PSO EVOLUCIONÁRIO HIBRIDIZADO COM O MÉTODO DE HOOKE-JEEVES PARA O PROJETO ROBUSTO E COORDENADO DE ESTABILIZADORES DE POTÊNCIA

ANDERSON S. DOS SANTOS, WESLEY PERES

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEL-UFSJ/CEFET-MG), Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ), São João del-Rei, MG, Brasil

andersonsampaio@yahoo.com; wesley.peres@ufsj.edu.br

Abstract— This paper presents a hybrid optimization method to solve the robust and coordinated design of power system stabilizers problem. The adjustment procedure is formulated as an optimization problem in order to maximize the closed-loop damping coefficients, taking into account several scenarios to guarantee robustness. The proposed hybrid method combines the global search and the self-adaptive capacity of the optimization of the evolutionary particle swarm (EPSO) with the local search capacity of the Hooke-Jeeves optimization method. The method is successfully applied to the well-known New England Test System and outperforms the results provided by standard EPSO, PSO and Genetic Algorithm.

Keywords — Hybrid EPSO, Power System Stabilizers, Hooke-Jeeves, Robust and Coordinated Design.

Resumo — O presente artigo apresenta um método de otimização híbrido para resolver o problema robusto e coordenado de estabilizadores de sistema de potência. O procedimento de ajuste é formulado como um problema de otimização com o objetivo de maximizar os coeficientes de amortecimento em malha fechada considerando vários cenários para a garantia da robustez. O método híbrido proposto combina a busca global e a capacidade auto-adaptativa da otimização evolutiva baseada em enxame de partículas (EPSO) com a capacidade de pesquisa local do método de otimização Hooke-Jeeves. O método é aplicado com sucesso ao conhecido sistema teste *New England* e supera os resultados fornecidos por metaheurísticas bastante utilizadas na literatura.

Palavras-chave— EPSO Híbrido, Estabilizadores de Sistema de Potência, Hooke-Jeeves, Projeto Robusto e Coordenado.

1 Introdução

Desde a década de setenta o amortecimento de oscilações eletromecânicas de baixa frequência tem sido realizado por meio dos Estabilizadores de Sistemas de Potência (ESP) (Demello & Concordia 1969). Caso não amortecidas, tais oscilações podem gerar desgastes mecânicos nas unidades geradoras, causar blecautes e reduzir os limites de potência transferida entre áreas. Estas originam-se a partir do desbalanço entre os torques elétrico e mecânico nos geradores síncronos ocasionado após a ocorrência de distúrbios (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

O ESP é uma estrutura de controle alocada no sistema de excitação do gerador com o objetivo de fornecer torque de amortecimento (Kundur 1994). Os métodos para o projeto de estabilizadores podem ser divididos em técnicas baseadas em controle robusto, controle clássico e técnicas de otimização. Métodos de otimização trabalham com índices explícitos que quantificam o desempenho do sistema em malha fechada, permitem a escolha de um índice a ser otimizado e o projeto pode ser realizado de forma automática com a mínima interferência do projetista (Peres et al. 2016).

Existem muitos métodos de otimização (analíticos baseados em derivadas e metaheurísticos) que podem ser utilizados no projeto de ESP. Os métodos analíticos baseados em derivadas da função objetivo possuem as vantagens de fazerem uma busca local eficiente e garantirem o ótimo local, embora sejam sensíveis às condições iniciais utilizadas (Luenberger 2003). Os métodos metaheurísticos possuem a vantagem de fazerem uma boa busca global (exploração do espaço de busca), mas não garantem soluções ótimas (Silva & Abrao 2002).

Nesse trabalho, para que seja garantida a robustez dos ESP's é considerado um conjunto de condições de operação na fase do projeto. O ajuste dos estabilizadores em sistemas multimáquinas é formulado como um problema de otimização visando maximizar o coeficiente de amortecimento do autovalor dominante do sistema em malha fechada (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018). As simulações são realizadas utilizando a plataforma MATLAB® e o sistema é representado pelas equações linearizadas em espaço de estados (Kundur 1994).

Para a solução do problema de otimização, este artigo apresenta uma metodologia híbrida baseada na metaheurística *EPSO* (*Evolutionary Particle Swarm Optimization*) proposto em (Miranda & Fonseca 2002) e um método baseado em busca direta que não utiliza derivadas da função objetivo (método *Hooke-Jeeves*) proposto em (Hooke & Jeeves 1961). O objetivo é acoplar as vantagens inerentes de cada método: a boa capacidade de busca global da metaheurística *EPSO* com a capacidade de busca local do método *Hooke-Jeeves*.

O sistema teste *New England*, que é bastante conhecido na literatura (Pai 1989), é utilizado para a aplicação da metodologia proposta. O desempenho do método híbrido é avaliado através de uma comparação de resultados obtidos por meio do *EPSO* convencional, *PSO* (otimização baseada no enxame de partículas) e Algoritmo Genético (AG). Simulações não lineares no domínio do tempo são realizadas para a validação dos controladores projetados.

