

SISTEMA DE DETEÇÃO E ISOLAÇÃO DE FALHAS UTILIZANDO FILTRO DE KALMAN

Eduardo O. Assumpção Filho
COORDENADORIA PARA PROJETOS ESPECIAIS
Horácio Nakata
INSTITUTO DE PESQUISAS ENERGÉTICAS E NUCLEARES

RESUMO

O presente trabalho descreve o desenvolvimento de técnica de detecção e isolação de falhas de sensores baseado na monitoração do filtro de Kalman na formulação estocástica estendida do comportamento de um pressurizador de uma planta nuclear. Os resultados obtidos de simulação de falhas mais frequentemente ocorrentes mostraram que o método apresentado tem grande confiabilidade e ao mesmo tempo é bastante econômico devido à simplicidade do modelamento computacional e à utilização de sensores não redundantes fisicamente.

INTRODUÇÃO

As ocorrências de anormalidades durante a operação de uma planta nuclear pode gerar situações de irreversibilidade se não forem detetadas em tempo devido. Por outro lado se o sistema de proteção for acionado com frequência por qualquer oscilação espúria por excessiva sensibilidade aos ruídos de operação a planta torna-se inviável do ponto de vista prático. Em plantas nucleares comerciais a técnica de redundância física para monitoração de parâmetros mais críticos é utilizada, isolando o sensor falho por meio de votação majoritária. Para aumentar a confiabilidade de detecção de falhas métodos baseados em análise estocástica de sinais tem sido desenvolvidos. O método de redundância funcional [1] procura substituir a redundância física evitando assim tantos gastos desnecessários como diminuindo o volume de instrumentação. O método de detecção conhecido como GLR (Generalised Likelihood Ratio method) [5] utiliza a razão de expectância de falhas do tipo previamente assumidas.

O primeiro método é eficiente porém apresenta como desvantagem a necessidade de se utilizar excessivo número de modelagem analítica no esforço para simular detetores redundantes, ao passo que o segundo método limita-se a acusar somente as falhas dos tipos assumidos previamente, e qualquer outro tipo de falha pode não ser detetado.

Portanto a obtenção de um método capaz de detetar qualquer tipo de falha e ao mesmo tempo simples em sua formulação analítica foi o objetivo primordial para o desenvolvimento do presente trabalho. O método é baseado na formulação da estimativa ótima de Kalman [3,4] para as variáveis de estado mais importantes de uma planta nuclear. A metodologia de detecção e isolação de falha de sensores cu de operação anormal da planta é desenvolvida a partir da análise estocástica do resíduo do filtro de Kalman aplicada ao modelo simplificado de um pressurizador do reator PWR. A calibração do detetor de falhas desenvolvido foi efetuada utilizando os resultados de medidas do circuito experimental Loft e os resultados obtidos em simulações numéricas mostraram bom desempenho para as falhas mais frequentemente encontradas em plantas nucleares.

FILTRO KALMAN

Os filtros de Kalman são estimadores estocásticos ótimos que levam em consideração a dinâmica do processo e o nível de incerteza das medidas. O processo é modelado por sistema de equações simplificadas e o sistema de medidas é modelado por sinais de entrada corrompidos por ruídos

gaussianos brancos.

Um filtro de Kalman para um processo que pode ser representado por uma equação diferencial linear com ruído discreto, pode ser formulado em forma matricial como:

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + B(t)u(t) + G(t)w(t) \quad (1)$$

onde

$x(t)$ = Vetor estado do sistema N-dimensional,
 $F(t)$ = Matriz da dinâmica do sistema,
 $B(t)$ = Matriz de controle do sistema,
 $G(t)$ = Matriz da incerteza da modelagem.
A eq.(1) pode ser escrita de forma simplificada pois $w(t)$ é considerado um ruído branco com média zero, i.é,

$$E\{w(t)\} = 0$$

$$E\{w(t)w^T(t')\} = Q(t) \delta(t - t')$$

isto equivale a dizer que no intervalo de tempo de nosso interesse não existe nenhuma correlação entre $w(t_i)$ e $w(t_j)$.

