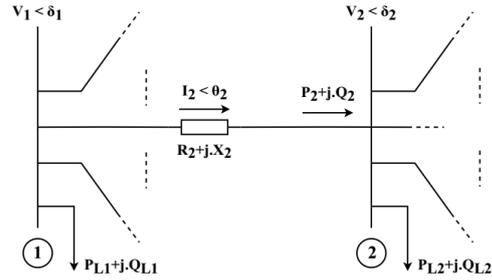


Fig. 1. Modelo do alimentador.

O algoritmo de solução do MSP é resumido a seguir.

1. Considerar as perdas ativa e reativa no alimentador inicialmente nulas.
2. Calcular os fluxos em cada trecho via (2) e (3), seguindo a direção das barras terminais para a subestação. Para a potência ativa, considerar os GFV como carga negativa.

$$P_i = P_{L_j} + \sum_{k \in \Omega_j} (P_k + \Delta P_k) \quad (2)$$

$$Q_i = Q_{L_j} + \sum_{k \in \Omega_j} (Q_k + \Delta Q_k) \quad (3)$$

3. Calcular a tensão em cada trecho via (4) a (6), seguindo a direção da subestação para as barras terminais.

$$V_i^4 - 2AV_i^2 + B = 0, \quad (4)$$

$$A = \frac{1}{2}v^2 - RP - XQ, \quad (5)$$

$$B = (R^2 + X^2)(P^2 + Q^2). \quad (6)$$

4. Calcular as perdas ativa e reativa por trecho via (7) e (8).

$$\Delta P = R \frac{P^2 + Q^2}{V^2}, \quad (7)$$

$$\Delta Q = X \frac{P^2 + Q^2}{V^2} = \frac{X}{R} \Delta P. \quad (8)$$

5. Repetir os passos 2 a 4 enquanto o processo não convergir. Sendo: P_i (Q_i) o fluxo de potência ativa (reativa) no fim do trecho i ; P_{L_j} (Q_{L_j}) a carga ativa (reativa) instalada na barra j ; ΔP_k (ΔQ_k) as perdas de potência ativa (reativa) no trecho k .

2.3 Busca Tabu (BT)

Esse método foi proposto por Glover (1986) e constitui uma metaheurística baseada em uma busca local para resolver problemas complexos de otimização combinatória. Resumidamente, o método da BT começa com uma solução inicial viável x e seleciona uma solução de melhor qualidade na vizinhança $N(x)$ obtida por movimentos aplicados à x em sua vizinhança. Um movimento pode ser caracterizado como a operação aplicada a uma determinada solução x na vizinhança $N(x)$ da solução atual, gerando um vizinho x' . As principais características desse método são listadas a seguir (LUCENA, 2020).

A - Vizinhança $N(x)$

É o conjunto de todos os movimentos possíveis ou soluções de teste, x' , na vizinhança $N(x)$ de x . Exemplos de vizinhanças são o da transposição e a vizinhança de troca. A solução atual

só é atualizada se o valor da nova solução for melhor do que o da solução anterior. Esse procedimento pode implicar em um processo considerado “viciado”. Visando minimizar esse problema, introduz-se uma Lista Tabu (LT), visando identificação dos movimentos que devem levar a “vícios”.

B - Lista Tabu

As restrições Tabu são condições impostas aos movimentos que tornam alguns deles “proibidos”. A proibição ocorre por meio do armazenamento dos atributos dos movimentos já realizados em uma LT. Caso os atributos deste movimento estejam presentes na LT, este movimento é proibido de ser executado. O risco a ser evitado é o de seguir um caminho que conduza a ótimos locais (GOMES, 2009).

C - Critério de Aspiração e de Parada

É uma regra que substitui as restrições Tabu, ou seja, se uma determinada movimentação é proibida pela LT, o Critério de Aspiração, pode tornar essa movimentação permitida. Considera-se substituir o *status* Tabu de uma movimentação, se ela produzir uma solução que tenha uma função objetivo (*fitness*) melhor do que a obtida anteriormente, com a mesma movimentação. O Critério de Parada é a condição sob a qual o processo de pesquisa será encerrado. Neste artigo, a pesquisa é encerrada se o número de iterações atinge o limite permitido. Um exemplo de um espaço de busca percorrido por um algoritmo de BT é ilustrado na Figura 2.

