

Despacho Econômico de Carga com Zonas de Operação Proibidas utilizando Enxame de Partículas

Jefferson Oliveira dos Santos, Eduardo Machado dos Santos, João Plínio Juchem Neto

Resumo—Este artigo aplica o método de otimização por enxame de partículas (PSO) com critério de parada na resolução de um problema de despacho econômico de carga constituído por quinze unidades geradoras considerando perdas nas linhas de transmissão, limites de capacidade e zonas proibidas de operação. A solução obtida desta forma é então comparada com resultados presentes na literatura, que utiliza o PSO sem critério de parada e o Algoritmo Genético (AG). Os resultados obtidos através de simulações computacionais demonstraram que o PSO com critério de parada encontra resultados melhores que aqueles apresentados na literatura elencada. A solução ótima determinada pelo PSO com critério de parada apresentou custo total menor e, além disso, menores perdas nas linhas de transmissão respeitando as restrições envolvidas no problema.

Palavras-Chave—Sistemas Elétricos de Potência, Despacho Econômico de Carga, Otimização por Enxame de Partículas, Critério de Parada, Zonas Proibidas de Operação.

I. INTRODUÇÃO

A matriz energética do Brasil é em sua maior parte de origem renovável, e a geração hidráulica predominantemente atende a grande escala demandada [1]. Sujeito às intempéries do tempo que influenciam na capacidade dos reservatórios, a geração hidráulica é cada vez mais auxiliada pela térmica cujos recursos energéticos não são imprevisíveis. Diante desse cenário, a energia térmica tem desempenhado um importante papel para o equilíbrio do sistema provendo energia suficiente para atender a demanda não suprida pela geração hidráulica em virtude da escassez de recursos hídricos. Com mais produção térmica, surge a necessidade de se adotar estratégias econômicas para minimizar o custo de geração utilizando o Despacho Econômico de Carga (DE).

O despacho econômico de carga é considerado uma das mais importantes ferramentas na operação de sistemas elétricos de potência [2]. Simplificando, a função custo das unidades

geradoras de energia podem ser aproximadas por uma função quadrática, o que permite formular o despacho econômico de carga como um problema de otimização com restrições. O objetivo principal no DE é minimizar os custos totais de geração de energia elétrica visando atender as restrições inerentes ao sistema. Algumas dessas restrições operacionais podem impactar de forma relevante na função custo e devem ser consideradas. Elas podem ser limites de geração, influência dos pontos de válvula, zonas de operação proibidas e limites de rampa [2]. A solução para esse problema é de grande interesse do setor energético e apesar de diversos métodos terem sido utilizados para resolvê-lo, as abordagens convencionais podem não ser a melhor forma para determinar a solução, principalmente nos casos onde a função objetivo apresenta descontinuidades, não-diferenciabilidade ou a ocorrência de diversos mínimos locais [3]. Para contornar esse desafio, diferentes técnicas heurísticas de otimização têm sido propostas, especialmente otimização por enxame de partículas (PSO), um método que vem sendo reconhecido como um algoritmo eficiente para solucionar tal tipo de problema. Por exemplo, uma revisão abrangente de sua aplicação em problemas de DE pode ser encontrada em [4].

O objetivo deste trabalho é utilizar o PSO com critério de parada para resolver um problema de DE constituído por quinze unidades geradoras, considerando as perdas nas linhas de transmissão, limites de geração e zonas de operação proibidas. Originalmente o estudo de caso foi apresentado por [5], e os resultados obtidos serão comparados com esses reportados na literatura, mostrando o bom desempenho do método e consistência em obter soluções reconhecidamente promissoras. Um diferencial apresentado na implementação do PSO realizada neste trabalho é a utilização de um critério de parada, que consiste em verificar se o erro relativo estimado nas últimas g iterações é menor que certo erro percentual mínimo definido a priori [6]. Esse aspecto geralmente não é mencionado na literatura que aplica o PSO, a qual geralmente considera apenas um número limite de iterações para se obter a resolução do problema.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: na Seção II é apresentado o problema de despacho econômico em sua forma geral e algumas das principais restrições consideradas em um modelo real de DE; na Seção III é discutido o método de Otimização por Enxame de Partículas (PSO); na Seção IV é apresentada a solução do estudo de caso de um sistema com quinze geradores, restrições de limites de capacidade e zonas de operação proibidas utilizando o PSO com critério de parada, onde são analisados, discutidos e comparados os resultados obtidos com a literatura. Por fim, na Seção V são apresentadas as conclusões.

J. O. dos Santos é acadêmico do curso de Engenharia Elétrica na Universidade Federal do Pampa - Campus Alegrete. Aluno Pesquisador e Colaborador do Grupo de Energia e Sistemas Elétricos de Potência - GESEP. Desenvolve pesquisa nas áreas de despacho econômico de carga, sistemas elétricos de potência e métodos de otimização. (e-mail: jeffersonoliveiradosantos@gmail.com)

E. M. dos Santos é professor adjunto na Universidade Federal do Pampa - Campus Alegrete, no curso de graduação em Engenharia Elétrica e no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Desenvolve pesquisa nas áreas de inteligência artificial, técnicas matemáticas e computacionais de processamento de sinais, aplicadas à proteção de sistemas elétricos de potência. (e-mail: eduardosantos@unipampa.edu.br)

J. P. Juchem Neto é professor adjunto na área de Matemática na Universidade Federal do Pampa - Campus Alegrete, nos cursos de graduação em Engenharia e Ciência da Computação, e no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Desenvolve pesquisa nas seguintes áreas: matemática aplicada à engenharia e à economia, métodos de otimização, sistemas elétricos de potência e despacho econômico de carga, dinâmica não-linear e modelos espaciais de crescimento econômico. (e-mail: plinio@unipampa.edu.br)

II. DESPACHO ECONÔMICO DE CARGA

A busca por recursos energéticos suficientes para atender a demanda de carga, o alto custo da geração de energia elétrica e a crescente preocupação em minimizar os impactos ambientais, influenciam diretamente no despacho econômico de carga (DE) que é indispensável para que as unidades geradoras de energia elétrica alcancem o custo mínimo ótimo de operação [4]. Com a crescente demanda do consumo de energia elétrica o mercado consumidor está altamente competitivo e cada vez mais dinâmico, alterando muitos aspectos no que tange à geração, transmissão e distribuição da energia elétrica.

