

ALOCAÇÃO DE GERAÇÃO DISTRIBUÍDA VIA METAHEURÍSTICA *CUCKOO SEARCH*

FRANCISCO C. R. COELHO, IVO C. SILVA JUNIOR*, BRUNO H. DIAS*, WESLEY PERES

Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de São João del-Rei
36307-352, Praça Frei Orlando, 170, São João del-Rei, MG, Brasil

*Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora
36036-030, Martelos, Juiz de Fora, MG, Brasil

franciscocoelho@ufsj.edu.br, ivo.junior@ufjf.edu.br,

bruno.dias@ufjf.edu.br, wesley.peres@ufsj.edu.br

Abstract— Distributed Generation is an alternative to the centralized generation scheme and its widespread use impacts the operation of distribution systems. This paper presents an optimization-based methodology to place distributed generators aiming at minimizing power losses and improving system voltage profile. The proposed approach uses the Cuckoo Search metaheuristic to identify the most appropriate sites to place distributed generators in the IEEE – 69 buses system. An Optimal Power Flow handles the sizing of the new generation units. The results are compared to those obtained from the literature and they are analyzed concerning the efficiency and robustness toward initial conditions used.

Keywords— Distributed generation, Cuckoo Search, Real Power Loss, Optimal Power Flow, Voltage Profile.

Resumo— A Geração Distribuída (GD) é um contraponto à geração tradicional centralizada. Sua disseminação pela rede elétrica de distribuição possui implicações econômicas, ambientais e operativas. Este trabalho apresenta uma metodologia de otimização para abordar o problema da alocação de GD visando a minimização das perdas de potência ativa e melhoria no perfil de tensão do sistema. A metodologia proposta consiste na utilização da metaheurística *Cuckoo Search* para localização das melhores barras e de um Fluxo de Potência Ótimo para dimensionar as fontes distribuídas. A validação da metodologia proposta é realizada através de simulações com alocação de GD no sistema IEEE de 69 barras. Os resultados obtidos são comparados com a literatura, analisados em termos de eficiência e de robustez com relação às condições iniciais.

Palavras-chave— Geração Distribuída, *Cuckoo Search*, Perdas Ativas, Fluxo de Potência Ótimo, Perfil de Tensão.

1 Introdução

A Geração Distribuída (GD) se caracteriza pela geração de energia de pequeno porte, dispersa pelo Sistema de Distribuição de Energia Elétrica (SDEE), sendo, portanto, um contraponto à geração centralizada tradicional. Sua implantação é de grande interesse para os envolvidos no setor, pois além de afetar a operação do sistema, a mesma possui impactos em aspectos econômicos e ambientais.

Por meio de incentivos econômicos como *Net Metering* e Tarifas *Feed-in*, muitos governos tem impulsionado a popularização da GD por parte dos consumidores (Meng & Chowdhury, 2012). Para o sistema elétrico de distribuição em si, a expansão desta modalidade de geração pode ser desafiadora e ao mesmo tempo vantajosa. Os principais desafios estão associados à operação, que fica consideravelmente mais complexa na medida em que se aumenta a penetração destas fontes. Já os potenciais benefícios vêm do aumento da confiabilidade, alívio de alimentadores operando próximos aos seus limites, melhoria nos níveis de tensão e redução das perdas de potência ativa (Jordehi, 2016).

O problema da alocação de GD consiste em determinar o melhor local para a sua conexão no SDEE e o montante de potência a ser injetada, considerando um ou mais objetivos, como por exemplo, perdas de potência ativa, desvios de tensão, custos de manutenção e emissões de poluentes. Trata-se de um complexo problema de otimização, possuindo variáveis

inteiras, variáveis contínuas e não linearidades. Diante do quadro descrito, o problema da alocação de GD é classificado como Não Linear Inteiro Misto (NLIM) (Georgilakis & Hatzigargyriou, 2013).

As abordagens de otimização utilizadas no problema de alocação de GD se dividem basicamente em técnicas analíticas (clássicas) e metaheurísticas (inteligentes).

O trabalho (Sfikas et al., 2015) utiliza programação sequencial quadrática, enquanto em (Mahmoud et al., 2016) equacionam-se derivadas das perdas de potência ativa com relação à injeção de potência das fontes de GD para abordar o problema. Estes são, portanto, exemplos da aplicação de técnicas analíticas ao problema da alocação de GD.

