

Damping of Low-Frequency Oscillations in Power Systems by State Feedback via Gray Wolf Algorithm

1st Luis Carvalho

Departamento de Engenharia Elétrica (DEE)
Universidade Federal do Ceará (UFC)
Fortaleza, CE, Brasil
luiscarvalho9000@gmail.com

3rd Marcus V. S. Costa

Departamento de Engenharia e Tecnologia (DET)
Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA)
Mossoró, RN, Brasil
marcus.costa@ufersa.edu.br

2nd Elenilson V. Fortes

Departamento de Áreas Acadêmicas (DAA)
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Goiás (IFG)
Jataí, GO, Brasil
elenilson.fortes@ifg.edu.br

4th Leonardo H. Macedo

Departamento de Engenharia
Universidade Estadual Paulista (UNESP)
Faculdade de Engenharia e Ciências
Rosana, SP, Brasil
leohfmp@ieee.org

Abstract—This article proposes the application of state feedback control with the objective of dampening low-frequency electromechanical oscillations in electrical power systems. In order to demonstrate the proposed control method, a simulation is performed on an electrical power system composed of a synchronous machine and a load connected to an infinite bus, whose system dynamics are obtained through the current sensitivity model. State feedback gains are determined using a linear quadratic regulator optimized by an optimization algorithm based on the hunting movement of gray wolves. The results obtained highlight the excellent performance of the proposed method, as it was able to dampen the oscillatory mode present in the simulated system, accrediting it as a powerful tool in the study and analysis of the stability of small disturbances in electrical power systems.

Index Terms—Current sensitivity model, electrical power systems, linear quadratic regulator, low-frequency electromechanical oscillations, metaheuristics.

I. INTRODUÇÃO

O atual ritmo de crescimento econômico requer, cada vez mais, a expansão e a interconexão dos sistemas elétricos de potência (SEPs), os quais constituem estruturas complexas que envolvem os processos de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Tais estruturas devem garantir a estabilidade desses sistemas, garantir segurança, confiabilidade e viabilidade financeira para sua operação [1].

O grande número de interconexões, bem como a presença de longas linhas de transmissão, podem limitar a transferência de energia entre áreas e favorecer o aparecimento de oscilações de baixa frequência (OBFs), comprometendo a estabilidade do sistema, tanto de forma local quanto global [2].

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás (FAPEG), proc. 202410267001271, e do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), proc. 409062/2023-5.

As OBFs ocorrem com regularidade em SEPs causando problemas de estabilidade, sendo possível classificá-las em dois tipos principais, a depender de sua frequência ou local onde ocorrem: local e interárea [3]. Normalmente, as oscilações interárea ocorrem entre duas ou mais áreas interconectadas, com frequências entre 0,20 e 0,70 Hz, sendo que as locais normalmente ocorrem em uma única área, com frequências entre 0,80 e 2,00 Hz [4], [5]. Fenômenos eletromecânicos, como as OBFs, em eventos mais extremos, podem até mesmo provocar a perda de sincronismos entre geração e carga e, portanto, ocasionar blecautes. A atenuação desse tipo de problema ainda é um desafio recorrente no meio acadêmico e industrial conforme podem ser verificados em [1], [6].

Na literatura, são identificadas três principais abordagens que atuam para mitigar as OBFs presentes nos SEPs: os métodos clássicos, robustos e os algoritmos de otimização. Esta última, particularmente, tem sido objeto de atenção devido à sua adaptabilidade intrínseca, o que a consolida como valiosa ferramenta na análise e resolução dos mais distintos problemas envolvendo, em especial, o problema de inserir amortecimento adicional nas OBFs presentes nos SEPs [1].

Segundo [7], dentre os algoritmos mais difundidos na literatura, destacam-se os métodos de otimização baseados na interação coletiva entre vários seres vivos da mesma espécie, como *ant colony optimization* (ACO) [8], *artificial bee colony* (ABC) [9] e o *whale optimization algorithm* (WOA) [10].

Neste contexto, este artigo propõe o uso de um controlador *linear quadratic regulator* (LQR) num sistema máquina barra infinita (MBI) modelado via MSC (MBI-MS), ver Seção III. O objetivo é ajustar os parâmetros das matrizes de ponderação dos estados e do sinal de controle (Q_c e R_c , respectivamente) do LQR por meio de uma técnica de otimização. Estes ajustes devem ser capazes de inserir amortecimento adicional às OBFs

presentes no SEP. Neste contexto, os parâmetros de controle do LQR serão calibrados por meio de uma meta-heurística inspirada pelo comportamento hierárquico dos lobos cinzentos (*gray wolf optimizer* – GWO).

Para representar o SEP, será utilizado o modelo de sensibilidade de corrente (MSC) [1], [5], [11]–[14], ver Seção II. A escolha se justifica, pois neste modelo não há necessidade da manutenção do barramento infinito e a rede de transmissão é preservada, facilidades não presentes, por exemplo, no modelo de Heffron e Phillips (MHP) [15]. Com isto, fica facilitada a inclusão de novos componentes no SEP, como os dispositivos *flexible AC transmission system* (FACTS) [16].

Mediante o exposto, destacam-se a seguir algumas das principais contribuições da estratégia de controle que será proposta neste trabalho:

- A análise da interação entre meta-heurística e espaço solução do problema simulado;
- O controle ótimo garantido baseado no índice de desempenho quadrático sintonizado por meio de meta-heurística, especificamente LQR-GWO;
- A avaliação estatística da convergência do algoritmo implementado, averiguando seus comportamentos em uma bateria de testes por repetição e *stress*;
- A proposta de controle e amortecimento de OBFs em SEPs realizados por meio de realimentação de estados, em que os ganhos atuam diretamente na estabilização do regulador automático de tensão acoplado ao sistema.

Na sequência, este artigo está organizado da seguinte forma: Na Seção II, serão apresentados os conceitos básicos do modelo de sensibilidade de corrente aplicado ao sistema simulado. Nas Seções III e IV, será definida a estratégia de controle e discutidos conceitos básicos a respeito do controle aplicado ao sistema. Na Seção V, serão expostos e discutidos os resultados obtidos. Por fim, na Seção VI, serão apresentadas as conclusões do referido estudo e as propostas para trabalhos futuros.

II. MODELO DE SENSIBILIDADE DE CORRENTE

Para verificar o método de controle proposto, é simulado um SEP composto por uma máquina síncrona e uma carga conectadas ao barramento infinito (MBI), modelado pelo MSC.

A. Equacionamento Básico

Na Fig. 1 é apresentado um gerador síncrono G de polos salientes conectado a um barramento infinito, representado por V_∞ , por meio de uma linha de transmissão com impedância \bar{Z}_e por onde circula uma corrente I .