Tendo em vista esses aspectos, o DE consiste em minimizar o custo da geração de energia elétrica e operação das unidades geradoras, de forma que possa atender a demanda total da carga obedecendo as restrições do sistema. Cada unidade de geração possui custo de produção próprio que depende do recurso energético empregado na geração [7]. As fontes de energia usadas para produzir potência elétrica, por exemplo, o carvão, gás natural, óleo diesel, urânio, água de reservatórios, são os responsáveis por gerar diferentes custos de acordo com o cenário econômico.

O custo da geração em cada unidade é aproximada por uma função quadrática convexa [7], expressa em termos da própria potência de saída. A Equação 1 expressa o custo individual em cada unidade geradora, onde os coeficientes a_i , b_i e c_i representam as características do gerador i :

$$C_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i \quad (1)$$

O custo total de geração é a soma dos custos de cada unidade geradora e é dada pela Equação 2:

$$C(P_1, P_2, P_3, \dots, P_n) = \sum_{i=1}^n C_i(P_i) \quad (2)$$

sendo que a carga demandada é distribuída calculando a potência gerada em cada uma das unidades geradoras, formando um conjunto de variáveis contínuas [7]. A potência P_i , em MW, é fornecida pela unidade geradora i e o seu custo de geração C_i , em \$/h, é em função da potência gerada.

No DE clássico, todas unidades de geração contribuem para atender a carga total do sistema, representado por P_D . As perdas de transmissão, P_L , são estimadas por modelagem própria e devem ser consideradas no balanço de potência para satisfazer a carga total consumida pelo sistema [8]. As perdas com transmissão e distribuição aumentam a demanda de energia a ser produzida e ao se considerar a minimização dos custos de geração deve-se levar em conta esse aumento da produção. A potência perdida nas linhas de transmissão para atender a carga solicitada é também fornecida pelos geradores ativos, desta forma, as perdas devem ser consideradas como uma demanda do sistema, mesmo porque este é um fator relevante em estudos de DE reais [8].

Uma forma de incluir as perdas ao considerar o DE de um sistema termoeletrico é utilizando a Fórmula de Perdas de Kron [9], representada pela Equação 3:

$$P_L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n B_{ij} P_i P_j + \sum_{i=1}^n B_{0i} P_i + B_{00} \quad (3)$$

onde P_i e P_j são respectivamente, o i -ésimo e j -ésimo elemento do vetor de potência das unidades geradoras, B_{ij} é o ij -ésimo elemento da matriz de coeficientes de perda, B_{0i} é o i -ésimo elemento do vetor de coeficiente de perdas e B_{00} é a constante do coeficiente de perda.

As perdas no sistema são calculadas em função da potência gerada utilizando a matriz de coeficientes de perdas B . Essa matriz é obtida através de um estudo do fluxo de potência do sistema, no qual são obtidos os dados da potência gerada e as correspondentes perdas. Utilizando métodos de regressão não linear, por exemplo, é possível obter as matrizes de perdas do sistema [9].

O DE com as perdas inseridas em sua modelagem, assume uma forma mais adequada quanto às condições reais do sistema, e o problema de minimizar o custo total, Equação 2, sujeito ao balanço de potência, Equação 4, assume maior complexidade a medida que as perdas são determinadas a partir da potência gerada que não é conhecida. A dificuldade de solucionar o DE está em relacionar o vetor de potência gerada com as perdas devidas a esse vetor, o que torna esse problema não linear.

$$\sum_{i=1}^n P_i - P_D - P_L(P_1, \dots, P_n) = 0 \quad (4)$$

A oferta de energia fornecida pela termoeletrica i estará sujeita aos limites operacionais da mesma. Ao ser considerado o DE das usinas, algumas restrições operacionais que podem impactar de forma relevante na função custo, devem ser respeitadas. Algumas dessas restrições podem ser limites de geração, influência dos pontos de válvula, zonas de operação proibidas e limites de rampa [2].

Os limites de capacidade de geração, correspondem a saída mínima e máxima de potência de cada usina geradora. Na saída mínima, porque a usina para começar a produzir energia precisa estar aquecida e consumindo uma determinada quantidade de combustível para estar apta a despachar a potência mínima de operação. Na saída máxima, evitando assim aquecimento excessivo, trepidação e funcionamento forçado das partes mecânicas da máquina. As respectivas capacidades mínima e máxima são conforme a Equação 5, que mostra as saídas de potência mínima e máxima da unidade i acionada:

$$P_i^{min} \leq P_i \leq P_i^{max} \quad (5)$$

onde P_i^{min} e P_i^{max} são os respectivos limites mínimo e máximo da i -ésima unidade apta para despachar a energia gerada. Para função de custo convexa, a solução do DE com limites de operação é única e resolvida numericamente. No entanto, sua resolução analítica não é simples de ser obtida, por se tratar de combinar os geradores em seus limites operacionais [7].

Para aumentar a quantidade de potência despachada de uma usina termoeletrica em plena operação, é necessário injetar uma maior quantidade de vapor nas turbinas. Ao se abrir as válvulas para admissão de vapor nas turbinas, são produzidas ondulações na função de custo da usina em questão. Uma certa quantidade de combustível é utilizado para suprir o aumento da carga requerida ou até mesmo ocorre uma mudança de

combustível para atender o nível de potência solicitado. Os pontos onde ocorre essa abertura das válvulas, são conhecidos como pontos de válvula [10].