A metaheurística *Particle Swarm Optimization* (PSO) é empregada em (Dahal & Salehfar, 2016) e (Kansal et al., 2016) com o intuito de alocar as unidades de GD e minimizar as perdas de potência ativa. Em (Pereira et al., 2016) e (Rahmani-andebili, 2016), os autores utilizam o Algoritmo Genético com o mesmo propósito.

A maior parte das pesquisas sobre este tema está focada na aplicação de metaheurísticas, devido à sua flexibilidade para tratar de problemas com múltiplos ótimos locais e seu baixo tempo computacional em comparação às metodologias clássicas (Pesaran et al., 2017).

Sendo assim, o objetivo deste trabalho é a avaliação da metaheurística *Cuckoo Search* (implementada no *software* MATLAB) aplicada ao problema da localização das GDs visando à minimização das

perdas de potência ativa e à melhoria no perfil de tensão. O problema do dimensionamento das unidades geradoras é tratado por um Fluxo de Potência Ótimo (FPO) implementado no *software* LINGO.

Através de simulações com a inserção máxima de três unidades de GDs no sistema IEEE de 69 barras, a metaheurística *Cuckoo Search* será analisada em relação a sua eficiência e robustez com relação às condições iniciais. Adicionalmente, os resultados obtidos são comparados a trabalhos presentes na literatura técnica especializada.

2 Metodologia

2.1 Formulação Matemática do Problema de Alocação de GD

Como objetivo, deseja-se minimizar as perdas de potência ativa no sistema elétrico de distribuição analisado, mantendo as tensões nodais dentro dos limites pré-estabelecidos. As variáveis de decisão são o *status* de conexão (*on/off*) das GDs, e o montante de potência injetada pelas mesmas (fator de potência unitário).

Dadas as condições operativas do sistema de distribuição, a equação (1) permite o cálculo das perdas de potência ativa (Elgerd, 1971).

$$P_L = \sum_{j=1}^{nbus} [\alpha_{jk}(P_j P_k + Q_j Q_k) + \beta_{jk}(Q_j P_k - P_j Q_k)]$$

$$\alpha_{jk} = \frac{r_{jk}}{|V_j||V_k|} \cos(\delta_j - \delta_k)$$

$$\beta_{jk} = \frac{r_{jk}}{|V_j||V_k|} \sin(\delta_j - \delta_k)$$
(1)

em que:

- P_L Perdas de potência ativa (kW);
- P_j Potência ativa líquida injetada na barra j (kW);
- Q_j Potência reativa líquida injetada na barra j (kvar);
- $nbus$ Número de barras do sistema;
- r_{jk} Resistência entre as barras j e k (Ω);
- V_j Tensão nodal na barra j (V);
- δ_j Ângulo de fase da tensão na barra j (rad);

Equacionadas as perdas ativas, apresenta-se a formulação matemática do problema de otimização, onde a Equação (2) é a função objetivo a ser minimizada (Dias et al., 2012).

$$\text{Minimizar } P_L \quad (2)$$

Sujeito a:

$$GD_j \cdot P_{GDj} + P_{Gj} - P_{Dj} + \sum_{k=1}^n f_{Pjk} = 0 \quad (3)$$

$$Q_{Gj} - Q_{Dj} + \sum_{k=1}^{nbus} f_{Qjk} = 0 \quad (4)$$

$$GD_j = \begin{cases} 0, \text{ sem GD} \\ 1, \text{ com GD} \end{cases} \quad (5)$$

$$0 \leq P_{GDj} \leq P_{GD}^{max} \quad (6)$$

$$V^{min} \leq V_j \leq V^{max} \quad (7)$$

$$V_{sub} = V^{ref} \quad (8)$$

em que:

- GD_j Status de conexão de GD na barra j ;
- P_{GDj} Potência ativa injetada pela GD na barra j (kW);
- P_{Gj} Potência ativa gerada na barra j , previamente a conexão de GD (kW);
- P_{Dj} Potência ativa demandada na barra j (kW);
- f_{Pjk} Fluxo de potência ativa da barra k para barra j (kW);
- Q_{Gj} Potência reativa gerada na barra j , previamente a conexão de GD (kvar);
- Q_{Dj} Potência reativa demandada na barra j (kvar);
- f_{Qjk} Fluxo de potência reativa da barra k para j (kvar);
- P_{GD}^{max} Limite superior de potência da GD (kW);
- V^{min} Limite inferior de tensão nas barras (V);
- V^{max} Limite superior de tensão nas barras (V);
- V_{sub} Tensão na barra da subestação (V);
- V^{ref} Referência de tensão na subestação (V);