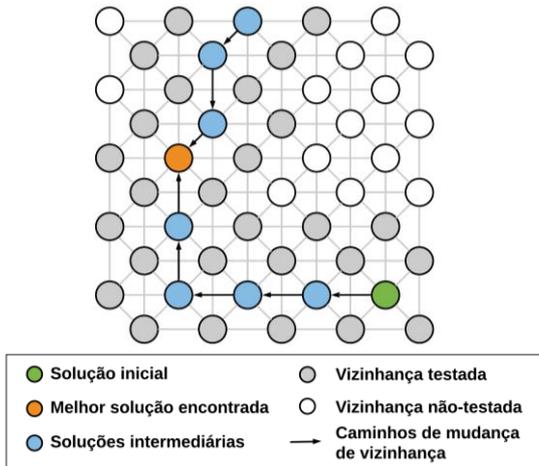


Fig. 2. Movimentação da BT no espaço de busca.

2.4 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AG) emulam o processo de evolução natural (MITCHEL, 1998). Um AG padrão inicia com uma população aleatória de indivíduos, os quais evoluem através de gerações. A cada geração são aplicados os operadores genéticos de seleção, cruzamento e mutação, os quais neste artigo foram executados do seguinte modo: i) seleção, executada via “combate na arena”, na qual os indivíduos são selecionados aleatoriamente, combatem dois a dois e apenas um sobrevive; ii) mutação, executada via troca de apenas um gene do cromossomo; iii) cruzamento, executado entre dois cromossomos de forma a gerar dois novos indivíduos, constituído de partes de cada um dos cromossomos originais.

Durante cada geração, cada indivíduo da população é avaliado pelo valor de sua *fitness*. O processo é executado até que a quantidade de eras e gerações máximas seja atingida.

Os algoritmos de busca e genéticos podem ser relacionados conforme a equivalência de termos apresentada na Tabela 1.

Tabela 1. Equivalência de Termos.

Algoritmos de busca	Algoritmos genéticos
Solução	Cromossomo
Parte elementar da solução	Gene
Conjunto de soluções	População
Iteração	Geração
Sequência de iterações	Era

3. ALGORITMO PROPOSTO

Para resolver o problema de instalação dos GFV, elaborou-se a função objetivo apresentada em (9), que visa minimizar as perdas anuais de energia no alimentador (ALENCAR, 2018):

$$\Delta E(h_1, \dots, h_g) = \alpha \sum_{i=1}^m T_j \sum_{k=1}^n \Delta \widehat{P}_{jk}(h_1, \dots, h_g) \quad (9)$$

sendo: \widehat{P}_{jk} as perdas ativas no trecho k ao nível de carga j com geração fotovoltaica, respectivamente e α a fração do dia em que há radiação solar.

O número máximo e as capacidades dos GFV que podem ser instalados em cada barra são fornecidos. O algoritmo proposto para resolver o problema via BT é apresentado a seguir.

1. Leitura do número de segmentos da curva de carga.
2. Cálculo de T_j , \widehat{P}_{jk} e da demanda média de cada barra.
3. Cálculo das perdas iniciais.
4. Criação de um conjunto de indivíduos, os quais são resultantes da seleção de posições aleatórias dentro dos vetores binários, conforme apresentado na Figura 3.

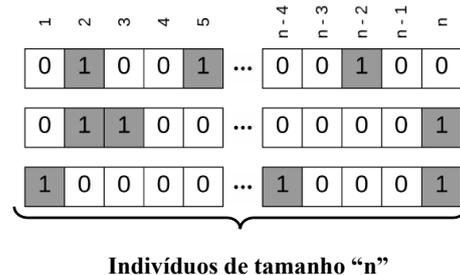


Fig. 3. Codificação da solução.

5. Cálculo das perdas de cada indivíduo.
6. Criação da vizinhança, deslocando os *bits* de cada vetor em unidades pré-determinadas, conforme a seguir:
 - a) Vizinho com deslocamento de *bits*: o indivíduo original terá seus *bits* deslocados em uma e duas unidades, tanto para à esquerda quanto para à direita.
 - b) Vizinho com deslocamento de trecho de *bits*: o indivíduo original terá um trecho de seu vetor de *bits* deslocados em uma e duas unidades, tanto para à esquerda quanto para à direita.

