

# Aplicação de estrutura de detecção e diagnóstico de falhas a um sistema de produção de petróleo com bombeio centrífugo submerso: uma abordagem baseada em observadores de estado com entrada desconhecida

André Nascimento Vianna\*, Rodrigo Ribeiro Santos\*, Daniel D. Santana\*, Márcio A.F. Martins\*

\*Programa de Recursos Humanos da ANP (PRH 35.1), Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica, Universidade Federal da Bahia

e-mails: {andre.vianna, rodrigo.santos, daniel.diniz, marciomartins}@ufba.br.

**Abstract:** This article presents an application of a system for detection, isolation and identification of abnormalities and faults in an oil well simulation environment with Electric Submersible Pump (ESP) installations. The proposed method considers a linear reduced-order Unknown Input Observers (UIO) system configured in a Generalized Observer Scheme (GOS). The results were obtained from the simulation of abnormal events with component failure associated with the reservoir flow model parameter and the production choke valve that controls the column production. In both cases, plant-model mismatch scenarios were considered so as to evaluate the robustness of the proposed method, namely the response against a non-linear model and a model with noise introduction on system measurements. The proposed system proved to be capable of detecting the occurrence of abnormalities and was able to identify the abnormal modeled events.

**Resumo:** Este artigo apresenta uma aplicação de um sistema para detecção, isolamento e identificação de anormalidades e falhas de um poço de petróleo com um sistema de bombeio centrífugo submerso (BCS). O método proposto considera o uso de Observadores de Entrada Desconhecida, (UIO) lineares de ordem reduzida, configurados como Esquema de Observador Generalizado (GOS). Os resultados foram obtidos a partir da simulação de eventos anormais com falha no componente associado a um parâmetro do modelo de vazão de reservatório e na válvula choque que controla produção da coluna. Foram considerados dois cenários com incerteza de modelo para avaliar a robustez do método proposto, tais quais: desassociação com modelo não-linear representando a planta e modelo com introdução de ruído nas medições do sistema, respectivamente. O sistema proposto demonstrou potencial ao detectar a ocorrência de anormalidades e identificar os eventos anormais modelados.

**Keywords:** Electric Submersible Pump, Fault Detection, Observer, UIO, GOS.

**Palavras-chaves:** Bombeio Centrífugo Submerso, Detecção de Falhas, Observador, UIO, GOS.

## 1. INTRODUÇÃO

O setor produtivo da indústria de petróleo é marcado por alguns acidentes ocasionados por falhas operacionais. Apenas na indústria petrolífera americana se estima uma perda anual de \$10 bilhões por conta de falhas (Khan, 2010). Além das consequências econômicas, falhas nos sistemas de produção de petróleo podem levar a danos nos equipamentos, violações de restrições de segurança, desastres ambientais e/ou até comprometer vidas humanas, como, por exemplo, no afundamento da sonda petrolífera *Deepwater Horizon* nos Estados Unidos em 2010 (Sutherland, 2016).

Em termos de produção de petróleo, o sistema de elevação artificial por Bombeio Centrífugo Submerso (BCS) é um dos mais usados no mundo (Chen e Yi, 2018), principalmente em aplicações de alta vazão bruta e óleo pesado e/ou viscoso, tanto em sistemas de produção em terra (*Onshore*) quanto no mar (*Offshore*). Além disso, o sistema BCS é mais eficiente e versátil para extrair óleo de poços profundos (Lastra, 2016). No entanto, ao trabalhar sob estruturas geológicas complexas, condições operacionais severas e situações incertas dos poços de petróleo, o BCS é mais susceptível a falhas operacionais,

especialmente, em poços de petróleo em águas profundas (Chen et. al, 2022). Nessa perspectiva, observa-se na literatura esforços para desenvolver ferramentas que possibilitem o monitoramento e a análise de falhas no sistema BCS, de forma a garantir disponibilidade, confiabilidade e capacidade de manutenção desse sistema produtivo.

Falha em sistemas de processo pode ser caracterizada por um desvio acima de uma faixa de tolerância aceitável de, pelo menos, uma propriedade característica (Khan, 2010). Neste cenário, o processo operará em condição anormal, a qual pode ser prejudicial a sua produção. Dessa forma, um sistema de monitoramento de falha deve detectar que o processo está em condição anormal, e, em seguida, realizar o diagnóstico da falha, ou seja, isolar os parâmetros afetados e estimar a magnitude do desvio. O elemento capaz de detectar e diagnosticar falhas em um processo é denominado de sistema de *Fault Detection and Diagnosis* (FDD).

As técnicas FDD podem ser classificados em duas grandes categorias (Ding, 2008): (i) métodos baseados em histórico de processo e (ii) métodos baseados em modelo. O primeiro utiliza, principalmente, um extenso banco de dados sobre o processo para inferir suas condições operacionais, enquanto a

segunda categoria se utiliza de modelos matemáticos que descrevem operações normais e anormais do processo. A literatura de implementação de técnicas FDD em sistemas BCS com métodos baseados em histórico de processo é extensa (Alguliyev, Imamverdiyev e Sukhostat, 2020). Castellanos (2019) utiliza o algoritmo de *Random Forest* para detectar e isolar falhas de processo e de atuador. Reges et. al (2020) utilizam dados de vibração coletados na bomba centrífuga, com auxílio da transformada discreta de Fourier, para avaliar falhas produzidas por defeitos mecânicos e cavitação na coluna de produção. Peng (2017) utiliza reconhecimento de padrões e extração de características em dados de plataforma petrolíferas para detectar tendência de mudanças anormais. No entanto, o uso destas técnicas é dependente da quantidade e qualidade dos dados coletados, os quais devem conter características representativas das falhas a serem monitoradas. A obtenção de um banco de dados com essas características é um trabalho custoso, que geralmente necessita de tratamento manual e pode, ao final, não ser útil em prevenir perdas por falhas (Yang et al., 2022).

