

Algoritmo Híbrido combinando a Têmpera Simulada e Busca Tabu para Localização Ótima de Geradores em Redes de Distribuição Radiais

Robson Thiago B. Rego* Benemar Alencar de Souza**

* *Mestrando em Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, UFCG, (e-mail: robson.rego@ee.ufcg.edu.br).*

** *Professor, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Campina Grande, UFCG, (e-mail: benemar@dee.ufcg.edu.br).*

Abstract: Metaheuristics have been effective in solving large-scale combinatorial optimization problems, in which there are many control variables, constraints and candidate solutions. The optimal location of generators in distribution networks, is one of those optimization problems in which the solution space is discrete and large. In fact, location is a part of the problem called optimizing distributed generation, which also covers the sizing and dispatch of generating units. The proposal is to combine simulated annealing (SA) and tabu search (TS), two established metaheuristics, in order to better adapt them to the specific application. The power losses in the feeder are taken as an objective function to be minimized. The networks are considered radial, without this implying a generality restriction, but because it is the predominant configuration. The expected contribution of the article is in the way in which the search for the optimal solution is carried out: instead of being free throughout the solution space, it is a search in neighborhoods of the current solution. As the SA is characterized by being a global search method and the TS, a local search method, their combination showed efficiency superior to that of the separate algorithms for almost all the different distribution networks to which it was applied.

Resumo: As metaheurísticas têm sido eficazes em resolver problemas de otimização combinatória de grande dimensão, nos quais são muitas as variáveis de controle, as restrições e as soluções candidatas. A localização ótima de geradores em redes de distribuição, é um desses problemas de otimização em que o espaço de soluções é discreto e grande. De fato, a *localização* é uma parte do problema denominado *otimização da geração distribuída*, que abrange também o *dimensionamento* e o *despacho* das unidades geradoras. A proposta é combinar a *têmpera simulada* (TS) e a *busca tabu* (BT), duas metaheurísticas consagradas, no sentido de adaptá-las melhor à aplicação específica. As perdas de potência no alimentador são tomadas como função objetivo a ser minimizada. As redes são consideradas radiais, sem que isso implique restrição de generalidade, mas por ser a configuração predominante. A expectativa de contribuição do artigo é no modo como é feita a busca pela solução ótima: em vez de ser livre por todo o espaço de solução, é uma busca em vizinhanças da solução atual. Como a TS se caracteriza por ser um método de busca global e a BT, um método de busca local, a combinação delas apresentou eficiência superior à que é própria dos algoritmos separados para quase todas as diferentes redes de distribuição a que foi aplicada.

Keywords: Combinatorial optimization, tabu search, simulated annealing, distributed generation, metaheuristic.

Palavras-chaves: Otimização combinatória, busca tabu, têmpera simulada, geração distribuída, metaheurística.

1. INTRODUÇÃO

Geração distribuída (GD) é como denomina-se a geração de energia elétrica instalada na rede de distribuição, ou seja, próxima ao consumidor (Nascimento et al. (2018)). Em 2012 entrou em vigor no Brasil a Resolução Normativa nº 482/2012 da ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) que permite o consumidor brasileiro gerar sua própria energia elétrica a partir de fontes renováveis ou cogeração qualificada. Inclusive, o excedente de energia gerada pelo consumidor pode ser entregue à rede de distribuição, resultando crédito da concessionária ao consumidor.

A matriz elétrica brasileira é predominantemente composta por plantas hídricas. As hidrelétricas correspondem aproximadamente a 60,1% da capacidade instalada em operação no Brasil, totalizando 82,97% de matriz renováveis no início de 2022 (ANEEL (2022)). Embora as hidrelétricas sejam fontes renováveis, a escassez de água e necessidade crescente de priorizar outros usos dela tem intensificado a exploração de fontes renováveis alternativas. Em decorrência, as fontes eólica e fotovoltaica tiveram aumento expressivo de suas participações na matriz elétrica brasileira nos últimos anos. Atualmente as usinas eólicas têm uma participação na capacidade instalada de 11,64% e as fotovoltaicas, de 2,55% (ANEEL (2022)).

A GD é predominantemente gerada através de fontes de energia renováveis, tais como eólica, fotovoltaica, biomassa, hidráulicas, entre outras. No início de 2018, no Brasil, o número de conexões de micro e minigeração de energia chegou a mais de 20 mil instalações. Isso equivale uma potência instalada de 247,30 MW, para o atendimento de 367 mil residências (ANEEL (2022)).

Vários aspectos positivos do uso da GD podem ser listados, tais como: diversificação da matriz energética, redução de perdas no processo de transmissão de energia, matrizes energéticas mais sustentáveis e melhor aproveitamento dos recursos naturais (Nascimento et al. (2018)). Por esta razão, vários países estão adotando políticas de incentivo ao uso e ampliação das unidades geradoras de distribuição. Para garantir o crescimento da GD, é de extrema importância encontrar soluções viáveis, que atendam a essa problemática. A minimização de custos que estão relacionados com as perdas de potência é usual do problema de otimização da GD. Portanto, o uso correto da GD traz consigo vantagens ambientais e econômicas. Entretanto, quando mal planejados, esses sistemas podem acarretar impactos negativos nas redes de distribuição, como degradação na qualidade de energia, na segurança e aumento ou diminuição das tensões em regime permanente. Além disso, o fluxo de potência na rede passa a ser bidirecional (Evangelopoulos and Georgilakis (2014)). Cada vez mais, tem-se buscado soluções capazes de sanar ou mitigar os problemas citados neste parágrafo, a exemplo das soluções ótimas advindas do uso de metaheurísticas (Dharageshwari and Nayanatara (2015); Gandomkar et al. (2005)).