- c) Vizinho Espelhado: Retorna o vetor de *bits* com a ordem dos elementos invertida.
 - d) Vizinho espelhado com deslocamento de *bits*: o indivíduo espelhado terá seus *bits* deslocados em uma e duas unidades, tanto para à esquerda quanto para à direita.
7. Cálculo das perdas dos indivíduos da vizinhança.
 8. Seleção do movimento que originou o indivíduo que apresentou a melhor solução, o qual será colocado na LT até que um critério de aspiração ocorra e esse movimento seja considerado como possível.
 9. Geração aleatória de novos indivíduos enquanto o processo não violar os critérios de parada.
 10. Cálculo de \widehat{F}_{jk} .
 11. Calculo da função objetivo.

Os três primeiros passos do algoritmo para as perdas de energia constituem um estágio preliminar que é necessário apenas na primeira vez de cálculo da função objetivo.

4. METODOLOGIA

Para avaliar e validar o algoritmo proposto, aplicou-se a metodologia apresentada na Figura 4 e utilizou-se o sistema-teste da Figura 5, constituído de 69 barras e tensão nominal igual a 12,66 kV (SAVIER & DAS, 2007). Utilizaram-se os dados de resistência e reatância de cada trecho, as potências instaladas (ativa e reativa), a irradiação e as temperaturas ambiente e do painel fotovoltaico, sendo as duas últimas informações correspondentes às respectivas médias diárias.

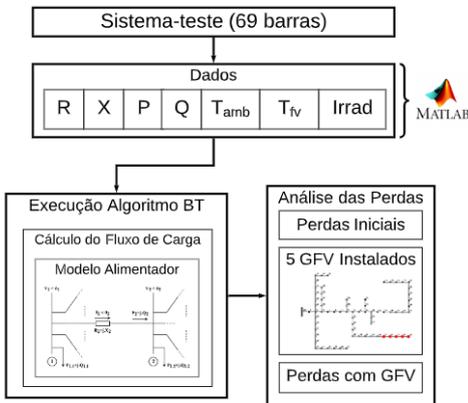


Fig. 4. Metodologia adotada.

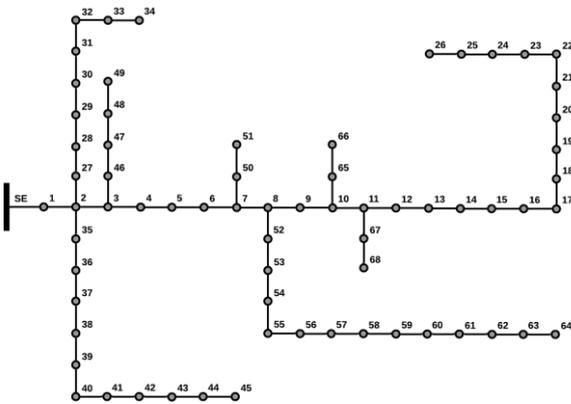


Fig. 5. Sistema-teste.

No Brasil, não há uma referência expressa ao limite de potência de GD. No entanto, o Decreto n° 5.163, de 30 de julho de 2004, em seu artigo 15, parágrafo 1°, prevê a contratação, por parte da distribuidora, de no máximo 10% do seu mercado (BRASIL, 2004). Considerando que para esse valor, utilizou-se um fator de capacidade de 50% (relação horas de sol por dia/horas do dia), a potência instalada de uma GD fotovoltaica corresponderia a 20% da demanda média dessa rede (PIRES, 2011). Assim, adotou-se para cada GFV a potência de 160 kW.

O método da BT foi programado considerando as propriedades dos métodos para a criação de vizinhança, da criação de uma LT e uso do Critério de Aspiração. Os métodos de criação de vizinhança incluíram 13 movimentos possíveis (4 de deslocamento de *bits*, 4 de deslocamento de trecho do cromossomo, 1 de espelhamento do cromossomo e 4 de deslocamento de *bits* do cromossomo espelhado). Considerou-se que a LT poderia proibir até quatro movimentos por iteração e o Critério de Aspiração poderia tornar um movimento novamente possível a cada quatro iterações do método. Programou-se o MSP, considerando um erro de 10^{-4} e número máximo de 100 iterações.

O levantamento da curva de carga foi realizado utilizando os dados de uma subestação da distribuidora de energia local. A curva de duração de carga anual do alimentador foi segmentada em três níveis de carga (PEREIRA, 2006), conforme informações apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2. Curva Anual de Carga de Potência Reativa.