Asumimos também que as medidas do processo são feitas em pontos discretos e são modeladas pela equação:

$$z(t_i) = H(t_i)x(t_i) + v(t_i) \quad (2)$$

onde

$z(t)$ = vetor medida,
 $H(t)$ = matriz que relaciona as medidas com as variáveis de estado,
 $v(t)$ = vetor ruído gaussiano branco.

Durante a operação do filtro, após a obtenção de uma medida em t_{i-1} faz-se uma estimativa ótima da variável de

estado $x_{t_{i-1}}^+$ e da correspondente matriz covariância $P_{t_{i-1}}^+$.

Usando a equação de estado pode-se propagar a estimativa e a covariância até o instante t_i , onde uma nova medida e uma

nova estimativa $x_{t_i}^+$ e $P_{t_i}^+$ é efetuada.

Pode-se mostrar [4] que a estimativa ótima do vetor de estado x é dada por:

$$x_{t_i}^+ = x_{t_{i-1}}^- + K_i [z - Hx_{t_{i-1}}^-] \quad (3)$$

$$P_{t_i}^+ = [I - KH] \cdot P_{t_{i-1}}^- \quad (4)$$

onde

$$K = P_{t_{i-1}}^- H^T [H P_{t_{i-1}}^- H^T + R]^{-1}$$

R = matriz covariância do ruído da medida

z = vetor que contém o valor da medida

K = matriz ganho de Kalman

Através do cálculo de derivadas e integrais estocásticas pode-se mostrar [4] que o algoritmo de propagação é dado por:

$$x(t_i) = \phi(t_i, t_{i-1}) x(t_{i-1}^+) + \int_{t_{i-1}}^{t_i} \phi(t_i, t') B(t') U(t') dt' \quad (5)$$

$$P(t_i) = \phi(t_i, t_{i-1}) P(t_{i-1}^+) \phi^T(t_i, t_{i-1}) + \int_{t_{i-1}}^{t_i} \phi(t_i, t') G(t') Q(t') G^T(t') \phi^T(t_i, t') dt' \quad (6)$$

onde ϕ = matriz transição de estado

O filtro descrito acima está em modo estendido[3] visto que as matrizes ϕ e θ estão relacionadas às variáveis de estado através de equações de estado do sistema, que representam as aproximações adotadas para o comportamento do pressurizador. As equações são baseadas nas leis de conservação que assumem um estado de equilíbrio para o líquido e vapor dentro de uma mistura homogênea à temperatura de saturação dentro do pressurizador.

Define-se uma nova variável r , resíduo do filtro, como a diferença entre a medida observada, z , e a melhor estimativa desta, antes de sua entrada no filtro propriamente dito, ou seja

$$r(t_i) = z_i - Hx(t_i)$$

O resíduo definido acima é combinação linear de

variáveis corrompidas com ruídos gaussianos sendo portanto também gaussiano. O seu comportamento estocástico é portanto monitorado e conclusões importantes são deduzidas quanto à performance dos detectores de medida e da normalidade do processo.

MODELO DO PRESSURIZADOR

O filtro de Kalman para o desenvolvimento do método de detecção e isolamento de falhas é deduzido a seguir para um pressurizador de um reator PWR.

A construção do filtro parte das equações de estado do sistema a ser estudado. Considera-se que a água e o vapor presentes no interior do pressurizador encontram-se numa mistura homogênea em estado de saturação. O balanço de massa e energia dentro do volume do pressurizador [1] resulta nas equações:

$$\frac{\partial}{\partial t} M_T = W_f + W_s - W_e \quad (7a)$$

$$M_T \frac{\partial}{\partial t} h_p = \frac{V_p}{J} \frac{\partial}{\partial t} P_p + Q + W_f(h_f - h_p) + W_s(h_s - h_p) - W_e(h_e - h_p) \quad (7b)$$