A localização ótima de unidades geradoras em redes de distribuição é um problema de otimização combinatória típico para solução do qual, uma gama de métodos clássicos e metaheurísticas foram propostos. É comum as perdas de potência na rede de distribuição com GD serem tomadas como função objetivo a ser minimizada. De fato,

a *localização* é uma parte do problema denominado *otimização da geração distribuída*, que abrange também o *dimensionamento* e o *despacho* das unidades geradoras. Trata-se de um problema não-linear com espaço de busca extremamente amplo para solução do qual as metaheurísticas têm se mostrado eficazes. Diante desse contexto, o presente trabalho, tem como objetivo apresentar analisar a eficiência das metaheurísticas *busca tabu* (BT) e a *têmpera simulada* (TS) para resolver o problema da localização de geradores em redes de distribuição quando aplicadas de forma separada e combinadas.

O artigo está organizado do seguinte modo: Na seção 2 é apresentado o problema de localização ótima de geradores. Em seguida, a seção 3 é realizada um breve fundamentação teórica dos algoritmos utilizados para resolver o problema. Na seção 4 é descrito o algoritmo híbrido proposto. A metodologia é descrita na seção 5. Os resultados e discussões são apresentados na seção 6. E por fim, na seção 7 é feita as considerações finais.

2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

No escopo do artigo está o subproblema da localização ótima dos geradores na rede. Ou seja, se supõem conhecidas, as capacidades dos geradores que estão para ser instalados. Os locais de instalação ótimos são aqueles para os quais as perdas de potência são mínimas. A hipótese de que as capacidades dos geradores a serem instalados são conhecidas é muito razoável e simplifica o problema. Como o objetivo é resolver o subproblema da otimização da GD, de localização ótima de geradores, é natural as capacidades dos geradores serem conhecidas, como resultado do outro subproblema, de dimensionamento das unidades geradoras. Além dessa, estabeleceram-se as seguintes restrições:

- A instalação de geradores não é permitida em determinadas barras;
- Nas barras em que é permitida, a instalação é de apenas um gerador por barra.

Para especificar melhor o espaço de busca, foi adotada a restrição de instalação de um único gerador por barra. Como há locais em que a instalação de unidades geradoras é inviável, por razões diversas: ocupação prévia da área por outras instalações, barreiras topográficas ou urbanísticas, restrições ambientais, recursos naturais (velocidade do vento, irradiância solar, etc.) desfavoráveis, dentre outras. A possibilidade de bloqueio de barras contempla os aspectos práticos do problema, porém facilita sua solução, uma vez que reduz o espaço de busca. A complexidade de um problema como este é exponencial, o que inviabiliza a enumeração completa de todas as soluções possíveis como meio de determinar a solução ótima. Portanto, se deve recorrer às metaheurísticas, em funcionam como métodos de enumeração parcial, em que os vícios são evitados mediante mecanismos centrados na aleatoriedade. Ou seja, na busca pela solução ótima, o espaço de busca é explorado de modo isento, seguindo regras preestabelecidas de acordo com princípios da própria heurística e guiada de modo certo por metáfora. O problema de encontrar o melhor local de instalação de m geradores de capacidades distintas na rede radial de n barras elegíveis, tem soluções em número correspondente ao de arranjo simples sem repetição,

$$A(n, m) = \frac{n!}{(n-m)!} \quad (1)$$

O arranjo simples sem repetição trata de realizar todos os agrupamentos possíveis de m elementos contidos em n , de modo que esses agrupamentos sejam de elementos distintos pela ordem e, não repetidos. Para o caso de geradores distintos, essa diferença de ordem de instalação coincide com o problema, já que $[x, y] \neq [y, x]$, definindo exatamente o espaço de busca do problema de localização ótima, respeitando as restrições descritas nesta seção.

A ordem de complexidade desse problema é exponencial, $O(n^m)$, já que o arranjo simples sem repetição conforme (1) é o produto dos m primeiros termos do fatorial de n , $(n)(n-1)(n-2)\dots(n-(m-1))$, resultando em um polinômio de grau m . Assim, o espaço de busca completo é da ordem exponencial. Para problemas como este, de espaço de busca extremamente amplo e de combinações de variáveis que não apresentam algoritmos específicos para solucioná-los, são indicados o uso de algoritmos de otimização combinatória, especialmente as metaheurísticas.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A seguir é apresentado os principais fundamentos teóricos requeridos para compreensão do algoritmo proposto, a começar pelo método da soma de potência, mediante o qual são calculadas as perdas de potência, tomadas como função objetivo.

3.1 Método da soma de potências

Vários métodos de cálculos de perdas de potência são propostos na literatura. Shirmohammadi et al. (1988), propôs um método iterativo, robusto e eficiente para cálculo de perdas de potência em sistemas de distribuição radial. Por ser um método de varredura, ou do tipo *backward/forward*, dispensa a representação matricial da rede.

As redes de distribuição primária, para as quais usualmente a tensão da subestação consiste na faixa de 11kV a 34,5kV, possuem uma estrutura topológica tipicamente radial. Radial é a rede em que o caminho da subestação a qualquer das barras é único. Por ser de planejamento, construção e operação simples é a configuração mais utilizada em distribuição (Carvalho (2005)). A proteção tão é simples, pois o fluxo é de sentido único e previsível, o que dispensa unidades direcionais.

Essa topologia de distribuição se assemelha com uma estrutura de dados do tipo árvore, do âmbito da programação, no qual a fluxo de carga pelo método da soma de potências (MSP) consiste em resolver cada trecho (ramo) por vez, de modo que as perdas totais será a soma das perdas de cada trecho (de Medeiros (2017)).