Na Fig. 1, E' , V_t e V_∞ são, respectivamente, a tensão interna, a tensão terminal do gerador síncrono G e a tensão no barramento infinito. Ademais, x'_d é a reatância transitória de eixo direto do gerador G , I_G é a corrente entregue pelo gerador G à barra terminal t e I_l é uma dada corrente drenada por uma eventual carga ligada à barra terminal t . A partir da Fig. 1, por inspeção, é possível obter (1)–(4).

$$V_d = V \sin(\delta - \theta) \quad (1)$$

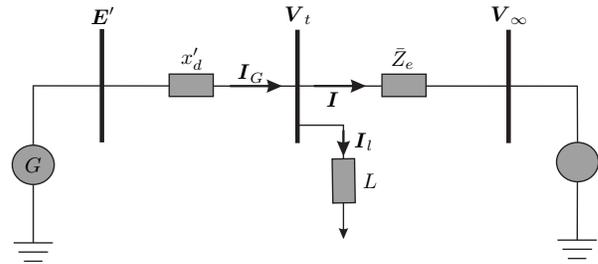


Figura 1. Diagrama unifilar do sistema MBI.

$$V_q = V \cos(\delta - \theta) \quad (2)$$

$$I_d = \frac{E'_q - V_q}{x'_d} \quad (3)$$

$$I_q = \frac{V_q}{x_q} \quad (4)$$

Em (1)–(4), E'_q é uma tensão localizada sobre o eixo em quadratura, que possibilita localizar o sistema de coordenadas rotativo (d, q) do gerador, x'_d é a reatância síncrona do eixo em quadratura, δ é ângulo interno do gerador G e θ é ângulo da barra terminal (V_t). No mais, E'_q , V_q e V_d são, respectivamente, a tensão interna de eixo em quadratura, a tensão terminal em fase e em quadratura do gerador G [17].

B. Correntes Geradas pela Máquina Síncrona

Aplicando a matriz de transformação de coordenadas proposta em [17], em (3) e (4), são obtidas (5) e (6).

$$I_{G_r} = \sin(\delta) \left(\frac{E'_q - V_q}{x'_d} \right) + \cos(\delta) \left(\frac{V_d}{x_q} \right) \quad (5)$$

$$I_{G_m} = -\cos(\delta) \left(\frac{E'_q - V_q}{x'_d} \right) + \sin(\delta) \left(\frac{V_d}{x_q} \right) \quad (6)$$

Em (5) e (6) I_{G_r} e I_{G_m} são, respectivamente, as correntes de componente real e imaginário fornecidas pela máquina síncrona do sistema.

C. Correntes que Circulam pela Linha de Transmissão

As correntes (I) que circulam entre a barra terminal e a barra infinita (ver Fig. 1), são obtidas por inspeção, a partir da Fig. 1, de onde vem (7) e (8).

$$I_r = \frac{r_e(V \cos(\theta) - V_\infty) + x_e V \sin(\theta)}{|\bar{Z}_e|^2} \quad (7)$$

$$I_m = \frac{r_e V \sin(\theta) - x_e(V \cos(\theta) - V_\infty)}{|\bar{Z}_e|^2} \quad (8)$$

Para obter (7) e (8) foram considerados $\bar{Z}_e = r_e + jx_e$ e $V_t = V \cos(\theta) + jV \sin(\theta)$. No mais, estas representam as correntes que circulam na linha que interliga a barra terminal e a barra infinita do sistema, em função de suas componentes de eixo real e imaginário.

D. Correntes Drenadas pelas Cargas

Considerando a existência de uma carga conectada à barra terminal (ver Fig. 1) que consome uma potência complexa $\tilde{S}_l = P_l + jQ_l$, é possível, por inspeção, obter a corrente (I_l) conforme pode ser analisado em (9) e (10).

$$I_{l_r} = \frac{P_l \cos(\theta) + Q_l \sin(\theta)}{V} \quad (9)$$

$$I_{l_m} = -\frac{Q_l \cos(\theta) - P_l \sin(\theta)}{V} \quad (10)$$

As equações (9) e (10) representam as correntes drenadas pelas eventuais cargas conectadas à barra terminal do sistema, em função de suas componentes de eixo real e imaginário.

E. Balanço Nodal de Correntes

O princípio fundamental do MSC consiste na aplicação do balanço nodal de correntes em cada barra do SEP, sendo que neste caso, em particular, é realizado apenas na barra terminal do MBI. Matematicamente, este balanço pode ser interpretado conforme mostrado em (11) e (12).

$$I_{G_r} - I_r - I_{l_r} = 0 \quad (11)$$

$$I_{G_m} - I_m - I_{l_m} = 0 \quad (12)$$

As equações (11) e (12) são expressões algébricas e representam, em sua forma fundamental, o balanço nodal de correntes na barra terminal do sistema.

F. Tensão Interna da Máquina Síncrona

Segundo [4], as variações internas da máquina síncrona são expressas por (13).

$$\dot{E}'_q = \frac{1}{T'_{d0}} \left[E_{fd} - \frac{x_d}{x'_d} E'_q + \left(\frac{x_d}{x'_d} - 1 \right) V \cos(\delta - \theta) \right] \quad (13)$$

Em (13), T'_{d0} é a constante de tempo transitório de eixo direto em circuito aberto, E_{fd} representa a tensão de excitação da máquina síncrona e x_d é a reatância transitória síncrona de eixo direto do gerador do sistema modelado.

G. Tensão de Campo da Máquina Síncrona

Para incluir no modelo os efeitos do enrolamento de campo da máquina síncrona (fd), é necessário que o gerador síncrono esteja equipado com um regulador automático de tensão (RAT) [17].

Neste trabalho, é utilizado para representar a variação da tensão de excitação da máquina síncrona um RAT de primeira ordem, o qual pode ser observado na Fig. 2.

Ao analisar a Fig. 2, por inspeção, é possível obter (14). Esta representa a tensão de campo no domínio do tempo.

$$\dot{E}_{fd} = -\frac{1}{T_r} E_{fd} + \frac{K_r}{T_r} V_{ref} - \frac{K_r}{T_r} V \quad (14)$$

Em (14), os parâmetros K_r e T_r são, respectivamente, o ganho e a constante de tempo do RAT e V_{ref} é tensão de referência do gerador.

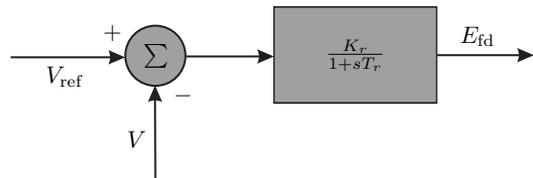


Figura 2. Diagrama de blocos do RAT.

