

Restabelecimento Multiobjetivo de Sistemas de Distribuição via Enxame de Partículas

Polyana M. P. Reis, Leonardo W. Oliveira, José L. R. Pereira, Edimar J. Oliveira

Dept. de Energia Elétrica

Universidade Federal de Juiz de Fora

Juiz de Fora, Brasil

polyana.reis@engenharia.ufjf.br, leonardo.willer@ufjf.edu.br

Resumo—Este artigo propõe uma metodologia de otimização multiobjetivo para o restabelecimento de sistemas de distribuição de energia elétrica, visando maximizar a carga atendida, melhorar os níveis de tensão e minimizar o número de manobras e as perdas técnicas durante o reparo de falta. Para tanto, um algoritmo de otimização por enxame de partículas com codificação binária multiobjetivo (EPBM) é proposto. Este algoritmo utiliza princípios de dominância de Pareto para possibilitar um tratamento adequado dos objetivos do problema. Estudos de casos feitos em dois sistemas teste mostram a aplicação do método proposto.

Palavras-Chave—Restabelecimento, multiobjetivo, Pareto, enxame de partículas binário, distribuição.

I. INTRODUÇÃO

Os sistemas de distribuição de energia elétrica (SDEE) estão em constante crescimento e se tornando cada vez mais complexos, fazendo da manutenção da confiabilidade um desafio. Tais redes estão sujeitas a interrupções de fornecimento, sejam por falhas nos trechos de distribuição, defeitos com necessidade de isolamento de áreas para manutenção ou por causas naturais. O restabelecimento [1] desses sistemas envolve as ações necessárias para otimizar a operação durante o reparo da causa da interrupção e deve considerar diferentes objetivos e restrições, sendo alguns objetivos conflitantes entre si.

O plano de restabelecimento deve ser capaz de transferir o máximo possível das cargas afetadas por determinada falha para outros alimentadores [2]-[3], de modo a minimizar os efeitos de interrupção de fornecimento. Essa transferência é feita por chaves que interligam os alimentadores e permitem a mudança topológica da rede elétrica de distribuição.

O problema descrito é de natureza inteira mista, pois contempla, além das variáveis contínuas associadas ao problema de fluxo de carga, variáveis discretas referentes aos estados (aberto/fechado) das chaves manobráveis. Devido ao porte das redes reais de distribuição, diversas opções de manobra são possíveis, atribuindo natureza combinatória ao problema. Estas características apontam para a aplicação de técnicas heurísticas e meta-heurísticas como alternativas de resolução.

Entre as técnicas meta-heurísticas já exploradas para o problema de restabelecimento, estão os algoritmos genéticos [4], algoritmos evolutivos [5]-[6], sistemas inteligentes, colônia de formigas, busca tabu, lógicas *fuzzy*, redes neurais

artificiais e modelos híbridos, destacando a técnica bioinspirada por enxame de partículas [7]-[8].

Um algoritmo por enxame de partículas utilizando codificação binária foi apresentada em [9] e têm se mostrado eficiente para a resolução de problemas de reconfiguração e restabelecimento de SDEE. Em [10], é apresentado um método de duas etapas, em que a primeira utiliza a técnica de enxame de partículas com código binário para encontrar a topologia reconfigurada de rede após a ocorrência de falta, e a segunda etapa faz uso de algoritmo genético para propor a sequência de manobras de chaveamento. O método considera ponderação dos objetivos através de uma única função matemática e de fatores de compromisso ou pesos. No entanto, esta abordagem não é a mais adequada para se tratar problemas de otimização multiobjetivo.

A combinação de técnicas meta-heurísticas com otimização multiobjetivo tem sido investigada na literatura. Neste contexto, sistemas imunológicos artificiais (SIA) [11]-[12] e algoritmos genéticos (AG) [13]-[15] têm sido adaptados para problemas multiobjetivo. A técnica de enxame de partículas é adaptada em [16], resultando em um método denominado MOPSO (do inglês *Multi-Objective Particle Swarm Optimizer*) e introduzindo o interesse por novas pesquisas com algumas variações e contribuições em [17]-[18]. No entanto, a aplicação desta técnica aliada a uma abordagem multiobjetivo é ainda inexplorada.