A resistência (R_i) e reatância (X_i) de cada trecho, e a potência ativa e a potência reativa (PL_i, QL_i) de cada barra são dados conhecidos e particulares de cada sistema radial, como também a tensão de alimentação da subestação, V_0 . A Figura 1 apresenta um sistema radial unitário.

Para o cálculo aproximado do total das perdas de potências ativa e reativa em um alimentador radial, é necessário

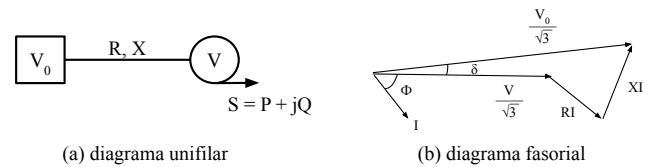


Figura 1. Sistema radial unitário.

realizar o cálculo das perdas das potências ativa e reativa de cada trecho. Seguindo as hipóteses que δ é muito pequeno, $\cos(\phi) = \frac{P}{S}$, $\sin(\phi) = \frac{Q}{S}$ e uma aproximação $V \cong V_0$ para o custo computacional do método ser reduzido, tem-se que aproximação das perdas de cada trecho:

$$\Delta P_i(R_i, X_i, P_i, Q_i, V_0) = \frac{R_i}{V_0^2} (P_i + \frac{X_i}{R_i} Q_i) P_i \quad (2)$$

$$\Delta Q_i(R_i, X_i, P_i, Q_i, V_0) = \frac{R_i}{V_0^2} (P_i + \frac{X_i}{R_i} Q_i) Q_i \quad (3)$$

que para isso, é preciso realizar a varredura *backward*, ou regressiva, para obtenção dos fluxos das potências, ativa (P_i) e reativa (Q_i), de cada trecho, conseqüentemente suas perdas.

Uma varredura *backward* de um sistema é realizada quando a ordem de visitação das barras é feita das barras das extremidades até a subestação. A aproximação $V \cong V_0$ descarta a varredura *forward*, ou progressiva, que seria o contrário da *backward*, na ordem de visitação da subestação às barras das extremidades. Isso foi considerado para que reduzisse o custo computacional da função de avaliação, já que os algoritmos das metaheurísticas realizam muitas requisições dessa função.

O fluxo de potência ativa em determinado trecho é calculado após o cálculo das perdas de potência em todos os trechos a jusante. Um trecho é composto por uma barra de fim em que pode haver carga instalada, e uma ligação à barra da subestação ou de outro trecho, de resistência e reatância conhecidas. O fluxo de potência ativa no fim do trecho é a soma da potência da barra com o fluxo de potência ativa no início do trecho que se originam na barra daquele trecho (P'_j). Esse fluxo de início do trecho é o somatório do fluxo de todas as *barras filhas*, no qual Ω_i é o conjunto de *barras filhas* da barra i , e se expressa do seguinte modo:

$$P_i = PL_i + \sum_{j \in \Omega_i} P'_j \quad (4)$$

Na barra em que há algum gerador instalado, a carga da barra é subtraído pela carga do gerador, de modo que (4) se torna:

$$P_i = PL_i - PG_i + \sum_{j \in \Omega_i} P'_j \quad (5)$$

Isso resulta em uma diminuição das perdas de potência do sistema. Para o fluxo de potência reativa é análogo ao fluxo de potência ativa, utilizando (3) para as perdas. Assim a otimização tem a finalidade de encontrar as barras nas quais os geradores devem ser instalados para que a perda total seja mínima. As perdas totais de potência é o somatório das perdas de cada trecho da rede, é definida por:

$$\Delta P_T = \sum_{i=1}^n \Delta P_i \quad (6)$$

sendo n a quantidade de trechos do alimentador. Os trechos são objetos com os seguintes atributos: resistência e reatância (R_i e X_i), carga instalada em sua barra (PL_i e QL_i) e o trecho no qual se conecta (de_i). A carga do gerador (PG_i, QG_i), se houver. Com uma sequência *backward* preestabelecida, o pseudocódigo do MSP aproximado será:

Para todo trecho i faça:

$$\begin{aligned} P_i &= PL_i - PG_i + \sum_{j \in \Omega_i} P'_j \\ Q_i &= QL_i - QG_i + \sum_{j \in \Omega_i} Q'_j \\ \Delta P_i &= \frac{R_i}{V_0^2} (P_i + \frac{X_i}{R_i} Q_i) P_i \\ \Delta Q_i &= \frac{R_i}{V_0^2} (P_i + \frac{X_i}{R_i} Q_i) Q_i \\ P'_i &= P_i + \Delta P_i \\ Q'_i &= Q_i + \Delta Q_i \\ \Omega_{de.inserir}(i) \\ \Delta P_T &= \Delta P_T + \Delta P_i \end{aligned}$$

fim para

3.2 Busca Tabu

A BT, em inglês *tabu search*, é uma metaheurística proposta por Glover (1989) para resolver problemas de otimização combinatória mediante estratégias de busca local. É um método iterativo baseado em memória.

A partir de uma solução inicial, é criada uma vizinhança na qual é escolhida a melhor solução para ser a solução atual. Esse processo de busca na vizinhança da solução atual se repete em todas as iterações. Vizinhança é uma região do espaço de soluções que é tomada como um espaço de busca local. Os movimentos realizados para se chegar aos melhores vizinhos são memorizados a fim de serem bloqueados. Os movimentos a serem evitados por determinado tempo (número de iterações) são incluídos numa lista, denominada de *lista tabu*, ou lista de proibições. Esta lista, que dá nome ao método, funciona como uma fila, estrutura de dados também conhecida como *FIFO*, iniciais do princípio “o primeiro a entrar é o primeiro a sair” em inglês (*first in, first out*). A proibição de movimentos se dá por várias razões, a principal delas é evitar a repetição dos mesmos movimentos em detrimento da exploração de outros, mais promissores. Há casos em que a repetição do movimento simplesmente o anula. Enfim, a estratégia da proibição provisória faz com que o algoritmo não fique preso em ótimos locais, e possa convergir para a solução ótima global ou uma solução quase ótima (Gaspar-Cunha et al. (2012)).

