DETECÇÃO ROBUSTA DE FALHAS ATRAVÉS DE FILTROS \mathcal{H}_{∞} : UMA IMPLEMENTAÇÃO PRÁTICA EM UM HELICÓPTERO 3-DOF DE BANCADA

HERBERT E. SOTO. P*, EDVALDO ASSUNÇÃO*, EMERSON R. P. DA SILVA[†], MARCELO C. M. TEIXEIRA*

*Departamento de Engenharia Elétrica

UNESP - Univ Estadual Paulista, Campus de Ilha Solteira, SP, Brasil

[†]UTFPR - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campus Cornélio Procópio, PR, Brasil

Emails: hespbusqueda@gmail.com, edvaldo@dee.feis.unesp.br, e.ravazzi@bol.com.br, marcelo@dee.feis.unesp.br

Abstract— In this work, it was implemented a method for fault detection via \mathcal{H}_{∞} filters in a 3-DOF helicopter model from Quanser[®], where was imposed two types of faults. In the first case, an \mathcal{H}_{∞} filter was designed for the fault detection in the back motor of the aircraft. In the second case, an \mathcal{H}_{∞} filter was designed for the fault detection in the sensor travel angle, also considering that the helicopter model has a polytopic uncertainty. In both cases, the helicopter is also subjected to an exogenous disturbance. The methodology was efficient for these two faults imposed.

Keywords— \mathcal{H}_{∞} filter, fault detection, polytopic uncertainties, linear matrix inequalities (LMIs).

Resumo— Neste trabalho foi aplicado um método para detecção de falhas utilizando-se filtros \mathcal{H}_{∞} , no helicóptero de bancada 3-DOF da Quanser[®], no qual foram impostos dois tipos de falhas. No primeiro caso, foi projetado um filtro \mathcal{H}_{∞} para a detecção de falha no motor traseiro da aeronave. No segundo caso, foi projetado um filtro \mathcal{H}_{∞} para a detecção de falhas no sensor do ângulo de viagem, considera-se ainda que o modelo do helicóptero possui uma incerteza do tipo politópica. Nos dois casos, o helicóptero também está sujeito a uma perturbação exógena. A metodologia se mostra eficiente na prática para os dois tipos de falhas impostas.

Palavras-chave Filtro \mathcal{H}_{∞} , detecção de falhas, incertezas politópicas, desigualdades matriciais lineares (LMIs).

1 Introdução

Em geral, um processo dinâmico pode sofrer falhas. Tais falhas podem fazer com que o sistema, por exemplo, pare de funcionar em sua totalidade, tenha um comportamento não desejado, ou até mesmo, tais falhas não sejam perceptíveis ao operador. Em sistemas que possuem funções estratégicas isso pode ser muito grave. Por isso, dependendo da natureza do problema, é desejável encontrar a falha no momento de sua ocorrência para que se tome uma decisão o mais rápido possível. Se estas falhas não forem detectadas rapidamente, elas podem causar, por exemplo, paradas em linhas de produção de uma indústria, podem provocar acidentes envolvendo vidas humanas, entre outras. No entanto, sistemas com grande desenvolvimento tecnológico já possuem um processo de Detecção e Diagnóstico de Falhas (DDF), também chamado de análise de falhas. Essa metodologia consiste em três fases (Gertler, 1998):

- Detecção de falhas Indicação da presença de falha(s) e o instante de detecção.
- Isolamento de falha Determinação da localização da(s) falha(s).
- Identificação de falhas Determinação do tamanho e tipo da(s) falha(s).