As saídas dos geradores possuem como características principais, descontinuidades e alto índices de não linearidades, devido ao efeito dos pontos de válvula [2]. A função custo em virtude dos variados pontos de válvulas, pode ser modelada adicionando um termo não linear senoidal na função custo da referente unidade de geração. A função custo modelada para o gerador com influência dos pontos de válvula é dada pela Equação 6:

$$C_i(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i + \alpha_i |e_i \sin(f_i(P_i^{min} - P_i))| \quad (6)$$

onde α_i é igual à 1 para pontos de válvula existentes e 0 caso contrário. Os coeficientes e_i e f_i caracterizam os pontos de válvula em sua forma, mudando a amplitude e o período [10].

As usinas geradoras em plena operação, nem sempre despacham o mesmo nível de potência. Em um sistema real, onde a demanda horária pode sofrer bruscas variações para mais ou para menos, alterações no nível da geração de um estado para outro não ocorrem de forma instantânea. Sob essas circunstâncias, o problema consiste em elevar ou reduzir o nível da potência produzida a partir de uma condição operacional inicial e atingir o nível ótimo de despacho em um dado espaço de tempo.

As variações de potência despachada possuem seus limites mínimos e máximos em cada termoeletrica, que são denominados limites de rampa. Os limites de rampa são restrições de desigualdades em um espaço de busca de soluções não convexo, elevando a complexidade para solucionar o DE [2]. A termoeletrica i em operação, que sai de um estado atual de produção no instante t_0 para um estado final no instante t , pode ter suas restrições de desigualdades para os limites de rampa como mostra a Equação 7:

$$max(P_i^{min}, P_i^{t_0} - DR_i) \leq P_i \leq min(P_i^{max}, P_i^{t_0} + UR_i) \quad (7)$$

onde $P_i^{t_0}$ é a potência da usina i produzida no instante t_0 atual; P_i a potência de saída da unidade i no instante t ; UR_i e DR_i representam respectivamente, os limites de rampa crescente e decrescente da unidade i .

As zonas proibidas, são subintervalos dentro dos limites mínimo e máximo da capacidade de geração de uma usina termoeletrica. Devido à faltas nas máquinas, oscilações das válvulas a vapor ou mesmo características operativas dos equipamentos auxiliares e pontos de válvula não modeláveis, as zonas proibidas se tornam inoperante, do ponto de vista de geração [11]. Nessas zonas na qual o sistema pode se tornar instável, os testes que determinam a função custo, seja pelo desempenho das máquinas ou arquivos de dados registrados, são difíceis de ser aplicados. Portanto, evitar essas zonas de operação é a melhor medida para tratar esse problema [2]. A restrição de zonas de operação proibidas, divide os limites de geração em variadas regiões de possível produção de energia ou não. Essa divisão torna o espaço de busca das soluções não convexo, tornando o DE um problema de difícil solução, devido a falta de linearidade e não convexidade.

De forma matemática, as zonas de operação proibidas correspondem à adição de novas restrições dentro do limite de capacidade da usina geradora. As desigualdades são adicionadas conforme a quantidade de zonas proibidas [8]. A Equação 8 mostra as restrições de desigualdades para zonas de operação proibidas:

$$\begin{aligned} P_i^{min} &\leq P_i \leq P_{i,1}^l \\ P_{i,k-1}^u &\leq P_i \leq P_{i,k}^l \quad k = 2, 3, 4, \dots, z_i \\ P_{i,z_i}^u &\leq P_i \leq P_i^{max} \end{aligned} \quad (8)$$

onde P_i^{min} e P_i^{max} são os limites mínimo e máximo de operação da usina i ; z_i o número de zonas proibidas para a usina i ; k o índice da zona proibida da unidade i ; l o limite inferior e u o limite superior da k -ésima zona proibida da termoeletrica i . Os espaço estão subdivididos em diversos intervalos onde a termoeletrica i pode estar operando ou não, acrescentando ao problema de DE uma complexidade maior.

Esta seção apresentou o problema de DE em sua forma geral, que matematicamente pode ser escrito como um problema de otimização não linear dado pela Equação 9, como objeto de estudo e investigação, para aplicação do método de otimização a ser proposto por esse trabalho como um possível caminho para sua resolução. Com a inclusão das perdas e algumas das principais restrições, ficou evidente a complexidade que o DE pode alcançar à medida que situações realísticas operacionais das usinas de geração são modeladas e incorporados nesse problema. Dentre as restrições apresentadas, os limites de geração, zonas de operação proibidas e balanço de potência considerando as perdas nas linhas de transmissão, terão especial atenção ao longo deste trabalho, pois as mesmas serão consideradas na resolução do estudo de caso do DE a ser solucionado por meio da aplicação do PSO com critério de parada.

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \quad C(P_1, \dots, P_n) = \sum_{i=1}^n C_i(P_i) \\ \text{s.a.} \quad \sum_{i=1}^n P_i - P_D - P_L(P_1, \dots, P_n) = 0 \\ P_i^{min} \leq P_i \leq P_i^{max}, \quad i = 1, \dots, n \end{array} \right. \quad (9)$$

III. OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS (PSO)

Em 1995, James Kennedy e Russell Elberhart apresentaram o algoritmo de otimização por enxame de partículas (PSO) [4]. O PSO surgiu a partir de experiências com algoritmos que descrevem o comportamento social constatado em variadas espécies de pássaros, cardumes de peixes e insetos, assim como de observações do comportamento social humano [3]. O Enxame de Partículas é um algoritmo de busca das soluções ótimas com base em processos estocásticos. A simplicidade do algoritmo é sua principal característica, uma vez que as posições de cada partícula indicam uma provável solução ótima [4].