Neste contexto, o presente trabalho propõe uma metodologia de otimização multiobjetivo para o restabelecimento de SDEE. Esta metodologia alia a aplicação do método de otimização por enxame de partículas binário, para tratar a natureza inteira mista e combinatória do problema, com os princípios de dominância de Pareto. Este aspecto constitui-se como uma contribuição em relação a [10], que utiliza uma única função objetivo ponderada e permite determinar apenas um plano de restabelecimento. Estudos de casos envolvendo dois sistemas amplamente divulgados na literatura são apresentados para demonstrar a aplicação da metodologia proposta.

II. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE RESTABELECIMENTO

A metodologia proposta para o restabelecimento de SDEE contempla os quatro objetivos a seguir, com base em [10]:

$$\text{Min}[\text{ENS}] \quad (1)$$

$$\text{Min}\left[\sum_{k=1}^{\text{NBv}} (\text{Vmin} - V_k)\right] \quad (2)$$

$$\text{Min}[\text{Pe} / \text{PLt}] \quad (3)$$

$$\text{Min}[\text{nch}] \quad (4)$$

Em que ENS é a energia não suprida, determinada pelo produto da demanda de potência interrompida (kW) pelo tempo necessário para o restabelecimento; Vmin e V_k são o limite mínimo de tensão e a tensão da barra k, respectivamente; NBv é o número de barras com tensões abaixo do limite Vmin; Pe e PLt são a perda de potência ativa e a carga total do sistema, respectivamente, e nch é o número de manobras de chaveamento.

O objetivo da Eq. (1) está associado à confiabilidade do SDEE e sua minimização implica na maximização do fornecimento durante o restabelecimento. Os objetivos das Eq. (2) e (3) referem-se à qualidade e à eficiência do fornecimento, respectivamente, enquanto que a minimização do número de chaveamentos na Eq. (4) reduz o desgaste dos dispositivos de manobra e, portanto, também contribui para a eficiência do processo.

Além das funções objetivo (FOBs), o problema de restabelecimento apresenta restrições que precisam ser consideradas como a operação radial da rede de distribuição, o balanço de potência em cada barra e os estados discretos das chaves (aberto ou fechado). O algoritmo por enxame de partículas binário utilizado garante esta natureza discreta das opções de chaveamento e a operação radial quando aplicado a um conjunto inicial de topologias radiais candidatas, gerado conforme [7], [8]. Para cada topologia candidata, o balanço de potência é obtido pela resolução do fluxo de carga pelo método iterativo de Newton-Raphson. As restrições do problema são formuladas como:

$$\text{PG}_k - \text{PL}_k + \sum_{m \in \Omega_k} x_{km} P_{km} = 0 \quad (5)$$

$$\text{QG}_k - \text{QL}_k + \sum_{m \in \Omega_k} x_{km} Q_{km} = 0 \quad (6)$$

$$x_{km} = 0 \text{ ou } 1 \quad (7)$$

$$V_k \leq \text{Vmin} \quad (8)$$

Em que PG_k e QG_k são as gerações de potência ativa e reativa, respectivamente, na barra k; PL_k e QL_k são as demandas de potência ativa e reativa em k, respectivamente; x_{km} é o estado da chave acoplada ao trecho km (0: aberto, 1: fechado); P_{km} e Q_{km} são os fluxos de potência ativa e reativa, respectivamente, no trecho km. Portanto, as Eq. (5) e (6) estabelecem os balanços de potência ativa e reativa, respectivamente, para cada barra k, enquanto que a Eq. (7) representa os estados discretos possíveis para as chaves. Por fim, a restrição em (8) consiste no atendimento do limite de tensão da rede. Destaca-se que a modelagem proposta permite considerar a presença de micro-geração distribuída com pequenas adaptações nas Eq. (5) e (6) a fim de incluir o

despacho desta geração, bem como na restrição em (8) para incluir o limite superior de tensão, pois na presença de geração distribuída, sobretensões podem ocorrer na rede. No entanto, esta presença não foi considerada no presente trabalho, bem como restrições de carregamento dos trechos, pois o objetivo principal é validar a metodologia multi-objetivo no que concerne ao compromisso entre os diferentes objetivos.

Diferentemente de [10], que utiliza fatores de compromisso ou penalidade, ponderando os diferentes objetivos através de pesos, o presente trabalho propõe a otimização desses objetivos de forma individual, apresentando, ao final, um conjunto de alternativas para análise pelo operador do sistema. Para essa otimização envolvendo objetivos conflitantes, como o número mínimo de chaveamentos e a mínima energia não suprida, a técnica de dominância de Pareto [16]-[19] é proposta.