Após algumas manipulações algébricas, obtém-se as equações da dinâmica do pressurizador dadas por:

$$\frac{\partial}{\partial t} P_p = \frac{v_p}{V_p \Omega} \left[v_p \cdot \frac{\partial h_p}{\partial x_p} \cdot (W_f + W_s - W_e) + \frac{\partial v_p}{\partial x_p} \cdot \Delta \right] \quad (8a)$$

$$\frac{\partial x_p}{\partial t} = - \frac{v_p}{V_p \Omega} \{ v_p \cdot (W_f + W_s - W_e) \cdot \left[\frac{\partial h_p}{\partial P_p} - \frac{v_p}{J} \right] + \frac{\partial v_p}{\partial P_p} \cdot \Delta \} \quad (8b)$$

onde

$$\Omega = \frac{\partial v_p}{\partial x_p} \left[\frac{\partial h_p}{\partial P_p} - \frac{v_p}{J} \right] - \frac{\partial h_p}{\partial x_p} \cdot \frac{\partial v_p}{\partial P_p}$$

$$\Delta = \frac{Q + W_f (h_f - h_p)}{M_T} + \frac{W_s (h_s - h_p) - W_e (h_e - h_p)}{M_T}$$

Outra variável de estado, dada a hipótese de mistura homogênea, é a temperatura da mistura. Como existe um atraso considerável devido ao sensor de temperatura a equação que rege a temperatura é modelada por meio de atraso linear simples dado por:

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{1}{\tau} (T_a - T) \quad (9)$$

onde T_a = Temperatura de saturação da mistura
 T = Temperatura indicada pelo termopar

DETECTOR DE FALHAS

A construção do detector de falhas é baseada no fato de que a sequência dos resíduos é uma sequência gaussiana branca com média zero e covariância

$$[H(t_j)P(t_j)H^T(t_j) + R(t_j)]^{-1} [4]$$

Durante a operação do filtro a sequência do resíduo pode ser monitorada e comparada contra a hipótese de gaussiana branca. Se a hipótese é confirmada regularmente até que em certo instante passa a ser violada consistentemente, pode-se deduzir que algo ocorreu no sistema real que invalida o modelo dentro do filtro. Se esta violação ocorre em apenas uma componente do vetor resíduo, podemos deduzir que o dispositivo que gerou esta componente do resíduo é a fonte de dificuldade, ou seja, existe uma falha neste dispositivo. Se por outro lado, dois ou mais sinais passarem a acusar desvio de normalidade, pode-se fortemente deduzir, dentro de probabilidade conhecida, que o sistema entrou em funcionamento anormal.

Para esta análise definimos uma função chamada "Likelihood function". Essencialmente, os sinais dos N resíduos mais recentes são examinados para determinar quando há um desvio da descrição estatística assumida em caso de não haver falha.

A teoria de teste de hipóteses estatísticas indica que

$$L_{Nk}(t_i) = \sum_{j=i-N+1}^i \ln f_{r_k}(t_i) \dots r_k(t_1) (\rho_j | \rho_{j-1} \dots \rho_1)$$

é uma boa escolha para detecção de falhas do sistema.

Se a sequência do resíduo é um conjunto de variáveis randômicas independentes com média zero podemos escrever

$$L_{Nk}(t_i) = c_k(t_i) - \frac{1}{2} \sum_{j=i-N+1}^i \frac{r_k^2(t_j)}{\sigma_k^2(t_j)} \quad (11)$$

onde c_k é um termo negativo independente das observações dos resíduos e $\sigma_k^2(t_j)$ é a estimativa da variância possível dos valores do resíduo k -ésimo baseado no fato de não haver falha. O valor $\frac{1}{\sigma_k^2(t_j)}$ pode ser avaliado pelo valor do

k -ésimo termo da diagonal de $[H(t_j)P(t_j)H^T(t_j) + R(t_j)]^{-1}$, uma matriz já computada pelo filtro.

Se $r_k^2(t_j)$ fica substancialmente maior que $\sigma_k^2(t_j)$ das N mais recentes amostras, $L_{Nk}(t_j)$ começa a ficar mais e mais negativo, se o valor ultrapassar um determinado limite, uma falha pode ser acusada.

RESULTADOS

O detector de falha desenvolvido no presente trabalho foi calibrado e testado utilizando-se os resultados experimentais do circuito experimental LOFT [2].

Calibração do modelo. O modelo do pressurizador, equações (8) e (9), foi calibrado e testado frente aos resultados publicados do transiente L6-3 do LOFT [5]. O experimento é iniciado com a total abertura da válvula principal de controle de vapor do circuito secundário do LOFT. O aumento da capacidade de refrigeração do gerador de vapor causa uma queda na pressão e na temperatura do refrigerante levando à ocorrência de um desligamento por baixa pressão no circuito primário do LOFT. A figura 1a apresenta a variação de pressão durante o transiente, e a figura 1b apresenta a variação da temperatura medida pelo termopar e os resultados da temperatura obtida pelo modelo do termopar do filtro de Kalman. Concluiu-se que o valor de $\tau = 50$ segundos representa com melhor fidelidade para o modelo adotado.

