

ESTIMAÇÃO DE FALHAS COM FILTRO DE KALMAN UNSCENTED AUMENTADO PARA UM SISTEMA DE TRÊS TANQUES

ARLLEM DE OLIVEIRA FARIAS*, JONATHAS GREGÓRIO KERBER*, RENAN LANDAU PAIVA DE MEDEIROS*, IURY VALENTE DE BESSA*

*Universidade Federal do Amazonas
Av. General Rodrigo Octávio, 6200, 69080-900
Manaus, Amazonas, Brasil

Emails: arllemfarias@ufam.edu.br, jonathas.kerber@gmail.com, renanlandau@ufam.edu.br, iurybessa@ufam.edu.br

Abstract— This paper presents a model based fault estimation strategy. The strategy presented is applied to the benchmark of the three-tank system and uses an unscented Kalman filter bank with augmented state vector to perform the fault estimation in actuators, plant and sensors. For this purpose, the nonlinear dynamic model of the three-tank system, discretized by the Euler method, is used, and the fault model is obtained where the faults are described additively. Tests with abrupt, incipient and simultaneous faults are performed in a simulated environment and the obtained results indicated that the presented strategy is able to estimate most of the faults that affect the system.

Keywords— unscented Kalman filter, fault detection and isolation, fault estimation, three-tank system.

Resumo— Este artigo apresenta uma estratégia de estimação de falhas baseada em modelo. A estratégia apresentada é aplicada ao *benchmark* do sistema de três tanques e utiliza um banco de filtros de Kalman *unscented* com vetor de estados aumentados para realizar a estimação de falhas nos atuadores, planta e sensores do sistema. Para isso, utiliza-se o modelo dinâmico não linear do sistema de três tanques, discretizado pelo método de Euler, acrescido da representação de falhas escritas de forma aditiva ao modelo. Testes com falhas abruptas, incipientes e simultâneas foram realizados em ambiente simulado e os resultados obtidos mostram que a estratégia apresentada é capaz estimar a maior parte das falhas que acomete o sistema.

Palavras-chave— filtro de Kalman unscented, detecção e isolamento de falhas, estimação de falhas, sistema de três tanques.

1 Introdução

A complexidade e o custo de sistemas industriais vêm crescendo continuamente com o avanço da tecnologia, juntamente a isso, a demanda por segurança e confiabilidade vem se tornando um requisito cada vez maior no projeto e controle desses sistemas (Gao et al., 2015). Desta forma, técnicas capazes de detectar e isolar possíveis falhas ocorridas no sistema monitorado, tornam-se mecanismos atraentes para assegurar um bom funcionamento e evitar a progressão para um estado mais danoso, que leve a grandes perdas materiais ou humanas. Dentro desse contexto, o *benchmark* do sistema de três tanques (Heiming and Lunze, 1999), por se tratar de um sistema híbrido que permite a simulação de diferentes cenários de falhas, vem sendo amplamente utilizado para validar diversas técnicas de detecção e isolamento de falhas (FDI - *Fault Detection and Isolation*), como as mostradas em (Khan et al., 2010; Dhaou et al., 2017; Li et al., 2018).

Estratégias de FDI podem ser implementadas a partir de mecanismos de redundância analítica obtidos por meio de modelos matemáticos do sistema ou de dados obtidos através de sensores. As estratégias de FDI baseadas em modelo (Gao et al., 2015), portanto, caracterizam-se pela exigência de um modelo matemático que descreva de forma satisfatória a dinâmica do sistema

sob análise. De modo geral, estratégias baseadas em modelo utilizam a redundância analítica para gerar sinais de resíduos que, posteriormente, são analisados por meio de técnicas de avaliação residual para que, por fim, se possa realizar a extração de características e efetuar a detecção e isolamento de falhas (Mendonça et al., 2008; Rostampour et al., 2017; Bouallegue et al., 2017). Outra abordagem consiste em utilizar o modelo matemático do sistema para realizar a estimação de falhas, como as mostradas em (Hmida et al., 2012; Maa-lej et al., 2014; Ding and Fang, 2017). Neste caso, a ocorrência da falha e sua intensidade são diretamente estimadas sem mecanismos de geração e avaliação residual.

Neste trabalho, apresenta-se uma abordagem de estimação de falhas aplicada a um sistema de três tanques acoplados. A abordagem apresentada baseia-se no filtro de Kalman *unscented* (UKF - *Unscented Kalman Filter*) e utiliza o modelo não linear do sistema de três tanques para realizar a estimação de falhas nos atuadores, planta e sensores do sistema. Simulações são realizadas no software MATLAB, em cenários com falhas abruptas, incipientes e simultâneas, com o objetivo de validar e avaliar a metodologia apresentada.

O restante deste trabalho está organizado do seguinte modo: a Seção 2 descreve a abordagem desenvolvida para implementar estratégias de FDI

baseadas em UKF aumentado (AUKF - *Augmented UKF*); na Seção 3 é realizada a descrição e modelagem do sistema de três tanques; na Seção 4, realiza-se a modelagem de falhas no sistema; na Seção 5 é descrita a estratégia de FDI proposta; na Seção 6 é realizado a validação da abordagem proposta por meio de simulações; e por fim, na Seção 7 são realizadas discussões sobre os resultados obtidos, apresentando as contribuições deste trabalho.