III. METODOLOGIA PROPOSTA

A metodologia proposta consiste no desenvolvimento de um novo algoritmo que combina o algoritmo de restabelecimento de [10], baseado em enxame de partículas binário (EPB), com a técnica de dominância da Pareto de [13]. O EPB foi escolhido com base em sua aplicação em pesquisas envolvendo os problemas de restabelecimento [10] e reconfiguração [7]-[8], enquanto que os critérios de Pareto apresentaram-se atrativos para a investigação com base em sua utilização em conjunto com meta-heurísticas, como algoritmos genéticos [13] e enxame de partículas [16].

A. Enxame de Partículas

O método por enxame de partículas é bioinspirado no comportamento social de certos grupos de animais ou insetos, como cardumes e pássaros. Neste método, as soluções candidatas à resolução de um problema de otimização são associadas a um conjunto de partículas. O movimento de cada partícula é regido por três componentes: i) inércia (representa a tendência da partícula em continuar na mesma direção); ii) memória (refere-se à influência da melhor posição encontrada pela partícula - pbest); e (iii) cooperação (influência da melhor posição encontrada por todo o conjunto das partículas - gbest). Daí, cada partícula atualiza sua posição- x_{idu} e velocidade- v_{idu} da seguinte forma [10]:

$$x_{idu} = x_{id} + v_{idu} \quad (9)$$

$$v_{idu} = wv_{id} + c_1 r_1 (pbest_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (gbest_{id} - x_{id}) \quad (10)$$

Em que w representa o momento de inércia; x_{id} e v_{id} são a posição e a velocidade, respectivamente, da partícula antes da atualização; c_1 e c_2 são fatores que ponderam as influências individuais e coletivas, respectivamente e r_1 e r_2 são números aleatórios.

Cada solução candidata do problema de restabelecimento é codificada em um vetor com número de elementos igual ao número de chaves do SDEE, em que cada elemento recebe o valor '0' (chave aberta) ou '1' (chave fechada). Para manter esta discretização, o EPB utiliza operadores binários de deslocamento para realizar as operações das Eq. (9) e (10)

sem a necessidade de estratégias de arredondamento ou similares, que poderiam afetar a eficiência do algoritmo de otimização [10], [20].

B. Dominância de Pareto

O conceito de dominância de Pareto é utilizado para comparar duas soluções possíveis para um problema multiobjetivo. Dadas duas soluções x e y , diz-se que x domina y se as seguintes condições forem satisfeitas:

1. A solução x é pelo menos igual a y em todas as funções objetivo;
2. A solução x é superior a y em pelo menos uma função objetivo.

Com essa comparação, classifica-se cada solução de acordo com sua dominância, desde as não dominadas por nenhuma solução, classificadas na primeira frente ou fronteira, até as classificadas na última fronteira, dominadas por todas as soluções das fronteiras precedentes. O resultado desta classificação é um conjunto de alternativas não dominadas entre si (pertencentes à primeira fronteira) e melhores que as demais opções (nas demais fronteiras) de acordo com os objetivos estabelecidos.

As soluções da primeira fronteira compõem o conjunto Pareto-ótimo, de onde a solução vencedora pode ser escolhida segundo critérios de tomada de decisão de um agente humano. Portanto, a principal vantagem deste critério de comparação é gerar um conjunto de alternativas para determinado problema, ao invés de uma única opção.

A Figura 1 mostra um exemplo de espaço de soluções, onde o objetivo é minimizar a função f_2 e maximizar f_1 . Observando os seis pontos do gráfico e analisando pelas condições de não dominância descritas anteriormente, verifica-se que os pontos 3, 5 e 6 compõem o conjunto de soluções Pareto-ótimas. Daí, estes pontos determinam a fronteira de soluções não dominadas, como mostra a Fig. 2.

Para a seleção de uma solução entre as pertencentes a uma mesma fronteira, a classificação de Pareto utiliza um parâmetro de comparação denominado “distância do aglomerado”, do inglês *crowding distance* (CDA) [13]. Este parâmetro fornece uma estimativa da densidade de soluções em torno de determinado ponto. O valor de CDA de um ponto é dado pela distância média de suas soluções vizinhas.