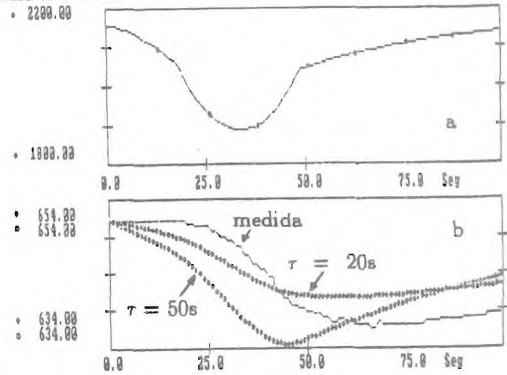


Figura 1 - Transiente L6-3. a) pressão medida b) temperatura

Operação normal. A simulação de operação normal foi examinada pelo detector de falhas para monitorar o nível da função L em medições de normalidade.

Considerou-se um degrau de surto positivo de 4 lb/s entre 20 e 40 segundos e de um surto negativo de mesma magnitude, -4 lb/s, entre 60 e 80 segundos. As variáveis de estado e de controle foram determinadas numericamente para essa condição de operação. Para reproduzir a condição real de operação, valores de incertezas no modelo e ruídos de magnitudes conhecidas foram adicionadas aos valores obtidos pelo modelo conhecido, além de uma oscilação de baixa frequência por meio de senóides de pequena magnitude. Os dados obtidos são mostrados nas figuras 2, 3 e 4, que mostram o valor dos somatórios dos resíduos de cada um dos sensores durante operação normal da planta.



Figura 2 – Valor da função L do nível em operação normal

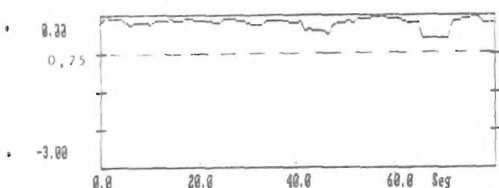


Figura 3 – Valor da função L da pressão em operação normal



Figura 4 – Valor da função L da temperatura em operação normal

Tipos de Falhas Analisadas. O detetor de falhas foi calibrado e testado através de análise de falhas com características frequentemente encontradas nos sensores de temperatura, de pressão e de nível. Foram simuladas falhas tipo rampa de medida, degrau de duração limitada, ruído no sensor e pulsos espúrios de intensidade variável. O detetor de falhas foi calibrado de modo a acusar os sinais de falhas cuja intensidade seja desejável de ser detetada. A seguir são descritos os resultados obtidos para as falhas postuladas.

Falha do tipo degrau Foram simulados dois degraus, um entre 20 e 30 segundos e outro entre 60 e 70 segundos nas medidas dos sensores de temperatura, pressão e nível. As Figuras 5 a 7 ilustram os valores obtidos para a função L para cada um dos sensores. Observa-se claramente o aumento do seu valor, em módulo, logo no início e final dos degraus simulados, nos sensores onde a falha foi simulada.

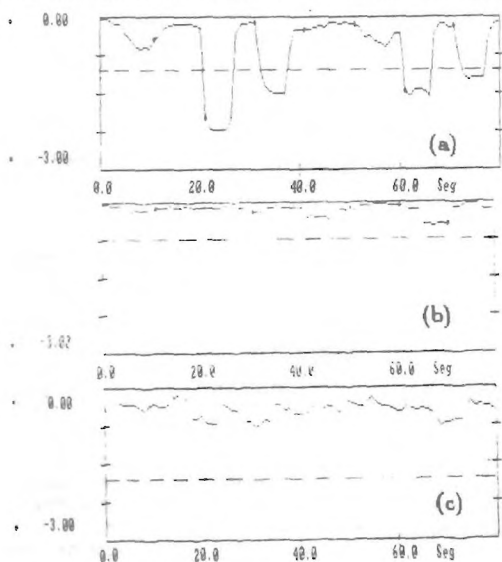


Figura 5 – Degrau no nível a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