O PSO está baseado em uma população composta por partículas que interagem entre si e com o meio ambiente [3]. A mudança de direção e velocidade de cada partícula no sentido de encontrar o local mais favorável dentro do espaço de busca,

é a influência dos aspectos sociais, cognitivos e estocásticos sobre os indivíduos [12]. As partículas utilizam resumidamente três princípios para se adaptarem: autoavaliação, adaptação e imitação [13]. Desta maneira, eles são capazes de lidar com as possibilidades que o meio propicia gerando resultados provenientes das interações sociais e experiências particulares.

Na otimização por enxame de partículas os indivíduos inicialmente são distribuídos de forma aleatória no espaço de busca com a dimensão igual ao número de variáveis a serem determinadas. Novas posições são definidas no espaço de busca conforme o comportamento individual e coletivo das partículas, movimentando o enxame para a solução ótima. As partículas tenderão a se mover em direção umas às outras influenciando umas às outras e consequentemente todo o enxame. Os aspectos cognitivos e sociais influenciam diretamente no desempenho da população. Cada partícula tem sua própria experiência e como os indivíduos são sociais, eles estimam o comportamento dos vizinhos e a qualidade das soluções encontradas por eles. Portanto, a decisão correta de uma partícula será em função de suas decisões passadas e do aproveitamento dos seus vizinhos [13].

No PSO, as coordenadas no espaço de busca indicam as posições ocupadas pelos indivíduos que compõem um enxame. As partículas tendem a se mover no espaço em busca da melhor posição e as variações ao longo do processo indicam novas e melhores posições no espaço. Dois parâmetros, social e cognitivo, vão definir o processo de deslocamento das partículas. O primeiro é o melhor resultado individual de todo enxame, $gBest$ (g_B), que está relacionado com a influência que uma partícula exerce sobre toda população. O segundo, $pBest$ (p_B), reflete o melhor resultado obtido individualmente por cada partícula até o presente momento [3].

Essas métricas são avaliadas pela função objetivo a cada iteração e as informações são guardadas ao longo do processo iterativo, resultando na solução ótima do problema de otimização. Por isso, as soluções estão associadas aos vetores posição e velocidade, que são atualizados de acordo com as variações de p_B e g_B no transcorrer do processo evolutivo de cada indivíduo indicando a provável solução do problema. Inicialmente, os vetores posição e velocidade são gerados aleatoriamente. Durante o processo de evolução do PSO, Figura 1, a partícula p_i deverá se mover com uma velocidade \vec{v}_i para um novo local no espaço $\vec{x}_i(k+1)$, composto pelo vetor da sua melhor posição alcançada até o instante atual, $\vec{x}_{i_{p_B}}$ que gera a melhor solução individual p_B , e o vetor posição da melhor partícula localizada entre todas as partículas do enxame, $\vec{x}_{i_{g_B}}$ que relaciona o melhor resultado de toda a população.

A expressão que atualiza a nova velocidade da partícula $\vec{v}_i(k+1)$, é descrita pela Equação 10. As constantes φ_1 e φ_2 representam, respectivamente, os parâmetros cognitivo e social [13]; ϵ_1 e ϵ_2 são variáveis aleatórias escalares, possuindo distribuição probabilística uniforme no intervalo entre 0 e 1; $\vec{x}_{i_{p_B}}$ é a posição da partícula que retorna o melhor valor da função objetivo até o momento, e $\vec{x}_{i_{g_B}}$ o ponto no espaço que retorna o melhor valor da função objetivo até o momento dentre todos os indivíduos; $\vec{v}_i(k)$ a velocidade atual; $\vec{x}_i(k)$ a posição atual da partícula e $\vec{v}_i(k+1)$ a nova velocidade da

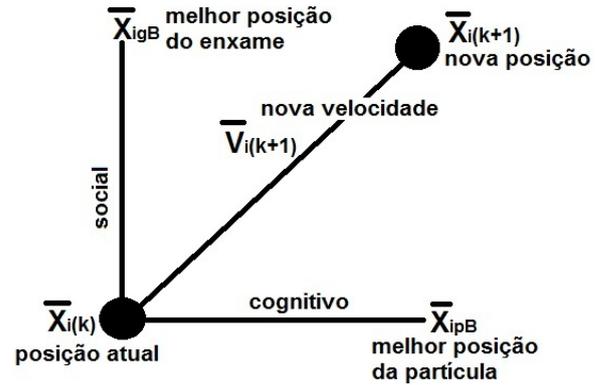


Figura 1: Nova posição da partícula i associada aos parâmetros cognitivo e social.

partícula i .

A posição atualizada da partícula é calculada pela Equação 11, que é função da antiga posição adicionada da nova velocidade calculada.

$$\vec{v}_i(k+1) = \vec{v}_i(k) + \varphi_1 \epsilon_1 (\vec{x}_{i_{p_B}} - \vec{x}_i(k)) + \varphi_2 \epsilon_2 (\vec{x}_{i_{g_B}} - \vec{x}_i(k)) \quad (10)$$

$$\vec{x}_i(k+1) = \vec{x}_i(k) + \vec{v}_i(k+1) \quad (11)$$

A velocidade das partículas são restringidas para que o espaço de busca não seja ultrapassado, dessa forma são colocados limites para o módulo do vetor velocidade, $|\vec{v}_i| \leq v_{max}$, Equação 12. Caso a partícula p_i ultrapasse o espaço de busca, a mesma é desconsiderada e uma nova partícula é aleatoriamente adicionada ao enxame.

$$|\vec{v}_i| > v_{max} \Rightarrow \vec{v}_i = \frac{\vec{v}_i}{|\vec{v}_i|} v_{max} \quad (12)$$

No Algoritmo 1, se encontra a descrição em pseudocódigo do PSO em sua forma original. Porém, alguns avanços surgiram com posteriores estudos e foram introduzidos no algoritmo. Nos problemas de alta complexidade, normalmente ocorriam divergências ou convergência prematura. Para eliminar essas dificuldades com problemas multidimensionais, aumentando a velocidade de convergência e precisão da resolução, foram propostos algumas alternativas dentre outras a saber: introdução do peso de inércia da velocidade (ω) [14] e do fator de constrição (\mathcal{X}) [15], que é a aplicação de um fator de amortecimento para limitar a velocidade do indivíduo baseado nos aspectos cognitivo e social.