Carga	Duração (dias)	Demanda (kW)		Demanda (kvar)	
		Média	Máxima	Média	Máxima
Pico	131,79	2934,14	5888,40	1140,20	2728,32
Média	130,58	2535,63	2688,00	953,62	1036,56
Leve	102,62	2105,03	2378,88	697,84	863,52

5. RESULTADOS

Inicialmente, calculou-se a dimensão do espaço de busca do problema conforme (10):

$$C_{n,p} = \frac{n!}{p!(n-p)!} \quad (10)$$

sendo: n o número de trechos do alimentador e p a quantidade de GFV instalados.

Para este problema, $n = 68$ e $p = 5$, o que resultou em um espaço de busca de 10.424.128 soluções. Isso representa um espaço de busca muito grande considerando a pequena dimensão do sistema-teste. Portanto, o uso de metaheurísticas é plenamente justificado para resolver problemas dessa categoria.

Em seguida, calcularam-se as perdas de energia no sistema-teste sem a presença dos GFV, o que resultou em um valor de 696,99 MWh/ano. Logo após, aplicou-se o algoritmo proposto, considerando população inicial e número máximo de iterações iguais a 15 e 350, respectivamente.

A solução ótima global do problema fornecida pelo algoritmo foi instalar os cinco GFV nas barras 60, 61, 62, 63 e 64. As perdas foram reduzidas para 399,19 MWh/ano (redução de 42,73%) e as soluções obtidas são apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3. Resultados do sistema 69 barras.

Frequência	Diferença para o ótimo global	Barras				
78%	-	60	61	62	63	64
12%	0,51%	59	61	62	63	64
2%	1,81%	59	60	62	63	64
2%	1,33%	57	61	62	63	64
2%	1,11%	59	60	61	62	64
1%	5,00%	58	60	61	63	64
1%	4,50%	26	61	62	63	64
1%	2,34%	58	60	61	62	64
1%	1,94%	57	60	61	62	64

Nota-se que, em 78% das vezes em que a rotina foi executada, o ótimo global foi encontrado (primeira linha). As demais linhas correspondem a soluções sub-ótimas. Constatou-se ainda que as soluções ótimas locais encontradas estão próximas da solução ótima global, corroborando a eficácia do algoritmo proposto em encontrar soluções sub-ótimas de qualidade.

Em seguida, realizou-se um estudo comparativo do algoritmo proposto baseado na BT com um algoritmo baseado nos AG, para o qual adotou-se: população inicial igual a 14, número de eras igual a 10, número de gerações igual a 350, taxa de cruzamento igual a 50% e taxa de mutação igual a 5%.

Na Figura 6 são apresentados os resultados da BT e do AG para cada execução da função objetivo. Ambas as rotinas apresentaram tempo e número de execuções da função objetivo da ordem de 8.600 segundos e 56.000, respectivamente.