Na BT simples é necessário definir três parâmetros:

- tamanho da lista tabu (l_L);
- tamanho máximo da vizinhança (l_V);
- critério de parada.

3.3 Têmpera Simulada

A têmpera é o processo em que se superaquece um metal ou vidro e o resfria gradualmente para torná-lo mais duro, resistente ou maleável. A TS, em inglês *simulated annealing*, segue o mesmo princípio da termodinâmica que é o processo físico, segundo o qual a liberdade de movimento das partículas depende da temperatura do material. De modo que quando o material está superaquecido, suas moléculas se movimentam rapidamente por distâncias maiores. Por outro lado, quanto mais o material se resfria, menores são os movimentos. No limite, as moléculas estacionarão em posições ordenadas que formam uma estrutura cristalina, de mínima energia. A partir de uma solução inicial qualquer, que corresponde a uma partícula do material superaquecido, se chega à solução ótima, ou a uma boa aproximação dela, que corresponde ao estado de energia mínima (Metropolis et al. (1953)).

As coordenadas da posição da partícula (vetor de variáveis de decisão) não se limitam a três, como acontece no processo físico em que o método é inspirado. Basicamente, consiste em determinar uma nova posição p_n a cada iteração e movimentar a partícula para lá, se for melhor. Senão, a partícula se mantém na posição atual p_a onde está, ou se desloca para a nova posição, com uma probabilidade P , controlada pela temperatura T do material. Ou seja, esta probabilidade se expressa do seguinte modo:

$$P = e^{-\frac{\Delta E}{k_B T}} \quad (7)$$

sendo k_b , uma constante usada para ajuste de valor e

$$\Delta E = |E(p_n) - E(p_a)| \quad (8)$$

$E(p_n)$ e $E(p_a)$ são as energias da partícula (valor objetivo) na nova posição e na posição atual, respectivamente.

Inicialmente, a temperatura é alta e a probabilidade de uma nova posição pior que a atual ser aceita é próxima de um. Isso é proposital para que o algoritmo não estacione em ótimos locais. À medida que ocorre o resfriamento essa probabilidade diminui. À mesma temperatura, a probabilidade é menor para grandes variações de energia, assim tende a escolher soluções menos ruins para sair dos ótimos locais.

Na TS é necessário definir três parâmetros:

- temperatura inicial ($T_{inicial}$);
- método de resfriamento e
- temperatura final (critério de parada).

Valores usuais de temperatura inicial são 1, 10, 100 ou 1000. Para o resfriamento (redução da temperatura a cada determinado número de iterações) é comum se utilizar uma constante de resfriamento, α ($0,8 < \alpha < 1$), para reduzir a temperatura a cada iteração k , tendendo a 0, de modo que,

$$T_k = \alpha T_{k-1} \quad (9)$$

A constante de resfriamento tem efeito na velocidade da convergência do algoritmo e na qualidade da solução encontrada. Portanto, α e $T_{inicial}$ são escolhidas de maneira combinada. Se a faixa de variação de temperatura for bem escolhida, a constante k_B é dispensável, ou seja, $k_B = 1$ em (7).

4. ALGORITMO PROPOSTO

É sugerida a elaboração de um algoritmo híbrido (AH) entre a TS com controle de parâmetro e a BT convencional. A TS com controle de parâmetro é uma alteração pré-determinada do operador de modificação de solução em uma temperatura intermediária (T_{inter}), em que nas primeiras iterações o algoritmo executa um movimento livre (modelo convencional), e após a T_{inter} o operador de modificação é alterado para a vizinhança descrito na seção 4.1.

Um movimento livre totalmente aleatório movendo um gerador por vez dos m geradores se define: Uma partícula r é gerada por movimento livre totalmente aleatório de s , se satisfaz às seguintes condições:

- (1) $r_j \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\} \wedge r_j \notin \Psi \wedge r_j \notin s$,
 $j = 0 \vee 1 \vee \dots \vee (m-1)$;
- (2) $r_i = s_i$ para $i = 0, 1, \dots, (m-1) \wedge i \neq j$.

sendo n a quantidade de barras do sistema, exceto a subestação e Ψ o conjunto de barras bloqueadas. De acordo com a definição acima, uma partícula s difere da nova partícula r apenas em um elemento do conjunto, quando realiza o *deslocamento* de apenas um gerador.

No AH, as primeiras iterações realiza a TS convencional com a busca global, conforme como foi definida, inserindo os movimentos realizados em cada iteração em uma lista tabu de tamanho l_L , e ao atingir uma temperatura T_{inter} , o algoritmo é convertido em uma BT, realizando uma busca local, avaliando até l_V posições da vizinhança e verificando os movimentos mais recentes contidos na lista tabu, respeitando os critérios de aspiração por objetivo global e padrão, que posteriormente é escolhido o melhor candidato para ser a nova partícula, que será comparada a partícula atual e verificando se é melhor, caso a avaliação da nova partícula seja melhor, ela será a nova partícula atual, caso contrário, irá utilizar o critério de aceitação de partícula inferior da TS, conforme (7). A Figura 2 apresenta de forma simplificada o que foi dito.