No cenário de implementação online, o uso de técnicas FDD baseadas em modelo pode ser considerado mais adequado, devido a sua implementação mais simples, na qual o principal esforço envolve a descrição de um modelo representativo para o processo, por exemplo, através da abordagem fenomenológica, obtendo um desempenho relativamente adequado e promovendo uma detecção rápida (Kallesoe, 2005; Ding, 2008). Dessa forma, há uma menor dependência de coleta de dados. Dentro desta categoria, as técnicas com o uso de observadores são as mais usadas e pesquisadas; sendo um tópico ativo desde a década de 90 (Khan, 2010; Bernadi e Adam, 2020). Entretanto, o seu uso para detecção e diagnóstico de falhas na área de processos com bombas centrífugas é menor do que métodos orientados a dados (Kallesoe, 2005), não havendo nenhuma publicação específica, até onde alcança o conhecimento dos autores, para monitoramento de sistemas BCS. Em geral, as soluções na literatura sobre técnicas FDD baseada em modelos giram em torno do uso de estruturas de modelo linearizadas como forma de mitigar o *mismatch*. Kalleose (2005) utiliza observadores com modelos lineares com parâmetros variantes (LPV) determinados por análise estrutural para monitorar falhas em sistemas elétricos, mecânicos e hidráulicos de bombas centrífugas. Sottomayor (2005) apresenta uma solução para monitoramento de processos químicos em geral, com uma estrutura de sistema FDD com observadores de entrada desconhecida (*Unknown Input Observer* - UIO). Ribeiro (2019) expande esse trabalho permitindo a detecção de falhas de processo, no atuador e no sensor. Outra solução para processos químicos é vista com Bernadi e Adam (2020) usando banco de UIO com modelo LPV determinados por resolução de LMI (*Linear Matrix Inequality*).

Dessa forma, o objetivo deste trabalho é demonstrar uma primeira aplicação de um monitoramento de falhas em sistema BCS, usando a estrutura com observadores lineares de entrada desconhecida proposta por Sottomayor (2005). A ideia essencial é projetar o esquema FDD e testá-lo em ambiente de simulação, visando ao rastreamento de falhas de processo e de atuador.

## 2. DESCRIÇÃO DO PROCESSO

O sistema de Bombeio Centrífugo Submerso é um processo de elevação artificial para produção de petróleo, cujo princípio básico é fornecer energia ao fluido, em forma de pressão, no fundo do poço de modo a vencer a pressão hidrostática e os demais atritos ao longo da coluna de produção. A relação entre o *head* gerado pela bomba e a vazão de produção é delimitada por um envelope operacional para manter a operação segura e estável (Santana et al., 2021). No entanto, os pontos mais lucrativos ou eficientes se encontram nas fronteiras desse envelope.

A modelagem do sistema BCS, como estudo de caso deste trabalho, é encontrada em Costa et al. (2020), que descreve a dinâmica de uma planta piloto de um poço de produção de petróleo equipado com BCS, localizada no Laboratório de Elevação Artificial (LEA) na Universidade Federal da Bahia. O modelo compreende 3 volumes de controle: (i) do reservatório até o intake da bomba, (ii) da bomba até a cabeça do poço e, (iii) a coluna. As equações dinâmicas resultantes são apresentadas como segue:

$$\dot{N}_a = \frac{Q_r - Z_c K_c \sqrt{P_c - P_m}}{A_a} \quad (1)$$

$$\dot{P}_c = \frac{\beta}{V_2} (Q_m - Q_c) \quad (2)$$

$$\dot{Q}_m = \frac{A_m}{\rho_m l_m} [P_f - P_c + \Delta P_{BCS} (f_{BCS}) - F_1 - F_2 + \rho_1 g (h_r - h_{BCS}) - \rho_2 g (h_{BCS} - h_c)] \quad (3)$$

$$Q_c = Z_c K_c \sqrt{P_c - P_m} \quad (4)$$

$$Q_r = K_r \sqrt{P_f - P_m} \quad (5)$$

$$P_f = \rho_1 g (h_c - h_{BCS}) + \rho_1 g \cdot N_a \quad (6)$$

$$\Delta P_{BCS} = H_0 (f_0) \left( \frac{F_{BCS}}{f_0} \right)^2 \quad (7)$$

$$f_r = \begin{cases} \frac{64}{Re}, Re \leq 4000 \\ 0.36 \cdot Re^{-0.25}, Re > 4000 \end{cases} \quad (8)$$

$$F_i = \frac{f_r \cdot \rho_i \cdot Q_m^2}{2\pi \cdot r_i^3} \quad (9)$$

em que  $N_a$  é o nível do anular,  $P_c$  é a pressão de entrada da válvula choke,  $Q_m$  é a vazão média da coluna,  $F_{BCS}$  é a frequência de funcionamento do motor da bomba,  $Z_c$  é a abertura da válvula choke,  $Q_c$  é a vazão da válvula choke na cabeça do poço,  $Q_r$  é a vazão proveniente do reservatório,  $P_f$  é a pressão de fundo de poço,  $\Delta P_{BCS}$  é a diferença de pressão gerada pela bomba,  $H_0(f_0)$  é a curva de *head* gerado na frequência de referência  $f_0$ ,  $f_r$  é constante de fricção e  $F_i$  é a perda por fricção no volume  $i$ . A descrição dos parâmetros junto com os seus valores está no Apêndice A.