2 Metodologia de desenvolvimento e implementação da estratégia de estimação de falhas baseada em AUKFs

A metodologia de desenvolvimento da estratégia de FDI apresentada neste artigo, pode ser dividida em dois ciclos de execução: ciclo offline e ciclo online, conforme ilustra a Figura 1. O ciclo offline inicia-se obtendo o modelo discreto (ou discretizado) do sistema em espaço de estados, onde as falhas devem ser inseridas aditivamente ao modelo. Feito isso, escreve-se as equações obtidas na forma de estados aumentados e determina-se as matrizes de sintonia dos AUKFs. Já no ciclo online, obtêm-se as amostras medidas pelos sensores, aplica-se as equações de predição e correção do UKF, extrai os sinais indicadores de falhas e passa para o algoritmo de tomada de decisão, onde é determinada a detecção e isolamento de falhas.

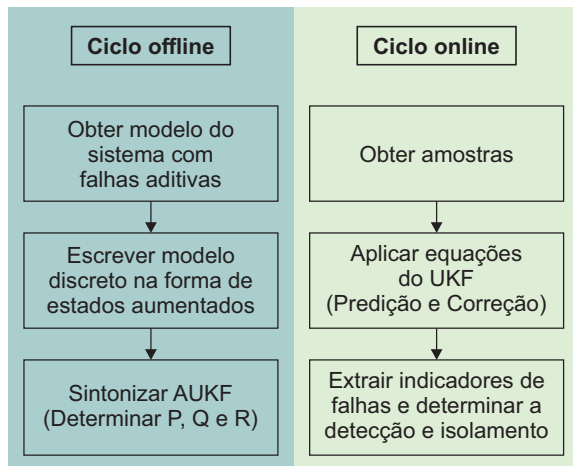


Figura 1: Ciclos da metodologia de FDI.

3 Descrição e modelagem do sistema de três tanques

O sistema consiste em três tanques cilíndricos interligados por meio de tubos que permitem a troca de fluidos entre os tanques em ambos os sentidos, conforme ilustra a Figura 2, onde as setas tracejadas indicam o sentido no qual o fluxo é considerado positivo.

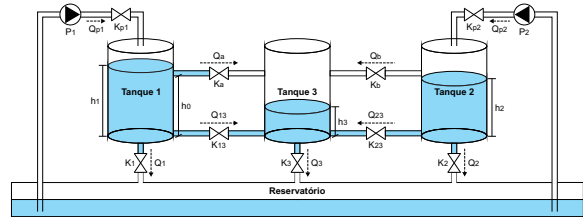


Figura 2: Sistema de três tanques.

Os tubos e válvulas que interligam os tanques na parte superior estão localizados a uma mesma altura h_0 e são denominados de tubos e válvulas de transmissão. Enquanto os da parte inferior são denominados de tubos e válvulas de conexão. Na base de cada tanque estão os fluxos de saída de sistema que, assim como os fluxos nos tubos que interligam os tanques, também são controlados por meio de válvulas ON/OFF, podendo assumir apenas dois estados: completamente aberta ($K = 1$), ou completamente fechada ($K = 0$). Os tanques 1 e 2 recebem fluxo constante de líquido fornecido pelas bombas independentes P_1 e P_2 , cujos fluxos são controlados pelas válvulas K_{P_1} e K_{P_2} , respectivamente.

O fluxo volumétrico (ou vazão) nos tubos de transmissão, conexão e saída do sistema podem ser determinados por:

$$Q = K\mu Sv \quad (1)$$

onde, K é o estado da válvula de controle de fluxo, μ é o fator de correção de fluxo, S a seção transversal do tubo de escoamento, e v a velocidade de escoamento do fluido.

Pela equação de Torricelli, sabe-se que a velocidade de escoamento na base de um tanque cilíndrico é $v = \sqrt{2gh}$ (Nussenzweig, 2002), onde g é o módulo da aceleração da gravidade, e h é o nível do fluido dentro do tanque. Logo, o fluxo de saída do tanque i pode ser determinado por:

$$Q_i = K_i\mu S\sqrt{2gh_i}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (2)$$

Os fluxos de transmissão e de conexão, no entanto, possuem v variável em módulo e em sentido. Desta maneira, pode-se reescrever a equação (2) na seguinte forma:

$$Q_{ij} = K_{ij}\mu S \cdot \text{sgn}(h_i - h_j) \sqrt{2g|h_i - h_j|} \quad (3)$$

onde, Q_{ij} é o fluxo de conexão observado entre os tanques i e j , $|h_i - h_j|$ representa o módulo da diferença de nível entre os tanques i e j , e a função $\text{sgn}(\cdot)$ é definida por:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq 0 \\ -1, & \text{se } x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Os fluxos de transmissão Q_a e Q_b dependem da relação entre os níveis h_1 , h_2 , h_3 e a altura h_0 . De maneira geral, Q_a e Q_b são expressos por:

$$Q_a = K_a\mu S \cdot \text{sgn}(\Delta h_a) \sqrt{2g|\Delta h_a|} \quad (5)$$

$$Q_b = K_b \mu S \cdot \text{sgn}(\Delta h_b) \sqrt{2g|\Delta h_b|} \quad (6)$$

onde, Δh_a e Δh_b variam de acordo com o cenário no qual se encontram os níveis dos tanques, conforme ilustra a Tabela 1.