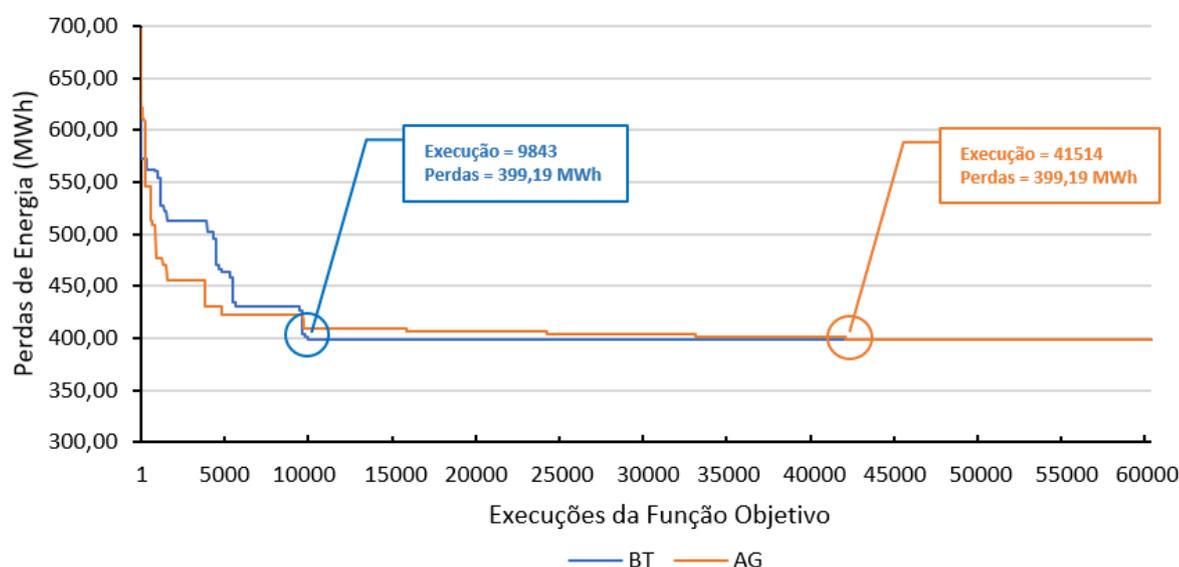


Fig. 6. Gráfico dos resultados, por execução, dos algoritmos programados.

Nota-se, que no AG o valor da função objetivo é reduzido mais rapidamente, quando comparado com a BT. Entretanto, no AG, o processo fica retido em soluções sub-ótimas. É fato que da operação de cruzamento, um filho “herda” características de ambos os pais. Desta forma, como as partes dos cromossomos envolvidos na operação são escolhidas arbitrariamente, as chances dos cromossomos resultantes do cruzamento possuírem características que violem a restrição da quantidade de barras são maiores (NUNES, 2018). Pressupõe-se então, que à medida que o sistema cresce em número de barras, seja mais difícil da rotina “escapar” dessas soluções sub-ótimas. Isso se deve ao fato de que um sistema de grande porte apresentará um vetor de posições predominantemente preenchido por zeros, ou seja, os cruzamentos e mutações (que dependem do sucesso da aleatoriedade) podem não ser eficazes no processo de escape.

Neste quesito, a BT se destaca, pois consegue detectar quais movimentos estão “presos” em uma vizinhança e gerar uma nova população inicial aleatória, em uma nova região, preservando o melhor resultado encontrado na vizinhança, que pode vir a ser a solução ótima. Na BT, sempre que se identifica em uma iteração que os movimentos realizados mantêm o processo retido na região, uma nova solução aleatória é proposta

no espaço de busca, permitindo percorrer novas regiões, as quais podem conter a solução ótima.

Como o método da BT pode ser considerado um método de busca em vizinhança elaborado, visto que melhora o processo de exploração, armazenando mais informações, além dos valores corrente e passado da função objetivo (PIGATTI, 2003). Assim, mesmo que um movimento leve a busca para regiões de soluções subótimas, a BT armazena a melhor solução encontrada durante o processo, ou seja, a melhor candidata a ser uma solução ótima dentre as subótimas.

Além disso, o fato de o sistema seguir uma numeração sequencial, partindo da subestação até as barras terminais, faz com que as áreas do sistema com maior densidade de carga estejam em barras com numeração próxima entre si. Desta forma, os movimentos propostos nesse algoritmo de BT permitem a avaliação de regiões vizinhas, ou seja, com maior tendência a densidade de carga, como centros urbanos ou parques industriais, por exemplo. As barras com maiores cargas instaladas apresentam maiores perdas de potência (e, consequentemente de energia) e piores perfis de tensão (MARQUES, 2004), caracterizando-as como melhores candidatas à instalação dos GFV.

O resultado, por execução, da BT é apresentado na Figura 7, na qual são indicados os ótimos locais e o ótimo global. As

regiões destacadas em vermelho são vizinhança que contém soluções sub-ótimas.