H. Equações Eletromecânicas da Máquina Síncrona

Para realizar uma representação completa do sistema é necessário relacionar as grandezas mecânicas da máquina síncrona, a velocidade angular do rotor (ω) e seu ângulo interno (δ). Segundo [18], as equações eletromecânicas do gerador são representadas a partir de (15) e (16).

$$\dot{\omega} = \frac{1}{M} (P_m - P_G - D\omega) \quad (15)$$

$$\dot{\delta} = \omega_0 \omega \quad (16)$$

Em (15) e (16), $M = 2H$ e representa a constante de inércia, P_M é a potência mecânica de entrada, P_G é potência ativa gerada da máquina síncrona, D é o coeficiente de torque de amortecimento do laço eletromecânico e $\omega_0 = 377$ rad/s.

I. Representações do Sistema no Espaço de Estados

Conforme foi proposto nas Subseções II-A–II-H, o MSC é utilizado para representar um conjunto de equações diferenciais, (5)–(10) e (13)–(16) bem como as equações algébricas, (11) e (12), que modelam o SEP.

Admitindo pequenas variações em torno de um ponto de operação, o modelo descrito por (5)–(16) podem ser linearizadas conforme (17)–(20).

$$\Delta \mathbf{x} = [\Delta \omega \quad \Delta \delta \quad \Delta E'_q \quad \Delta E_{fd}]^t \quad (17)$$

$$\Delta \mathbf{u} = [\Delta P_m \quad \Delta V_{ref} \quad \Delta P_l \quad \Delta Q_l]^t \quad (18)$$

$$\Delta \mathbf{z} = [\Delta \theta \quad \Delta V]^t \quad (19)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{\mathbf{x}} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{J1} & \mathbf{J2} \\ \mathbf{J3} & \mathbf{J4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x} \\ \Delta \mathbf{z} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B1} \\ \mathbf{B2} \end{bmatrix} [\Delta \mathbf{u}] \quad (20)$$

Em (17)–(19), as variáveis de estado encontram-se representadas por $\Delta \mathbf{x}$, de entrada por $\Delta \mathbf{u}$ e algébricas por $\Delta \mathbf{z}$. No mais, $\mathbf{J1}$, $\mathbf{J2}$, $\mathbf{J3}$, $\mathbf{J4}$, $\mathbf{B1}$ e $\mathbf{B2}$ são descritas em (21)–(23).

$$\mathbf{J1} = \begin{bmatrix} -\frac{D}{M} & -\frac{K1}{M} & -\frac{K2}{M} & 0 \\ \omega_0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{KA}{T'_{d0}} & -\frac{x_d}{x'_d T'_{d0}} & \frac{1}{T'_{d0}} \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \quad \mathbf{J2} = \begin{bmatrix} \frac{K1}{M} & \frac{K3}{M} \\ 0 & 0 \\ \frac{KA}{T'_{d0}} & \frac{KV}{T'_{d0}} \\ 0 & -\frac{K_r}{T_r} \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{J3} = \begin{bmatrix} 0 & R2_G & R1_G & 0 \\ 0 & M2_G & M1_G & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{J4} = \begin{bmatrix} A_r & B_r \\ A_m & B_m \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$B1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{M} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{K_r}{T_r} & 0 & 0 \end{bmatrix} B2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -C3_r & -C4_r \\ 0 & 0 & -C3_m & -C4_m \end{bmatrix} \quad (23)$$

A equação (20) pode ser rearranjada de uma forma simples conforme (24), onde a matriz $A = (J1 - J2J4^{-1}J3)$ é comumente chamada de matriz de estado e $B = (B1 - J2J4^{-1}B2)$ de matriz de entradas.

$$\Delta \dot{x} = A\Delta x + B\Delta u \quad (24)$$

Mais informações sobre os coeficientes mostrados nas expressões (21)–(23) e os parâmetros usados no decorrer das simulações podem ser consultadas nos Apêndices A e B.

III. ESTRATÉGIA DE CONTROLE

O LQR consiste em um método sistemático no qual o controlador é resultado da minimização do índice de desempenho quadrático. Segundo [19], este regulador é definido por (25).

$$J_\infty(x, u, t) = \int_0^\infty (x^T(t) Q_c x(t) + u^T(t) R_c u(t)) dt, \quad (25)$$

Em (25), $Q_c = Q_c^T \geq 0$ e $R_c = R_c^T > 0$ são matrizes reais de ponderação que podem ser ajustadas para melhorar o índice de desempenho. Considere o modelo no espaço de estados representado por (26).

$$\Delta \dot{x} = A\Delta x + B_{V_s} u_{V_s} \quad (26)$$

Em (26), B_{V_s} é o vetor do espaço de estados da tensão suplementar do RAT que é acrescentado como sinal positivo em (14) e baseado na Fig. 2. O modelo do RAT baseado no espaço de estados é adaptado de (24) e prontamente apresentado na eq. (27).

$$\Delta \dot{x} = A\Delta x + B_{V_s} u_{V_s} + B\Delta u \quad (27)$$

Em (27), B_{V_s} é definido como em (28). O sinal Δu é considerado uma perturbação exógena ao sistema representado via MSC. Por outro lado, o RAT modelado no espaço de estados visa garantir a rejeição destes distúrbios para estabilização do gerador síncrono acoplado à rede no sistema.

$$B_{V_s} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{K_r}{T_r} \end{bmatrix}^T \quad (28)$$

Com intuito de estabilizar o MBI, considere que o sinal de controle de u_{V_s} seja definido conforme (29).

$$u_{V_s} = -K_{LQR} \Delta \dot{x} \quad (29)$$

Em (29), o ganho K_{LQR} é obtido pela solução da equação de Riccati conforme é apresentado em (30) e (31) [19].

$$A^T P + PA + Q_c - (PB_{V_s})^T R_c^{-1} (PB_{V_s}) = 0 \quad (30)$$

$$K_{LQR} = R_c^{-1} B_{V_s}^T P \quad (31)$$

A escolha das matrizes de ponderação se dá pela estabilização baseada na rejeição dos efeitos das variáveis exógenas de perturbação de Δu . Portanto, usando $Q_c = B^T B$ e $R_c = \rho$ como matrizes de ponderação para (30), tem-se (32) e (33), sendo estas obtidas por substituição em (30) e (31).

$$A^T P + PA + B^T B - (PB_{V_s})^T \rho^{-1} (PB_{V_s}) = 0 \quad (32)$$

$$K_{LQR} = \rho^{-1} B_{V_s}^T P \quad (33)$$

O controle por meio de uma realimentação de estados sob o RAT, ilustrado na Fig. 3 é denominado regulador automático de tensão – espaço de estados (RAT-EE) e foi idealizado a partir do diagrama mostrado na Fig. 2.