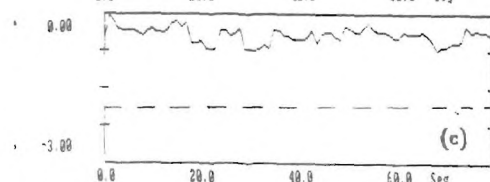
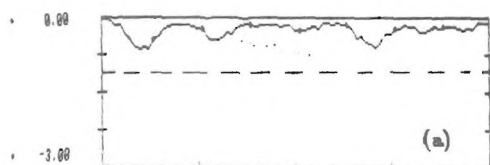


Figura 6 – Degrau na pressão a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

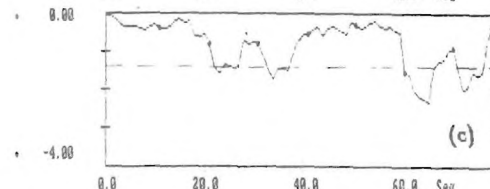
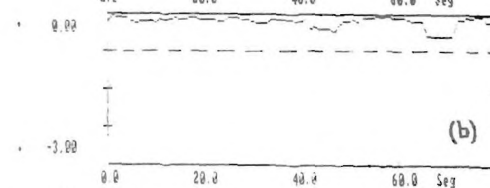
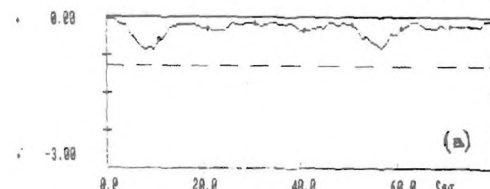


Figura 7 – Degrau na temperatura a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

Observa-se no entanto que os valores de L para os outros sensores, onde não houve falha, permanecem praticamente inalterados.

As alturas dos degraus correspondem a aproximadamente tres desvios padrões dos respectivos sensores e conclui-se que o nível para a sinalização e aceitação de falha pode ser facilmente definido dada a nitida caracterização do comportamento da função L do sensor falho em comparação com o seu comportamento durante a operação normal mostrado nas Figuras 2 a 4. As falhas do tipo degrau podem ser detetadas e isoladas em menos de 3 segundos, ficando a critério do sistema operacional da planta a conveniência de se permitir um tempo de espera antes de sinalização da falha no sensor.

Falha do tipo rampa. As falhas do tipo rampa simuladas para a calibração e análise do detetor e isolador de falhas foi escolhido de forma a inserir falhas à taxa constante de aproximadamente um desvio padrão por segundo em cada um dos sensores separadamente, a partir do tempo 40 segundos. As Figuras 8 a 10 ilustram os resultados obtidos para cada um dos sensores. As alturas dos valores da função L se distinguem dos valores normais em menos de aproximadamente 10 segundos permitindo portanto a sinalização de falha em aproximadamente 10 segundos a partir do início da falha, quando a magnitude do erro de medida ainda é tolerável por tempo limitado. Os valores de L para os sensores não falhos permanecem praticamente inalterados durante a falha simulada.