### 3. SISTEMA FDD APLICADO

A estrutura aplicada é baseada no trabalho de Sottomayor (2005), no qual faz uso de Observadores de Entrada Desconhecida para isolar falhas e estimar sua magnitude, sendo nesse contexto chamado de Observador diagnóstico de falha de Entrada desconhecida (*Unknown Input Fault Diagnose Observer - UIFDO*).

A detecção de falhas com o UIFDO é semelhante ao método baseado em modelo consistindo em duas etapas (Khan,2010): (i) a geração de residual e (ii) avaliação de residual. A geração de residual consiste na produção de uma estimativa das saídas medidas que ao ser comparada com o sinal medido produz um sinal residual. Este sinal deve se manter próximo de zero durante a operação normal e, na ocorrência de uma falha, deve ter propriedades associadas a falha. A avaliação deste sinal residual deve estar associada a um método decisório para determinar se o processo está em condição anormal. Para isso, comumente, se faz uso de valor um limite, denominado limiar,  $J_{limiar}$ , para o módulo do residual. Assim, se o residual ultrapassar  $J_{limiar}$  é indicativo que o sistema está fora da região de operação normal com condições nominais e que uma falha ocorreu.

No processo de isolamento da falha, é explorado a propriedade do UIO de desacoplar a influência de entradas de magnitude desconhecida no erro de estimação do observador. Supondo um modelo linear perturbado:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Ed(k) \quad (10)$$

$$y(k) = Cx \quad (11)$$

em que  $d(t)$  é um vetor de entradas desconhecidas e  $E$  é uma matriz de distribuição da magnitude nos estados. De acordo com Chen e Patton (1999) um UIO consiste na seguinte estrutura:

$$z(k+1) = Fz(k) + TBu(k) + Ky(k) \quad (12)$$

$$\hat{x}(k) = z(k) + Hy(k) \quad (13)$$

em que  $z$  é a transformação linear de  $x$  realizada por  $T$  e  $F$ ,  $K$  e  $H$  são matrizes desenvolvidas para obter o desacoplamento de  $d$ . Para isso, define-se o erro de estimador ( $e=x-\hat{x}$ ) e obtém-se a dinâmica do erro de estimação do UIO:

$$E(k) = (A - HCA - K_1C)e(k) + (F - (A - HCA - K_1C))z(k) + (K_2 - (A - HCA - K_1C)H)y(k) + (T - (I - HC))Bu(t) + (HC - I)Ed(k) \quad (14)$$

$$K = K_1 + K_2$$

Para que haja desacoplamento de  $d$ , ou seja, ele não produzir erro de estimação, independentemente de sua magnitude, e que a dinâmica do erro seja assintoticamente estável é preciso que os termos que acompanham  $d$ ,  $u$ ,  $x$  e  $y$  na (14) se anulem, obtendo as seguintes relações (Chen e Patton, 1999):

$$\begin{aligned} T &= I - HC, & TE &= 0, \\ F &= A - HCA - K_1C, & K_2 &= FH \end{aligned} \quad (15)$$

Se as relações anteriores forem satisfeitas, então a dinâmica do erro do estimador será:

$$\dot{e} = Fe \quad (16)$$

A estabilidade, então, depende da matriz  $F$ , a qual é função das matrizes  $K_1$  e  $K_2$ , conforme (15), utilizadas para sintonia do observador. Para o desenvolvimento do UIFDO, o vetor  $d$  é associado a falhas e é dividido em dois vetores independentes. Formando o sistema linear com falhas:

$$\dot{x} = Ax + Bu + E_m f_m + E_g f_g \quad (17)$$

$$y = Cx \quad (18)$$

em que,  $f_m$  é a falha que se deseja monitorar e  $f_g$  representa qualquer outra anormalidade e distúrbios possíveis no sistema com suas matrizes de distribuição  $E_m$  e  $E_g$ , correspondentes. Dessa forma, pode-se determinar que somente a ocorrência de  $f_m$  produza residual, desenvolvendo as matrizes do UIO com as equações (15) em que a matriz  $E$  é constituída somente por  $E_g$ . Se montado um conjunto de observadores, como mostrado na Figura 1, é possível monitorar múltiplas falhas e isolar a ocorrência de cada uma.

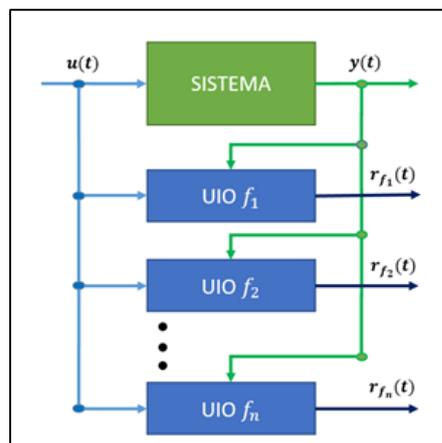


Fig.1 Esquema de observadores.