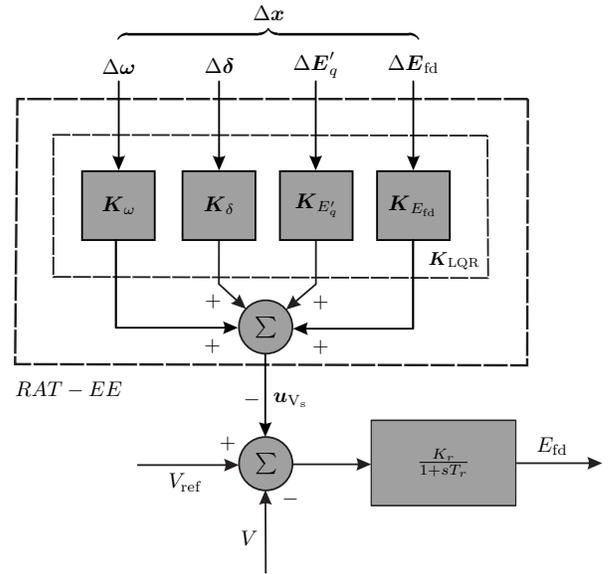


Figura 3. Diagrama de blocos da estratégia de controle proposta.

Ainda, na Fig. 3, é possível observar que as variáveis de estado são parâmetros essenciais para o projeto do controlador LQR heurístico, método proposto. A representação do RAT-EE na Fig. 3 é baseada na realimentação de estados em (29), associando diretamente as variáveis de estado Δx aos ganhos de realimentação.

IV. META-HEURÍSTICA

A estratégia de otimização do GWO é baseada no comportamento hierárquico social dominante de uma matilha de lobos. Esta hierarquia é dividida em quatro níveis sem restrição de gênero como ilustrado na Fig. 4. No topo da hierarquia encontra-se o alfa (α), o que melhor conduz a matilha, não sendo necessariamente o mais forte. Abaixo na hierarquia,

estão localizados os betas (β). Estes têm a função de auxiliar o alfa nas tomadas de decisões na liderança da matilha e, desta forma, são imediatamente os candidatos com maiores probabilidades de se tornarem um alfa. Na sequência, encontram-se os deltas (δ). Estes, são submetidos aos comandos e possuem a função de auxiliar alfa e os betas. No final da hierarquia, destacam-se os ômega (ω). Estes são submetidos as decisões de superiores na cadeia hierárquica [20].

No GWO, são abordadas as habilidades de caça dos lobos na implementação da técnica de otimização. A caça é realizada de tal maneira que a melhor solução do problema é cercada, rastreada e capturada.

O modelo matemático que ilustra o processo de caça pela matilha de lobos é apresentado nas eqs. (34) e (35).

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(i) - \vec{X}(i)| \quad (34)$$

$$\vec{X}(i+1) = \vec{X}_p(i) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (35)$$

Em (34) e (35), o índice i corresponde a iteração atual, \vec{X}_p o vetor posição da possível melhor solução ou presa, \vec{X} é o vetor posição dos lobos. No mais, \vec{A} e \vec{C} são os vetores de coeficientes obtidos a partir de (36) e (37).

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (36)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (37)$$

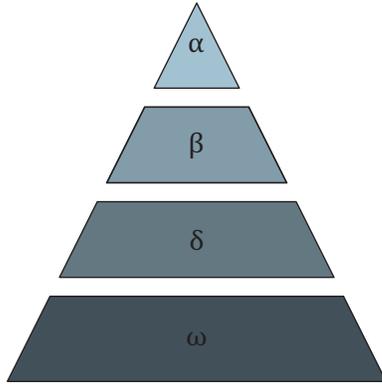


Figura 4. Pirâmide hierárquica do GWO (Adaptado de [20])

Em (36) e (37), as componentes do vetor \vec{a} são valores decrescentes obtidos a partir do intervalo $[2, 0]$ e são ajustados no decorrer das iterações. Além disso, \vec{r}_1 e \vec{r}_2 são vetores determinados randomicamente no intervalo $[0, 1]$.

Na próxima etapa, o alfa lidera a caça com os betas e deltas, já que, a partir do exposto, são os que possivelmente possuem maior proximidade com relação a presa. Nesta etapa, a localização dos indivíduos dos três patamares superiores da pirâmide, incluindo os ômega, atualizam as posições dos indivíduos. O modelo matemático que representa esta etapa pode ser verificado em (38)–(40).

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \quad (38)$$

$$\vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \quad (39)$$

$$\vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (40)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha \quad (41)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta \quad (42)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta \quad (43)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (44)$$

O ataque ou convergência do método se caracteriza pela parada de movimentação dos indivíduos e indicando a posição da melhor solução como apresentado no Algoritmo 1.

V. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Ao simular o MBI via MSC, em malha aberta, de acordo com dados disponíveis na Tab. II, são obtidos um par de polos conjugados complexos, $\lambda_i = 0,13 \pm j7,57$ com frequência $\omega_n = 1,20$ Hz e amortecimento $\xi_i = -0,02$ p.u. Estas informações permitem inferir que o MBI é instável, caracterizado pela parte real positiva do polo de interesse, sendo este um modo local, determinado pela sua frequência natural não amortecida.

O algoritmo abordado neste trabalho (GWO) possui o objetivo de determinar as matrizes de ponderação de estados (\mathbf{Q}_c e \mathbf{R}_c). Estas, determinarão um ganho de realimentação de estados (\mathbf{K}_{LQR}) que, juntamente com o RAT, será possível agregar, conforme estabelecido em projeto, amortecimento mínimo desejado de $\xi_i^{\text{des}} = 0,40$ p.u. $\pm 20\%$ e uma frequência desejada de $\omega_n^{\text{des}} = 1,40 \pm 20\%$ Hz ao modo local presente no sistema MBI.

Cada indivíduo que compõe a meta-heurística implementada é composto por um vetor, sendo este exibido em (45).

$$\text{Indivíduo} = \left[\underbrace{Q_{11} \quad Q_{22} \quad Q_{33} \quad Q_{44}}_{\text{Matriz Diagonal } \mathbf{Q}_c} \quad \underbrace{R_{11}}_{\mathbf{R}_c} \quad \xi_i^{\text{des}} \quad \omega_n^{\text{des}} \right] \quad (45)$$

Em (45), são denominadas características intrínsecas Q_{11} , Q_{22} , Q_{33} , Q_{44} e R_{11} , sendo estas relacionadas aos parâmetros do LQR, enquanto as características extrínsecas ξ_i^{des} e ω_n^{des} representam, respectivamente, o amortecimento e a frequência desejada ao modo local de oscilação do presente no sistema MBI.

Neste trabalho, a geração dos indivíduos que compõem as populações iniciais da meta-heurística é definida de maneira aleatória. Em cada simulação é estipulado o total de 200 indivíduos, sendo o critério de parada definido por uma tolerância máxima de 20% sobre as características extrínsecas de cada indivíduo ou até que fosse atingido o total de 100 iterações.