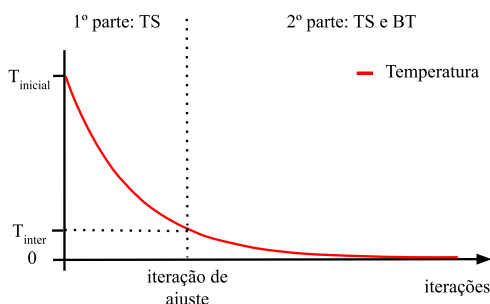


Figura 2. Esboço do algoritmo híbrido TS-BT.

Em resumo, nas primeiras iterações os movimentos livres aleatórios (busca global) selecionados pela TS são inseridos na lista tabu, que serão impactantes apenas nas iterações posteriores a iteração de ajuste, que por sua vez, serão avaliados pela BT, para a procura de uma nova partícula candidata dentro da vizinhança. A TS é uma BT de vizinhança de tamanho unitário, sem memorização, que quando a temperatura $T_k \leq T_{inter}$, a BT é responsável por escolher o melhor candidato contida na vizinhança para a ser a partícula atual na TS, respeitando o critério de

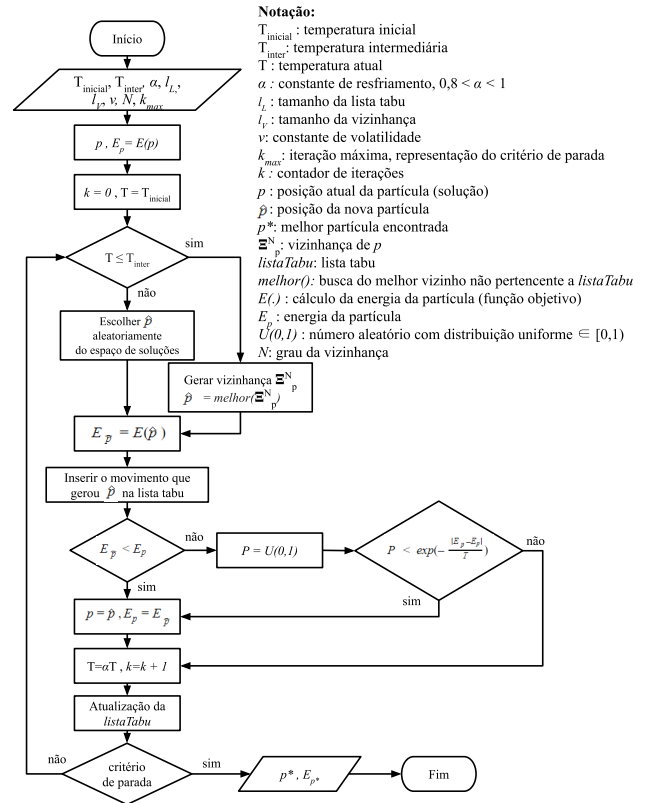


Figura 3. Fluxograma do algoritmo híbrido

aceitação. O fluxograma presente na Figura 3 detalha o que foi citado.

4.1 Vizinhança

No problema da localização ótima de m geradores em n barras de uma rede de distribuição, exceto a subestação, ($n > m$), uma posição p do espaço de busca é um vetor de m componentes:

$$p = [p_0, p_1, \dots, p_{m-1}] \quad (10)$$

sendo, $p_i \in \{0, 1, 2, \dots, n-1\}$ a barra em que o gerador i se instala e $i \in \{0, 1, 2, \dots, m-1\}$.

Uma vizinhança de p de grau N (Ξ_p^N) é composta pela vizinhança de barra de grau N (Λ_p^N), vizinhança de nível (Γ_p) e todas as permutações entre dois geradores.

Sendo considerado apenas o primeiro grau, a vizinhança de barra segue estritamente o conceito convencional ou físico de vizinhança. Ou seja: uma barra j é vizinha de grau N da barra k ($j \in \Lambda_k^N$) se satisfaz às seguintes condições:

- (1) j não é uma barra bloqueada e
- (2) j é a barra em que o trecho (que termina na barra) k se origina ou
- (3) k é a barra em que o trecho (que termina na barra) j se origina e
- (4) as condições (2) e (3) não gera uma solução com variáveis de controle duplicadas.

A vizinhança de uma barra é o conjunto de todas suas barras vizinhas, conforme os critérios acima. Análogo as barras vizinha, uma barra j é vizinha do mesmo nível da barra k ($j \in \Gamma_k$) se:

- (1) j não é uma barra bloqueada e
- (2) j tem o mesmo nível de k e
- (3) a condições (2) não gera uma solução com variáveis de controle duplicadas.

O nível de uma barra é o quão distante (distância de conexão) ela está da subestação.

A vizinhança também contém o movimento de permutação das variáveis de controle, satisfaz todas as permutações entre duas variáveis de controle da solução.

A vizinhança de solução é um conjunto de soluções vizinhas. Essas, por suas vezes, são conjuntos de mesma dimensão que o espaço de solução. A vizinhança de solução é ajustável ao grau de mobilidade no espaço de solução desejado. Supondo que se queira os movimentos unidimensionais, os mais simples possíveis no espaço de solução de dimensão m , a vizinhança de barras e nível se define de modo a seguir.

Uma solução r é vizinha à solução s , sendo vizinha por barra ou por nível, se satisfaz às seguintes condições:

- (1) $r_j \in \mathcal{B}(s_j), j = 0 \vee 1 \vee \dots \vee (m - 1)$;
- (2) $r_i = s_i$ para $i = 0, 1, \dots, (m - 1) \wedge i \neq j$.

sendo $\mathcal{B}(s_j) = \{\Lambda_{s_j}^N, \Gamma_{s_j}\}, \Lambda_{s_j}^N$ o conjunto de barras vizinhas (adjacentes) de grau N de s_j e Γ_{s_j} o conjunto de barras vizinhas do mesmo nível de s_j . O movimento adicionado na lista tabu é: (r_i, s_i) , bloqueando todas os movimentos entre r_i e s_i , isto é, deslocamento (e permutação) de geradores de r_i para s_i e de s_i para r_i .