Tabela 1: Cenários para os fluxos de transmissão.

Cenários			Δh_a	Δh_b
$h_1 \leq h_0$	$h_2 \leq h_0$	$h_3 \leq h_0$	0	0
$h_1 \leq h_0$	$h_2 \leq h_0$	$h_3 > h_0$	$h_0 - h_3$	$h_0 - h_3$
$h_1 \leq h_0$	$h_2 > h_0$	$h_3 \leq h_0$	0	$h_2 - h_3$
$h_1 \leq h_0$	$h_2 > h_0$	$h_3 > h_0$	$h_0 - h_3$	$h_2 - h_3$
$h_1 > h_0$	$h_2 \leq h_0$	$h_3 \leq h_0$	$h_1 - h_0$	0
$h_1 > h_0$	$h_2 \leq h_0$	$h_3 > h_0$	$h_1 - h_3$	$h_0 - h_3$
$h_1 > h_0$	$h_2 > h_0$	$h_3 \leq h_0$	$h_1 - h_0$	$h_2 - h_0$
$h_1 > h_0$	$h_2 > h_0$	$h_3 > h_0$	$h_1 - h_3$	$h_2 - h_3$

Finalmente, admitindo-se $\beta = \mu S \sqrt{2g}$, obtêm-se o conjunto de equações (7), que descreve os fluxos dos sistema de três tanques da Figura 2.

$$\begin{cases} Q_a = K_a \beta \text{sgn}(\Delta h_a) \sqrt{|\Delta h_a|} \\ Q_b = K_b \beta \text{sgn}(\Delta h_b) \sqrt{|\Delta h_b|} \\ Q_{13} = K_{13} \beta \text{sgn}(h_1 - h_3) \sqrt{|h_1 - h_3|} \\ Q_{23} = K_{23} \beta \text{sgn}(h_2 - h_3) \sqrt{|h_2 - h_3|} \\ Q_1 = K_1 \beta \sqrt{h_1} \\ Q_2 = K_2 \beta \sqrt{h_2} \\ Q_3 = K_3 \beta \sqrt{h_3} \end{cases} \quad (7)$$

3.1 Modelo dinâmico do sistema

A taxa de variação do volume, $\dot{V}$, dentro de um tanque cilíndrico com área da seção transversal A , pode ser obtida pela equação (8), onde $\dot{h}$ é a taxa de variação do nível de líquido, enquanto Q_{in} e Q_{out} correspondem aos fluxos de entrada e saída do tanque, respectivamente.

$$\dot{V} = A \cdot \dot{h} = \sum Q_{in} - \sum Q_{out} \quad (8)$$

Aplicando a equação (8) em cada tanque do sistema, obtêm-se as seguintes expressões:

$$\dot{h}_1 = \frac{1}{A} K_{P_1} Q_{P_1} - \frac{1}{A} (Q_a + Q_{13} + Q_1) \quad (9)$$

$$\dot{h}_2 = \frac{1}{A} K_{P_2} Q_{P_2} - \frac{1}{A} (Q_b + Q_{23} + Q_2) \quad (10)$$

$$\dot{h}_3 = \frac{1}{A} (Q_{13} + Q_{23} + Q_a + Q_b) - \frac{1}{A} Q_3 \quad (11)$$

Assumindo que os vetores de entradas e estados do sistema sejam, respectivamente, $u = [K_{P_1} Q_{P_1} \ K_{P_2} Q_{P_2}]^T$ e $x = [h_1 \ h_2 \ h_3]^T$, pode-se reescrever as equações (9)–(11) na seguinte forma compacta:

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} p_1(x) \\ p_2(x) \\ p_3(x) \end{bmatrix} + \frac{1}{A} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} u \quad (12)$$

onde,

$$p_1(x) = -\frac{1}{A} Q_a - \frac{1}{A} Q_{13} - \frac{1}{A} Q_1 \quad (13)$$

$$p_2(x) = -\frac{1}{A} Q_b - \frac{1}{A} Q_{23} - \frac{1}{A} Q_2 \quad (14)$$

$$p_3(x) = \frac{1}{A} Q_{13} + \frac{1}{A} Q_{23} + \frac{1}{A} Q_a + \frac{1}{A} Q_b - \frac{1}{A} Q_3 \quad (15)$$

3.2 Definição do estudo de caso

Neste trabalho, os estados das válvulas de controle de fluxo do sistema da Figura 2 serão definidos conforme a seguir:

$$K_{P_1} = K_{P_2} = K_{13} = K_{23} = K_3 = 1 \quad (16)$$

$$K_a = K_b = K_1 = K_2 = 0 \quad (17)$$

caracterizando um cenário onde a equação dinâmica do sistema se resume ao modelo mostrado na equação (18).

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -Q_{13} \\ -Q_{23} \\ Q_{13} + Q_{23} - Q_3 \end{bmatrix} + \frac{1}{A} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Considerando-se sensores de níveis em cada um dos tanques, bem como sensores monitorando os fluxos de transmissão, de conexão, de entrada, e de saída, pode-se determinar a equação (19) para descrever a saída do modelo do sistema.