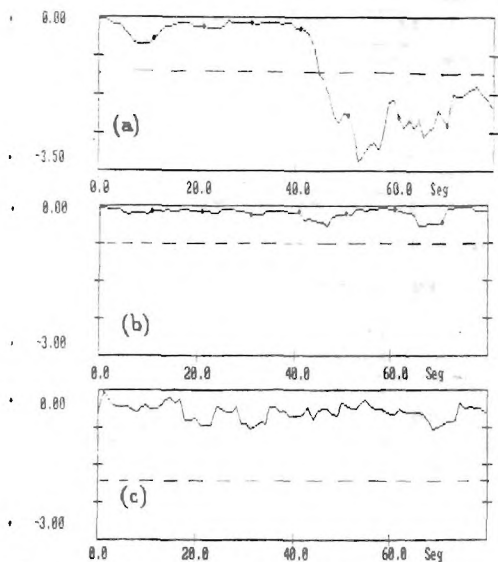


Figura 8 - Rampa no nível a) L do nível
b) L da pressão c) L da temperatura

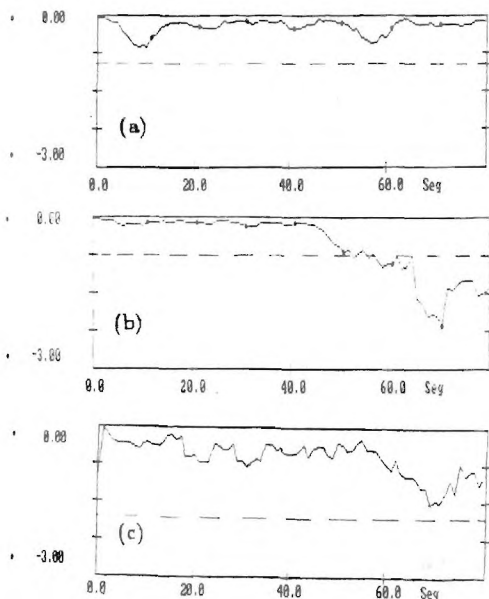


Figura 9 - Rampa na pressão a) L do nível
b) L da pressão c) L da temperatura

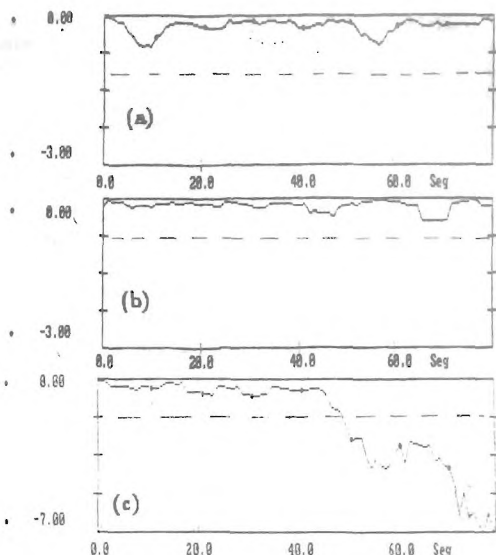


Figura 10 - Rampa na temperatura a) L do nível
b) L da pressão c) L da temperatura

Falha tipo espúrio. As alterações espúrias em sensores por causas diversas das originadas por falhas em sistema de medidas ou por mal-funcionamento da planta são sinais que devem ser filtrados e não devem interferir no sistema de alarme. O tratamento do sinal por método de análise sequencial pode facilmente reduzir a probabilidade de alarmes falsos para taxas aceitáveis com um mínimo de carga computacional como foi demonstrado nos filtros de Wald desenvolvidos e testados contra os experimentos com termo-pares[6]. O método desenvolvido neste trabalho pode também ser usado para a eliminação dos pulsos espúrios de duração de aproximadamente um segundo com grande confiabilidade. Pulsos espúrios de alturas maiores que tres

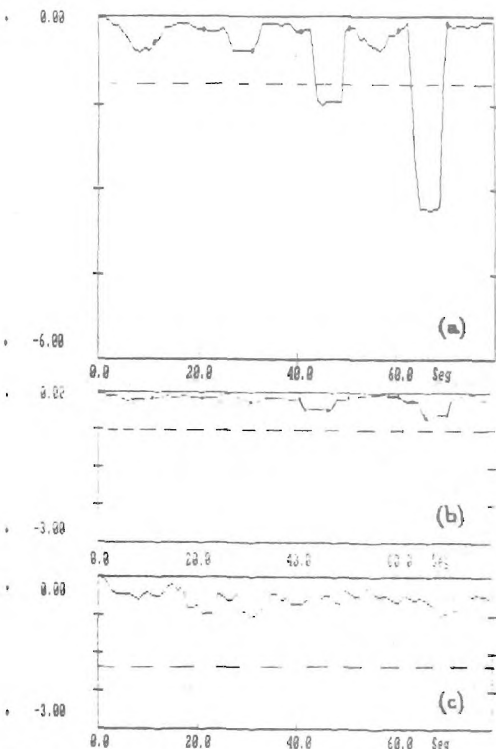


Figura 11 - Espúrio no nível a) L do nível
b) L da pressão c) L da temperatura

desvios padrões podem ser discriminados em todos os sensores através de comparação dos valores de L em relação aos valores em condições normais de funcionamento, como mostram as figuras 11 a 13.