As equações (3) e (4) são referentes ao balanço de potência ativa e reativa nas barras do sistema, respectivamente. A equação (5) representa os dois estados operativos das GDs, conectadas, ou não, nos barramentos do sistema de distribuição. A equação (6) mostra o limite de geração das fontes distribuídas, enquanto a equação (7) restringe os níveis de tensão dentro de limites. Na equação (8) a tensão da subestação é fixada em seu valor de referência.

É oportuno mencionar que existem limites máximos de penetração de potência por parte de geradores distribuídos. Fluxos intensos tendem a produzir quedas de tensão significativas nas barras, assim como fluxos reversos provocam sobretensão (Carvalho et al., 2008). Desta forma, as restrições de tensão aplicadas contribuem para a operação segura da rede de distribuição com relação aos limites de corrente nos alimentadores.

Ressalta-se que na metodologia proposta, a metaheurística *Cuckoo Search*, implementada na plataforma MATLAB, é responsável por localizar as melhores barras (Variável GD_j), enquanto o FPO, implementado no *software* LINGO, se encarrega de dimensionar as unidades geradoras (Variável P_{GDj}). A Figura 1 ilustra o esquema de cooperação entre os dois *softwares*.

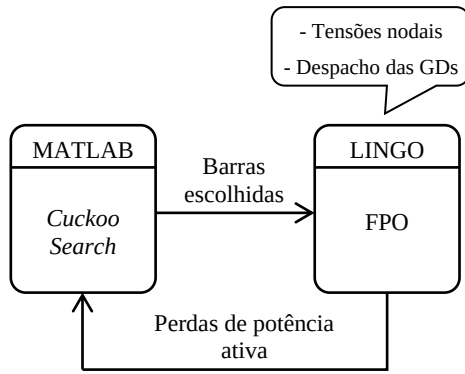


Figura 1 - Cooperação entre MATLAB e LINGO.

Como se nota, o problema é abordado de forma desacoplada. Todas as variáveis do fluxo de potência são acessadas pelo relatório final apresentado pelo LINGO. Destaca-se que para resolução de problemas não lineares, como é o caso do despacho ótimo das GDs, este *software* faz uso do método do Gradiente Reduzido Generalizado e de Programação Linear Sucessiva (LINDO Systems, 2017).

2.2 Cuckoo Search

A metaheurística *Cuckoo Search* (Yang & Deb, 2009) é bioinspirada no comportamento reprodutivo de algumas espécies dos pássaros cucos. A estratégia destas espécies para se reproduzir é deixar seus ovos em ninhos de outras aves para que as outras aves os choquem e até mesmo os alimentem nos primeiros dias de vida. Para alcançar este objetivo, alguns cucos se especializam em mimetizar os ovos da espécie de ave “anfitriã”, fazendo que a cor e forma dos ovos sejam idênticos.

A Figura 2 apresenta os passos básicos do algoritmo *Cuckoo Search* considerando a minimização da função objetivo $f(\mathbf{x})$, cuja dimensão é d .

Função objetivo $f(\mathbf{x})$, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T$
Gerar população inicial de n ninhos anfitriões $\mathbf{x}_i$
Enquanto ($t < \text{Max iterações}$)
 Gerar solução aleatória por voo de Lévy
 Avaliar nova solução F_i
 Escolher aleatoriamente um ninho j
 Se ($F_i < F_j$), considerando minimização
 Substituir j pela nova solução
 Fim Se
 Uma fração p_a dos piores ninhos é abandonada, e novos ninhos/soluções são gerados
 Manter melhores soluções (ninhas com ovos de boa qualidade)
 Listar as soluções e identificar a melhor atual
Fim enquanto
Pós-processamento e visualização de resultados

Figura 2 - Algoritmo do *Cuckoo Search* [adaptado de (Yang & Deb, 2009)].