No entanto, as condições para modelar cada UIO para produzir um residual somente na presença de um distúrbio, abordagem chamada de *Dedicated Observer Scheme*, é muito restritiva. Sendo mais vantajoso usar a abordagem oposta, chamada de *Generalized Observer Scheme (GOS)*, em que cada observador terá um residual insensível a ocorrência de uma falha específica que irá monitorar, enquanto produzirá erro de estimação (Sottomayor,2005; Ding,2008):

$$\dot{e} = Fe + TE_g f_g \quad (19)$$

Assim, o sinal residual ultrapassa o limiar escolhido para qualquer outro distúrbio com magnitude suficiente. Essa relação é mostrada na Tabela 1.

**Tabela 1. Relação entre falhas e residuais no GOS**

| Falhas / $r > J_{limiar}$ | $r_{f_{m1}}$ | $r_{f_{m2}}$ | $r_{f_{m3}}$ |
|---------------------------|--------------|--------------|--------------|
| $f_{m1}$                  | 0            | 1            | 1            |
| $f_{m2}$                  | 1            | 0            | 0            |
| $f_{m3}$                  | 1            | 1            | 0            |
| $f_g$                     | 1            | 1            | 1            |

Essa a versão de ordem completa, no entanto, para a estimação da magnitude das falhas não é ideal pela necessidade de inverter a matriz T, que pode ocorrer erros numéricos a depender da falha modelada, e assim não obter uma estimação confiável (Sottomayor, 2005), por essa razão foi usada a versão de ordem reduzida do UIFDO. Em seu desenvolvimento é usado a técnica de *Single Value Decomposition* (SVD) sobre a matriz de distúrbio  $E_m$  do sistema (17):

$$E_m = U_1 \begin{bmatrix} \Sigma_1 \\ 0 \end{bmatrix} V_1^T \quad (20)$$

em que  $U_1, \Sigma_1, V_1$  são matrizes que compõem a SVD de  $E_m$ . Então, fazendo transformação de estado  $z = Tx$  aplicada ao sistema (12), tem-se:

$$T = U_1^T \quad (21)$$

$$z(k+1) = TAT^{-1}z(k) + TBu(k) + TE_m f_m(k) + TE_2 z(k) \quad (22)$$

$$y(k) = CT^{-1}z(k) \quad (23)$$

Então, é feita as seguintes partições dividindo em dois subsistemas:

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix}; TAT^{-1} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}; TB = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix}; TE_m = \begin{bmatrix} E_{11} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$TE_g = \begin{bmatrix} E_{g1} \\ E_{g2} \end{bmatrix}; CT^{-1} = [C_1 \quad C_2]$$

$$z_1(k+1) = A_{11}z_1(k) + A_{12}z_2(k) + B_1u(k) + E_{11}f_1(k) + E_{21}f_2(k) \quad (24)$$

$$z_2(k+1) = A_{21}z_1(k) + A_{22}z_2(k) + B_2u(k) + E_{22}f_2(k) \quad (25)$$

em que a ordem do primeiro subsistema é igual ao posto de  $E_m$  e as matrizes restantes têm dimensões coerentes com o resto do sistema. Mais uma transformação linear é feita na saída do sistema com  $y_t = T_1y$  na saída usando o SVD da matriz  $C_1$ :

$$C_1 = U_2 \begin{bmatrix} \Sigma_2 \\ 0 \end{bmatrix} V_2^T \quad (26)$$

$$C_2 U_2^T = \begin{bmatrix} C_{21} \\ C_{22} \end{bmatrix} \quad (27)$$

Em que  $U_2, \Sigma_2, V_2$  são matrizes que compõem a SVD de  $C_1$ . Dessa forma, a saída transformada pode ser escrita como:

$$y_{t,1}(k) = \begin{bmatrix} \Sigma_2 \\ 0 \end{bmatrix} V_2^T z_1(k) + C_{21}z_2(k) \quad (28)$$

$$y_{t,2}(k) = C_{22}z_2(k) \quad (29)$$

Aplicando (17) no sistema (15) pode-se escrever o segundo subsistema como:

$$z_2(k+1) = (A_{22} - A_{21}(\Sigma_2 V_2^T)^+ C_{21})z_2(k) + B_2u(k) + A_{21}(\Sigma_2 V_2^T)^+ y_{t,1}(k) + E_{22}f_2(k) \quad (30)$$

Com isso e usando a estrutura de um observador de Luenberger tem-se a estrutura final do gerador de residual usado no sistema

$$\hat{z}_2(k+1) = \bar{A}_{22}\hat{z}_2(k) + B_2u(k) + A_{21}(\Sigma_2 V_2^T)^+ y_{t,1}(k) + Kr(k) \quad (31)$$

$$r(k) = y_{t,2}(k) - C_{22}\hat{z}_2(k) \quad (32)$$

$$\bar{A}_{22} = A_{22} - A_{21}(\Sigma_2 V_2^T)^+ C_{21} \quad (33)$$

A matriz de  $K$  pode ser obtida através de alocação de polos para a matriz  $(\bar{A}_{22} - KC_{22})$ . Contudo Sottomayor (2005) indica ser possível utilizar as equações do filtro de Kalman mostradas nas equações (31) - (32) para mitigar o efeito de *mismatch* do sistema:

$$K(k) = (\bar{A}_{22}P(k)C_{22}^T) \cdot (I + C_{22}P(k)C_{22}^T)^{-1} \quad (34)$$

$$P(k+1) = (\bar{A}_{22} - K(k)C_{22})P(k)\bar{A}_{22}^T \quad (35)$$

Para que o desenvolvimento UIFDO seja realizável, o par  $(\bar{A}_{22}, C_{22})$  deve ser, ao menos, detectável. Com isso a estimação da magnitude de  $f_m$  é feita a partir dos estados estimados do observador que monitora a falha isolada. A partir das equações (24) e (28), pode-se calcular  $f_m$ :

$$f_m(k) = (E_{11})^+(z_1(k+1) - A_{11}z_1(k) - B_1u(k) - A_{12}z_2(k) - E_{21}f_2(k)) \quad (36)$$