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \\ y_7 \\ y_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ 0 \\ 0 \\ Q_{13} \\ Q_{23} \\ Q_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

4 Modelagem da falhas

Para possibilitar a estimação de falhas é necessário que o modelo descrito pelas equações (18)–(19) apresente o efeito das falhas no sistema. Para uma abordagem baseada em AUKF é necessário que o modelo incorpore falhas de maneira aditiva, isto é, o modelo deve ser reescrito na forma das equações (20)–(21), onde as matrizes F_x e F_y indicam o efeito das falhas, respectivamente, na equação dinâmica e de saída do sistema (Ding, 2008). O vetor f é denominado vetor de falhas e indica a magnitude de cada falha modelada.

$$\dot{x} = p(x) + Bu + F_x f \quad (20)$$

$$y = g(x) + Du + F_y f \quad (21)$$

Seja f_i um elemento do vetor f , onde $f_i \in [0, 1]$, se $f_i = 1$, então a i -ésima falha ocorre com máxima magnitude, se $f_i = 0$, então a i -ésima falha não ocorre no sistema. A Tabela 2 mostra as falhas modeladas para o cenário descrito nas Equações (16)–(17), onde assume-se que as respectivas falhas podem surgir de forma abrupta ou incipiente (Isermann, 2006).

Tabela 2: Falhas modeladas no sistema.

Falha	Descrição
f_1	Falha no atuador do tanque 1
f_2	Falha no atuador do tanque 2
f_3	Fluxo de fuga Q_a
f_4	Fluxo de fuga Q_b
f_5	Bloqueio do fluxo Q_{13}
f_6	Bloqueio do fluxo Q_{23}
f_7	Vazamento no tanque 1
f_8	Vazamento no tanque 2
f_9	Bloqueio do fluxo Q_3
f_{10}	Falha no sensor de nível do tanque 1
f_{11}	Falha no sensor de nível do tanque 2
f_{12}	Falha no sensor de nível do tanque 3
f_{13}	Falha no sensor de fluxo u_1
f_{14}	Falha no sensor de fluxo u_2
f_{15}	Falha no sensor de fluxo Q_{13}
f_{16}	Falha no sensor de fluxo Q_{23}
f_{17}	Falha no sensor de fluxo Q_3

Das 17 falhas modeladas no sistema e descritas na Tabela 2, duas (f_1 e f_2) são falhas em atuadores, sete (f_3 à f_9) são falhas na planta e as demais (f_{10} à f_{17}) são falhas em sensores. O vetor de falhas e as matrizes F_x e F_y podem ser decompostos em três para melhor análise do efeito de cada falha no sistema:

$$F_x f \equiv [F_{x_a} \ F_{x_p} \ F_{x_s}] \begin{bmatrix} f_a \\ f_p \\ f_s \end{bmatrix} = F_{x_a} f_a + F_{x_p} f_p + F_{x_s} f_s \quad (22)$$

$$F_y f \equiv [F_{y_a} \ F_{y_p} \ F_{y_s}] \begin{bmatrix} f_a \\ f_p \\ f_s \end{bmatrix} = F_{y_a} f_a + F_{y_p} f_p + F_{y_s} f_s \quad (23)$$

onde f_a , f_p e f_s são, respectivamente, os vetores de falhas nos atuadores, na planta e nos sensores, cujos efeitos na dinâmica e na saída são representados por F_{x_a} , F_{x_p} , F_{x_s} , F_{y_a} , F_{y_p} e F_{y_s} .

4.1 Falhas nos atuadores

As falhas f_1 e f_2 alteram o funcionamento do atuador e são modeladas por meio de atenuações no sinal de controle. As matrizes F_{x_a} e F_{y_a} são descritas nas equações (24)–(25).

$$F_{x_a} = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -u_1 & 0 \\ 0 & -u_2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$F_{y_a} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -u_1 & 0 \\ 0 & -u_2 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (25)$$

4.2 Falhas na planta

As falhas de bloqueio f_5 , f_6 e f_9 reduzem os fluxos nos tubos em que ocorrem, enquanto, os vazamentos f_3 , f_4 , f_7 e f_8 produzem fluxos de fuga no sistema. As matrizes F_{x_p} e F_{y_p} que modelam

os efeitos dessas falhas estão descritas nas equações (26)–(27).

$$F_{x_p} = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -Q_a & 0 & Q_{13} & 0 & -Q_1 & 0 & 0 \\ 0 & -Q_b & 0 & Q_{23} & 0 & -Q_2 & 0 \\ Q_a & Q_b & -Q_{13} & -Q_{23} & 0 & 0 & Q_3 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$F_{y_p} = - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Q_{13} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & Q_{23} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_3 \end{bmatrix} \quad (27)$$

4.3 Falhas nos sensores

As falhas f_{10} – f_{17} alteram os valores lidos pelos sensores, desta forma, elas não afetam a equação dinâmica ($F_{x_s} = 0$). O efeito dessas falhas sobre as medidas dos sensores é modelada através da matriz F_{y_s} descrita na equação (28).

$$F_{y_s} = - \begin{bmatrix} x_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & x_2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & x_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & u_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & u_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_{13} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_{23} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & Q_3 \end{bmatrix} \quad (28)$$

5 Estimação de falhas com AUKF

O UKF, proposto por Julier et al. (1995), utiliza a transformada *unscented* (Julier and Uhlmann, 1996) para caracterizar uma função de densidade de probabilidade por meio de média e variância, e assim, aplicá-la a problemas de filtragem de dados em sistemas não lineares de tempo discreto. De modo geral, o UKF estima o valor das variáveis de estados, de saídas, e das matrizes de covariância do sistema para, posteriormente, usá-las na etapa de correção do filtro de Kalman.