ALGORITMO 1:

- 1) declaração das variáveis;
- 2) número de partículas do enxame;
- 3) inicializa as posições de cada partícula p_i aleatoriamente;
- 4) atribuir velocidade igual para todas as partículas;
- 5) calcule p_B e g_B e guarde suas posições;

- 6) enquanto o critério de parada não for satisfeito, para cada partícula p_i , faça:
- atualize a velocidade;
 - verifique o limite de velocidade;
 - atualize a posição;
 - verifique o limite do espaço de busca;
 - calcule p_B e guarde sua posição;
 - encontre g_B e guarde sua posição;
 - se o critério de parada não for satisfeito, volte a linha a);

Na literatura é comum o algoritmo PSO ser executado até que um respectivo número máximo de iterações seja alcançado, sendo que não é apresentado um motivo para a utilização desse critério, além de tentativa e erro [3]. Há uma desvantagem nesse critério pelo fato de ser desconhecido o número de iterações necessárias para se atingir a convergência [6], portanto, um critério de parada que estime o erro é uma importante ferramenta para determinar o número de iterações que são suficientes para se obter convergência.

Para evitar convergência antecipada ou divergência nos processos de otimização, pode ser adotado o seguinte critério: deve-se verificar se a estimativa do erro relativo nas últimas g iterações é menor que um valor previamente estabelecido para o erro mínimo. O algoritmo é repetido até que o critério de parada seja satisfeito, ou seja, quando o erro for menor que o erro estabelecido *a priori*. Uma revisão completa sobre esse e outros critérios de parada pode ser encontrada em [6].

IV. ESTUDO DE CASO: SISTEMA COM QUINZE GERADORES

Nesta Seção será resolvido o DE descrito na Seção II para um sistema termal de quinze unidades geradoras, considerando perdas nas linhas de transmissão, zonas de operação proibidas e uma demanda de potência $P_D = 2.630$ MW, utilizando o PSO com critério de parada. Os dados do sistema estão relacionados nas Tabelas I e II, e as matrizes B com os coeficientes de perda nas linhas de transmissão (base de 100 MVA) são dadas pelas Equações 15, 16 e 17 [16]. Todas as simulações computacionais foram realizadas utilizando o software Matlab 8.5.0 (MathWorks) executado em um computador com processador Intel(R) Core(TM) i5-2410M, de 2.30 GHz e 6GB de RAM, sistema operacional Windows 7, 64 Bits.

O problema de minimizar o custo de quinze unidades termoeletricas considerando as perdas nas linhas de transmissão e limites de geração com zonas de operação proibidas pode ser escrito conforme a Equação 13:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \quad C(P_1, \dots, P_{15}) = \sum_{i=1}^{15} C_i(P_i) \\ \text{s.a.} \quad \sum_{i=1}^{15} P_i - P_D - P_L(P_1, \dots, P_{15}) = 0 \\ P_i^{min} \leq P_i \leq P_{i,1}^l \\ P_{i,k-1}^u \leq P_i \leq P_{i,k}^l \quad k = 2, 3, 4, \dots, z_i \\ P_{i,z_i}^u \leq P_i \leq P_i^{max} \end{array} \right. \quad (13)$$

Tabela I: Dados das Unidades de Geração.

Uni	P_i^{min}	P_i^{max}	a_i (\$/MW ²)	b_i (\$/MW)	c_i (\$)
1	150	455	0,000299	10,1	671
2	150	455	0,000183	10,2	574
3	20	130	0,001126	8,8	374
4	20	130	0,001126	8,8	374
5	150	470	0,000205	10,4	461
6	135	460	0,000301	10,1	630
7	135	465	0,000364	9,8	548
8	60	300	0,000338	11,2	227
9	25	162	0,000807	11,2	173
10	25	160	0,001203	10,7	175
11	20	80	0,003586	10,2	186
12	20	80	0,005513	9,9	230
13	25	85	0,000371	13,1	225
14	15	55	0,001929	12,1	309
15	15	55	0,004447	12,4	323

Tabela II: Zonas de operação proibida das unidades de geração.

Uni	Zonas Proibidas (MW)
2	[185 225] [305 335] [420 450]
5	[180 200] [305 335] [390 420]
6	[230 255] [365 395] [430 455]
12	[30 40] [55 65]

cujo o objetivo é minimizar a função custo que estará sujeita as restrições de desigualdade e igualdade, que são respectivamente as referidas capacidades limites de geração com zonas de operação proibidas de cada usina e o balanço de potência considerando as perdas nas linhas de transmissão.

Na implementação do PSO com critério de parada, aqui denominado PSO 1, a função objetivo utilizada é conforme a Equação 14:

$$f(P_1, \dots, P_{15}) = \sum_{i=1}^{15} C_i(P_i) + \phi \left| \sum_{i=1}^{15} P_i - P_D - P_L(P_1, \dots, P_{15}) \right| \quad (14)$$

na qual ϕ é uma constante positiva que penaliza as soluções que não atendem ao equilíbrio no balanço de carga ajustado empiricamente [16].

A cada experimento as partículas foram inicializadas aleatoriamente. A Tabela III relaciona os parâmetros utilizados na implementação do PSO 1, com número de partículas e valores para os fatores cognitivo e social conforme [5].

Tabela III: Parâmetros do PSO 1.