A principal analogia presente nesta metaheurística é a identificação dos ninhos como sendo possíveis soluções para o problema de otimização analisado. Adicionalmente, este algoritmo conta com as seguintes idealizações: (i) cada cuco põe apenas um ovo por vez, aleatoriamente, em um determinado ninho; (ii) os melhores ninhos com ovos de alta qualidade (*fitness*) são levados para as próximas gerações (iterações); (iii) o número de ninhos disponíveis é fixo, e existe uma probabilidade $p_a \in [0;1]$ de que o ovo intruso seja descoberto. Neste caso a ave que sofre o parasitismo “abandona” o ninho que está sofrendo o parasitismo e constrói um ninho completamente novo.

A estratégia de diversificação do *Cuckoo Search*, ou busca global, é realizada através de voos de Lévy, que são “passos” aleatórios cujo tamanho é obtido através de uma distribuição de Lévy, mostrada na equação (9).

$$\text{Lévy} \sim u = t^{-\lambda}, \quad (1 < \lambda < 3) \quad (9)$$

A criação de uma nova solução $\mathbf{x}_i^{(t+1)}$ ocorre segundo a equação (10), onde α é um fator escalar que multiplica o passo aleatório. O valor de α depende do quão grande é o espaço de busca, ou seja, trata-se de uma adequação de proporcionalidade.

$$\mathbf{x}_i^{(t+1)} = \mathbf{x}_i^{(t)} + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda) \quad (10)$$

O apelo para uso de voos de Lévy na exploração do espaço de soluções está no fato de que o mesmo pode ser observado na natureza em diversos mecanismos eficientes de busca por alimento, desde moscas às tribos humanas de caçadores-coletores. Esta estratégia de busca combina passos aleatórios curtos com passos mais longos, o que aumenta significativamente o número de regiões “visitadas” no processo de otimização.

Como se nota, a metaheurística *Cuckoo Search* é formulada de maneira contínua. Porém o problema que se pretende resolver é discreto, pois decorre da localização das melhores barras do sistema elétrico de distribuição para receber as unidades de GD. A maneira escolhida para lidar com a discretização das soluções propostas pelo *Cuckoo Search* é o arredondamento. A variável de alocação GD_j assume então a natureza contínua (0 a 1) e, de acordo com o número de GDs que se deseja alocar, os valores contínuos mais altos são convertidos para “1”, enquanto os valores mais baixos assumem “0”.

3 Resultados e Discussões

Nesta seção são apresentados os resultados decorrentes da aplicação da metodologia proposta na resolução do problema de alocação de GD. O estudo de caso efetuado consiste na inserção de 3 unidades distribuídas, com fator de potência unitário, no sistema IEEE de 69 barras, visando a minimização das

perdas de potência ativa e a adequação do perfil de tensão aos limites pré-estabelecidos.

Dentre as tecnologias de GD que, em princípio, injetam apenas potência ativa na rede elétrica, podem se listar: painéis fotovoltaicos; células a combustível; e usinas geotérmicas (Dahal & Salehfar, 2016). É importante destacar que, no caso dos painéis fotovoltaicos, só há controle do despacho de potência quando estes são associados a dispositivos de armazenamento de energia elétrica, como baterias.

Para avaliação a abordagem de otimização proposta, seus resultados são comparados com a literatura técnica especializada. Adicionalmente, por meio de simulações repetitivas, analisa-se a metaheurística *Cuckoo Search* em termos de eficiência e robustez com relação à população inicial.

3.1 Implementação Computacional

O sistema IEEE de 69 barras (Baran and Wu, 1989) possui demanda total de 3,8 MW e 2,7 Mvar, com perdas da ordem de 225 kW no caso base, isto é, sem a presença de GD. Sua tensão base de operação é 12,66 kV. A topologia do sistema é apresentada através da Figura 3.

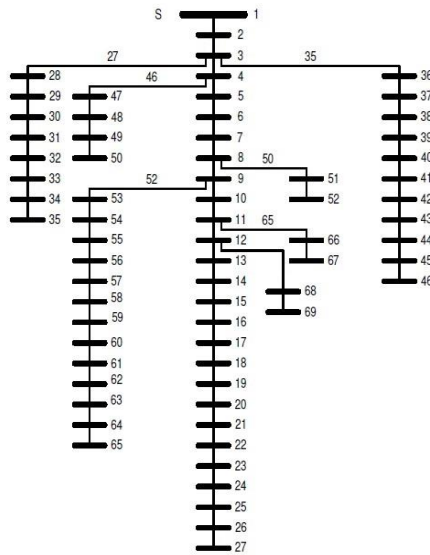


Figura 3 - Sistema IEEE de 69 barras (Baniodeh et al., 2013).