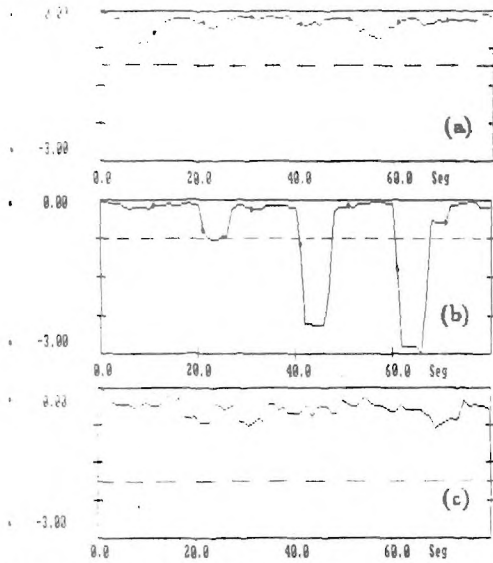


Figura 12 – Espúrio na pressão a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

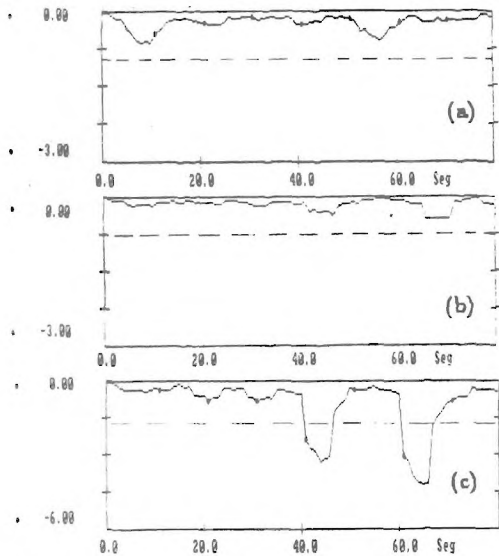


Figura 13 – Espúrio na temperatura a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

Ruído na medida. Os sensores são submetidos a diversos ruídos que são inerentes ao funcionamento normal da planta. No entanto os sensores podem ser submetidos temporariamente a ruídos originados de ocorrências anormais e sua pronta detecção pode evitar desenvolvimento incontrolável da anormalidade. As Figuras 14 a 16 ilustram o comportamento dos valores de L para sensores submetidos a ruído gaussiano branco de intensidade da ordem de tres desvios padrões. Nota-se a facilidade de identificação de sensores submetidos a ruídos anormais em comparação com os valores sob condições normais de operação.

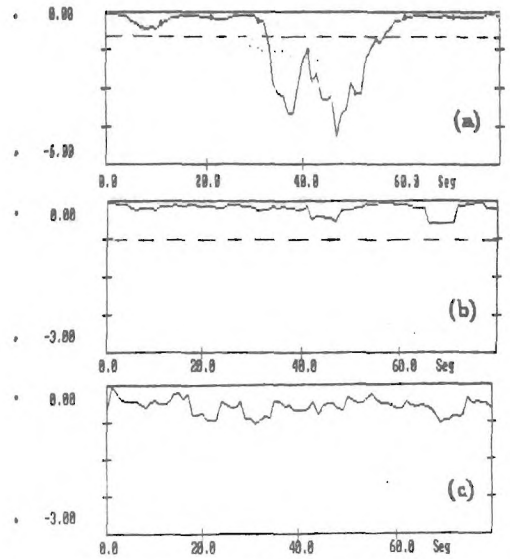


Figura 14 – Ruído no nível a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

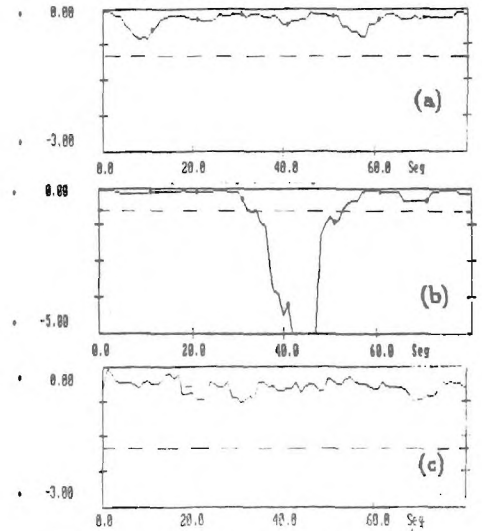


Figura 15 – Ruído na pressão a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