2 Apresentação do Problema

2.1 Modelo do Sistema em Malha Aberta (sem ESP)

As equações que descrevem o comportamento dinâmico do sistema são linearizadas, já que o interesse é a análise da estabilidade a pequenas perturbações (Kundur 1994). A equação (1) descreve o sistema em malha aberta.

$$\dot{x} = A.x + B.u$$
$$y = C.x + D.u \quad (1)$$

em que x são as variáveis de estado (tensões internas de eixo d e q, velocidades, ângulos e tensões de campo), u representa as variáveis de entrada (potência mecânica e tensão de referência do regulador de tensão) e y são as variáveis de saída (velocidade angular).

Em malha aberta, os geradores possuem apenas os reguladores automáticos de tensão. Portanto, o sistema não possui estabilizadores.

2.2 Sistema em Malha Fechada (com ESP)

Após a inclusão dos controladores através de um processo de realimentação, o modelo em espaço de estados é obtido conforme a equação (2).

$$\dot{x}_{MF} = A_{MF}.x_{MF} + B_{MF}.u$$
$$y = C_{MF}.x_{MF} + D_{MF}.u \quad (2)$$

em que x_{MF} é o vetor de variáveis de estado em malha fechada que, além das variáveis do sistema em malha aberta (x na equação (1)), também inclui as variáveis de estado dos controladores.

A estabilidade do sistema em malha fechada pode ser avaliada a partir dos autovalores de A_{MF} (Kundur 1994; Pai 1989).

2.3 Estrutura do Controlador

O processo de realimentação é feito conforme a Figura 1.

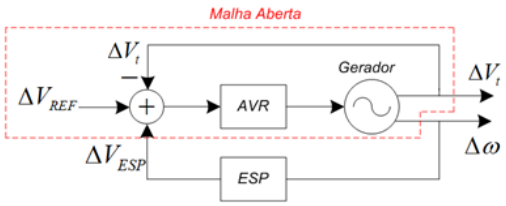

Figura 1. Sistema em malha fechada

A estrutura clássica do controlador utilizada no trabalho é apresentada na equação (3) (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

$$ESP(s) = K_{ESP} \times \frac{\left(1 + s\frac{\sqrt{\alpha_p}}{\omega_p}\right)^{nb}}{\left(1 + s\frac{1}{\omega_p.\sqrt{\alpha_p}}\right)^{nb}} \times \frac{(s.T_w)}{(1 + s.T_w)} \quad (3)$$

em que T_w é a constante de tempo do filtro *washout*, usado para que o estabilizador atue somente no regime transitório (essa constante é conhecida), K_{ESP} é um ganho estático, α_p e ω_p são os parâmetros de compensação de fase. Os parâmetros a serem ajustados para cada controlador são: o ganho K_{ESP} e as constantes de fase α_p e ω_p (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

2.4 Problema de Otimização

O problema de ajuste é formulado como um problema de otimização com o objetivo de maximizar o coeficiente de amortecimento dos autovalores do sistema em malha fechada considerando um conjunto de pontos de operação predefinidos para a garantia de robustez.

A função objetivo do problema, definida na equação (4), corresponde ao mínimo amortecimento ξ_{min} obtido considerando todos os autovalores em malha fechada em todas as condições de operação.

$$\begin{cases} Min & -\xi_{min} \\ & K_{ESPp}^{min} \le K_{ESPp} \le K_{ESPp}^{max} \\ s.a & \alpha_p^{min} \le \alpha_p \le \alpha_p^{max} \\ & \omega_p^{min} \le \omega_p \le \omega_p^{max} \end{cases} \quad (4)$$

Deseja-se maximizar o coeficiente de amortecimento do autovalor dominante em malha fechada: no entanto, neste trabalho, os algoritmos de otimização são formulados para minimização de funções. Nesse caso justifica-se o sinal negativo utilizado.

A estrutura de um indivíduo x_i é ilustrada na equação (5), para um caso ilustrativo de 2 geradores (2 ESPs).

$$x_i = [K_{ESP1}\ K_{ESP2}\ \alpha_1\ \alpha_2\ \omega_1\ \omega_2\ ] \quad (5)$$

3 Algoritmo Proposto

3.1 Conceituação do algoritmo proposto

O *EPSO* é um método baseado em duas técnicas de otimização que pertencem à família das metaheurísticas: Computação Evolutiva (*EC - Evolutionary Computation*) e Otimização de Enxame de Partículas (*PSO - Particle Swarm Optimization*). Foi proposto em (Miranda & Fonseca 2002) e aplicado em diversos problemas na área de engenharia elétrica (Alves, 2015; Carvalho, 2008; Marcelino, Almeida, et al, 2015; Mendonça, Fonseca, et al, 2003). O *EPSO* inclui ao método *PSO*, características auto-adaptativas, não sendo necessário o ajuste manual de seus parâmetros.