A Tabela 1 mostra os valores utilizados para os parâmetros da metaheurística *Cuckoo Search*. As simulações foram realizadas com uma população de 20 indivíduos evoluindo ao longo de 20 iterações, totalizando 400 possíveis configurações de GD avaliadas. A probabilidade escolhida para abandono dos piores ninhos é de 25%.

Tabela 1 - Parâmetros utilizados no *Cuckoo Search*.

Parâmetro	Valor	Descrição
n	20	Número de indivíduos
ite	20	Número máximo de iterações
α	1	Peso do passo Lévy Flyght
λ	2	Expoente da distribuição de Lévy
P_a	0,25	Probabilidade abandono do ninho

O número de combinações possíveis NC para alocação de GD é descrito pela equação (11), onde NGD é o número de fontes distribuídas inseridas na rede elétrica.

$$NC = \frac{nbus!}{(nbus - NGD)! NGD!} \quad (11)$$

Os testes realizados no sistema IEEE de 69 barras consideram a inserção de três novas fontes, limitadas a 2 MW cada. Do ponto de vista combinatório, este cenário proporciona 52.394 configurações possíveis. Com 20 indivíduos realizando a busca por 20 iterações, avaliam-se menos de 1% das possibilidades existentes. A principal motivação para a consideração deste cenário de alocação é a possibilidade de comparação dos resultados obtidos com os presentes na literatura técnica especializada.

Toda a implementação computacional foi realizada nos ambientes dos softwares MATLAB 2010a e LINGO 11.0. As simulações foram executadas por meio do processador Intel® Core™ i5, 2.80GHz com 4GB de memória RAM, de forma que o tempo requerido para cada execução da metodologia proposta é de sete minutos.

3.2 Comparação com a Literatura

Para verificação da competitividade da metodologia proposta, os resultados obtidos com alocação de três GDs ativos no IEEE de 69 barras foram comparados com trabalhos recentes da literatura técnica.

A Tabela 2 e a Tabela 3 mostram que o *Cuckoo Search*, em conjunto com o FPO, foi capaz de obter os mesmos resultados divulgados em (Sanjay et al., 2017) e (Mahmoud et al., 2016), em termos de perdas ativas. Estes valores representam o ponto de ótimo global deste cenário de alocação, conforme demonstrado em (Mahmoud et al., 2016), através de enumeração exaustiva.

Tabela 2 – Configurações de alocação obtidas.

Metodologia	Barras/ Potência (MW)		
	11	18	61
proposta	0,527	0,380	1,719
(Sanjay, 2017)	11	17	61
	0,527	0,380	1,718
(Mahmoud, 2016)	11	18	61
	0,527	0,380	1,719
(Imran, 2014)	27	61	65
	0,295	1,345	0,448

Tabela 3 - Perdas e método de otimização utilizado.

	Perdas (kW)	Método de otimização
Metodologia proposta	69,43	<i>Cuckoo Search</i> + FPO
(Sanjay, 2017)	69,43	<i>Hybrid Grey Wolf Optimizer</i>
(Mahmoud, 2016)	69,43	Analítico + FPO
(Imran, 2014)	75,23	<i>Bacterial Foraging Optimization</i>

Em (Sanjay et al., 2017) e (Imran et al., 2014) foram utilizadas as metaheurísticas *Grey Wolf Optimizer* e *Bacterial Foraging Optimization*, respectivamente. Já em (Mahmoud et al., 2016), realizou-se a escolha das barras através da verificação de todas as possibilidades.

A desvantagem de se adotar esta última estratégia é que conforme o sistema aumenta em complexidade e mais fontes distribuídas vão sendo inseridas, o tempo computacional despendido passa a ser proibitivo.

Em um exemplo hipotético com 100 barras e 5 GDs, o número de combinações chega à 75.287.520 (setenta e cinco milhões, duzentos e oitenta e sete mil, quinhentos e vinte). O simples aumento de três para cinco GDs e de 69 para 100 barras eleva o número de combinações possíveis em mais de 1.500 vezes.

3.3 Perfil de Tensão

Além da redução nas perdas de potência ativa, a melhoria no perfil de tensão também é um benefício proporcionado pela GD, desde que bem localizada e dimensionada (Jordehi, 2016).