No entanto, todos os métodos têm que passar pelo passo de detecção de falhas. Para a detecção de falhas existem muitas técnicas já desenvolvidas e consagradas na literatura como, por exemplo, a redundância de equipamentos, na qual utilizam-se elementos de *hardware* diferentes para medir uma mesma variável física como os sensores e os atuadores. Com esses, toma-se decisões segundo a consistência das medidas, porém, o problema deste método é o custo e a necessidade de um maior espaço para a sua implementação. O uso dessa abordagem tem se restringido a sistemas de segurança crítica (Muñoz, 1996). Outra abordagem utilizada é o diagnóstico de falhas baseado em modelos, que emprega um modelo que descreve o comportamento do sistema, isto é, todo sistema físico é modelado e com algumas medidas das variáveis do processo encontrase falhas por comparações. A literatura apresenta muitas classes de estratégias para tratar a detecção de falhas por modelo baseadas em observadores/filtros (Chen and Patton, 1999), (Puig et al., 2006), (Douglas and Speyer, 1995), (Jiang and Zhou, 2005), sendo que grande parte destes estrategias são abordadas para entradas desconhecidas e apresentam boas características para falhas abruptas, mas no geral, há grandes dificuldades em se abordar problemas com incertezas paramétricas no modelo. Outras abordagens importantes são as relações de paridade (Ploix and Adrot, 2006), (Willsky, 1976). A ideia básica dos métodos baseados em relações de paridade é prover uma verificação da consistência (paridade) das medidas do sistema monitorado e o esperado. Outras técnicas relativamente novas para abordar o problema de detecção de falhas são o uso de rede neurais e lógica fuzzy (Rigatos and Zhang, 2009), (D'Angelo and Costa, 2001).

Neste trabalho aborda-se a detecção de falhas, incluindo incertezas paramétricas e perturbações exógenas, especificamente via filtros \mathcal{H}_{∞} multiobjetivo (Kim and Watkins, 2010). A diferença desta técnica de outras é que consegue-se eliminar as falsas falhas, que na prática podem ser expressadas por perturbações exógenas e/ou incertezas paramétricas do modelo da planta à analisar. Mostra-se uma aplicação prática da metodologia no helicóptero de bancada (Quanser, 2002).

2 Projeto do filtro \mathcal{H}_{∞} para a detecção de falhas

Para o projeto de detecção de falhas considera-se a planta com a seguinte equação de estados com incertezas do tipo politópicas:

$$G = \begin{cases} \dot{x}(t) = A(\alpha)x(t) + B_u(\alpha)u(t) + B_f(\alpha)f(t) + \\ B_w(\alpha)w(t), \\ y(t) = C(\alpha)x(t) + D_u(\alpha)u(t) + D_f(\alpha)f(t) + \\ D_w(\alpha)w(t), \end{cases}$$
(1)

sendo que:

$$\begin{bmatrix} A(\alpha) & B_u(\alpha) \\ B_w(\alpha) & B_f(\alpha) \\ C(\alpha) & D_u(\alpha) \\ D_w(\alpha) & D_f(\alpha) \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \begin{bmatrix} A_i & B_{ui} \\ B_{wi} & B_{fi} \\ C_i & D_{ui} \\ D_{wi} & D_{fi} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\alpha \equiv \left\{ (\alpha_1, ..., \alpha_N) : \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1, \ \alpha_i \ge 0 \right\}, \qquad (3)$$

sendo $x(t) \in \mathbb{R}^n$ os estados do sistema, $y(t) \in \mathbb{R}^p$ a saída do sistema, $w(t) \in \mathbb{R}^m$ a perturbação exógena, $u(t) \in \mathbb{R}^q$ a entrada de referência externa e $f(t) \in \mathbb{R}^r$ o sinal de falha. Aqui, as falhas no atuador e nos componentes do helicóptero são modeladas na matriz B_f e as falhas no sensor na matriz D_f , respectivamente.

A Figura 1 exibe o diagrama de blocos de detecção de falhas.

Figura 1: Esquema do filtro para detecção de falhas.



Fonte: Adaptado de Kim e Watkins (2010)

Observação 1 O esquema do filtro para detecção de falhas, Figura 1, não é um esquema físico, é só um esquema matemático das relações que têm os sinais envolvidos no equacionamento do projeto do filtro \mathcal{H}_{∞} para detecção de falhas. Isto é porque na prática para a detecção de falhas não é realizável uma malha com o sinal de falha (f) do modelo de estudo. É por isso que a detecção de falhas é avaliada com o sinal (r_e) da saída do filtro, e o filtro precisa apenas dos sinais disponíveis medíveis: (y) e a entrada de referência externa (u).