#### 4. AMBIENTE DE SIMULAÇÃO

A aplicação do sistema FDD neste trabalho foi realizada com dados simulados do processo, através do modelo matemático não-linear da coluna BCS-LEA, desenvolvido por Costa et al. (2020), e um banco de observadores desenvolvidos com estrutura do UIFDO de ordem reduzida. As matrizes dos observadores foram construídas a partir do modelo linearizado por série de Taylor da coluna BCS-LEA. A configuração do ambiente da aplicação pode ser vista na Figura 2. Dessa forma, pode-se observar o sistema FDD tendo que lidar com o *mismatch* gerado pela linearização.

Foram realizadas duas avaliações do sistema: (i) uma somente com saída do modelo não-linear e, (ii) outra com adição de um ruído gaussiano com desvio padrão de 1% do valor atual da saída do sistema sendo coerente com a dispersão vista em ensaios experimentais. No sistema com ruído foi adicionado um filtro passa-baixa do tipo *Butterworth* de 2a ordem para mitigar esse efeito e simular um cenário mais realista.

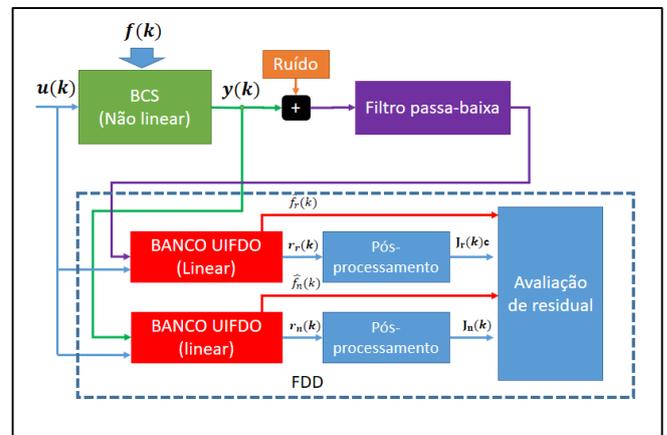


Fig.2 Diagrama de sistema BCS com o esquema de FDD com UIFDO.

As variáveis manipuladas no processo foram a frequência da Bomba BCS ( $f_{BCS}$ ) e a abertura da válvula choke ( $Z_c$ ), enquanto as variáveis medidas são o nível do anular ( $N_a$ ), a pressão de entrada da válvula choke ( $P_c$ ), e a vazão de produção da válvula choke ( $Q_m$ ).

No entanto, o modelo contém uma alimentação direta do sistema, o que não é previsto no modelo usado do UIFDO. Desta forma, para eliminar mudanças instantâneas das saídas com a variação das entradas, foram adicionadas dinâmicas de primeira ordem para descrever os atuadores, a saber: (i) inversores de frequência na BCS e (ii) da válvula choke. Dessa forma, as variáveis de entrada passam a ser os valores de referência  $f_{ref}$  e  $Z_{ref}$ , para a frequência da BCS e abertura da válvula choke, respectivamente:

$$\dot{Z}_c = \frac{Z_{ref} - Z_c}{\Delta t_{ref}} \quad (37)$$

$$\dot{f}_{BCS} = \frac{f_{ref} - f_{BCS}}{\Delta t_{ref}} \quad (38)$$

em que  $Z_{ref}$  e  $f_{ref}$  representam set-point aplicados nos controladores dos atuadores, sendo  $\Delta t_{ref}$  o período de amostragem do sistema em que os valores da referência são atualizados.

Para a simulação de uma falha de componente foi usada uma alteração na vazão do reservatório  $Q_r$  ( $f_{zr}$ ), alterando a equação (5) conforme

$$Q_r = (1 + f_{zr}) \cdot K_r \sqrt{P_f - P_r} \quad (40)$$

Em que  $f_{zr}$  é variável de magnitude desconhecida que representa a falha, sendo normalmente unitário. Para simular uma falha de atuador foi utilizada a alteração da abertura válvula choke ( $f_{zc}$ ) em que sua influência é descrita em:

$$Q_c = (Z_c \cdot (1 + f_{zc})) \cdot K_c \sqrt{P_m - P_c} \quad (41)$$

As matrizes de distribuição de cada falha são obtidas a partir da linearização do modelo em relação as variáveis de falha conforme:

$$E_m = [E_{m1}, E_{m2}] = \left[ \left| \frac{d(f(x, u))}{df_{zc}} \right|, \left| \frac{d(f(x, u))}{df_{zr}} \right| \right] \quad (42)$$

O residual do sistema é filtrado através de uma média cumulativa ponderada:

$$J(r(k)) = N(1 - \lambda) \sum_{j=1}^{n_s} \sum_{i=0}^w \lambda^i r_n(k - i) \quad (43)$$

em que  $w$  é quantidade de amostras para janela móvel escolhida,  $N$  é peso do residual de cada observador e  $\lambda$  é o fator de esquecimento para amostra anteriores. Dessa forma, a avaliação de residual segue a lei de que se algum residual se mantiver abaixo do limiar, enquanto todos os outros estiverem

acima do limiar, então há um indicativo de falha e sua magnitude deve ser estimada com a (35).