5.1 Modelo discreto aumentado

O UKF dispensa o uso de um modelo linearizado do sistema. Apesar disso, faz-se necessário o uso de um modelo discretizado, que para este trabalho, é obtido por meio do método de aproximação de Euler com tempo de amostragem $T = 0.1s$. Esse novo modelo é então manipulado de modo que o vetor de falhas seja concatenado ao vetor de estados, formando o vetor de estados aumentados, $\bar{x} = [x, f]^T$. O modelo aumentado do sistema é, então, definido por:

$$\begin{bmatrix} x_{k+1} \\ f_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + T \cdot p(x_k) & T \cdot F_x^k \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ f_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T \cdot B \\ 0 \end{bmatrix} u_k \quad (29)$$

$$y_k = \begin{bmatrix} g(x_k) & F_y^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ f_k \end{bmatrix} + D u_k \quad (30)$$

onde, T é o tempo de amostragem e I é a matriz identidade de tamanho apropriado.

5.2 Arquitetura da estratégia de FDI

A arquitetura de FDI proposta consiste em um banco de AUKFs composto por três filtros independentes organizados em um arranjo paralelo, seguido de um algoritmo de tomada de decisão, conforme representado na Figura 3. Os filtros são projetados usando o modelo aumentado descritos nas equações (29)–(30), que utilizam como base o modelo do sistema de três tanques mostrado nas equações (18)–(19). O AUKF1 é projetado para estimar falhas nos atuadores ($\hat{f}_a$) e suas matrizes de falhas são reduzidas a $F_x = F_{x_a}$ e $F_y = F_{y_a}$. De maneira similar, os filtros AUKF2 e AUKF3 são projetados para estimar falhas na planta ($\hat{f}_p$) e nos sensores ($\hat{f}_s$) e reduzem as suas matrizes de falhas a $F_x = F_{x_p}$ e $F_y = F_{y_p}$, e $F_x = F_{x_s}$ e $F_y = F_{y_s}$, respectivamente.

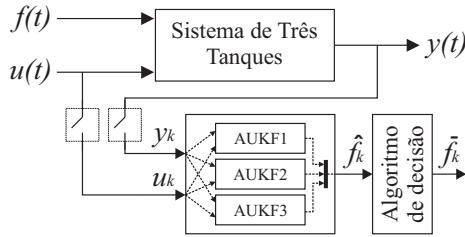


Figura 3: Arquitetura da estratégia de FDI.

Para o algoritmo de decisão, divide-se o plano 2D em quatro regiões, conforme ilustra a Figura 4. Os limiares th_1 , th_2 e th_3 escolhidos para cada falha estimada estão definidos na Tabela 3, onde se as falhas estimadas pelos AUKFs estiverem dentro da região 1, então considera-se que nenhuma falha foi detectada e o sistema encontra-se livre de falhas. Caso haja saídas nas regiões 2 ou 4, considera-se a ocorrência (detecção) de alguma falha no sistema. E havendo uma saída na região 3, então considera-se a detecção e um possível isolamento da falha ocorrida.

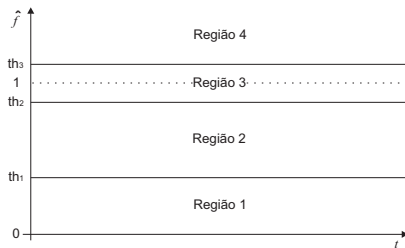


Figura 4: Regiões delimitadas pelos thresholds.

É importante salientar que a notação $\bullet$ é usada para representar a falha estimada pelo banco de filtros.

5.3 Sintonia do banco de filtros

O processo de sintonia do banco de filtros, consiste na escolha das matrizes de covariância P , Q e R

para cada AUKF presente no banco. O valor inicial de P está diretamente associado ao tempo de convergência da estimativa de falhas para o valor desejado. A matriz Q reflete o grau de confiança que se tem no modelo utilizado para implementar o filtro. Por sua vez, a matriz R reflete o grau de ruído nas medições realizadas por sensores.

A sintonia dos filtros de Kalman, dependem essencialmente dos valores definidos para Q e R que, geralmente, são matrizes diagonais de valores fixos. Para tal, pode-se assumir que Q é uma matriz diagonal, cujos elementos da diagonal principal são as variâncias dos erros de predição de um passo à frente, obtidos utilizando o modelo do sistema (Aguirre, 2015). Para R , pode-se assumir uma matriz diagonal, cujos elementos não nulos são as variâncias dos sensores do sistema.