Para exemplificar, considera-se que os pontos destacados na Fig. 3 estejam na mesma fronteira não dominada. Neste caso, o CDA do ponto ‘ i ’ é dado pela média das distâncias entre ‘ i ’ e ‘ $i-1$ ’ e ‘ i ’ e ‘ $i+1$ ’. Os pontos extremos (‘0’ e ‘1’) estão mais distantes do aglomerado e, portanto, recebem prioridade para seleção, através de um valor elevado de CDA.

O processo descrito é efetuado para cada função objetivo e o CDA de uma solução é obtido somando-se os CDAs determinados para esta solução segundo cada objetivo. A priorização por pontos distantes do aglomerado visa a introduzir e manter a diversidade de soluções durante o processo evolutivo de uma meta-heurística, por exemplo.

C. Enxame de Partículas Binário Multiobjetivo

O algoritmo EPBM proposto alia os mecanismos de busca do enxame de partículas binário com a técnica de classificação de soluções por dominância de Pareto. A Fig. 4 apresenta as etapas do EPBM, definidas com base em [16]. Estas etapas são descritas na sequência.

1) Inicialização de P

Na Etapa 1, um conjunto de topologias radiais é gerado para inicializar o conjunto de soluções candidatas (P^*), cujo tamanho é n_p , para o problema de restabelecimento. Esta geração baseia-se na técnica de troca de ligações e em teoria de grafos, assim como em [7], [8]. Daí, a população P é igualada a P^* nesta etapa. Inicializa-se a lista de soluções não dominadas (LND), de tamanho pré-especificado (n_{LND}), e o contador de iterações it .

2) Fluxo de Potência - P

A avaliação das soluções candidatas de P requer, para cada solução, o cálculo dos objetivos das Eq. (1) a (4) após o cálculo de fluxo de potência.

3) Atualização de U

Para garantir que as melhores soluções candidatas não sejam perdidas ao longo das iterações, o conjunto U é definido e atualizado pela união entre o conjunto P e a lista LND.

4) Fronteiras de Pareto - U

A classificação de dominância de Pareto em fronteiras é realizada para as soluções candidatas do conjunto U com base nos objetivos das Eq. (1) a (4). Também são calculadas as “distâncias de aglomeração” para as partículas em cada fronteira.

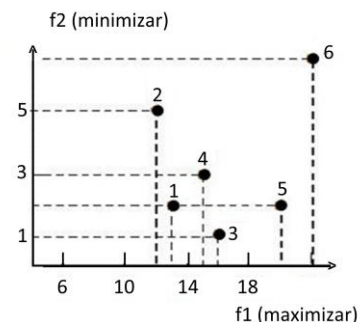


Fig. 1. Espaço de soluções [14].

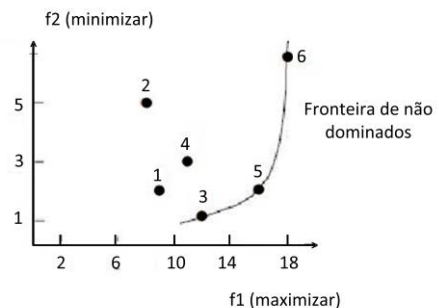


Fig. 2. Fronteira dos pontos não dominados [14].

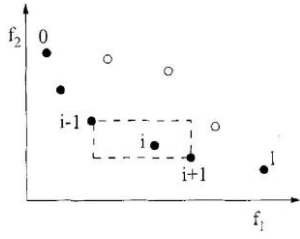


Fig. 3. Cálculo da distância do aglomerado [13].

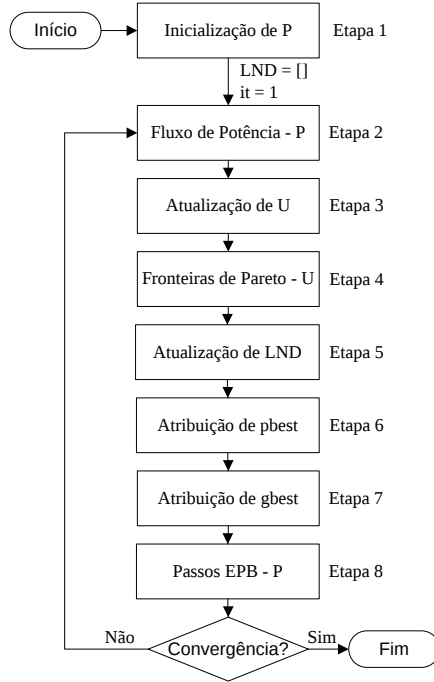


Fig. 4. Fluxograma do EPBM Proposto.