Neste trabalho é proposto um algoritmo híbrido que consiste em incluir no *EPSO*, uma etapa adicional baseada em um método que usa busca direta e que não utiliza derivadas da função objetivo. Este

método baseia-se na comparação de valores da função objetivo (Hooke & Jeeves 1961).

Essa etapa baseada em busca direta efetua uma busca local a cada conjunto pré-definido de gerações: a cada 10 gerações, por exemplo, se refina os ganhos K_{ESPp} associados à melhor solução, mantendo fixos os parâmetros de fase α_p e ω_p. No final do processo, todos os parâmetros da melhor solução são refinados.

Logo se pretende a partir de uma solução de boa qualidade fornecida pelo método *EPSO*, fazer uma busca local pelo método de busca direta *Hooke-Jeeves*.

Dessa maneira é possível obter as vantagens e superar as desvantagens que cada método tem a oferecer (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018):

- Algoritmos de busca direta possuem a vantagem de convergirem para ótimos locais com rapidez, porém têm como desvantagem serem altamente sensíveis às condições iniciais e não fazerem uma busca global (Luenberger 2003).
- Algoritmos metaheurísticos têm como vantagem fornecer soluções de boa qualidade através de uma busca global, porém podem ter a convergência demorada. Em geral, a busca local nesses algoritmos é feita através de somatório de números randômicos a melhor solução, o que pode ser ineficiente (Silva & Abrao 2002).

3.2 Algoritmo PSO

O método de Otimização baseado em Enxame de Partículas baseia-se no comportamento social de bandos de pássaros e cardumes de peixes na busca por alimentos (Kennedy & Eberhat 1995). Os indivíduos (pássaros) da população (bando) se movimentam no espaço sofrendo influência das suas melhores experiências anteriores (fator cognitivo) e das melhores experiências de suas vizinhas (fator social) (Dill 2013; Serapião 2009).

Em uma determinada geração t, a cada partícula i está associada: (*i*) uma velocidade v_i^t, (*ii*) uma posição x_i^t e (*iii*) uma memória da sua melhor posição durante o processo de busca $pbest_i$ (fator cognitivo). Essas grandezas são vetores N-dimensionais (mesma dimensão do espaço de busca: três vezes o número de estabilizadores, pois são três parâmetros para cada ESP). As coordenadas da melhor posição corrente de toda a população (aquela que fornece o menor valor para a função aptidão entre todas as partículas) são armazenadas em um vetor $gbest$ (fator social).

As equações (6)-(8) conduzem o movimento das partículas durante o processo de otimização.

$$v_i^{t+1} = w^t . v_i^t + c_1 . r_{1.}(pbest_i - x_i^t) + c_2 . r_{2.}(gbest - x_i^t) \quad (6)$$

$$w^t = w_{max} - \left(\frac{w_{max} - w_{min}}{t_{max}}\right) . t \quad (7)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (8)$$

em que c_1 e c_2 são constantes de aceleração positivas (iguais à 2), r_1 e r_2 são números randômicos, w^t é a constante de inércia na geração t que controla a capacidade de busca global e local do método (esta sofre um decréscimo de $w_{max} = 0{,}9$ até $w_{min} = 0{,}4$) e t_{max} é o número de gerações. A velocidade é limitada entre $[-4, 4]$. Quando ocorrem violações, as variáveis são colocadas em seus limites violados. O algoritmo do *PSO* pode ser obtido em (Kennedy & Eberhat 1995; Silva & Abrao 2002; Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

3.3 Algoritmo EPSO

Como no *PSO*, o algoritmo *EPSO* é baseado em um conjunto de partículas que evoluem no espaço de busca tentando encontrar soluções de boa qualidade. A diferença encontra-se no processo de evolução que não é apenas vista no comportamento das partículas, mas também nos pesos que afetam o movimento dessas enquanto progridem no espaço de busca (Miranda & Fonseca 2002).

Uma das principais vantagens do *EPSO* é a sua característica auto-adaptativa, que ajusta automaticamente os seus parâmetros ou comportamentos em resposta à forma como a resolução do problema progride. Normalmente a adaptação é regida por regras e, na maioria dos casos, essas regras são heurísticas e dependem em grande parte do conhecimento dos pesquisadores observando como o algoritmo se comporta frente a um tipo de problema.

Logo, o método auto-adaptativo faz com que o próprio algoritmo desenvolva um processo de mudança de comportamento, em vez de obedecer a uma regra externa.

Inicialmente o mecanismo do algoritmo *EPSO* pode ser descrito assim como o *PSO*:

I. Em uma determinada geração t, a cada partícula i está associada: (*i*) uma velocidade v_i^t, (*ii*) uma posição x_i^t e (*iii*) uma memória da sua melhor posição durante o processo de busca $pbest_i$ (fator cognitivo).

A diferença entre os métodos consiste em:

II. As partículas reproduzem e evoluem ao longo de várias gerações de acordo com as seguintes etapas:

REPLICAÇÃO: Cada partícula é replicada um número de vezes, dando origem a novas partículas iguais (nesse trabalho, será adotado que ocorre uma única cópia para cada partícula).
MUTAÇÃO: os parâmetros estratégicos (w_i) que afetarão o movimento das partículas são mutados (clones).
REPRODUÇÃO: para cada partícula, um sucessor é gerado de acordo com a regra do movimento da partícula.