De acordo com a definição acima, uma solução difere de sua vizinha apenas em um elemento do conjunto. Ou seja, uma das barras apenas é trocada por alguma de suas vizinhas (por ligação ou nível). A generalização da definição acima pode ser generalizada facilmente, ampliando-se o número de barras trocadas por vizinhas conforme se queira.

Uma solução r é vizinha à solução s , por permutação, se satisfaz às seguintes condições:

- (1) $r_i = s_j, i, j = 0 \vee 1 \vee \dots \vee (m - 1) \wedge i \neq j$;
- (2) $r_k = s_k$ para $k = 0, 1, \dots, (m - 1) \wedge i \neq j \neq k$.

De acordo com a definição apresentada, a solução r se difere da solução s em apenas uma permutação entre dois elementos. O movimento adicionado na lista tabu é: (r_i, s_j) , bloqueando todas os movimentos entre r_i e s_j .

5. METODOLOGIA

Usualmente os dados de um sistema de distribuição de configuração radial é apresentado conforme a Tabela 1, nas quais são prestadas as seguintes informações:

- as barras inicial e final de cada trecho nas duas primeiras colunas, de e e i ;
- a resistência e a reatância do trecho de $i - i$, nas colunas R e X e;
- as potências ativa e reativa da carga instalada na barra i nas colunas PL e QL.

Para a otimização, é necessário a ordenação dos trechos de modo que sua sequência apresente a ordem *forward*, que *backward* é apenas de ordem reversa, para que o cálculo do MSP seja de forma mais ágil. Após as sequências de

Tabela 1. Dados parciais do sistema radial de 70 barras.

de	i	R (Ω)	X (Ω)	PL (MW)	QL (Mvar)
01	02	0,0005	0,0012	0	0
02	03	0,0005	0,0012	0	0
03	04	0,0001	0,0001	0	0
04	05	0,0015	0,0036	0	0
05	06	0,0251	0,0294	0	0
...
41	42	1,0410	0,5302	0,059	0,042
0C	43	0,2012	0,0611	0,018	0,013
43	44	0,0047	0,0014	0,018	0,013
0D	45	0,7394	0,2444	0,028	0,02
45	46	0,0047	0,0016	0,028	0,02

processamento serem estabelecidas, cada linha da tabela é um trecho que se refere a barra i e, por ser uma ordem imutável para todas as próximas operações do algoritmo, podemos definir uma relação da barra i com o índice que ela ocupa na tabela, consequentemente, todas as barras, que são as variáveis de controle do problema, serão representadas por um número natural exclusivo, ou seja, o índice da tabela que o trecho está descrito. Com isso, também pode-se definir um mapeamento das barras de início, conhecida como barra *pai* (ou *de*), adicionando uma nova coluna referenciando o índice que a barra de está localizada na tabela, quando ela é a barra i . Também é realizado o mapeamento das barras *filhas*, adicionando os índices referente a cada barra filha em uma nova coluna. O nível de cada barra também é inserido em uma nova coluna. Essas novas colunas de mapeamentos são utilizadas para melhorar o desempenho da construção da vizinhança durante a otimização, ou seja, conhecer as barras vizinhas, no qual a vizinhança de barras primeiro grau é composta pela barra *pai* e as barras filhas, que são as barras diretamente ligadas a barra i . Assim, fica preestabelecida a vizinhança de primeiro grau para cada barra, e para a construção de uma vizinhança de maior grau, é realizada uma recursividade. A Figura 4 apresenta a visão geral da técnica utilizada para gerar os resultados do trabalho proposto.

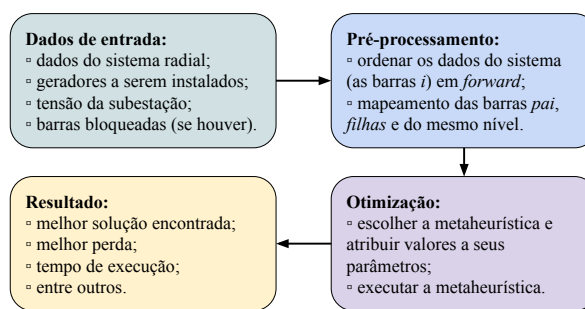


Figura 4. Fluxograma da metodologia

Serão avaliadas duas redes de distribuição radial, uma de 70 barras e outra de 400 barras. Também serão conhecidos cinco geradores, modo que suas cargas ativa e reativa, respectivamente são:

- (1) 0,20 MW, 0 Mvar
- (2) 0,18 MW, 0 Mvar
- (3) 0,22 MW, 0 Mvar
- (4) 0,15 MW, 0 Mvar
- (5) 0,12 MW, 0 Mvar

A rede de distribuição da Figura 5 contém 70 barras possuindo uma tensão de alimentação de 12,66 kV. Esse sistema possui uma potência instalada de 3,8022 MW, conforme a Tabela 1, e uma perda de potência total de 0,1796 MW sem geradores.

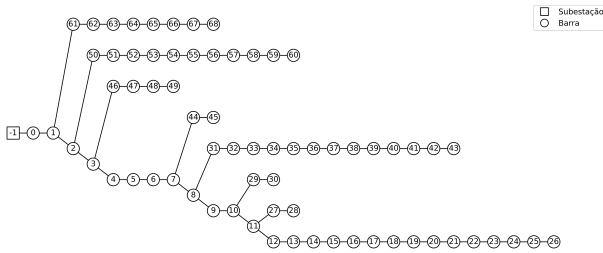


Figura 5. Configuração do sistema radial de 70 barras.