5) Atualização de LND

Atualiza-se a lista de soluções não dominadas ou Pareto-ótimas a partir da classificação efetuada na etapa anterior. Nesta etapa, três hipóteses devem ser consideradas:

a) Número de partículas na primeira fronteira menor que n_{LND} . Neste caso, LND é completada com as próximas partículas de P em ordem crescente de fronteira;

b) Número de partículas na primeira fronteira maior que n_{LND} . Neste caso, as partículas da primeira fronteira com as menores “distâncias de aglomeração” não são incluídas em LND, de modo que apenas n_{LND} partículas sejam incluídas;

c) Número de partículas na primeira fronteira igual a n_{LND} . Neste caso, todas as partículas não dominadas da primeira fronteira são incluídas em LND.

6) Atribuição de pbest

A melhor solução encontrada por cada partícula, $pbest_{id}$ na Eq. (10), é definida como a última solução não dominada encontrada pela partícula ‘id’ durante o processo iterativo.

7) Atribuição de gbest

Diferentemente do método por enxame de partículas tradicional, o enxame de partículas multiobjetivo atribui um gbest para cada partícula, $gbest_{id}$ na Eq. (10). Nesta etapa,

uma lista Gb é preenchida com n_{Gb} soluções de LND, que apresentam as maiores distâncias de acordo com o parâmetro CDA. Para as partículas ‘id’ da fronteira ‘if’, com ‘if’ variando da segunda até a última fronteira, $gbest_{id}$ é definido como a partícula da fronteira ‘if - 1’ mais distante de ‘id’. Esta distância (d) é calculada como:

$$d(id^{if-1}, id^{if}) = \max_i \left(\left| \frac{FOB_i^{if} - FOB_i^{if-1}}{\max FOB_i - \min FOB_i} \right| \right) \quad (11)$$

Em que $d(id^{if-1}, id^{if})$ é a distância entre duas partículas nas fronteiras ‘if - 1’ e ‘if’; FOB_i^{if} é o valor da i-ésima função objetivo para a partícula da fronteira ‘if’; ‘ $\max FOB_i$ ’ e ‘ $\min FOB_i$ ’ são os valores máximo e mínimo da i-ésima função. Para cada partícula ‘id’ da primeira fronteira, $gbest_{id}$ é definida como uma partícula aleatoriamente escolhida de Gb.

8) Passos EPB - P

Na Etapa 8, as soluções não dominadas de LND são retiradas de P e o enxame de partículas binário de [10] (EPB) é aplicado com modificação à população reduzida de P. A modificação no algoritmo de [10] consiste em que no presente trabalho, gbest é definido para cada partícula de P conforme etapa anterior, enquanto que em [10], gbest é constituído apenas da melhor solução encontrada pelo enxame.

IV. RESULTADOS

Esta seção apresenta dois estudos de casos envolvendo sistemas conhecidos da literatura para avaliar a metodologia de restabelecimento proposta no presente trabalho. Nos dois casos, considera-se que todos os trechos de rede têm chaves manobráveis, implicando que todo trecho pode ser chaveado durante o restabelecimento. O algoritmo da Fig. 4 foi implementado em MATLAB® versão 7.9.0.529 (R2009b). A Tabela I apresenta os parâmetros do EPBM utilizados para ambos os casos de estudo. Estes parâmetros foram determinados empiricamente através de análises de sensibilidade envolvendo diversos estudos. Na Tabela I, $itmax$ é o número máximo de iterações do EPBM e os demais parâmetros foram definidos anteriormente. Destaca-se que o algoritmo proposto apresenta poucos parâmetros, pois n_{Gb} e n_{LND} são definidos em função de n_p^* .

Quanto ao critério de convergência, apenas o número máximo de iterações é utilizado neste trabalho, ou seja, a convergência prematura para um ponto suficientemente ótimo não é utilizada. Isto se deve ao fato de que o objetivo do modelo de otimização é determinar planos alternativos de restabelecimento e, neste caso, mesmo que um ponto suficientemente bom sob a ótica dos objetivos considerados seja obtido, permitir ao método evoluir até a iteração $itmax$ viabiliza potencialmente a obtenção de soluções alternativas.