AVALIAÇÃO: Cada sucessor será avaliado de acordo com sua função aptidão (*fitness*).
SELEÇÃO: para um torneio estocástico ou outro processo de seleção, as melhores partículas sobrevivem para formar uma nova geração.

As partículas (originais e clones) seguem as seguintes regras de movimento ou reprodução: assim como no *PSO* dada uma partícula x_i^t, uma nova partícula x_i^{t+1} resulta da equação (8). A velocidade da partícula *i* no *EPSO* é atualizada conforme a equação (9).

$$v_i^{t+1} = w_{i1}^*.v_i^t + w_{i2}^*.(pbest_i - x_i^t) + w_{i3}^*.(gbest^* - x_i^t) \quad (9)$$

em que $pbest_i$ é o melhor ponto encontrado pela partícula i até a geração atual, $gbest^*$ é o melhor ponto geral encontrado pelo enxame de partículas até a geração atual, x_i^t é a localização da partícula *i* na geração *t* e v_i^t.

A velocidade da partícula, v_i^t é composta de três termos, ponderados pelos seguintes pesos: (*i*) w_{i1}^* é o peso condicionando o termo de inércia (a partícula tende a se mover na mesma direção que o movimento anterior); (*ii*) w_{i2}^* é o peso condicionando o termo memória (a partícula é atraída pela sua melhor posição anterior); (*iii*) w_{i3}^* é o peso de condicionamento de peso do termo de intercâmbio de cooperação ou troca de informações (a partícula é atraída para o gbest encontrado pelo enxame);

Na regra do movimento, o símbolo $*$ indica que esses parâmetros apresentam uma evolução via processo de mutação. Esta é uma das diferenças com o método *PSO*. A regra da mutação que afeta os pesos é apresentada na equação (10):

$$w_{ik}^* = w_{ik}[1 + \tau N(0,1)] \quad (10)$$

em que $N(0,1)$ é uma variável aleatória com distribuição gaussiana (média zero e variância 1) e τ é um parâmetro de aprendizagem, fixado externamente e que controla a amplitude das mutações.

A melhor solução global $gbest$ é perturbada aleatoriamente conforme a equação (11):

$$gbest_i^* = gbest_i + w_{i4}^*.N(0,1) \quad (11)$$

onde w_{i4}^* é o quarto parâmetro estratégico (peso) associado à partícula i. Ele controla a amplitude dos vizinhos de $gbest$ onde é mais provável encontrar a melhor solução global real (assumida que não foi encontrada durante o processo) ou, pelo menos, uma solução melhor do que a atual $gbest$. Este peso w_{i4}^* é mutado de acordo com a regra de mutação geral de parâmetros estratégicos, permitindo que a pesquisa se concentre em um determinado ponto (se conveniente).

3.4 Algoritmo de Hooke-Jeeves

O método baseia-se em uma sequência de movimentos exploratórios, começando em um ponto base inicial e dois outros pontos definidos por uma pequena perturbação aplicada ao ponto inicial (adição ou subtração) com base em um passo pré-definido. Se um desses pontos produzir um decréscimo no valor da função objetivo, para um problema de minimização, este ponto é a nova solução. Se nenhum ponto produzir um decréscimo no valor da função objetivo, o valor do passo é reduzido e o processo continua. O algoritmo é apresentado na Figura 2.

Algoritmo *Hooke-Jeeves*	**Etapa**
Início	**1**
Definir o ponto inicial Z_k com dimensão N; Definir o vetor de passos com dimensão N.	**2**
Para $k = 1$ até número máximo de Iterações	**3**
$Z_0 = Z_k$	**4**
Para $i = 1$ até N	**5**
Se $f(Z_{0i} + passo_i) < f(Z_{0i})$	**6**
$Z_{ki} = Z_{0i} + passo_i$ Testar a factibilidade	**7**
Senão se $f(Z_{0i} - passo_i) < f(Z_{0i})$	**8**
$Z_{ki} = Z_{0i} - passo_i$ Testar a factibilidade	**9**
Senão $passo_i = passo_i/2$	**10**
Fim se	**11**
Fim Para	**12**
Se $f(Z_k) < f(Z_0)$	**13**
$Z_k = Z_0 + \lambda(Z_k - Z_0)$ Testar a factibilidade	**14**
Fim se	**15**
Fim Para	**16**
Fim	**17**

Figura 2. Algoritmo *Hooke-Jeeves*

Como critério de parada é adotado o número máximo de iterações.

3.5 Algoritmo Proposto

O algoritmo híbrido proposto é apresentado na Figura 3. A modificação proposta corresponde à vigésima primeira e vigésima terceira etapa.