A Figura 4 mostra a mudança que ocorre no perfil de tensão do sistema IEEE de 69 barras, em decorrência da configuração de GDs encontrada pela metodologia proposta.

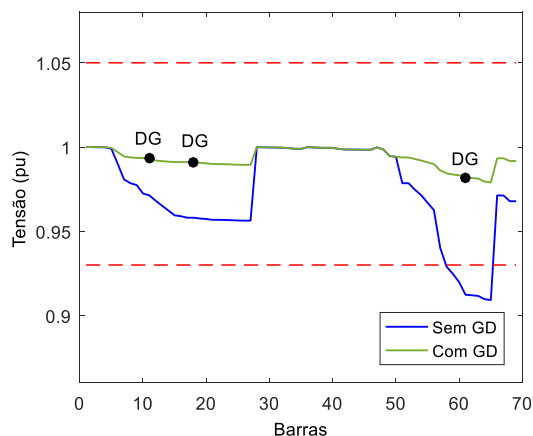


Figura 4 - Perfil de tensão no sistema IEEE de 69 barras.

De acordo com os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) da ANEEL, as tensões em regime permanente são consideradas adequadas entre 0,93 e 1,05 pu, em sistemas com tensão nominal entre 1 kV e 69 kV (ANEEL, 2014).

Com GD nas barras 11,18 e 61, todo o sistema apresenta tensão próxima do valor de referência 1 pu. Antes da inserção das fontes distribuídas, oito barras estavam com tensão abaixo do recomendado.

3.4 Eficiência e Robustez do Cuckoo Search

Algoritmos de otimização metaheurísticas são não determinísticos, ou seja, podem apresentar resultados diferentes a cada execução. Por este motivo, é importante realizar uma análise estatística quando se deseja avaliar estes métodos.

Conforme mostrado na Tabela 3, a metaheurística bioinspirada *Cuckoo Search* foi capaz de escolher as barras correspondentes ao ótimo global em termos de perdas de potência ativa (69,43 kW). Porém, para se verificar a sua eficiência, realizaram-se 200 simulações de alocação de GD no cenário analisado: inserção de três GDs, com fator de potência unitário, no sistema IEEE de 69 barras.

Estas 200 simulações foram divididas em dois grupos. Primeiramente, a metaheurística foi executada 100 vezes partindo sempre da mesma população inicial (PIF – População Inicial Fixa). Nas 100 simulações restantes, o algoritmo *Cuckoo Search* iniciou seu processo de busca a partir de diferentes conjuntos de soluções iniciais, de forma aleatória (PIV – População Inicial Variável). Esta divisão das simulações atende ao propósito de se verificar a robustez do método com relação às condições iniciais, mas também é útil para avaliação de sua eficiência, isto é, capacidade de produção de bons resultados em diferentes execuções.

A Tabela 4 mostra alguns dados estatísticos dos dois conjuntos de dados obtidos a partir das simulações realizadas.

Tabela 4 - Dados estatísticos das simulações: População Inicial Fixa (PIF) e População Inicial Variável (PIV).

	PIF	PIV
Média (kW)	69,77	69,75
Desvio padrão (kW)	3,28e-4	3,51e-4
Mínimo (kW)	69,43	69,43
Mediana (kW)	69,67	69,62

Como é possível notar, os valores de média e mediana ficaram bastante próximos do ótimo global deste cenário de alocação. Adicionalmente, não há grande dispersão dos resultados finais, pois os desvios padrão nos conjuntos de dados são da ordem de 10^{-4} , indicando que a metodologia apresentada é capaz de produzir bons resultados frequentemente. A Figura 5 apresenta, de forma gráfica, os dados contidos na Tabela 4 em um *box plot*.

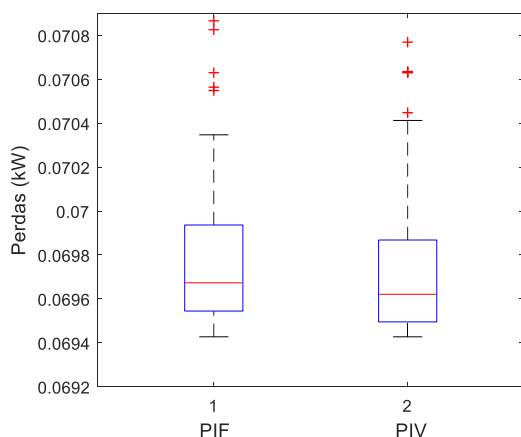


Figura 5 - Box plot das simulações: População Inicial Fixa (PIF) e População Inicial Variável (PIV).