Parâmetros	Valores
Partículas (P)	100
Dimensão (D)	15
Cognitivo (φ_1)	2
Social (φ_2)	2
Constante Positiva (ϕ)	50
Velocidade máx (v_{max})	5
Critério de parada	10^{-6}

A. Resultados

Primeiramente foi realizado uma calibragem para determinar o número de iterações g apropriado para se utilizar no critério de parada. Foram realizadas 100 simulações utilizando o PSO 1, como descrito na Seção III, bem como 20 execuções do algoritmo para cada g considerado.

A Tabela IV relaciona o custo médio alcançado por cada g considerado, o erro percentual em relação a melhor solução dentre todas simulações e a média de iterações para se obter convergência.

Tabela IV: Média do Custo e das Iterações e Erro Percentual.

Iterações	μ (\$/h)	E_R (%)	Iterações
G100	33.058,62	0,7651	535,0000
G250	33.030,00	0,6779	1.237,5000
G500	33.001,98	0,5925	2.350,0000
G1000	32.961,01	0,4676	6.500,0000
G2000	32.944,43	0,4171	13.400,0000
Melhor simulação	32.807,60	-	32.000,0000

A Figura 2 mostra a diminuição do $E_R(\%)$ do custo médio em relação a melhor solução dentre as 100 simulações. O $E_R(\%)$ indica uma certa saturação a partir de G1000. Como G2000 apresentou os melhores resultados, adotou-se esse intervalo de iterações no critério de parada.

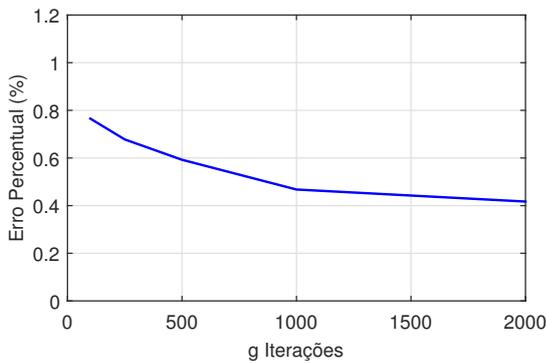


Figura 2: Erro percentual do Custo médio versus as g Iterações.

A Tabela V apresenta a média (μ) e o desvio padrão (σ) do custo de geração para cada g analisado, com destaque para as melhores soluções em negrito.

Tabela V: Custos para as g Iterações.

Gerações	min (\$/h)	μ (\$/h)	max (\$/h)	σ (\$/h)
G100	32.944,42	33.058,62	33.244,70	96,30
G250	32.858,45	33.030,00	33.186,85	77,22
G500	32.876,73	33.001,98	33.182,83	79,64
G1000	32.859,24	32.961,01	33.066,14	59,92
G2000	32.807,60	32.944,43	33.061,11	56,83

A Figura 3 mostra o gráfico da melhor solução obtida entre as 20 simulações realizadas com o PSO 1 para determinar o custo mínimo. Essa simulação necessitou de 32.000 iterações até que o algoritmo atingisse a convergência, em aproximadamente 5,32 min e seu custo mínimo, solução ótima, atingiu o valor de \$32.807,60/h. Nas simulações realizadas com o PSO 1 e critério de parada G2000, o algoritmo alcança o custo mínimo da função na ordem de 10^4 iterações no tempo médio de 2,34 min.

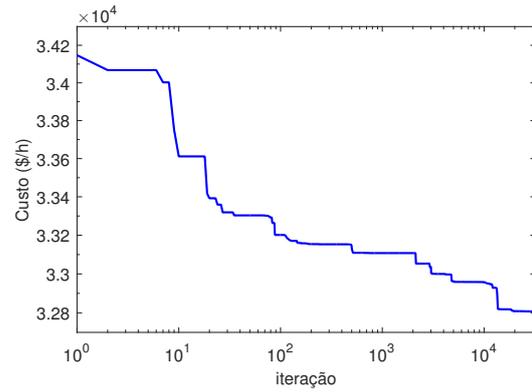


Figura 3: Menor Custo alcançado pelo PSO 1.

O $E_R(\%)$ entre o custo médio e o custo da melhor simulação são de apenas 0,42%, ou seja, em média o conjunto das 20 simulações possuem 99,58% de acerto em relação a melhor solução encontrada, indicando a convergência do algoritmo em cada simulação para uma única resposta. Essa mesma análise pode ser aplicada para as soluções determinadas pelas 100 partículas do enxame que resultou na melhor simulação. A Tabela VI mostra o menor, médio e maior erro percentual de toda a população em relação ao melhor resultado individual de todo o enxame. Como é possível observar, o maior $E_R(\%)$ de toda população é aproximadamente 1,19%, com uma média de 0,09%. Ou seja, o erro percentual entre as soluções de cada partícula do enxame que resultou na melhor solução varia aproximadamente entre 0 e 1. Esses números mostram que todas as partículas convergiram para a mesma solução ótima.

Tabela VI: Erro percentual entre pBest e gBest.

Parâmetros	Erro Percentual $E_R(\%)$
mínimo	$2,5747 \times 10^{-5}$
média	0,0901
máximo	1,1891

B. Comparação dos Resultados

A Tabela VII relaciona os resultados da melhor solução do PSO 1 e as melhores soluções obtidas por [5], aqui denominado PSO 2 e AG, permitindo realizar uma melhor comparação entre os resultados. Observando a Tabela VII é possível verificar se as restrições impostas pelo problema foram atendidas. Para a restrição de igualdade, o balanço de potência apresentou 0,0324, aproximadamente zero. Quanto aos limites de operação em zona proibida nenhuma das 4 usinas (2, 5, 6 e 12), feriu a restrição e operou dentro da zona proibida assim como todas as unidades operaram na faixa dos limites de capacidade de geração.