O método de busca direta *Hooke-Jeeves* é executado na 20ª etapa para o refinamento dos parâmetros de ganho (K_{ESP}) mantendo as constantes de fase (α_p e ω_p) fixas no valor de $gbest$. O método de *Hooke-Jeeves* é executado a cada 10 gerações do método *EPSO*, considerando a melhor solução corrente $gbest$ como condição inicial. Foram utilizadas as seguintes configurações no método *Hooke-Jeves* para a 20ª etapa: (*i*) passo inicial = 0,5; (*ii*) $\lambda = 0,3$ e (*iii*) 10 iterações como critério de parada.

Após a convergência do *EPSO*, na 23ª etapa, o mesmo método de *Hooke-Jeeves* é executado para o refinamento simultâneo dos parâmetros de ganho (K_{ESP}) e de compensação de fase (α_p e ω_p). Foram utilizadas as seguintes configurações no método

Hooke-Jeves para a 23ª etapa: (*i*) passo inicial = 0,3; (*ii*) $\lambda = 0{,}3$ e (*iii*) 20 iterações como critério de parada.

Algoritmo *Híbrido*	**Etapa**
Início	**1**
Definir a função objetivo e as variáveis do problema e inicializar os parâmetros do algoritmo.	**2**
Inicializar contador de iterações $t \leftarrow 0$	**3**
Inicializar as posições x_i^t e velocidade v_i^t de todas as partículas dentro dos limites permitidos	**4**
Adicionar os pesos iniciais a um vetor de pesos $w_i^k \leftarrow [w_i^1, w_i^2, w_i^3, w_i^4]$	**5**
Calcular a função aptidão associada a cada partícula	**6**
Para todas as partículas fazer: $pbest_i = x_i^t$ e encontrar a melhor posição global $gbest$	**7**
Repita	**8**
Para Todas as Partículas **Faça**	**9**
Criar clones das posições $x_{ci}^t \leftarrow x_i^t$ e das velocidades $v_{ci}^t \leftarrow v_i^t$ Criar clone dos pesos $w_{ic}^k \leftarrow w_i^k$	**10**
Mutar os pesos dos clones w_{ic}^k	**11**
Atualizar a velocidade v_{ci}^{t+1} e testar a factibilidade do clone Atualizar a posição x_{ci}^{t+1} e testar a factibilidade do clone	**12**
Atualizar a velocidade v_i^{t+1} e testar a factibilidade (população corrente) Atualizar a posição x_i^{t+1} e testar a factibilidade (população corrente)	**13**
Calcular a função aptidão associada à partícula do clone	**14**
Calcular a função aptidão associada à partícula (população corrente)	**15**
Se o valor da função aptidão CLONE for menor que a da função aptidão da população corrente, fazer: função aptidão$_i$ ← função aptidão clone$_i$ $x_i \leftarrow x_{ci}$ $v_i \leftarrow v_{ci}$ $w_i \leftarrow w_{ci}$	**16**
Se o valor da nova função aptidão for menor que a da melhor posição individual corrente, fazer: $pbest_i = x_i^{t+1}$	**17**
Fim-Para	**18**
Encontrar a melhor solução corrente $gbest$	**19**
A cada 10 iterações faça Execute o método *Hooke-Jeeves* partindo do ponto ótimo $gbest$. O método deve ser executado para refinar os ganhos dos estabilizadores. O ajuste de fase é fixo nos valores de $gbest$	**20**
$t \leftarrow t + 1$	**21**
Fim-Repita	**22**
Execute o método *Hooke-Jeeves* partindo do ponto ótimo $gbest$. O método deve ser executado para refinar todos os parâmetros de ajuste dos estabilizadores (ganho e fase).	**23**
Fim	**24**

Figura 3. Algoritmo Híbrido

4 Aplicação da Metodologia Proposta

Para a validação da metodologia proposta é utilizado o sistema *New England* (Pai 1989). As simulações foram realizadas usando um computador Intel Core i3 1.80 GHz com 6 GB de RAM e sistema operacional Windows 7 de 64 bits. Como critério de parada é adotado o número máximo de gerações.

4.1 Descrição do Sistema e Pontos de Operação

O sistema teste *New England*, apresentado na Figura 4, é composto por 10 geradores e 39 barras. Todas as unidades estão equipadas com estabilizadores, exceto a máquina na barra 39, que foi modelada como um barramento infinito (sistema equivalente). Os dados do sistema podem ser encontrados em (Pai 1989). As matrizes em espaço de estados para os diversos cenários de operação foram obtidas através do programa PACDYN, desenvolvido pelo CEPEL.