O bloco G representa o modelo linear da planta (1), a saída y corresponde à soma das componentes de saída y_f , $y_w e y_u$, sendo que, cada uma destas componentes representam as saídas quando se tem uma entrada por vez, ou seja, f, w e u respectivamente. Além disso, deve-se considerar a saída pela componente da posição inicial y_i , logo, $y = y_w + y_f + y_u + y_i$ (Chen, 1999). Porém, para a modelagem do filtro \mathcal{H}_{∞} não será considerado y_i , por ser uma análise de regime permanente, y_i vai ser utilizado somente na análise do *threshold*. Para facilitar, no equacionamento do projeto do filtro para a detecção de falhas não será considerado as incertezas politípicas, no entanto, elas serão adicionadas de maneira simples no final das demonstrações. Considere:

$$Y(s) = G_{yw}(s) W(s) + G_{yu}(s) U(s) + G_{yf}(s) F(s),$$
(4)

sendo a representação em espaços estados:

$$G_{yw} \equiv \begin{bmatrix} A & B_w \\ C & D_w \end{bmatrix}, \ G_{yu} \equiv \begin{bmatrix} A & B_u \\ C & D_u \end{bmatrix}, \ G_{yf} \equiv \begin{bmatrix} A & B_f \\ C & D_f \end{bmatrix}.$$
(5)

Na Figura 1, a função M(s) é denominada modelo de referência (Frisk, 2001), e é utilizada para estabelecer um intervalo de frequência que deseja-se encontrar as falhas. Como neste trabalho as falhas que deseja-se encontrar são abruptas (i.e., de frequências baixas), utiliza-se a função M(s) como um filtro do tipo passa baixa. Logo, tem-se:

$$G_{y_0w}(s) = M(s) G_{yw}(s), \ G_{y_0u}(s) = M(s) G_{yu}(s),$$

$$G_{y_0f}(s) = M(s) G_{yf}(s), \ Y_0(s) = M(s) Y(s).$$
(6)

A forma do filtro a ser calculado é:

$$H = \begin{cases} \dot{x}_F(t) = A_F x_F(t) + B_F \begin{bmatrix} y_0(t) \\ u(t) \end{bmatrix}, \\ z_F(t) = L_F x_F(t) + H_F \begin{bmatrix} y_0(t) \\ u(t) \end{bmatrix}. \end{cases}$$
(7)

Agora, para que $r_e(t)$ seja sensível ao sinal de falha (f) e rejeite os sinais (u e w), vamos a projetar um filtro com (8) e (9), (Casavola et al., 2005):

$$\min\left\{\alpha_w \gamma_w + \alpha_u \gamma_u + \alpha_f \gamma_f\right\} \tag{8}$$

 $||R_{ew}(s)||_{\infty} < \gamma_{w}, \quad ||R_{eu}(s)||_{\infty} < \gamma_{u}, \quad ||\widetilde{R}_{ef}(s)||_{\infty} < \gamma_{f}.$ (9)

sendo que:

$$R_{ew}(s) = (H(s) \begin{bmatrix} G_{y_0w}(s) \\ 0 \end{bmatrix} - G_{y_0w}(s)),$$

$$R_{eu}(s) = (H(s) \begin{bmatrix} G_{y_0u}(s) \\ I \end{bmatrix} - G_{y_0u}(s)),$$

$$\widetilde{R}_{ef}(s) = M(s) - R_{ef}(s),$$

$$\widetilde{R}_{ef}(s) = M(s) - (H(s) \begin{bmatrix} G_{y_0f}(s) \\ 0 \end{bmatrix} - G_{y_0f}(s)).$$
(10)

O objetivo é minimizar $||R_{ew}(s)||_{\infty}$ e $||R_{eu}(s)||_{\infty}$ com a ideia de rejeitar ($u \in w$) e minimizar $||\widetilde{R}_{ef}(s)||_{\infty}$ com a ideia de deixar passar o sinal de falha (f) (Rank, 1998), ou seja ($R_{ef}(s) \to M(s)$), com valores (pesos) de α_w , $\alpha_u \in \alpha_f$ pré-escolhidos para priorizar na otimização.