Na meta-heurística simulada, o alfa corresponde ao melhor indivíduo da alcateia, os betas que são o segundo e terceiro melhores, os deltas são o quarto, quinto e sexto melhores

Algorithm 1: Gray Wolf Optimizer (GWO)

```

Inicia com uma matilha aleatória;
while Satisfeito os valores de  $i_{\max}$  ou  $t_{\max}$  do
    Definir  $X_\alpha$ ,  $X_\beta$  e  $X_\delta$ ;
    for Cada indivíduo do
        | Atualizar a posição dos lobos (38)–(40).
    end
    Atualizar a matilha;
    Avaliar a posição da matilha com base em  $\xi_i$  e  $\omega_n$  desejados
    (cálculo da tolerância).
end
    
```

Tabela I
 PERFORMANCE DOS ALGORITMOS

GWO	Interações (#)	Erro (%)	Tempo (s)
Mínimo	13,00	0,0005	4,4607
Médio	19,29	0,0039	6,4576
Máximo	40,00	0,0193	13,520

indivíduos da alcateia. A parcela restante se encontra inserida no grupo dos ômegas.

Para verificar a confiabilidade e a regularidade do método de controle proposto, o GWO, implementado no *software* Matlab R2022b, foi executado 100 vezes sob as mesmas condições de implementação em um notebook com um processador Intel Core i3 de oitava geração, operando a 2,20 GHz e equipado com 8 GB de RAM. O tempo total de execução da série de execuções foi de aproximadamente 15 minutos, os critérios de avaliação utilizados neste estudo podem ser observado na Fig. 5 e conferidos com precisão na Tab. I.

Ao analisar, simultaneamente, a Fig. 5 e a Tab. I, é possível obter uma compreensão detalhada do desempenho do GWO sob diferentes perspectivas. Em relação ao número de iterações, pode ser observada uma variação significativamente pequena entre as execuções, com valores mínimos, médios e máximos de 13,00, 19,29 e 40,00 iterações, respectivamente. Quanto ao erro de convergência, o algoritmo obteve um desempenho muito preciso, com mínimos, médios e máximos de 0,0005%, 0,0039% e 0,0193%, indicando consistência na acurácia dos resultados. Em relação ao tempo de convergência, o algoritmo mostrou uma variação de 4,46 a 13,52 segundos, com uma média de 6,45 segundos. Desta forma, é possível inferir que, a partir dos dados analisados, estes permitem fornecer uma visão abrangente do desempenho do LQR-GWO em termos de eficiência computacional e precisão, sendo fundamentais para avaliações comparativas e otimizações futuras.

Na Fig. 6, são exibidas as localizações dos polos do sistema em malha fechada, utilizando os 100 conjuntos de ganhos de realimentação de estados obtidos pelo método LQR-GWO. É possível observar que todas as simulações conduziram o sistema à estabilidade, visto que todos os polos estão localizados no semiplano esquerdo.

Ao analisar a Fig. 6, verifica-se que os polos do sistema em malha fechada encontram-se distribuídos em quatro regiões distintas. Ao longo do eixo real, encontramos duas dessas

regiões: a primeira está localizada entre $-200 \pm 0j$ e $0 \pm 0j$, enquanto a segunda se estende de $-1000 \pm 0j$ a $-1400 \pm 0j$, caracterizada por uma dispersão maior entre os polos. No eixo imaginário, os polos observados encontram-se agrupados em torno do ponto $0 \pm 8j$ e seu conjugado complexo. Essa distribuição dos polos é uma indicativa da estabilidade do sistema em todas as simulações realizadas.

No mais, a fim de verificar a eficiência dos controladores projetados, foi selecionada, de forma aleatória, uma solução cujos parâmetros das matrizes de ponderação e os ganhos de realimentação são apresentados por (46)–(48), enquanto que sua respectiva resposta no tempo pode ser prontamente verificada na Fig. 7.

$$Q_{\text{GWO}} = \text{diag}([5, 55 \times 10^5 \ 5, 22 \times 10^5 \ 6, 18 \times 10^5 \ 1, 00]) \quad (46)$$

$$R_{\text{GWO}} = 6, 72 \times 10^5 \quad (47)$$

$$K_{\text{LQR-GWO}} = [-44, 88 \quad -0, 21 \quad 1, 12 \quad 0, 0002] \quad (48)$$

Com os ajustes obtidos pelo LQR-GWO, mostrados em (46)–(48) o sistema MBI é novamente simulado pelo MSC. Assim, tem-se uma nova matriz de estado o qual são obtidos novos autovalores de interesse para este sistema teste, sendo verificados um novo par conjugado complexo $-3, 48 \pm j7, 98$ com $\xi_i^{\text{des}} = 40\%$ e frequência $\omega_n^{\text{des}} = 1, 38$ Hz, o que indica que o algoritmo funcionou a contento, fornecendo o amortecimento e frequência especificados em projeto.

Na Fig. 7, é possível analisar o comportamento do sistema em malha aberta (curva em vermelho), em malha fechada (curva em azul) e o sinal de controle Δu_{V_s} (curva em verde) a partir de uma perturbação exógena sobre Δu , na forma de uma elevação de 5% da potência mecânica de entrada sobre o eixo do gerador síncrono. Importante destacar que, o sistema em malha aberta (curva em vermelho) é caracterizado oscilações crescentes típicas de um sistema instável, enquanto, em malha fechada (curva em azul), este é caracterizado por curvas com amplitudes decrescente tendendo a origem do sistema inerentes de um sistema estável.

Nas Figs. 8 e 9, é possível examinar um recorte detalhado do espaço de solução do problema, composto por cerca de 60 candidatas a solução, cujas características são determinadas

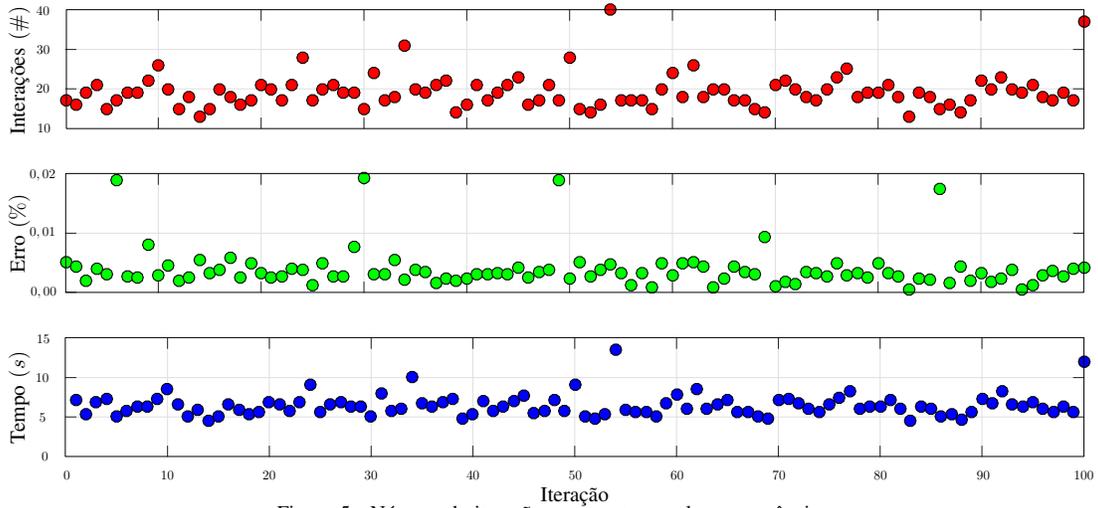


Figura 5. Número de iterações, erro e tempo de convergência.