Para a simulação do sistema BCS e do sistema FDD foi usado o software do MATLAB, utilizando solver de sistemas rígidos com algoritmo padrão do software.

## 5. RESULTADOS

Para obter as matrizes dos observadores é realizada uma linearização do sistema no ponto de estado estacionário gerado pela frequência de 40 Hz na bomba e 95% de abertura na válvula choke. O seguinte modelo linear é obtido:

$$A = \begin{bmatrix} -1.488 \cdot 10^{-3} & 0 & -0.02977 & 0 & 0 \\ 0 & -9.664 & 179.5 & 0 & -82.36 \\ 6.608 & -78.78 & -467.7 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0.033 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0.033 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (42)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.05384 & 0 & 0 & 0.4589 \end{bmatrix}$$

Assim como para obtenção da matriz de distribuição das falhas:

$$E_m = \begin{bmatrix} 0.0130 & 0 \\ 0 & -82.3584 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (43)$$

Esse modelo linear é discretizado usando segurador de ordem zero com discretização exata, com tempo de amostragem de 30 segundos. Esse modelo foi usado para o desenvolvimento do gerador de residual ao passar pelo procedimento com as equações (20) a (34). Os parâmetros usados no pós-processamento do sistema FDD estão na Tabela 2.

**Tabela 2.** Parâmetros do sistema FDD.

| Parâmetro    | Valor | Descrição                  |
|--------------|-------|----------------------------|
| $N_{f1}$     | 3     | Peso do Residual do 1º UIO |
| $N_{f2}$     | 1     | Peso do Residual do 2º UIO |
| $\lambda$    | 0.1   | Fator de esquecimento      |
| $w$          | 10    | Janela de medição          |
| $J_{limiar}$ | 0.5   | Limiar do residual         |

Foi realizado o seguinte cenário de introdução de falhas de abruptas para  $f_{zr}$  e  $f_{zc}$ , com degrau negativo de 20%, conforme mostrado na Figura 3. Eles representam uma mudança na vazão de reservatório e na abertura da válvula choke em 20% com duração de 1 hora, em cada, em períodos distintos.

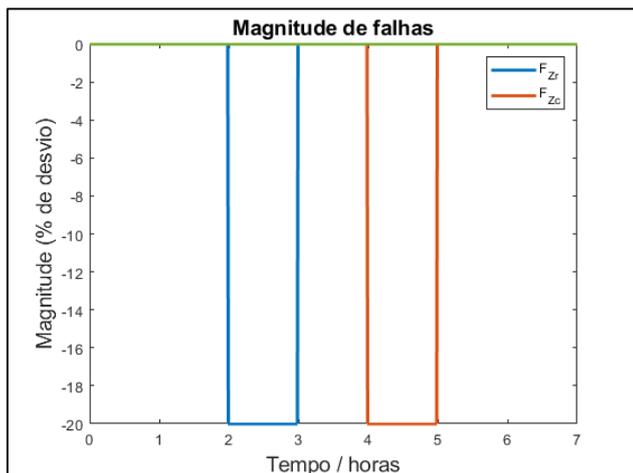


Fig.3 Magnitude das falhas introduzidas no sistema

A mudança na vazão de reservatório produziu uma diminuição gradual em todas as variáveis do sistema, enquanto a mudança na abertura da válvula *choke* produziu um aumento rápido em todas as variáveis mostrado na Figura 4. Essa velocidade de mudança é refletida no residual produzido, visto que a incerteza de modelo causado pela linearização é somada ao efeito das falhas, resultando no resíduo produzindo que pode ser visto na Figura 5 e 6.

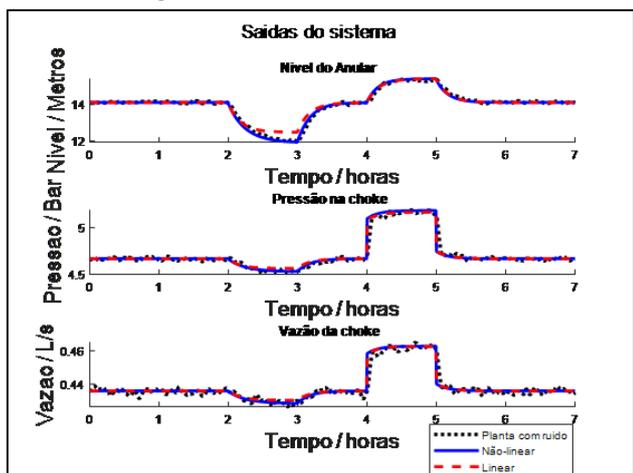


Fig.4 Simulação da resposta temporal das saídas do sistema BCS

Com ajuda do filtro passa-baixa, o ruído adicionado a saída do sistema não atrapalhou a detecção nem o isolamento das falhas realizado pelo FDD, como também pode ser visto na figura 6.