O estudo tem como objetivo aplicar o método proposto *EPSO* híbrido para a solução do problema do projeto dos nove estabilizadores. Os resultados obtidos serão comparados com aqueles fornecidos pelos os métodos *EPSO* (convencional), *PSO* e Algoritmo Genético. A Tabela 1 mostra quatro condições operacionais pré-especificadas obtidas de (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

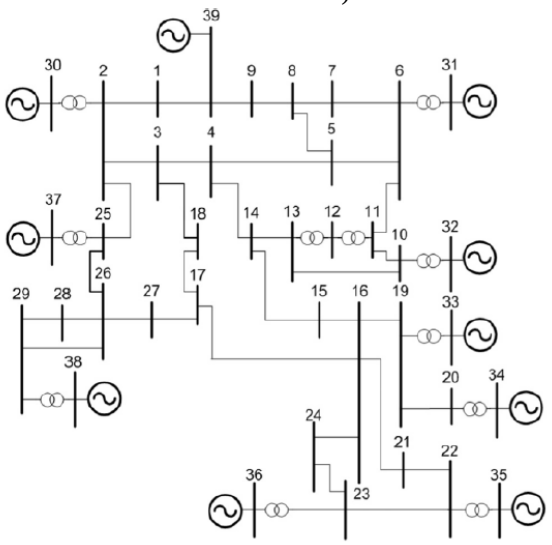

Figura 4. Sistema *New England*

Tabela 1. Condições Operacionais em Malha Aberta.

Caso	**Configuração**	**Amortecimento mínimo (%)**
1	Caso Base	1,53
2	Linhas 3-18 e 25-26 fora de serviço	-9,59
3	+20% de carga	-8,76
4	-20% de carga	1,57

Observa-se que o sistema, em malha aberta (sem os controladores), é instável nos cenários 2 e 3.

4.2 Definição dos Parâmetros

Para os métodos *EPSO* e a metodologia proposta foram utilizados os seguintes parâmetros: população composta por 25 indivíduos e 50 gerações como critério de convergência. É utilizado um parâmetro de aprendizado (τ) de 0,01 para ambos os métodos.

Para os métodos *PSO* e AG foram de 50 gerações, porém foram considerados 50 indivíduos na população. Isso foi feito porque o *EPSO* e o método proposto possuem uma população de clones de mesmo tamanho que a original (totalizando em 50 indivíduos). Dessa forma, o estudo comparativo fica mais realista. Para o *PSO* utilizou-se constantes de aceleração iguais a $c_1 = 2$ e $c_2 = 2$. Para o AG, foram consideradas probabilidades de cruzamento e mutação iguais a 60% e 5%, respectivamente.

Foram realizadas 15 (quinze) simulações para cada metodologia com o objetivo de avaliar a qualidade das soluções.

Os limites dos parâmetros utilizados no processo de ajuste são mostrados na Tabela 2, bem como os valores da melhor solução da população inicial em todos os métodos (que corresponde a um amortecimento mínimo de 5% em malha fechada). Para os estabilizadores, foram considerados três blocos de compensação e uma constante de tempo igual a 5 s para o filtro *washout* (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

Tabela 2. Limites Dos Parâmetros De Controle – *New England*.

Parâmetros de controle	Mínimo	Máximo	Inicial
K	0,01	20	19
α	0,1	10	8
ω	0,4π	4π	10

4.3 Resultados

A Tabela 3 apresenta os resultados encontrados utilizando as metodologias. O aumento do tempo computacional não é impeditivo, uma vez que o ajuste não é feito em tempo real (Kundur 1994; Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018).

Tabela 3. Resultados.

Método	Amortecimento mínimo (%)			Tempo médio (min)
	Pior	Média	Melhor	
Híbrido	17,67	24,14	26,05	34,92
EPSO	15,93	21,44	25,07	15,45
PSO	14,82	21,41	24,60	15,39
AG	10,04	15,67	20,73	17,47

É possível notar a partir da Tabela 3 que a metodologia proposta apresentou melhores resultados do que as outras metodologias, obtendo valores superiores (média, melhor amortecimento, pior amortecimento), frente aos outros métodos.

A Tabela 4 apresenta o amortecimento em cada cenário de operação considerando as melhores soluções da Tabela 3.

Tabela 4. Amortecimento Mínimo.

Cenário	Sem ESP	Com ESP			
		Híbrido	*EPSO*	*PSO*	AG
1	1,53	27,70	25,41	27,58	24,43
2	-9,59	26,28	25,18	27,98	23,35
3	-8,76	26,05	25,07	24,60	20,73
4	1,57	26,08	25,07	24,91	21,27

Observa-se que o sistema de controle projetado é robusto, apresentando fatores de amortecimento adequados em todos os cenários operativos.

Os parâmetros dos controladores são mostrados na Tabela 5.

Tabela 5. Parâmetros dos Controladores.