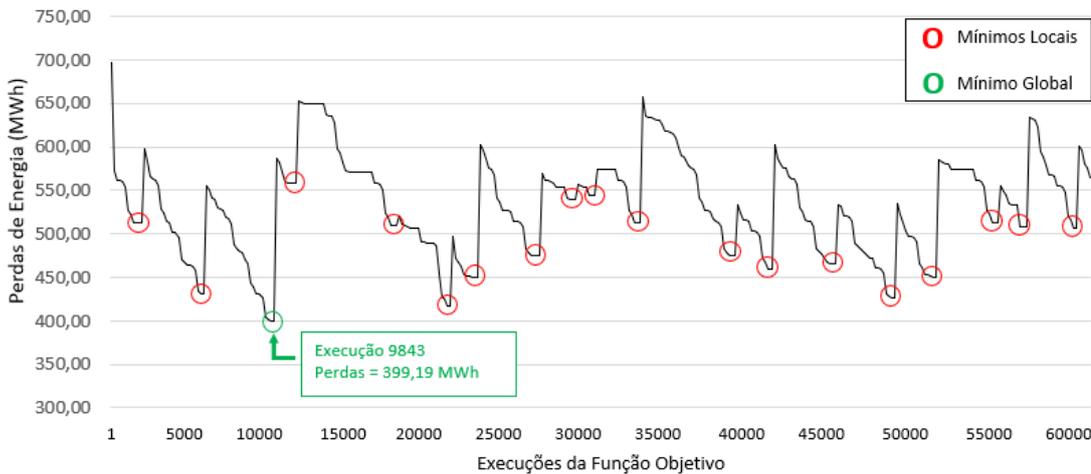


Fig. 7. Gráfico dos resultados de vizinhança encontrados na rotina da BT.

6. CONCLUSÕES

Um algoritmo para instalação ótima de geradores fotovoltaicos baseado na Busca Tabu foi proposto, visando redução das perdas anuais de energia de sistemas de distribuição de energia elétrica. A metodologia elaborada foi aplicada a um sistema teste constituído de 69 barras e tensão nominal igual a 12,66 kV, onde se dispunha de cinco GFV de 160 kW cada um.

Constatou-se que o algoritmo proposto se mostrou eficaz na resolução do problema, sendo possível utilizar uma pequena porcentagem do espaço de busca total para encontrar a solução ótima do problema para cada sistema. De forma a reduzir o espaço de busca da solução, conhecimentos específicos do problema foram incorporados ao algoritmo da Busca Tabu, melhorando o desempenho dos processos desenvolvidos no Critério de Aspiração e no processo de Criação de Vizinhança.

O algoritmo proposto também foi comparado com o Algoritmo Genético, de modo que foi possível identificar as vantagens da Busca Tabu, como as soluções para escape das regiões de soluções sub-ótimas, o que aumenta as possibilidades de encontrar a solução ótima de maneira mais rápida.

Contatou-se também, que os Algoritmos Genéticos apesar de serem considerados aleatórios, não o são totalmente, pois exploram informações históricas para encontrar novos pontos de busca onde são esperados melhores desempenhos.

REFERÊNCIAS

Alencar, M. R. B. (2018). Um método de estimação de instalação ótima de painéis fotovoltaicos em redes de distribuição. Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande.

Brasil (2004). Decreto N °5.163, de 30 de junho de 2004. Regulamenta a comercialização de energia elétrica. Diário Oficial da União.

Céspedes, R. (1990). New method for the analysis of distribution networks. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 5(1), 391-396.

Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations research*, 13(5), 533-549.

Gomes, A. (2009). Uma introdução à busca tabu. URL <http://www.ime.usp.br/~gold/cursos/2009/mac5758/AndreBuscaTabu.pdf>.

Lucena, M. D. (2020). Um algoritmo baseado na busca tabu para localização ótima de geradores fotovoltaicos. Mestrado em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande.

Marques, F. A., Moran, J. A., & Abreu, L. (2004). Impactos da expansão da geração distribuída nos sistemas de distribuição de energia elétrica. *Proceedings of the 5th Encontro de Energia no Meio Rural*.

Mitchell, M. (1998). *An Introduction to Genetic Algorithms*. Cambridge, MA: MIT Press.

Nunes, J. R. D. O. (2018). Avaliação de taxas de cruzamento e mutação em um algoritmo genético baseado em ordem aplicado ao problema do caixeiro viajante. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal.

Pereira, B. R., da Costa, G. R. M., Contreras, J., & Mantovani, J. R. S. (2016). Optimal distributed generation and reactive power allocation in electrical distribution systems. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 7(3), 975-984.

Pigatti, A. A. (2003). Modelos e algoritmos para o problema de alocação generalizada e aplicações. Dissertação de Mestrado, PUC-Rio, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

Pires, B. A. D. S. (2011). Maximização da penetração da geração distribuída através de algoritmo de otimização nuvem de partículas. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Natal.

Savier, J. & Das, D. (2007). Impact of network reconfiguration on loss allocation of radial distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 22(4), 2473-2480.

Yao, T., Tang, Y. & Ayyanar, R. (2014). High resolution output power estimation of large-scale distributed PV systems. *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*.