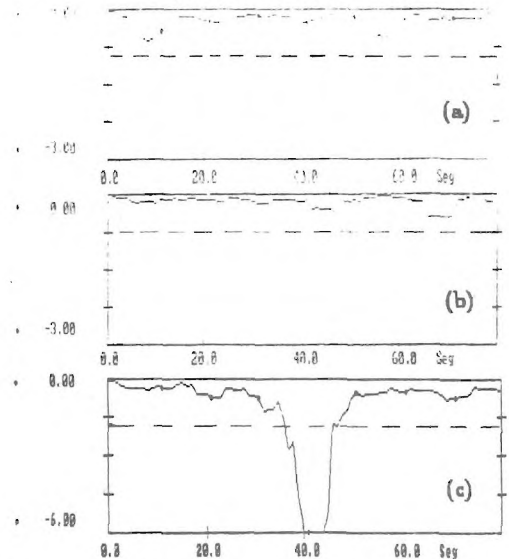


Figura 16 – Ruído na temperatura a) L do nível b) L da pressão c) L da temperatura

CONCLUSÃO

A técnica de detecção e isolamento de falhas desenvolvido no presente trabalho mostrou-se bastante simples e confiável para monitorar os sensores de um pressurizador de uma planta nuclear. Os tipos de falhas mais frequentemente ocorrentes durante a operação de plantas nucleares podem ser detetados e isolados com a utilização de um único modelo analítico, em contrapartida aos métodos de redundância analítica ou aos métodos GLR onde vários filtros são utilizados com aumento de complexidade analítica e computacional. A determinação do nível mínimo do valor de L para a aceitação e sinalização de falha no sensor pode ser previamente calibrado com simulação numérica de falhas com evidente economia e rapidez. A calibração fina pode portanto ser feita *in loco* com pequenos ajustes para levar em consideração as variáveis difíceis de serem simuladas por modelagem estocástica simplificada utilizada para a planta.

Conclui-se que a técnica de detecção e isolamento de sensores falhos presentemente desenvolvido mostrou-se potencialmente prático para situações onde a rapidez e confiabilidade são requisitos básicos de operação com o mínimo de dispêndio analítico e material.

REFERENCIAS

1. Clark, R. N., Campbell, B., "Instrument Fault Detection in a Pressurized Water Reactor Pressurizer", Nuclear Technology, 56, Jan. 1982.
2. Tylee, J. L., "Real-Time Instrument Failure Detection in the LOFT Pressurized Water Reactor Pressurizer", EGG-EE-5518, EG&G Idaho Inc. (1982)
3. Jazwinski, A. H.; Stochastic Processes and Filtering Theory, Academic Press; N.Y.; 1970.
4. Maybeck, P. S.; Stochastic Models Estimation, and Control, Vol.1, Academic Press; N.Y.; 1979.
5. Tylee, J.L. A generalized likelihood ratio approach to detecting and identifying failures in pressurizer instrumentation, Nuclear Technology, vol. 56, mar. 1982.
6. Assumpção filho, E. O., Nakata, H.; "Simulador de um Sistema de Detecção de Falhas para Sensores Redundantes", 3^oCGEN, RJ, Brasil, 1990.

GLOSSÁRIO

- M_T = massa total dentro do pressurizador
 W_f = fluxo de fluido originário da perna quente do reator
 W_a = fluxo através da válvula de spray
 W_e = fluxo de vapor através da válvula de escape
 v_p = volume específico da mistura
 h_p = entalpia específica da mistura
 h_f = entalpia do fluido da perna quente
 h_e = entalpia do fluido do spray
 h_s = entalpia do vapor que sai pela válvula de escape
 Q_g = calor gerado pelos aquecedores
 P_p = pressão da mistura
 x_p = qualidade da mistura
 V_p = volume total do pressurizador

ABSTRACT

The present work summarizes the development of the sensor failure detection and isolation system (FDIS) suitable to be implemented in nuclear plant control systems. The methodology is based on the extended Kalman filter applied to a PWR pressurizer simplified model. The simulation of the most representative failure types showed the great reliability and fast response capability of the FDIS developed allowing the sizable savings in computational and economic expenditures.