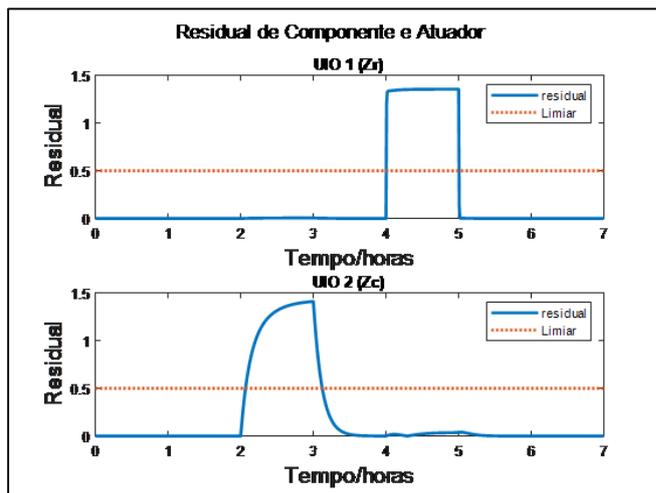


Fig.5 Residual produzido pelos observadores no cenário sem ruído

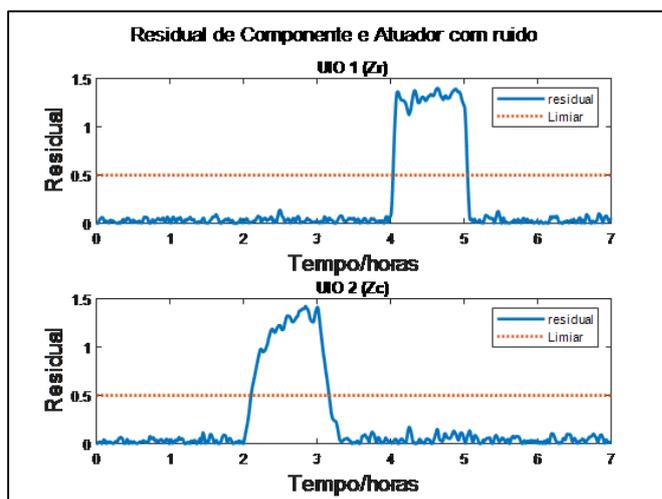


Fig.6 Residual produzido pelos observadores no cenário com ruído filtrado

Quando uma das falhas é detectada, sua magnitude é calculada de acordo com (36) para o observador correspondente e gravada gerando o registro mostrado na figura 7. Verifique-se que há as magnitudes impostas e estimadas são próximas, e sua diferença está relacionada a incerteza de modelo visto que ela ocorre com mais intensidade onde modelo linear mais se afasta do comportamento do sistema que pode ser visto na Figura 4.

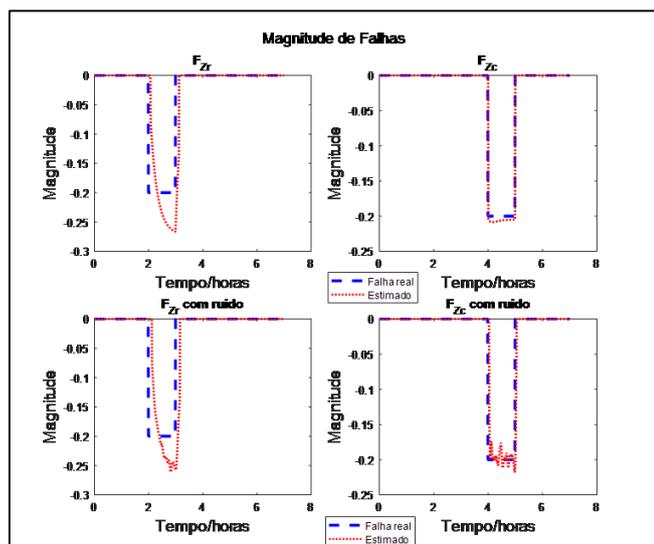


Fig.7 Magnitude real e estimadas das falhas do sistema com e sem introdução de ruído nas saídas.

Com isso, o monitoramento de falhas de atuador e processo foi realizado com detecção rápida e diagnóstico com exatidão. Conseguindo superar a barreira de incerteza causada por linearização e ruído de medição.

## 6. CONCLUSÕES

A aplicação de um sistema de monitoramento usando observadores lineares de entrada desconhecida em um modelo não-linear sistema de elevação artificial em BCS, em ambiente simulado, demonstrou resultados com potencial para um monitoramento de falhas para esse processo.

A implementação foi bastante direta, em que foi aplicado uma estrutura com observadores lineares obtido a partir de um modelo linearizado de um processo não-linear quando operando em torno da condição estacionária.

A partir do conhecimento do comportamento das falhas, sendo elas modelada a partir do modelo do processo, o sistema FDD foi capaz de detectar, isolar e estimar a magnitude aproximada das falhas.

Para trabalhos futuros, sugere-se testar esse cenário em uma planta física com sistema BCS, com a melhor oportunidade sendo na planta do qual o modelo usado foi identificado.

## AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer a ANP/Programa de Recursos Humanos 35.1, Capes, FAPEX e a Universidade Federal da Bahia pelo apoio financeiro, estrutural e institucional.

## REFERÊNCIAS

Lastra, R. (2016) 'SPE-182925-MS Ten Year ESP Mean Time between Failures, Reality or Fiction Reliability of Submersible Pumps', (November), pp. 7–10. Surtheland (2016). Drilling Rig Explosion and Fire at the Macondo Well. Washington.