Deve-se notar que tais estratégias fornecem aproximações razoáveis para Q e R , no entanto, por via de regra se fará necessário realizar um ajuste fino (de forma manual) para que se obtenha uma melhor sintonia. A dificuldade no processo de sintonia intensifica-se quando se trata de modelos com estados aumentados, pois a técnica mencionada anteriormente pode não ser eficiente para a obtenção de uma sintonia inicial para o filtro. Dessa forma, as matrizes de sintonia obtidas para o banco de filtros da Figura 3 são:

- AUKF1:

$$P = \begin{bmatrix} 2,0 \cdot 10^{-4} I_3 & 0 \\ 0 & 9,0 \cdot 10^{-3} I_2 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 2,0 \cdot 10^{-4} I_3 & 0 \\ 0 & 7,5 \cdot 10^{-3} I_2 \end{bmatrix}$$

$$R = 6 \cdot 10^{-8} I_8$$

- AUKF2:

$$P = \begin{bmatrix} 2,0 \cdot 10^{-4} I_3 & 0 \\ 0 & 9,0 \cdot 10^{-3} I_7 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 2,0 \cdot 10^{-4} I_3 & 0 \\ 0 & 8,0 \cdot 10^{-7} I_7 \end{bmatrix}$$

$$R = 6 \cdot 10^{-10} I_8$$

- AUKF3:

$$P = \begin{bmatrix} 4,0 \cdot 10^{-4} I_3 & 0 & 0 \\ 0 & 4,0 I_3 & 0 \\ 0 & 0 & 5,0 I_5 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 8,0 \cdot 10^{-4} I_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1,5 I_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,85 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3,5 \cdot 10^{-2} I_5 \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} 6,0 \cdot 10^{-12} I_3 & 0 \\ 0 & 6,0 \cdot 10^{-9} I_5 \end{bmatrix}$$

6 Avaliação experimental

Para avaliar o desempenho da estratégia apresentada com falhas abruptas, incipientes e simultâneas, realiza-se uma série de simulações com o banco de filtros para os experimentos descrito na Tabela 4, onde em todos os cenários utiliza-se um período de amostragem de 0.1s. Como métrica de avaliação, use-se o índice de detecção de falhas (FDR - *Fault Detection Rate*), que indica a probabilidade de uma falha ser detectada dado sua

Tabela 3: *Thresholds* para as falhas estimadas.

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}	f_{14}	f_{15}	f_{16}	f_{17}
th_1	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.30	0.30	0.30	0.80	0.80	0.80	0.20	0.60	0.60	0.60	0.60
th_2	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.95	0.95	0.95	0.90	0.90	0.92	0.92	0.92
th_3	1.08	1.08	1.08	1.08	1.08	1.08	1.08	1.08	1.08	1.05	1.05	1.05	1.10	1.10	1.08	1.08	1.08

ocorrência; e o índice de falsos alarmes (FAR - *False Alarm Rate*), que corresponde a probabilidade de uma falha ser detectada sem a mesma ter ocorrido (Ding, 2008).

Tabela 4: Falhas atuantes em cada experimento.

	Cenário	Falha	Tipo	Início	Fim
Exp.1	1	f_1	Abrupta	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	2	f_6	Abrupta	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	3	f_{10}	Abrupta	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	4	f_{17}	Abrupta	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
Exp.2	1	f_1	Incipiente	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	2	f_9	Incipiente	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	3	f_{12}	Incipiente	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	4	f_{15}	Incipiente	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
Exp.3	1	f_{11}	Abrupta	$3 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
		f_2	Abrupta	$4 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	2	f_6	Incipiente	$4 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
		f_8	Incipiente	$5 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	3	f_{10}	Abrupta	$5 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
		f_{17}	Abrupta	$7 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
	4	f_{10}	Incipiente	$2 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$
		f_{15}	Incipiente	$4 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$

Experimento 1: tem como objetivo avaliar a resposta da estratégia de FDI para falhas abruptas. Os resultados para este experimento estão mostrados na Figura 5, onde é possível notar que a falha estimada converge rapidamente para o valor desejado. A Tabela 5 mostra os valores de FDR e FAR calculados para cada falha modelada no sistema, onde considera-se as regiões definidas na Figura 4 e admite-se que uma falha é detectada quando o valor estimado pelo filtro encontra-se dentro da região 3.

Tabela 5: FDR e FAR para falhas abruptas.

Falha	Início	Fim	FDR	FAR
f_1	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9994	0.9999
f_2	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9997	0.9999
f_3	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.0507
f_4	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.0055
f_5	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9997	0.9999
f_6	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9997	0.9998
f_7	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.9881
f_8	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.8618
f_9	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9997	0.9999
f_{10}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9999	0
f_{11}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9999	0
f_{12}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9997	0.0314
f_{13}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9995	0.0591
f_{14}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9995	0.0783
f_{15}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9999	0.9990
f_{16}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9999	0.9990
f_{17}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.9998	0.9997

Analisando os dados da Tabela 5 é possível dizer que a estratégia de FDI proposta apresenta bom desempenho no processo de detecção de falhas (FDR próximo de 1), com exceção de falhas

de vazamentos (f_7 e f_8) e fluxos de fuga (f_3 e f_4), cujos FDRs são zeros. Tal deficiência ocorre devido ao efeito ocasionado por essas falhas, ser similar ao efeito gerado quando há aumento no fluxo de escoamento dos tanques, pois ambos causam variações nos níveis do sistema. Quanto ao isolamento de falhas, pode-se dizer que o sistema FDI é capaz de isolar as falhas f_{10} , f_{11} – f_{14} , pois para tais falhas o valor do FDR está próximo de 1, enquanto o valor do FAR é igual ou próximo de 0.