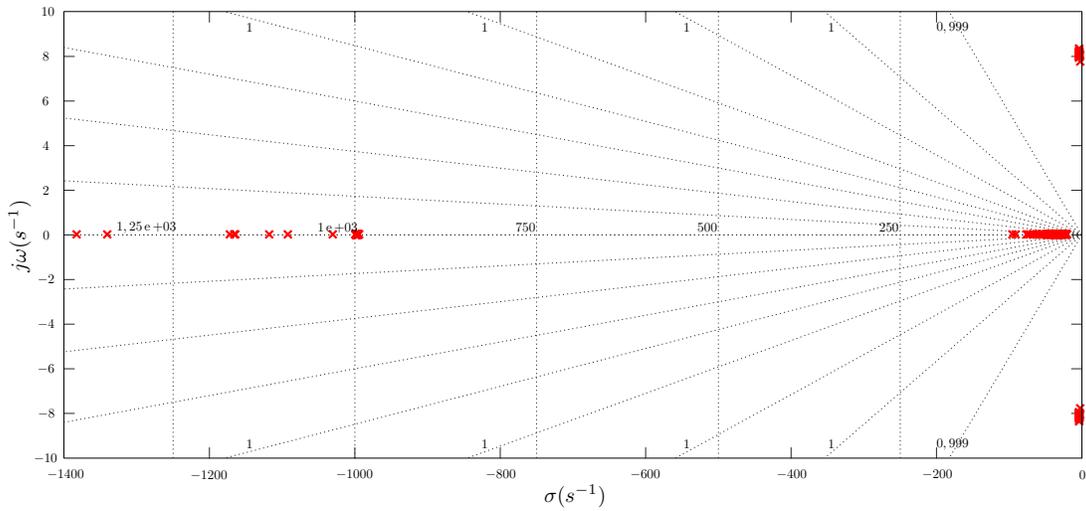


Figura 6. Mapa de polos e zeros.

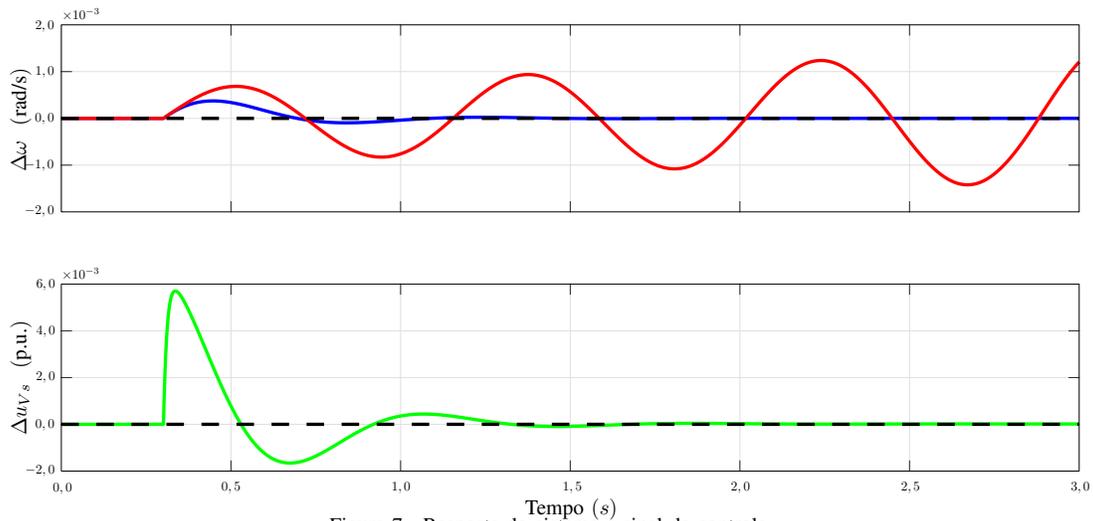


Figura 7. Resposta do sistema e sinal de controle.

pela frequência de operação e pelo nível de amortecimento extra introduzido por cada candidata.

Ao observar tanto a Fig. 8 quanto a 9, estas revelam que o espaço de solução exibe uma distribuição altamente irregular de máximos e mínimos, o que representa um desafio substancial para a busca de uma solução ótima. Esta irregularidade dificulta a convergência dos algoritmos meta-heurísticos. No entanto, apesar da complexidade do espaço de solução, o algoritmo empregado demonstrou um desempenho satisfatório ao encontrar soluções dentro dos parâmetros estipulados em projeto, evidenciando sua eficácia em alcançar com sucesso seu objetivo principal, apesar das dificuldades intrínsecas à natureza irregular e desafiadora do problema.

VI. CONCLUSÃO

O método proposto neste estudo, baseado em um controlador LQR sintonizado pela meta-heurística GWO, apresentou resultados promissores ao estabilizar um sistema MBI, conforme evidenciado pelos resultados apresentados e discutidos na Seção V. Isso corrobora que a abordagem de realimentação de estados LQR-GWO é eficaz na mitigação das OBFs e na garantia da estabilidade de SEPs.

Os resultados deste estudo destacam o potencial da realimentação de estados via LQR-GWO como uma ferramenta robusta e eficiente para análise e controle de sistemas elétricos de potência, contribuindo para o avanço na segurança e eficiência desses sistemas.

Como proposta de trabalhos futuros, os próximos passos incluem a exploração do método em sistemas de escala maior, onde técnicas de controle preditivo e outras abordagens podem ser adotadas em conjunto para resolver desafios adicionais, como por exemplo, a inclusão de outros algoritmos meta-heurísticos para viabilizar computacionalmente a implementação de novos métodos de controle em SEPs multimáquinas.