Gerador	HÍBRIDO			*EPSO*		
	K	α	ω	K	α	ω
30	19,36	10,00	4,37	19,82	9,94	4,23
31	20,00	10,00	6,20	18,58	10,00	7,25
32	20,00	7,73	6,19	19,93	7,93	5,62
33	20,00	10,00	7,53	19,94	9,92	8,27
34	20,00	6,35	8,74	19,48	6,34	6,68
35	20,00	6,22	5,84	18,73	9,47	7,20
36	20,00	8,24	10,09	13,93	9,82	10,32
37	20,00	10,00	6,21	18,72	8,78	5,34
38	20,00	9,35	11,73	19,90	9,24	11,94
Gerador	***PSO***			**AG**		
	K	**α**	**ω**	**K**	**α**	**ω**
30	20,00	10,00	4,30	16,84	9,63	4,36
31	16,78	9,76	6,48	19,86	7,96	5,73
32	18,54	10,00	6,75	19,00	8,00	5,24
33	20,00	10,00	7,96	19,00	8,08	6,59
34	15,58	10,00	10,02	19,00	8,00	7,52
35	10,35	8,78	4,90	19,00	8,00	6,93
36	19,99	9,48	10,32	19,00	8,00	10,00
37	15,86	10,00	5,38	19,00	9,83	6,53
38	20,00	10,00	12,57	19,00	8,45	8,70

Com o objetivo de avaliar o desempenho do sistema de controle projetado com a metodologia proposta diante de grandes perturbações, utilizou-se o programa ANATEM desenvolvido pelo CEPEL. Foi aplicado um curto circuito trifásico na barra 14 no terceiro cenário. Esse curto circuito foi eliminado após 50ms. Esse procedimento foi o mesmo adotado em (Peres, Silva Júnior & Passos Filho 2018). A Figura 5 apresenta a resposta temporal dos ângulos internos dos geradores 31, 32, 36 e 37. Observa-se que os controladores projetados contribuíram para uma resposta dinâmica satisfatória.

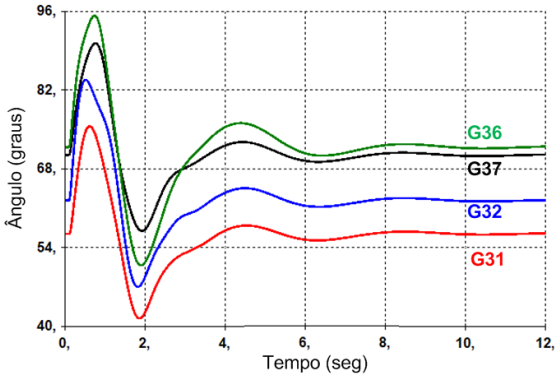

Figura 5. Resposta temporal dos ângulos dos geradores

A Figura 6 ilustra a característica de convergência dos métodos analisados no estudo (melhor solução da Tabela 3).

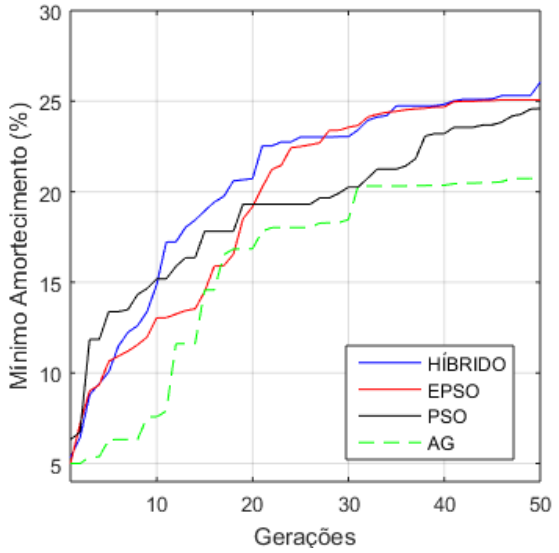

Figura 6. Característica de Convergência dos Métodos

O diagrama de caixa (*boxplot*), mostrado na Figura 7, foi elaborado com os resultados obtidos em quinze simulações (mínimo amortecimento nos quatro cenários em malha fechada).

A linha vermelha nas caixas (segundo quartil ou mediana) é maior para o método proposto. A mediana indica que os 50% dos resultados são maiores que o seu valor. É possível notar, na Figura 6, a melhora na qualidade da solução com o método proposto. Além disso, a pior solução obtida pela metodologia proposta é um valor atípico (*outlier*), que pode ser desconsiderada para efeitos de análise.

A linha azul superior nas caixas (terceiro quartil) indica que 25% dos resultados obtidos são superiores ao seu valor, o métodos obtiveram os seguintes valores: 25,38% para o método Híbrido, 22,79% para o *EPSO*, 23,87% para o *PSO* e 17,79% para o AG. Isso expressa que o método proposto oferece melhores resultados do que os outros métodos.

Observa-se que os resultados obtidos pelos métodos *EPSO*, *PSO* e AG estão dispersos por uma ampla gama de valores e esse problema pode ser resolvido melhorando-se a capacidade de busca local.

Com base nos resultados obtidos é possível classificar os métodos analisados no estudo de caso (do melhor para o pior) da seguinte maneira: Híbrido Proposto, *EPSO*, *PSO* e *AG*.