TABELA I. PARÂMETROS DO EPBM

Fator	$itmax$	n_p^*	n_{Gb}	n_{LND}
Valor	100	100	$0,4 \cdot n_p^*$	$0,5 \cdot n_p^*$

A. Sistema de 16 barras

Este sistema apresenta 1 subestação, nível de tensão de 23 kV, carga total de 28,70 MW e 17,30 Mvar, três chaves seccionadoras ou normalmente abertas (NA), representadas na Fig. 5 pelas linhas pontilhadas, e 13 chaves de interconexão ou normalmente fechadas (NF) [21]. Considera-se como caso base a topologia para perdas mínimas otimizada em [22], cujas chaves abertas são S_7 , S_8 e S_{16} [7], [10]. Uma falha é considerada no trecho S_5 , afetando o fornecimento das barras 6, 7 e 10 [23], representadas por círculos em cinza na configuração pós-falha da Fig. 5. As soluções candidatas que compõem a população inicial do algoritmo EPBM proposto são derivadas desta configuração através da técnica de troca de ligações [7], [8], [10]. O valor de $V_{\min}$ é 0,95 pu [23].

A Tabela II apresenta algumas soluções da primeira fronteira de Pareto (LND) obtida na convergência do EPBM, envolvendo manobras, tensões mínimas, perdas técnicas e número de chaveamentos.

Neste caso, estas soluções foram selecionadas na LND por não implicar em corte carga, admitindo-se este critério como uma premissa do operador do sistema para a melhoria dos índices de confiabilidade, e que não há restrições impeditivas para a operação sob quaisquer destas soluções. Destaca-se que a Solução-1 também foi encontrada em [24] e a Solução-2 em [25].

Observa-se que embora a Solução-1 apresente a menor perda e o maior nível de tensão, implica em maior número de chaveamentos, o que é indesejável devido ao custo associado a cada manobra. A decisão entre estas soluções deve ser tomada com base em restrições e prioridades operativas. Por exemplo, se o nível mínimo de tensão requerido for 0,95 pu, a Solução-1 deve ser adotada. Por outro lado, se o nível 0,90 pu for aceitável, a Solução-2 é a mais indicada, a não ser que haja alguma restrição à manobra da chave S_7 , como indisponibilidade de equipes de campo no local em caso de chave manual. Outro fator que pode decidir pela Solução-3 é que nela, a tensão da barra 10 é 0,93 pu, enquanto que na Solução-2, esta tensão é 0,91 pu. Daí, caso o grupo consumidor da barra 10 seja prioritário, em que o desvio máximo de tensão seja de 7%, a Solução-2 é a mais indicada.

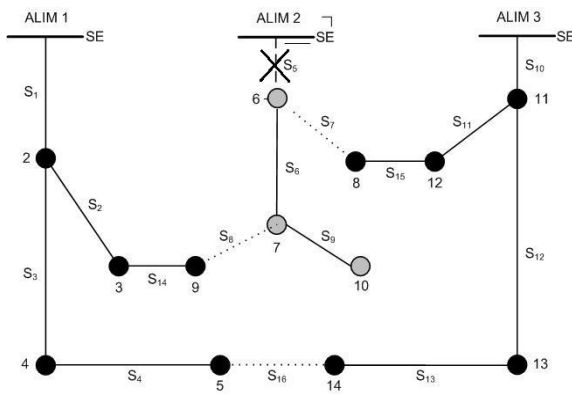


Fig. 5. Sistema de 16 barras [7].

B. Sistema de 33 barras

O sistema de 33 barras [26], tem nível de tensão de 12,66 kV, carga total de 3715 kW, 1 subestação e cinco chaves NA. O caso base consiste na topologia otimizada em [23] para perdas mínimas [7],[8],[10], cujas chaves abertas são S_7, S_9, S_{14}, S_{32} e S_{37} . Dois trechos são afetados pela falha- S_5 e S_{35} [3],[10],[24],[25]. A tensão mínima é 0,9 pu [3]. A Tabela III mostra algumas soluções extraídas do conjunto Pareto-ótimo-LND obtido na convergência do algoritmo EPBM proposto. As Soluções-1 e 2 podem ser mais indicadas por apresentar menor número de manobras, embora impliquem em maiores perdas do que a Solução-3. A Solução-1 também foi determinada em [7],[8],[10],[24] e a Solução-2 em [3]. A partir destas análises, conclui-se que a oferta de alternativas para o operador de um SDEE constitui-se como principal vantagem do método proposto, haja vista que os trabalhos usados na comparação [7],[10] oferecem apenas uma opção, que pode não ser a mais indicada para um dado caso.