Esta ferramenta estatística é bastante útil quando se deseja realizar comparações entre dados, pois descreve, simultaneamente, várias características importantes do conjunto de dados como centro, dispersão, desvio de simetria e discrepâncias com relação ao conjunto (Montgomery & Runger, 2014).

Além da capacidade de encontro de boas soluções, é desejável em uma metaheurística que a mesma possua relativa independência com relação às suas condições iniciais. Tal característica pode ser compreendida como robustez em relação à população inicial, pela qual, o mecanismo de busca inicia seu processo de varredura do espaço de soluções.

Visualmente, pelo box plot da Figura 5 é possível inferir que a população inicial não foi de grande importância para os resultados finais alcançados. Porém, para fazer esta análise com maior rigor estatístico foi conduzido um teste de hipóteses.

O Teste *t* para Duas Amostras, descrito em (Montgomery & Runger, 2014), permite que se verifique a probabilidade de que as diferenças presentes em duas amostras **não** sejam devidas ao acaso, trata-se do *valor-p*. É usual o nível de significância de 5%, que significa que se o *valor-p* se situar abaixo de 5%, rejeita-se a *hipótese nula*, que estabelece a igualdade entre as amostras.

Considerando então este nível de significância, ou *intervalo de confiança* de 95%, aplicou-se o referido teste às duas amostras obtidas. O *valor-p* encontrado ficou próximo a 66%, não sendo possível, portanto a rejeição da *hipótese nula*. Logo, o resultado proveniente do teste realizado é de que não se pode afirmar que as duas amostras possuem diferenças significativas, o que é um indício da robustez do *Cuckoo Search* com relação às condições iniciais.

4 Conclusão

No presente trabalho se propõe uma metodologia para abordar o problema da alocação de GD de forma desacoplada. A localização das melhores barras foi realizada pela metaheurística populacional *Cuckoo Search* implementada na plataforma MATLAB,

enquanto o problema do dimensionamento destas unidades foi feito através de um FPO implementado no *software* comercial LINGO.

A estratégia de otimização apresentada foi capaz de produzir resultados de boa qualidade em comparação com a literatura, chegando ao ponto de ótimo global do cenário de alocação aqui analisado: alocação de três GDs, com fator de potência unitário, no sistema IEEE de 69 barras.

No estudo de caso apresentado, o algoritmo *Cuckoo Search* se mostrou eficiente na localização das GDs no sistema através de poucas avaliações de cenários possíveis. Trata-se de uma grande vantagem de técnicas metaheurísticas em relação a algoritmos de “força bruta”, que realizam a enumeração de todas as combinações possíveis.

A avaliação de robustez do *Cuckoo Search* mostrou que o mesmo depende relativamente pouco das condições iniciais para realização da busca. Em comparação com técnicas clássicas de otimização, esta é outra significativa vantagem das metaheurísticas.

Como trabalhos futuros, a metodologia apresentada pode ser aplicada a sistemas de distribuição de maior porte, considerando diferentes modelos de carga, como, por exemplo, corrente constante e impedância constante. Diferentes cenários de carregamento e simulações de sistemas trifásicos desequilibrados também viriam a proporcionar maior realismo à pesquisa, assim como a inclusão dos custos de investimento e operação na função objetivo. Adicionalmente, há espaço para investigação e aprimoramento dos métodos de otimização até então utilizados na resolução deste tipo de problema.

Agradecimentos

Os autores deste trabalho agradecem à Universidade Federal de São João del-Rei, à Universidade Federal de Juiz de Fora, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFJF.

Referências Bibliográficas

- ANEEL (2014) ‘Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica - Revisão 9’, pp. 1–76. Available at: http://www2.aneel.gov.br/arquivos/PDF/Módulo_8_Revisão_7.pdf.
- Baniodeh, H. M., Zeid, S. M. and Eajal, A. (2013) ‘The Pest Location And Size Of Distributed Generation (DG) in A Radial Distribution Systems’, *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, 2(10), pp. 5160–5172.
- Baran, M. E. and Wu, F. F. (1989) ‘Optimal capacitor placement on radial distribution