O PSO 1 resultou em um custo total da geração menor que o PSO 2 e o AG apresentado em [5]. Essa diferença no custo total entre o PSO 1 e o PSO 2 corresponde a 0,15%, e em relação ao AG de 0,93%. Uma diferença percentual pequena, no entanto vale ressaltar que [5] não utilizou o PSO em sua forma original. O algoritmo implementado pelo autor

$$B_{ij} = 10^{-3} \times \begin{bmatrix} 1,4 & 1,2 & 0,7 & -0,1 & -0,3 & -0,1 & -0,1 & -0,1 & -0,3 & -0,5 & -0,3 & -0,2 & 0,4 & 0,3 & -0,1 \\ 1,2 & 1,5 & 1,3 & 0,0 & -0,5 & -0,2 & 0,0 & 0,1 & -0,2 & -0,4 & -0,4 & -0,0 & 0,4 & 1,0 & -0,2 \\ 0,7 & 1,3 & 7,6 & -0,1 & -1,3 & -0,9 & -0,1 & 0,0 & -0,8 & -1,2 & -1,7 & -0,0 & -2,6 & 11,1 & -2,8 \\ -0,1 & 0,0 & -0,1 & 3,4 & -0,7 & -0,4 & 1,1 & 5,0 & 2,9 & 3,2 & -1,1 & -0,0 & 0,1 & 0,1 & -2,6 \\ -0,3 & -0,5 & -1,3 & -0,7 & 9,0 & 1,4 & -0,3 & -1,2 & -1,0 & -1,3 & 0,7 & -0,2 & -0,2 & -2,4 & -0,3 \\ -0,1 & -0,2 & -0,9 & -0,4 & 1,4 & 1,6 & -0,0 & -0,6 & -0,5 & -0,8 & 1,1 & -0,1 & -0,2 & -1,7 & 0,3 \\ -0,1 & 0,0 & -0,1 & 1,1 & -0,3 & -0,0 & 1,5 & 1,7 & 1,5 & 0,9 & -0,5 & 0,7 & -0,0 & -0,2 & -0,8 \\ -0,1 & 0,1 & 0,0 & 5,0 & -1,2 & -0,6 & 1,7 & 16,8 & 8,2 & 7,9 & -2,3 & -3,6 & 0,1 & 0,5 & -7,8 \\ -0,3 & -0,2 & -0,8 & 2,9 & -1,0 & -0,5 & 1,5 & 8,2 & 12,9 & 11,6 & -2,1 & -2,5 & 0,7 & -1,2 & -7,2 \\ -0,5 & -0,4 & -1,2 & 3,2 & -1,3 & -0,8 & 0,9 & 7,9 & 11,6 & 20,0 & -2,7 & -3,4 & 0,9 & -1,1 & -8,8 \\ -0,3 & -0,4 & -1,7 & -1,1 & 0,7 & 1,1 & -0,5 & -2,3 & -2,1 & -2,7 & 14,0 & 0,1 & 0,4 & -3,8 & 16,8 \\ -0,2 & -0,0 & -0,0 & -0,0 & -0,2 & -0,1 & 0,7 & -3,6 & -2,5 & -3,4 & 0,1 & 5,4 & -0,1 & -0,4 & 2,8 \\ 0,4 & 0,4 & -2,6 & 0,1 & -0,2 & -0,2 & -0,0 & 0,1 & 0,7 & 0,9 & 0,4 & -0,1 & 10,3 & -10,1 & 2,8 \\ 0,3 & 1,0 & 11,1 & 0,1 & -2,4 & -1,7 & -0,2 & 0,5 & -1,2 & -1,1 & -3,8 & -0,4 & -10,1 & 57,8 & -9,4 \\ -0,1 & -0,2 & -2,8 & -2,6 & -0,3 & 0,3 & -0,8 & -7,8 & -7,2 & -8,8 & 16,8 & 2,8 & 2,8 & -9,4 & 128,3 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$B_{0i} = 10^{-3} \times [-0,1 \quad -0,2 \quad 2,8 \quad -0,1 \quad 0,1 \quad -0,3 \quad -0,2 \quad -0,2 \quad 0,6 \quad 3,9 \quad -1,7 \quad -0,0 \quad -3,2 \quad 6,7 \quad -6,4] \quad (16)$$

$$B_{00} = [0,0055] \quad (17)$$

considerou uma melhoria introduzindo o peso de inércia [14]. O PSO 1 em sua forma original como apresentado na Seção III [3], utilizando apenas um critério de parada como sugerido por [6], obteve menor custo total correspondente a \$50,40/h a menos que o PSO 2 e \$305,40/h a menos que o AG.

o PSO 1. Em termos percentuais essa diferença corresponde a 4,4854% para o PSO 2 e 23,3253% para o AG. Esses resultados evidenciam a boa qualidade das soluções obtidas pelo PSO 1.

Tabela VII: Métodos e Resultados.

Saídas de Potência	PSO 1	PSO 2	AG
Unidade 1 (MW)	428,9873	439,1162	415,3108
Unidade 2 (MW)	413,0294	407,9727	359,7206
Unidade 3 (MW)	128,0196	119,6324	104,4250
Unidade 4 (MW)	75,3040	129,9925	74,9853
Unidade 5 (MW)	337,8971	151,0681	380,2844
Unidade 6 (MW)	420,2300	459,9978	426,7902
Unidade 7 (MW)	417,3929	425,5601	341,3164
Unidade 8 (MW)	60,0701	98,5699	124,7867
Unidade 9 (MW)	50,5548	113,4936	133,1445
Unidade 10 (MW)	108,3491	101,1142	89,2567
Unidade 11 (MW)	62,5806	33,9116	60,0572
Unidade 12 (MW)	79,8962	79,9583	49,9998
Unidade 13 (MW)	38,5659	25,0042	38,7713
Unidade 14 (MW)	25,1374	41,4140	41,9425
Unidade 15 (MW)	15,0237	35,6140	22,6445
P_L (MW)	31,0384	32,4306	38,2782
P_D (MW)	2.630,0000	2.630,0000	2.630,0000
$\sum P_i$ (MW)	2.661,0384	2.662,4000	2.668,4000
Custo (\$/h)	32.807,60	32.858,00	33.113,00

O PSO 1 precisou de 32.000 iterações para atingir a melhor solução, enquanto que [5] utilizou no máximo 200 iterações. Essa diferença de custo computacional é devido a melhoria implementada no algoritmo por [5] e pelo critério de parada utilizado no PSO 1, que completa, no mínimo, 2.000 iterações para atingir convergência. Porém, é importante notar que apesar do custo computacional ter aumentado, o custo total obtido pelo PSO 1 foi menor e com baixo índice de $E_R(\%)$ em comparação com [5].