V. CONCLUSÕES

Este artigo apresentou uma metodologia de otimização multiobjetivo para o restabelecimento de sistemas de distribuição de energia elétrica. O algoritmo proposto baseia-se na aplicação da técnica de enxame de partículas binário combinada com o método de Pareto para a classificação de soluções candidatas. O enxame de partículas binário permite a exploração eficiente do espaço de busca e a representação das variáveis binárias de chaveamento sem a necessidade de estratégias de discretização, enquanto que os critérios de Pareto permitem obter um conjunto de soluções “ótimas” segundo os diferentes objetivos do problema. A principal contribuição foi aliar os mecanismos de busca do enxame de partículas binário com uma técnica que permite oferecer alternativas para os operadores dos sistemas, de modo a auxiliar no processo decisório.

TABELA II. SOLUÇÕES PARA O SISTEMA 16 BARRAS PELO EPBM

Solução	Manobras	Tensão Mínima (pu)	Perda (kW)	Nº de Manobras
1	Fechar S_7 Fechar S_8 Abrir S_6	0,95 (Barra 10)	849,39	3
2	Fechar S_7	0,91 (Barra 10)	1.334,33	1
3	Fechar S_8	0,92 (Barra 6)	1.180,74	1

TABELA III. SOLUÇÕES PARA O SISTEMA 33 BARRAS PELO EPBM

Solução	Manobras	Tensão Mínima(pu)	Perdas (kW)	Nº de Manobras	Corte de Carga (%)
1	Fechar S_9 Fechar S_{37}	0,93 (Barra 6)	188,67	2	0
2	Fechar S_{14} Fechar S_{37}	0,93 (Barra 6)	195,00	2	0
3	Fechar S_7 Fechar S_9 Fechar S_{37} Abrir S_6	0,93 (Barra 32)	180,97	4	0
4	Fechar S_{14} Fechar S_{32} Fechar S_{37} Abrir S_{17}	0,92 (Barra 17)	199,70	4	0

AGRADECIMENTOS

Os autores deste artigo agradecem o apoio do CNPq, FAPEMIG, CAPES, INERGE e do grupo de pesquisa “Otimização Heurística e Bio-inspirada” da UFJF.