- systems', IEEE Transactions on Power Delivery, 4(1), pp. 725–734. doi: 10.1109/61.19265.
- Carvalho, P. M. S., Correia, P. F. and Ferreira, L. A. F. (2008) 'Distributed Reactive Power Generation Control for Voltage Rise Mitigation in Distribution Networks', IEEE Transactions on Power Systems, 23(2), pp. 766–772. doi: 10.1109/TPWRS.2008.919203.
- Dahal, S. and Salehfar, H. (2016) 'Impact of distributed generators in the power loss and voltage profile of three phase unbalanced distribution network', International Journal of Electrical Power & Energy Systems. Elsevier Ltd, 77, pp. 256–262. doi: 10.1016/j.ijepes.2015.11.038.
- Dias, B. H. et al. (2012) 'Hybrid heuristic optimization approach for optimal Distributed Generation placement and sizing', in 2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting. IEEE, pp. 1–6. doi: 10.1109/PESGM.2012.6345653.
- Douglas C. Montgomery; George C. Runger (2014) Applied Statistics and Probability for Engineers. Sixth Edit. John Wiley & Sons, Inc.
- FanJun Meng and Chowdhury, B. H. (2012) 'Economics of grid-tied customer-owned photovoltaic power generation', in 2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting. IEEE, pp. 1–5. doi: 10.1109/PESGM.2012.6344709.
- Georgilakis, P. S. and Hatziargyriou, N. D. (2013) 'Optimal Distributed Generation Placement in Power Distribution Networks: Models, Methods, and Future Research', IEEE Transactions on Power Systems, 28(3), pp. 3420–3428. doi: 10.1109/TPWRS.2012.2237043.
- Kansal, S., Kumar, V. and Tyagi, B. (2016) 'Hybrid approach for optimal placement of multiple DGs of multiple types in distribution networks', International Journal of Electrical Power & Energy Systems. Elsevier Ltd, 75, pp. 226–235. doi: 10.1016/j.ijepes.2015.09.002.
- 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), pp. 960–969. doi: 10.1109/TPWRS.2015.2418333.
- Mohamed Imran A and Kowsalya M (2014) 'Optimal size and siting of multiple distributed generators in distribution system using bacterial foraging optimization', Swarm and Evolutionary Computation. Elsevier, 15, pp. 58–65. doi: 10.1016/j.swevo.2013.12.001.
- Olle Ingemar Elgerd (1971) Electrical Energy System Theory: An Introduction. 1st edn. Edited by McGraw-Hill. New York: McGraw-Hill.
- Pereira, B. R. et al. (2016) 'Optimal Distributed Generation and Reactive Power Allocation in Electrical Distribution Systems', IEEE Transactions on Sustainable Energy, 7(3), pp. 975–984. doi: 10.1109/TSSTE.2015.2512819.
- Pesaran H.A, M., 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. Elsevier Ltd, 75(September 2015), pp. 293–312. doi: 10.1016/j.rser.2016.10.071.
- Rahmani-andebili, M. (2016) 'Simultaneous placement of DG and capacitor in distribution network', Electric Power Systems Research. Elsevier B.V., 131, pp. 1–10. doi: 10.1016/j.epsr.2015.09.014.
- Rezaee Jordehi, A. (2016) 'Allocation of distributed generation units in electric power systems: A review', Renewable and Sustainable Energy Reviews. Elsevier, 56, pp. 893–905. doi: 10.1016/j.rser.2015.11.086.
- Sanjay, R. et al. (2017) 'Optimal Allocation of Distributed Generation Using Hybrid Grey Wolf Optimizer', IEEE Access, 5, pp. 14807–14818. doi: 10.1109/ACCESS.2017.2726586.
- Sfikas, E. E., Katsigiannis, Y. A. and Georgilakis, P. S. (2015) 'Simultaneous capacity optimization of distributed generation and storage in medium voltage microgrids', International Journal of Electrical Power & Energy Systems. Elsevier Ltd, 67, pp. 101–113. doi: 10.1016/j.ijepes.2014.11.009.
- Systems, I. © L. (2017) Powerful Lingo Solvers. Available at: <http://www.lindo.com/index.php/products/what-sbest-and-excel-optimization/89-products/lingo/88-powerful-lingo-solvers> (Accessed: 4 November 2017).
- Yang, X.-S. and Suash Deb (2009) 'Cuckoo Search via Lévy Flights', in 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC). IEEE, pp. 210–214. doi: 10.1109/NABIC.2009.5393690.