Analisando as perdas, o PSO 1 apresentou menores perdas que aquelas encontradas por [5]. O PSO 1 diminuiu as perdas em virtude das potências despachadas apresentadas em sua melhor solução, já que as perdas são obtidas em função da potência gerada. O PSO 2 são 1,3922 MW e o AG são 7,2398 MW de perdas nas linhas de transmissão a mais que

V. CONCLUSÃO

Este trabalho utilizou a heurística PSO com critério de parada na resolução de um problema de despacho econômico de carga com zonas de operação proibidas, considerando quinze unidades geradoras, perdas nas linhas de transmissão e níveis de operação máximo e mínimo para cada geradora. A introdução destas zonas proibidas eleva o grau de dificuldade do problema restrito de otimização não-linear, pois torna o espaço de busca não-convexo.

O PSO revelou ser uma ferramenta de fácil implementação, dado que possui uma abordagem simples e direta, facilitando a maneira de tratar com os dados e restrições relacionados ao problema, oposto à dificuldade matemática que os métodos tradicionais apresentam.

O algoritmo utilizado neste trabalho revelou resultados melhores do que os apresentados na literatura [5], os quais utilizaram o método PSO sem critério de parada e algoritmos genéticos. A principal conclusão deste trabalho é que a utilização de um critério de parada na implementação do PSO teve como impacto a melhora na solução obtida para o problema analisado. O resultado obtido na resolução do estudo de caso apresentou custo total e perdas nas linhas de transmissão sensivelmente menores do que os apresentados na referida literatura, demonstrando ser um método eficiente e seguro para solução de problemas de otimização de despacho econômico.

As simulações realizadas para otimização das quinze unidades geradoras com PSO utilizando critério de parada alcançou as expectativas e atingiu ótimos resultados: diminuiu o custo total de geração, atendeu estritamente as restrições inerentes ao problema e também minimizou as perdas nas linhas de transmissão. Embora a utilização do critério de parada no PSO tenha aumentado o custo computacional do método, a melhor

precisão das soluções obtidas e garantia de convergência do algoritmo justifica sua utilização.

Como trabalhos futuros, pretende-se aplicar o método em problemas de despacho econômico com um número maior de unidades geradores, e comparar os resultados obtidos com a implementação de outras heurísticas, tais como otimização por enxame de vaga-lumes e colônia de abelhas artificiais.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio financeiro recebido pela instituição Universidade Federal do Pampa - UNIPAMPA, através dos editais 21/2016 e 161/2017 do Programa de Desenvolvimento Acadêmico - PDA.

REFERÊNCIAS

- [1] E. de Pesquisa Energética, “Balanço Energético Nacional 2015: ano base 2014,” Rio de Janeiro, 2015.
- [2] K. Oliveira, N. Nascimento, and O. R. Saavedra, “Uma abordagem via estratégias evolutivas para o despacho econômico considerando restrições de geração,” *IEEE Transactions on Education*, vol. 6, no. 1, pp. 42–50, 2008.
- [3] A. B. d. S. Serapião, “Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral,” *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, vol. 20, no. 3, pp. 271–304, 2009.
- [4] A. Mahor, V. Prasad, and S. Rangnekar, “Economic dispatch using particle swarm optimization: a review,” *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 13, no. 8, pp. 2134–2141, 2009.
- [5] Z.-L. Gaing, “Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints,” *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 18, no. 3, pp. 1187–1195, 2003.
- [6] K. Zielinski, D. Peters, and R. Laur, “Stopping criteria for single-objective optimization,” in *Proceedings of the Third International Conference on Computational Intelligence, Robotics and Autonomous Systems*. Citeseer, 2005.
- [7] A. Gómez-Expósito, A. Conejo, and C. Cañizares, “Sistemas de energia elétrica: análise e operação,” *RJ: LTC*, 2011.
- [8] E. J. Fernandes, “Despacho econômico com perdas e suas variantes utilizando o algoritmo de busca harmônica,” Dissertação de Mestrado do Curso de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará - UFC, 2009.
- [9] H. Saadat, *Power system analysis*. NY: McGraw-Hill, 1999.
- [10] D. C. Walters and G. B. Sheble, “Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading,” *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 8, no. 3, pp. 1325–1332, 1993.
- [11] T. Yalcinoz and M. Short, “Economic dispatch problem with transmission capacity constraints using matlab,” in *The 1997 32 nd Universities Power Engineering Conference, UPEC'97. Part 1(of 2)*, 1997, pp. 81–84.
- [12] S. Ebbesen, P. Kiwitez, and L. Guzzella, “A generic particle swarm optimization matlab function,” in *American Control Conference (ACC), 2012*. IEEE, 2012, pp. 1519–1524.
- [13] J. Kennedy, J. F. Kennedy, R. C. Eberhart, and Y. Shi, *Swarm intelligence*. Morgan Kaufmann, 2001.
- [14] Y. Shi and R. Eberhart, “A modified particle swarm optimizer,” in *Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on*. IEEE, 1998, pp. 69–73.
- [15] M. Clerc, “The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization,” in *Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on*, vol. 3. IEEE, 1999.
- [16] L. d. S. Coelho and C.-S. Lee, “Solving economic load dispatch problems in power systems using chaotic and gaussian particle swarm optimization approaches,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 30, no. 5, pp. 297–307, 2008.