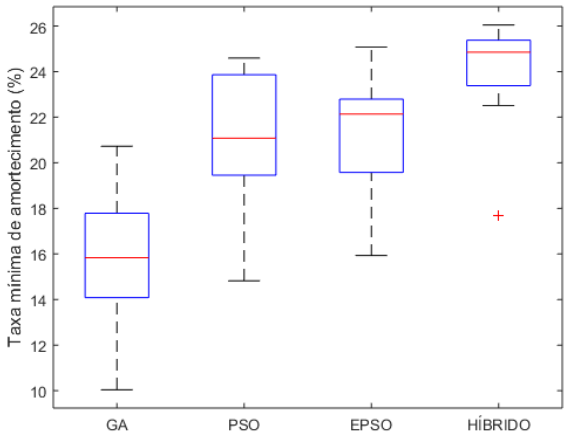

Figura 7. Comparação das soluções: diagramas de caixas

Comparando-se com o projeto sequencial (um controlador por vez) baseado em técnicas clássicas tais como Diagramas de *Nyquist* e Lugar das Raízes, métodos de otimização se sobressaem por permitirem a automatização do processo de ajuste. Adicionalmente, no projeto usando técnicas clássicas, considera-se um cenário operativo por vez, exigindo um processo de tentativa e erro caso múltiplos cenários sejam utilizados para garantia de robustez.

5 Conclusão

O presente artigo apresentou um algoritmo híbrido para a solução do projeto coordenado de estabilizadores de sistemas de potência. O procedimento de ajuste foi formulado como um problema de otimização com o objetivo de otimizar o amortecimento mínimo do sistema considerando múltiplas condições operativas.

O método proposto associa a vantagem da busca global feita pelo método *EPSO* (*PSO* Evolutivo) com a rapidez da busca local feita pelo método *Hooke-Jeeves*. A inclusão da etapa de busca local permitiu a obtenção de melhores resultados tanto em qualidade quanto em robustez (menor dispersão quando se considera várias simulações).

Os resultados obtidos com a metodologia proposta (devidamente validados com simulações no domínio do tempo) foram superiores aos obtidos com o uso do *EPSO* convencional, *PSO* e Algoritmo Genético.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEL – UFSJ/CEFET-MG) pelo uso dos recursos computacionais e ao CEPEL pela autorização do uso dos programas Pacdyn e Anatem. Agradecimentos são

prestados à FAPEMIG, CAPES, CNPq e PPGEL/UFSJ pelo auxílio financeiro.

Referências Bibliográficas

Alves, M. J. (2015). Localização e Dimensionamento Ótimo de Bancos de Condensadores em Redes de Energia Elétrica. Dissertação de Mestrado, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa, Portugal.

Carvalho, L. D. (2008). Using Evolutionary Swarms (Epso) In Power System Reliability Indices Calculation. Dissertação de Mestrado, Faculty Of Engineering Of University Of Porto. Porto, Portugal.

Demello, F. P. and Concordia, C. (1969). Concepts of Synchronous Machine Stability as Affected by Excitation Control. Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on, v. PAS-88, n. 4, , pp. 316-329.

Dill, G. K. (2013). Projeto de Controladores Robustos para Sistemas de Potência baseado em Otimização Paramétrica. Tese de Doutorado, Universidade Federal De Santa Catarina. Florianópolis, SC.

Hooke, R., & Jeeves, T. A. (1961). Direct search solution of numerical and statistical problems. Journal of the Association for Computing Machinery , 8 (1), 212–219.

Kennedy, J., & Eberhat, R. C. (1995). Particle swarm optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural, IV , pp. 1942–1948.

Kundur, P. (1994). Power System Stability and Control. 1ª. ed. [S.l.]: McGraw-Hill , p. 1196.

Luenberger, D. (2003). Linear and nonlinear programming. 2nd. ed. [S.l.]: Springer .

Marcelino, C. G., Almeida and Et al. (Agosto de 2015). Aplicação da metaheurística DEEPSO a problemas de otimização global em larga escala. XLVII SBPO .

Mendonça, A., Fonseca, N. and et al. (2003). Robust Tuning Of Power System Stabilizers Using Evolutionary PSO. ISAP, International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, Lemnos, Greece, 31 Aug- 3 Sep.

Miranda, V. and Fonseca, N. (2002). EPSO-evolutionary particle swarm optimization, a new algorithm with applications in power systems. IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2, pp. 745-750 vol.2.

Pai, A. (1989). Energy Function Analysis for Power System Stability (Power Electronics and Power Systems). Springer.

Peres, W., Silva Júnior, I. C., & Passos Filho, J. A. (2018). Gradient based hybrid metaheuristics for robust tuning of power system stabilizers. Electrical Power and Energy Systems , 47-72.

Peres, W., Silva, V. V., Silva Júnior, I. C., & Passos Filho, J. A. (2016). Projeto de Estabilizadores de Sistemas de Potência utilizando Sinais Remotos Via PSO. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática, pp. 1-7.

Serapião, A. B. (2009). Fundamentos De Otimização Por Inteligência De Enxames: Uma Visão Geral. Revista Controle & Automação/Vol.20 no.3/Julho, Agosto e Setembro , 271-304.

Silva, A. P., & Abrao, P. J. (2002). Applications of evolutionary computation in electric power systems. in Evolutionary Computation, 2002. CEC '02. Proceedings of the 2002 Congress on, vol. 2 , 1057-1062.