Experimento 2: tem como objetivo avaliar a resposta da estratégia de FDI para falhas incipientes. Os resultados para este experimento estão mostrados na Figura 6, onde os sinais de falhas incipientes (em azul tracejado) foram gerados de tal forma que o tempo de subida até a falha atingir sua máxima magnitude, corresponda aproximadamente à metade do tempo de duração da falha. Portanto, o FDR para este experimento nunca chegará próximo de 1, pois a resposta da estratégia de FDI levará aproximadamente metade do tempo de duração da falha até que a mesma adentre na região região 3, onde a falha é considerada detectada. Desta forma, considera-se bons valores de FDR os valores que se encontrem em torno de 0.5. A Tabela 6 mostra os valores de FDR e FAR calculados para cada falha modelada no sistema

Tabela 6: FDR e FAR para falhas incipientes.

Falha	Início	Fim	FDR	FAR
f_1	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5253	0.5504
f_2	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5422	0.5504
f_3	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.0292
f_4	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.0005
f_5	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5394	0.5268
f_6	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5396	0.5251
f_7	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.5903
f_8	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0	0.4968
f_9	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5396	0.5685
f_{10}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5720	0.0100
f_{11}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5978	0.0134
f_{12}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5951	0.0409
f_{13}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5513	0.0663
f_{14}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5512	0.1279
f_{15}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5593	0.5405
f_{16}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5501	0.5593
f_{17}	$6 \cdot 10^4 s$	$10 \cdot 10^4 s$	0.5741	0.5397

De forma semelhante ao que ocorre nos cenários com falhas abruptas (Tabela 5), também ocorre nos cenários com falhas incipientes, diferenciando-se apenas no tempo que a estratégia de FDI leva para detectar a falha ocorrida, ou seja, no tempo que a falha estimada pelo banco de filtros leva para atingir a região 3.

Experimento 3: tem como objetivo avaliar a resposta da estratégia de FDI para falhas simultâneas. Os resultados para este experimento estão mostrados na Figura 7, onde é observado os mesmos resultados obtidos nos experimentos 1 e 2, mostrando que o banco de filtros processa e estima as falhas simultâneas de forma independente.

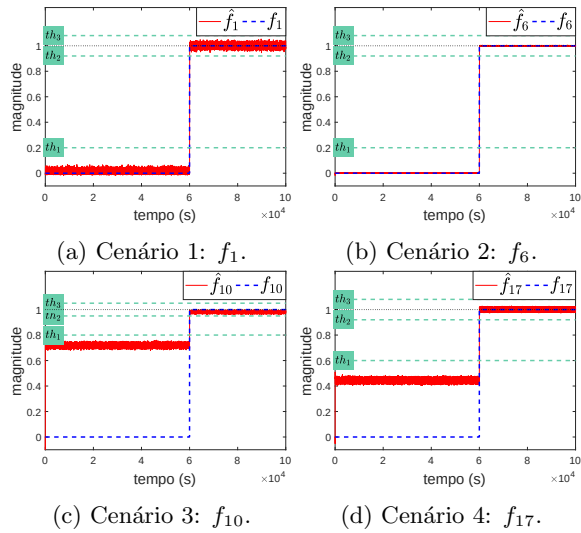


Figura 5: Respostas para as falhas abruptas do experimento 1.

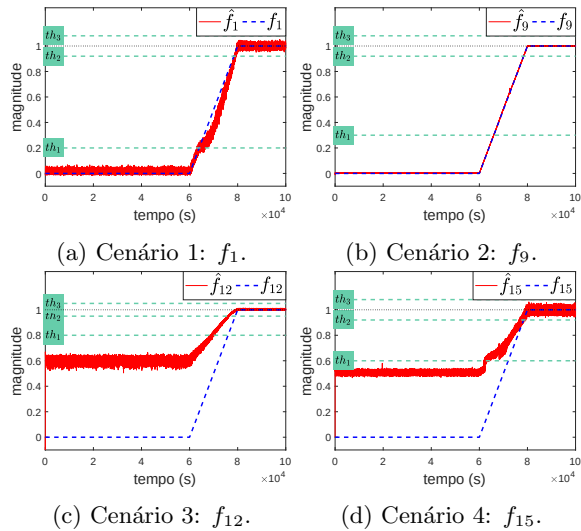


Figura 6: Respostas para as falhas incipientes do experimento 2.

7 Conclusões

A metodologia proposta utiliza o modelo de estados aumentados para implementar um banco de filtros de Kalman *unscented* que utilizam o modelo não linear de um sistema de três tanques para realizar a estimação de falhas. Esta é a principal contribuição deste trabalho, pois a maioria das estratégias de FDI baseadas em modelos, realizam

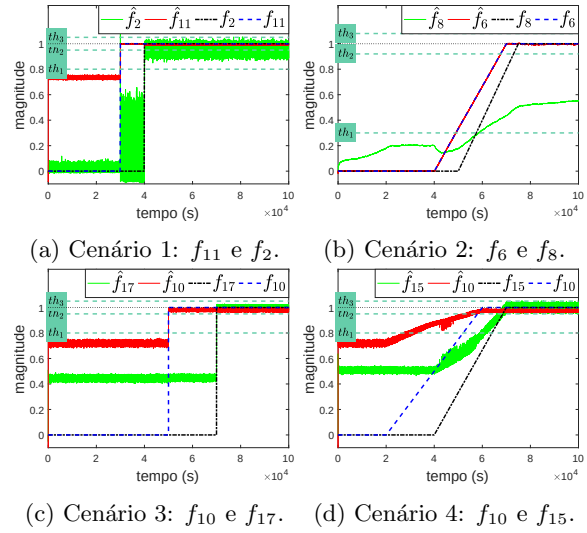


Figura 7: Respostas para as falhas simultâneas do experimento 3.

o diagnóstico de falhas a partir da análise de sinais de resíduos, ou realizam a estimação de falhas a partir de modelos lineares ou linearizados em torno de algum ponto de operação.