REFERÊNCIAS

- [1] M. Adibi et al., "Power System Restoration - A task force report", vol. 2, IEEE Trans. Power Systems, May 1987, pp. 271-277.
- [2] O. Duque and D. Morinigo, "Load restoration in electric distribution networks using a metaheuristic technique," in: Proc. 2006 IEEE Mediterranean Electrotechnical Conf., pp. 1040-1043.
- [3] T. T. Borges, S. Carneiro Jr., P. A. N. Garcia, J. L. R. Pereira, L. W. Oliveira, and I. C. Silva Jr., "Distribution systems restoration using interior point method and sensibility analysis", in: Proc. 2011 IEEE/PES General Meeting, pp. 1-4.
- [4] G. L.-Torres, H. G. Martins, M. P. Coutinho, C. P. Salomon, F. M. Matsunaga, R. A. Carminati, "Comparison between PSO and GA in system restoration solution", in: Proc. 2009 Intelligent System Applications to Power Systems Int. Conf., pp. 1-6.
- [5] D. S. Sanches, J. B. A. London Jr., A. C. B. Delbem, R. S. Prado, F. G. Guimarães, O. M. Neto, and T. W. Lima, "Multiobjective evolutionary algorithm with a discrete differential mutation operator developed for service restoration in distribution systems", Int. J. Electr. Power Energy Systems, vol. 62, pp. 700-711, Nov. 2014.
- [6] J. Stepień and S. Filipiak, "Application of the evolutionary algorithm with memory at the population level for restoration service of electric power distribution networks", Int. J. Electr. Power Energy Systems, vol. 63, pp. 695-704, Dec. 2014.
- [7] L. W. Oliveira, E. J. Oliveira, I. C. Silva Jr., F. V. Gomes, T. T. Borges, A. L. M. Marcato, A. R. Oliveira, "Optimal restoration of power distribution system through particle swarm optimization," in Proc. 2015 IEEE Powertech, pp. 1-6.
- [8] L. W. Oliveira, A. R. Oliveira, I. C. Silva Jr., F. V. Gomes, E. J. Oliveira, "Restabelecimento de sistemas de distribuição de energia através da técnica enxame de partículas", in Proc. 2015 I Encontro Interstadual de Engenharia de Produção, pp. 1-11.
- [9] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "A discrete binary version of the particle swarm algorithm", in Proc. 1997 IEEE Systems, Man, and Cybernetics Int. Conf., vol. 5, pp. 4104-4108.
- [10] L. W. Oliveira, E. J. Oliveira, I. C. Silva, F. V. Gomes, "Optimal restoration of power distribution system through particle swarm optimization", in Proc. 2015 IEEE Powertech, pp. 1-5.
- [11] E. Zitzler and L. Thiele, "Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach," IEEE Trans. Evolutionary Computation, vol. 3, n. 4, pp. 257-271, Nov. 1999.
- [12] E. Zitzler, M. Laumanns e L. Thiele, "SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm," Technical Report TIK 103, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, Switzerland, 2001.
- [13] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal e T. Meyarivan, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, n. 2, pp. 182-197, Apr. 2002.
- [14] K. Deb, Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms. Wiley-Interscience Series in Systems and Optimization, Chichester, UK: John Wiley & Sons, 2001.
- [15] K. Deb, M. Mohan, S. Mishra, "Towards a quick computation of well-spread Pareto-optimal solutions. Evolutionary multi-criterion optimization," in Evolutionary Multi-Criterion Optimization, 2003, pp. 222-236.
- [16] C. A. C. Coello e M. S. Lechuga, "MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization," in Proc. IEEE 2002 Congress on Evolutionary Computation, 2, pp. 1051-1056.
- [17] M. R. Sierra, C. A. C. Coello, "Improving PSO-Based Multi-objective Optimization Using Crowding, Mutation and ϵ -Dominance," in Evolutionary Multi-Criterion Optimization, 2005, pp. 505-519.
- [18] C. A. C. Coelho, G.T. Pulido, M. S. Lechuga, "Handling multiple objective switch particle swarm optimization", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 8, n. 3, p. 256-279, June 2004.
- [19] M. J. Reddy, D. N. Kumar, "Multi-objective particle swarm optimization for generating optimal trade-offs in reservoir operation", in Hydrological Processes, vol. 21 (21), pp. 2897-2909, Oct. 2007.
- [20] C. A. C. Coelho, G.T. Pulido, M. S. Lechuga, "Handling multiple objective switch particle swarm optimization", IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 8, n. 3, p. 256-279, June 2004.
- [21] W.-C. Wu, M.-S. Tsai, and F.-Y. Hsu, "A new binary coding particle swarm optimization for feeder reconfiguration," in: Proc. 2007 Intelligent System Applications to Power Systems Int. Conf., pp. 1-6
- [22] S. Civanlar, J. J. Grainger, H. Yin and S. S. H. Lee, "Distribution feeder reconfiguration for loss reduction," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 3, n. 3, Jul 1988.
- [23] T. T. Borges, S. Carneiro Jr., P. A. N. Garcia, and J. L. R. Pereira, "Restabelecimento de sistemas de distribuição utilizando fluxo de potência ótimo," Soc. Brasileira Automática, vol. 23, n. 6, pp. 737-748, Dec. 2012
- [24] L. W. Oliveira, E. J. Oliveira, S. Carneiro Jr., J. L. R. Pereira, J. S. Costa, and I. C. Silva Jr., "Optimal reconfiguration and capacitor allocation in radial distribution systems for energy losses minimization," Int. J. Electr. Power Energy Systems, vol. 32, pp. 840-848, Oct. 2010.
- [25] T. T. Borges, S. Carneiro Jr., P. A. N. Garcia, and J. L. R. Pereira, "Restabelecimento de sistemas de distribuição utilizando fluxo de potência ótimo," Soc. Brasileira Automática, vol. 23, no. 6, pp. 737-748, Dec. 2012.
- [26] W. Lin. and H. Chin, "A New Approach for Distribution Feeder Reconfiguration for Loss Reduction and Service Restoration," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 13, pp. 870-875, Jul. 1998.
- [27] M. E. Baran and F. F. Wu, "Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 4, no. 2, pp. 1401-1407, Apr. 1989.