A rede de distribuição de 400 barras é um sistema de grande porte conforme sua configuração de difícil visualização apresentada na Figura 6. Esse sistema contém uma potência instalada de 3,3718 MW com uma tensão de alimentação de 23 kV, e conforme o MSP, essa rede de distribuição apresenta uma perda de potência total de 0,0324 MW sem nenhum gerador instalado.

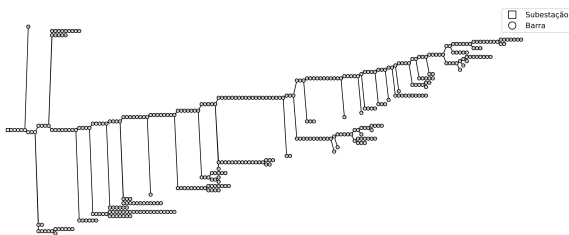


Figura 6. Configuração do sistema radial de 400 barras.

6. RESULTADO E DISCUSSÕES

Os parâmetros a serem avaliados em todas as simulações do trabalho estão descritos na Tabela 2, que serão obtidos a partir dos resultados das 100 execuções do algoritmo, já que o algoritmo utiliza a aleatoriedade, então nem sempre obterá os mesmos resultados.

Tabela 2. Parâmetros de avaliação das metaheurísticas.

Parâmetro	Descrição
Melhor posição	A melhor posição encontrada em todas as execuções
Melhor perda	A avaliação da melhor posição encontrada
Pior posição	A pior posição encontrada
Pior perda	A avaliação da pior posição encontrada
Posição moda	A posição resultante que mais se repetiu em todos
Perda moda	A avaliação da posição moda
Repetição da moda	Número de vezes que a posição moda se repetiu
Média das perdas	Média de todas as avaliações resultantes das execuções
Desvio padrão das perdas	Desvio padrão das avaliações
Média de iterações	Média da quantidade de iterações do algoritmo
Média de vizinhos avaliados	Média da quantidade de vizinhos que foram avaliados em todas as execuções
Média do tempo de execução	Média do tempo de todas as execuções

Os parâmetros de entrada de cada metaheurística foram escolhidos para as comparações estão descritos na Tabela 3.

Tabela 3. Parâmetros de entrada das metaheurísticas.

Parâmetros de entrada	TS: busca global - busca local de 4º grau	BT: busca local de 4º grau	AH: busca global - busca local de 4º grau
Temperatura Inicial	10	-	10
Temperatura intermediária	0,001	-	0,001
Constante de resfriamento	0,975	-	0,975
Tamanho da lista tabu	-	40	20
Tamanho da vizinhança	-	20	20
Máximo de iterações	1500	1000	1500
Máximo de iterações sem melhoria	100	100	100
Repetições de encontro da melhor solução atual	5	5	5

Para as simulações do primeiro exemplo, sistema de 70 barras, com 69 barras elegíveis para instalação de cinco geradores, conforme a Tabela 4, em que a solução ótima global foi definida como a melhor solução encontrada em todas as simulações realizadas do trabalho, ou seja, [42,40,39,41,43]. A TS com controle de parâmetro encontrou a solução ótima global em 63 das 100 execuções, se destacando por ser a metaheurística mais rápida dentre as apresentadas. A BT apresenta uma superioridade na eficácia, isso se dá pela modelagem da vizinhança específica para o problema, em que o desvio padrão e a média das perdas são equivalentes ao algoritmo híbrido (AH), que apresentou como a metaheurística com mais eficácia, ficando preso em um ótimo local em apenas uma execução. Logo, a BT e o AH para as configurações do problema apresentado, isto é, a rede de distribuição de 70 barras e 5 geradores, obtiveram resultados satisfatórios e equivalentes, sendo superiores a TS. Com tudo, a BT apresenta como a metaheurística superior, em relação ao AH, por realizar a otimização em menos tempo, como consequência da avaliação de menos soluções e em menos iterações. A Tabela 5 mostra os resultados das simulações das metaheurísticas para o sistema de 400 barras.

Tabela 4. Resultado de 100 execuções das metaheurísticas: 70 barras e 5 geradores.

Método	TS: busca global - busca local de 4º grau	BT: busca local de 4º grau	AH: busca global - busca local de 4º grau
Melhor posição	[42, 40, 39, 41, 43]	[42, 40, 39, 41, 43]	[42, 40, 39, 41, 43]
Melhor perda (MW)	0,072806	0,072806	0,072806
Pior posição	[40, 42, 39, 43, 23]	[40, 42, 39, 43, 23]	[40, 42, 39, 43, 23]
Pior perda (MW)	0,076590	0,076590	0,076590
Posição moda	[42, 40, 39, 41, 43]	[42, 40, 39, 41, 43]	[42, 40, 39, 41, 43]
Perda moda (MW)	0,072806	0,072806	0,072806
Repetição da moda	63	94	99
Média das perdas (MW)	0,074156	0,072844	0,072844
Desvio padrão das perdas (MW)	0,001804	0,000376	0,000377
Média de iterações	747,34	140,63	638,30
Média de vizinhos avaliados	747,34	2812,60	5850
Média do tempo de execução (s)	0,156554	0,427825	0,881792

Para o espaço de busca extremamente grande, isto é, 399 barras disponíveis para instalação de 5 geradores, resulta

em um espaço de busca na ordem de 10^{12} soluções possíveis. Diante disso, foi assumido como a solução ótima global a [337, 374, 318, 290, 242] por ser a solução de melhor qualidade encontrada nas 300 execuções para as diferentes metaheurísticas, conforme a Tabela 5. A TS obteve eficiência semelhante ao exemplo anterior, encontrando a solução ótima global em 67% das execuções. Para essa rede de distribuição e geradores específicos, a média de perdas e desvio padrão de todas as metaheurísticas foram semelhantes, isso pode ser uma justificativa de que a configuração do sistema radial apresenta regiões planas e/ou muitas soluções de avaliações equivalentes a ótima global do MSP, em que o parâmetro mais relevante sobre a precisão das metaheurísticas são as repetições da moda.