Na análise dos resultados obtidos, nota-se que a estratégia de FDI é capaz de detectar grande parte das falhas modeladas, com exceção das falhas decorrentes de vazamentos nos tanques (f_7 e f_8) e das falhas oriundas de fluxos de fuga (f_3 e f_4). Quanto ao isolamento de falhas, a estratégia de FDI apresenta certas dificuldades em realizar esta tarefa, pois como os filtros do banco recebem e processam os mesmos sinais obtidos a partir do sistema de três tanques, então cada filtro tenta dar uma explicação para o conjunto de sinais recebidos, tomando como base de conhecimento o modelo de falhas utilizado em sua implementação. Logo, espera-se ter um alto nível de falsos positivos nas respostas da estratégia de FDI. Analisando os dados mostrados nas Tabelas 5 e 6, pode-se dizer que a estratégia de FDI proposta é capaz de isolar falhas abruptas e incipientes nos três sensores de níveis (f_{10} – f_{12}) e nos sensores de fluxo u_1 (f_{13}) e u_2 (f_{14}) do sistema, devido ao alto valor de FDR e baixo valor de FAR que estas falhas apresentam.

Deve-se perceber que a sintonia do banco de filtros é realizada de maneira particular ao sistema abordado neste trabalho, assim, para todos os efeitos, a sintonia do banco de filtros deve ser realizada novamente para casos de filtragem de dados ou estimação de estados.

Referências

- Aguirre, L. A. (2015). *Introdução à identificação de sistemas – técnicas lineares e não lineares: teoria e aplicação*, 4ª edn, Editora UFMG, Belo Horizonte.

- Bouallegue, W., Bouslama, S. and Tagina, M. (2017). Robust fault detection and isolation in bond graph modelled processes with bayesian networks, *International Journal of Computer Applications in Technology* **55**(1): 46–54.
- Dhaou, O., Sidhom, L., Chihi, I. and Abdlekrim, A. (2017). Inputs estimator for actuator faults detection, *Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), 2017 International Conference on*, IEEE, pp. 367–372.
- Ding, B. and Fang, H. (2017). Improved fault detection and estimation for nonlinear stochastic system with abrupt faults, *Control And Decision Conference (CCDC), 2017 29th Chinese*, IEEE, pp. 6480–6485.
- Ding, S. X. (2008). *Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools*, Springer Science & Business Media.
- Gao, Z., Cecati, C. and Ding, S. X. (2015). A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques? Part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches, *IEEE Transactions on Industrial Electronics* **62**(6): 3757–3767.
- Heiming, B. and Lunze, J. (1999). Definition of the three-tank benchmark problem for controller reconfiguration, *European Control Conference (ECC), 1999*, IEEE, pp. 4030–4034.
- Hmida, F. B., Khémiri, K., Ragot, J. and Gossa, M. (2012). Three-stage kalman filter for state and fault estimation of linear stochastic systems with unknown inputs, *Journal of the Franklin Institute* **349**(7): 2369–2388.
- Isermann, R. (2006). *Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance*, Springer Science & Business Media.
- Julier, S. J. and Uhlmann, J. K. (1996). A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions, *Technical report*, Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford.
- Julier, S. J., Uhlmann, J. K. and Durrant-Whyte, H. F. (1995). A new approach for filtering nonlinear systems, *American Control Conference, Proceedings of the 1995*, Vol. 3, IEEE, pp. 1628–1632.
- Khan, A., Ding, S., Chihaiia, C., Abid, M. and Chen, W. (2010). Robust fault detection in nonlinear systems: a three-tank benchmark application, *Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol), 2010 Conference on*, IEEE, pp. 347–352.
- Li, L., Ding, S. X., Peng, K., Han, H., Yang, Y. and Yang, X. (2018). A data-driven fault detection approach with performance optimization, *The Canadian Journal of Chemical Engineering* **96**(2): 507–514.
- Maalej, I., Abid, D. B. H., Rekik, C. and Derbel, N. (2014). Fuzzy augmented state kalman observer for fault and state estimation, *Systems, Signals & Devices (SSD), 2014 11th International Multi-Conference on*, IEEE, pp. 1–5.
- Mendonça, L. F., Sousa, J. M. and da Costa, J. S. (2008). Fault accommodation of an experimental three tank system using fuzzy predictive control, *Fuzzy Systems, 2008. FUZZ-IEEE 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, IEEE International Conference on, IEEE, pp. 1619–1625.
- Nussenzveig, H. M. (2002). *Curso de física básica 2: fluidos, oscilações, calor e ondas*, 4ª edn, Blucher, São Paulo.
- Rostampour, V., Ferrari, R. and Keviczky, T. (2017). A set based probabilistic approach to threshold design for optimal fault detection, *American Control Conference (ACC), 2017*, IEEE, pp. 5422–5429.