REFERÊNCIAS

- [1] L. Carvalho, J. R. Neto, J. C. Rezende, M. V. Costa, E. V. Fortes, and L. H. Macedo, "Linear quadratic regulator design via metaheuristics applied to the damping of low-frequency oscillations in power systems," *ISA Transactions*, vol. 134, pp. 322–335, Mar. 2023.
- [2] E. V. Fortes, M. V. S. Costa, L. H. Macedo, and P. B. de Araujo, "Linear quadratic regulator applied to low-frequency oscillation damping using the current sensitivity model," in *Anais do Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos 2020*. SBA, Aug. 2020.
- [3] L. Carvalho, J. C. Rezende, M. V. S. Costa, E. V. Fortes, and L. H. Macedo, "Robust model predictive control via LMIs applied for damping low-frequency electromechanical oscillations in power systems," in *2021 14th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON)*. IEEE, Aug. 2021.
- [4] P. S. Kundur, *Power System Stability and Control*. New York: McGraw-Hill, 1994.
- [5] E. V. Fortes, L. F. B. Martins, M. V. S. Costa, L. Carvalho, L. H. Macedo, and R. Romero, "Mayfly optimization algorithm applied to the design of PSS and SSSC-POD controllers for damping low-frequency oscillations in power systems," *International Transactions on Electrical Energy Systems*, vol. 2022, pp. 1–23, Apr. 2022.
- [6] A. Thakallapelli, R. Mehra, and H. A. Mangalvedekar, "Differentiation of faults from power swings and detection of high impedance faults by distance relays," in *2013 IEEE 1st International Conference on Condition Assessment Techniques in Electrical Systems (CATCON)*. IEEE, Dec. 2013.

- [7] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*. IEEE, 1995, pp. 1942–1948 vol.4.
- [8] A. Kaveh and S. Talatahari, "An improved ant colony optimization for constrained engineering design problems," *Engineering Computations*, vol. 27, no. 1, p. 155–182, Jan. 2010.
- [9] A. Tawhid, T. Teotia, and H. Elmiligi, *Machine learning for optimizing healthcare resources*. Elsevier, 2021.
- [10] S. Mirjalili and A. Lewis, "The whale optimization algorithm," *Advances in Engineering Software*, vol. 95, p. 51–67, May 2016.
- [11] E. V. Fortes, P. B. Araujo, and L. H. Macedo, "Coordinated tuning of the parameters of PI, PSS and POD controllers using a specialized chu-beasley's genetic algorithm," *Electric Power Systems Research*, vol. 140, p. 708–721, nov 2016.
- [12] L. F. B. Martins, P. B. Araujo, E. V. Fortes, and L. H. Macedo, "Design of the PI-UPFC-POD and PSS damping controllers using an artificial bee colony algorithm," *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol. 28, no. 6, pp. 762–773, Sep. 2017.
- [13] E. V. Fortes, L. H. Macedo, P. B. de Araujo, and R. Romero, "A VNS algorithm for the design of supplementary damping controllers for small-signal stability analysis," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 94, pp. 41–56, Jan. 2018.
- [14] E. V. Fortes, L. F. B. Martins, E. L. Miotto, P. B. Araujo, L. H. Macedo, and R. Romero, "Bio-inspired metaheuristics applied to the parametrization of PI, PSS, and UPFC-POD controllers for small-signal stability improvement in power systems," *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, vol. 34, no. 1, pp. 121–136, Sep. 2022.
- [15] W. G. Heffron and R. A. Phillips, "Effect of a modern amplidyne voltage regulator on underexcited operation of large turbine generators [includes discussion]," *Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems*, vol. 71, no. 3, pp. 692–697, Aug. 1952.
- [16] N. Hingorani, *Understanding FACTS: concepts and technology of flexible AC transmission systems*. New York: IEEE Press, 2000.
- [17] P. M. Anderson, *Power System Control and Stability*. Piscataway, N.J: IEEE Press Wiley-Interscience, 2003.
- [18] F. P. Demello and C. Concordia, "Concepts of synchronous machine stability as affected by excitation control," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-88, no. 4, pp. 316–329, April 1969.
- [19] K. Ogata, *Engenharia do controle moderno*, 5th ed. São Paulo: Person Prentice Hall, 2010.
- [20] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey wolf optimizer," *Advances in Engineering Software*, vol. 69, pp. 46–61, Mar. 2014.

APÊNDICE A

COEFICIENTES DO MSC PARA O SISTEMA MBI

$$\begin{aligned}
 K1 &= \frac{\partial P_G}{\partial \delta} \\
 &= \frac{V}{x'_d} \cos(\delta - \theta) \cdot E'_q + V^2 \cos(2\delta - 2\theta) \left(-\frac{1}{x'_d} + \frac{1}{x_q} \right)
 \end{aligned} \tag{49}$$

$$\begin{aligned}
 K2 &= \frac{\partial P_G}{\partial E'_q} \\
 &= \frac{V}{x'_d} \sin(\delta - \theta)
 \end{aligned} \tag{50}$$

$$\begin{aligned}
 K3 &= \frac{\partial P_G}{\partial V} \\
 &= \frac{\sin(\delta - \theta) \cdot E'_q}{x'_d} + V \sin(2\delta - 2\theta) \left(-\frac{1}{x'_d} + \frac{1}{x_q} \right)
 \end{aligned} \tag{51}$$

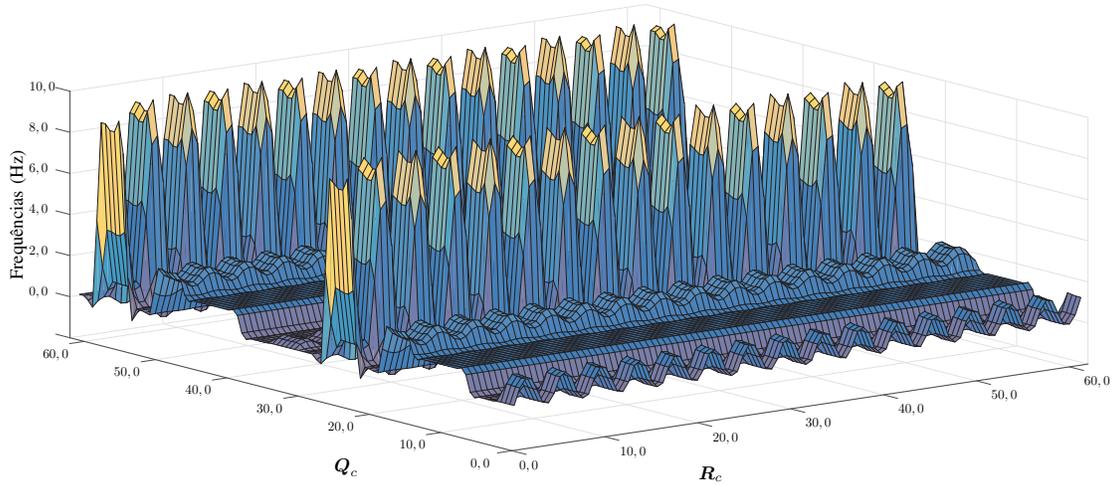


Figura 8. Espaço solução em função da frequência.