Tabela 5. Resultado de 100 execuções das metaheurísticas: 400 barras e 5 geradores.

Método	TS: busca global - busca local de 4º grau	BT: busca local de 4º grau	AH: busca global - busca local de 4º grau
Melhor posição	[337, 374, 318, 290, 242]	[337, 374, 318, 290, 242]	[337, 374, 318, 290, 242]
Melhor perda (MW)	0,013820	0,013820	0,013820
Pior posição	[337, 374, 318, 290, 199]	[275, 337, 309, 374, 357]	[309, 352, 274, 374, 350]
Pior perda (MW)	0,013918	0,013839	0,013839
Posição moda	[337, 374, 318, 290, 242]	[337, 374, 318, 290, 242]	[337, 374, 318, 290, 242]
Perda moda (MW)	0,013820	0,013820	0,013820
Repetição da moda	67	79	99
Média das perdas (MW)	0,013822	0,013821	0,013821
Desvio padrão das perdas (MW)	0,000010	0,000002	0,000002
Média de iterações	1069,76	213,32	752,16
Média de vizinhos avaliados	1069,76	4266,40	8127,20
Média do tempo de execução (s)	1,127122	3,955238	7,161028

Logo, o AH se destaca por maior eficiência, que para todos os portes de sistemas radiais, apresentou uma acurácia de quase 100%, que para todas as simulações realizadas com os parâmetros da Tabela 3, encontrou a solução ótima global em 99%. O tempo de execução das metaheurísticas foram proporcionais às suas acurácias, em que isso pode ser entendido pela complexidade de cada uma, em que a complexidade da TS e BT são semelhantes e simples.

7. CONCLUSÃO

O problema da localização ótima de unidades geradoras em redes de distribuição a que este artigo se refere tem o espaço de soluções de complexidade $O(n^m)$, o que significa que cresce rápido com o número de barras, n , e o número m de geradores a serem instalados. Duas metaheurísticas prestigiadas foram aprimoradas no sentido de mantê-las eficientes quando os parâmetros n e m contêm valores próprios de problemas reais. As modelagens matemáticas específicas do problema adaptadas para as metaheurísticas foram mais impactantes do que os simples ajustes de seus parâmetros de entrada. O operador de modificação de solução introduzido pelos autores, foi essencial para tornar mais eficiente a busca em vizinhança da BT e aprimoramento da TS. A elaboração da TS com controle de parâmetro ocasionou a construção do AH, no qual, ao se atingir uma temperatura intermediária o algoritmo realiza uma busca local aprimorada. Isto é, utiliza uma das

vantagens da BT para encontrar soluções superiores naquela região. Portanto, para sistemas de pequeno porte, a BT apresentou melhor eficiência dentre as metaheurísticas pesquisadas. Para resolver o problema da otimização da GD por completo e na dimensão que é própria da realidade, o AH se destacou, pela eficiência, tendo eficácia em casos em que duas metaheurísticas das quais é uma combinação, não são, quando aplicadas separadamente.

AGRADECIMENTOS

Robson Thiago B. Rego agradece ao CNPq pelo apoio financeiro para a realização deste trabalho, mediante concessão de bolsa de estudo e a UFCG.

REFERÊNCIAS

- ANEEL (2022). Agência Nacional de Energia Elétrica. <https://www.aneel.gov.br/>. Online; Acessado em 2 de Fevereiro de 2022.
- Carvalho, M.R. (2005). *Estudo de técnicas eficientes para a resolução do problema de fluxo de potência para sistemas de distribuição radial*. Master's thesis, Universidade de São Paulo.
- de Medeiros, D.D.D. (2017). *Desenvolvimento de software para alocação ótima de cargas em redes de distribuição de energia elétrica com geração distribuída*. Master's thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN, Natal - RN.
- Dharageshwari, K. and Nayanatara, C. (2015). Multiobjective optimal placement of multiple distributed generations in iee 33 bus radial system using simulated annealing. In *2015 International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies [ICCPCT-2015]*, 1–7. IEEE.
- Evangelopoulos, V.A. and Georgilakis, P.S. (2014). Optimal distributed generation placement under uncertainties based on point estimate method embedded genetic algorithm. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 8(3), 389–400.
- Gandomkar, M., Vakilian, M., and Ehsan, M. (2005). A combination of genetic algorithm and simulated annealing for optimal dg allocation in distribution networks. In *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 2005.*, 645–648. IEEE.
- Gaspar-Cunha, A., Takahashi, R., and Antunes, C.H. (2012). *Manual de computação evolutiva e metaheurística*. Imprensa da Universidade de Coimbra/Coimbra University Press.
- Glover, F. (1989). Tabu search—part i. *ORSA Journal on computing*, 1(3).
- Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., and Teller, A.H. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, (6).
- Nascimento, J.P., Brito, N.S.D., and de Souza, B.A. (2018). Proposition of an adaptive protection scheme for distribution systems with distributed generation. *IEEE Latin America Transactions*, 16(5), 1439–1444.
- Shirmohammadi, D., Hong, H., 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. doi:10.1109/59.192932.