Pavlov, A. et al. (2014) 'Modelling and model predictive control of oil wells with electric submersible pumps', 2014 IEEE Conference on Control Applications, CCA.

Part of 2014 IEEE Multi-conference on Systems and Control, MSC 2014, (3905), pp. 586–592.

Khan, A.Q.(2010) Observer-Based Fault Detection in Nonlinear Systems. Ph.D. Thesis, University of Duisburg-Essen, Duisburg.

Alguliyev, R., Imamverdiyev, Y. and Sukhostat, L. (2020) 'Intelligent diagnosis of petroleum equipment faults using a deep hybrid model', SN Applied Sciences, 2(5), pp. 1–16.

Castellanos, M. B. et al. (2020) 'Fault identification using a chain of decision trees in an electrical submersible pump operating in a liquid-gas flow', Journal of Petroleum Science and Engineering, 184(February 2019), p. 106490.

Costa, E. A. et al. (2021) 'A Bayesian approach to the dynamic modeling of ESP-lifted oil well systems: An experimental validation on an ESP prototype', Journal of Petroleum Science and Engineering, 205(April), p. 108880.

Kallesoe, C.S. (2005). Fault detection and isolation in centrifugal pumps. Aalborg: Aalborg University.

Sotomayor, O. A. Z. and Odloak, D. (2005) 'Observer-based fault diagnosis in chemical plants', Chemical Engineering Journal, 112(1–3), pp. 93–108.

Yang, P. et al. (2022) 'A Fault Identification Method for Electric Submersible Pumps Based on DAE-SVM'.

Reges, G. et al. (2020) 'Electric submersible pump vibration analysis under several operational conditions for vibration fault differential diagnosis', Ocean Engineering, (October), p. 108249.

Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R. and Kavuri, S. N. (2003) 'A review of process fault detection and diagnosis Part II', Computers & Chemical Engineering, 27(3), pp. 313–326.

Bernardi, E. and Adam, E. J. (2020) 'Observer-based fault detection and diagnosis strategy for industrial processes', Journal of the Franklin Institute, 357(14), pp. 10054–10081.

Bruno A. Santana, Raony M. Fontes and Márcio A. F. Martins (2021). Controlador preditivo de horizonte infinito embarcado: aplicação hardware-in-the-loop a um sistema de bombeio centrífugo submerso. Proceedings do XV Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente.

Ding, S.X. (2008). Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms and tools. London: Springer.

Chen, J. and Patton, R.J. (1999). Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems. The International Series on Asian Studies in Computer and Information Science. Boston, MA: Springer US.

Zhang, P. et al. (2017) 'Ocean Economy and Fault Diagnosis of Electric Submersible Pump applied in Floating platform', International Journal of e-Navigation and Maritime Economy, 6, pp. 37–43.

Ribeiro Santos, R., Martins, M. and Zanabria Sotomayor, O. A. (2019) 'IHMPC Aplicado em um Reator de Polimerização de Estireno Sujeito a Falhas Operacionais', pp. 1445–1450.

Chen, Yi and Chen, Yi-ming (2018) 'Mechanical Reliability of Electrical Submersible Pumps', (March 2019).

Zhang, P. et al. (2017) 'Ocean Economy and Fault Diagnosis of Electric Submersible Pump applied in Floating

platform', International Journal of e-Navigation and Maritime Economy, 6, pp. 37–43.

**Apêndice A.** Parâmetros do sistema BCS

| Parâmetro         | Valor / unidade                                 | Descrição                                     |
|-------------------|---|---|
| $A_a$             | <b>0,0336 m<sup>2</sup></b>                     | Área da seção transversal do anular           |
| $\rho_1 = \rho_2$ | <b>855 <math>\frac{kg}{m^3}</math></b>          | Densidade do óleo                             |
| $h_r$             | <b>0 m</b>                                      | Altura relativa do reservatório               |
| $h_{BCS}$         | <b>23,2 m</b>                                   | Altura relativa da <i>intake</i> da BCS       |
| $h_c$             | <b>32 m</b>                                     | Altura coluna vertical                        |
| $g$               | <b>9,81 <math>\frac{m}{s^2}</math></b>          | Constante gravitacional                       |
| $\beta$           | <b>1800 bar</b>                                 | Módulo volumétrico                            |
| $r_1, r_2$        | <b>0.11 m<br/>0.0375 m</b>                      | Raio do primeiro e segundo volume de controle |
| $V_2$             | <b>0,1 m<sup>3</sup></b>                        | Volume no segundo volume de controle          |
| $P_m$             | <b>0,6200 bar</b>                               | Pressão de Manifold                           |
| $P_r$             | <b>2,2869 bar</b>                               | Pressão de reservatório                       |
| $f_0$             | <b>60 Hz</b>                                    | Frequência de referência                      |
| $A_m$             | <b>0,0108 m<sup>2</sup></b>                     | Área média da seção transversal da coluna     |
| $l_m$             | <b>16 m</b>                                     | Comprimento médio da coluna                   |
| $\rho_m$          | <b>855 <math>\frac{g}{cm^3}</math></b>          | Densidade média do óleo                       |
| $K_c$             | <b>0,228 <math>\frac{m}{s\sqrt{bar}}</math></b> | Constante da válvula choke                    |
| $K_r$             | <b>0,721 <math>\frac{m}{s\sqrt{bar}}</math></b> | Constante da válvula de reservatório          |