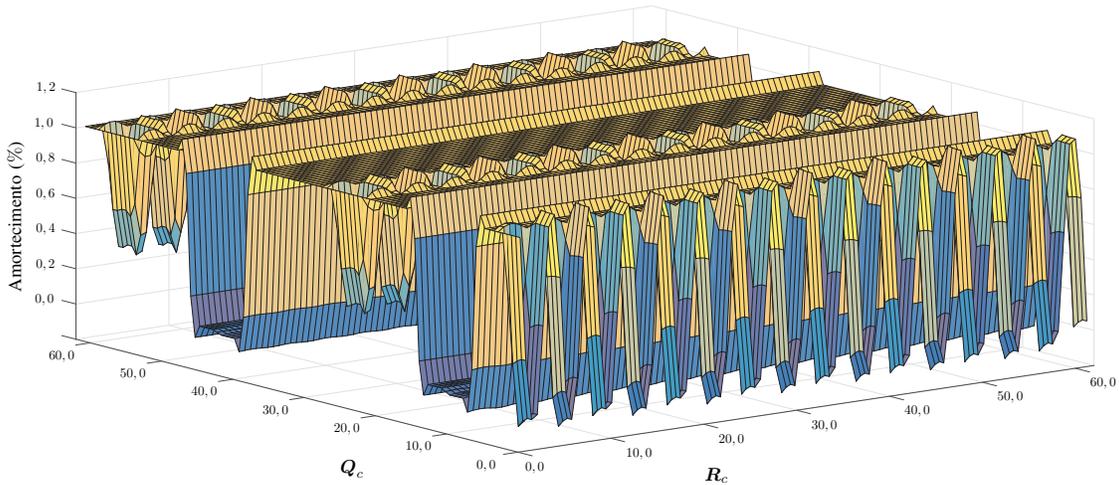


Figura 9. Espaço solução em função do amortecimento.

$$KA = \frac{\partial(E'_q)}{\partial V}$$

$$= V \left(\frac{x_d - x'_d}{x'_d} \right) \sin(\delta - \theta)$$

$$R2_G = \frac{\partial I_{G_r}}{\partial \delta}$$

$$= \frac{1}{x'_d} E'_q \cos(\delta) + \left(\frac{1}{x_q} - \frac{1}{x'_d} \right) V \cos(2\delta - \theta) \quad (55)$$

$$KV = \frac{\partial(E'_q)}{\partial \theta}$$

$$= \left(\frac{x_d - x'_d}{x'_d} \right) \cos(\delta - \theta) \quad (53)$$

$$R1_G = \frac{\partial I_{G_r}}{\partial E'_q}$$

$$= \frac{1}{x'_d} \sin(\delta) \quad (54)$$

$$R3_G = \frac{\partial I_{G_r}}{\partial V}$$

$$= -\frac{1}{x'_d} \sin(\delta) \cos(\delta - \theta) + \frac{1}{x_q} \cos(\delta) \sin(\delta - \theta) \quad (56)$$

$$R4_G = \frac{\partial I_{G_r}}{\partial \theta} = -\frac{1}{x'_d} V \sin(\delta) \sin(\delta - \theta) - \frac{1}{x_q} V \cos(\delta) \cos(\delta - \theta) \quad (57)$$

$$M1_r = \frac{\partial I_{I_m}}{\partial \theta} = \frac{P_l \cos(\theta) + Q_l \sin(\theta)}{V} \quad (68)$$

$$M1_G = \frac{\partial I_{G_m}}{\partial E'_q} = -\frac{1}{x'_d} \cos(\delta) \quad (58)$$

$$M2_r = \frac{\partial I_{I_m}}{\partial V} = -\left(\frac{P_l \sin(\theta) - Q_l \cos(\theta)}{V^2} \right) \quad (69)$$

$$M2_G = \frac{\partial I_{G_m}}{\partial \delta} = \frac{1}{x'_d} E'_q \sin(\delta) + \left(\frac{1}{x_q} - \frac{1}{x'_d} \right) V \sin(2\delta - \theta) \quad (59)$$

$$A_r = R4_G - R2 - C1_r \quad (70)$$

$$M3_G = \frac{\partial I_{G_m}}{\partial V} = \frac{1}{x'_d} \cos(\delta) \cos(\delta - \theta) + \frac{1}{x_q} \sin(\delta) \sin(\delta - \theta) \quad (60)$$

$$B_r = R3_G - R1 - C2_r \quad (71)$$

$$M4_G = \frac{\partial I_{G_m}}{\partial \theta} = \frac{V}{x'_d} \cos(\delta) \sin(\delta - \theta) - \frac{V}{x_q} \sin(\delta) \cos(\delta - \theta) \quad (61)$$

$$A_m = M4_G - M2 - C1_m \quad (72)$$

$$R1 = \frac{\partial I_r}{\partial V} = \frac{1}{|\bar{Z}_e|^2} [r_e \cos(\theta) + x_e \sin(\theta)] \quad (62)$$

$$R2 = \frac{\partial I_r}{\partial \theta} = -\frac{V}{|\bar{Z}_e|^2} [r_e \sin(\theta) - x_e \cos(\theta)] \quad (63)$$

$$M1 = \frac{\partial I_m}{\partial V} = \frac{1}{|\bar{Z}_e|^2} [r_e \sin(\theta) - x_e \cos(\theta)] \quad (64)$$

$$M2 = \frac{\partial I_m}{\partial \theta} = \frac{V}{|\bar{Z}_e|^2} [r_e \cos(\theta) + x_e \sin(\theta)] \quad (65)$$

$$C1_r = \frac{\partial I_r}{\partial \theta} = -\left(\frac{P_l \sin(\theta) - Q_l \cos(\theta)}{V} \right) \quad (66)$$

$$C2_r = \frac{\partial I_r}{\partial V} = -\left(\frac{P_l \cos(\theta) + Q_l \sin(\theta)}{V^2} \right) \quad (67)$$

APÊNDICE B
PARÂMETROS DO SISTEMA MBI

Tabela II
PARÂMETROS DO SISTEMA MBI.

Parâmetros	Valor	Unidade
ω_0	377	[rad/s]
H	5	[kgm ²]
D	0	[(kW·s)/(kVA)]
V_t	1,0	[p.u.]
$\cos(\phi)$	1,0	[p.u.]
P_e	1,2	[p.u.]
P_{it}	0	[p.u.]
Q_{it}	0	[p.u.]
K_r	40	[p.u.]
T_r	0,001	[p.u.]
T_b	0,3	[p.u.]
X'_d	0,32	[p.u.]
X_d	1,6	[p.u.]
X_q	1,55	[p.u.]
R_{ts}	0	[p.u.]
R_{sb}	0	[p.u.]
X_{tr}	0	[p.u.]
X_{ts}	0,15	[p.u.]
X_{sb}	0,15	[p.u.]