Observação 2 O problema é quando o sinal de falha (f)e o sinal de entrada externa (u) estão sintonizados na mesma frequência, então não é possível rejeitar um e deixar passar o outro (Casavola et al., 2005). Quando acontece que estes dois sinais se sobrepõem, o problema de detecção de falhas através de filtragem torna-se um problema de limiares.

Logo, para equacionar o problema de minimização com características multiobjetivos na forma de LMIs,

deve-se transformar todas as funções de transferências na forma de espaço de estados, e logo de usar o BRL (Bounded Real Lemma) (Gahinet and Apkarian, 1994), usar o lema de finsler para desacoplar os elementos não lineares acrescentando um parâmetro de relaxação ($\mu > 0$) (Tuan et al., 2000) e considerando as incertezas politópicas na planta, após algumas manipulações, chega-se nas seguintes desigualdades (11)-(15),(Kim and Watkins, 2010). Para o modelo de referência $M \equiv \begin{bmatrix} A_m & B_m \\ C_m & D_m \end{bmatrix}$. Logo o filtro é encontrado resolvendo o problema de otimização com a minimização de { $\alpha_w \gamma_w + \alpha_u \gamma_u + \alpha_f \gamma_f$ } sujeito as equações (11), (12), (13), (14) e (15).

$$(i = 1, 2, ..., N),$$
 (14)

$$\hat{P}_{i} = \begin{bmatrix} \hat{P}_{1,i} & \hat{P}_{3,i}^{T} \\ \hat{P}_{3,i} & \hat{P}_{2,i} \end{bmatrix} > 0.$$
(15)

Para o filtro de detecção de falhas mostrado nesta seção com o modelo de referência M(s) na forma da Figura 1, a ordem completa do filtro é: n_F (ordem do filtro) = $n(\text{ordem da planta})+2n_w$ (duas vezes a ordem do modelo de referência), sendo H_F encontrado de maneira direita nas equações que projetam o filtro. A_F , B_F e L_F são calculados da seguinte forma (16)-(19):

(i) Calcule \tilde{V}_{21} e V_{22} mediante o método de decomposição de Schur:

$$S_1 = \widetilde{V}_{21}^T V_{22}^{-T} \widetilde{V}_{21}.$$
 (16)

(ii) Calcule A_F , B_F e L_F :

$$A_F = \tilde{V}_{21}^{-T} \hat{A}_F \tilde{V}_{21}^{-1} V_{22}.$$
 (17)

$$B_F = \widetilde{V}_{21}^{-T} \hat{B}_F. \tag{18}$$

$$L_F = \hat{L}_F \widetilde{V}_{21}^{-1} V_{22}.$$
 (19)

3 Nível de decisão de ocorrência de falha (threshold)

A cota superior do resíduo que constata a ocorrrência de falha é conhecida como *threshold* e é muito importante para avaliar o resíduo. Neste trabalho utiliza-se o *threshold* adaptativo, logo, para o cálculo do resíduo (Frank and Ding, 1997):

$$J_{r}(t) = ||r_{e}(t)||_{RMS,T} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{t-T}^{t} r_{e}(\tau)' r_{e}(\tau) d\tau}.$$
(20)

 J_r é uma média do resíduo sendo T um período que deve ser pequeno em comparação com o tempo total de amostragem mas maior que o tempo entre amostras do resíduo e o *threshold* será:

$$J_{th}(t) \equiv \sup_{f(t)=0} ||r_e(t)||_{RMS,T}.$$
 (21)

O $J_{th}(t)$ (21) é uma cota superior do $J_r(t)$ sem falhas, ou seja o máximo do $J_r(t)$ quando não se tem nenhuma falha. Então para um sistema sem falhas (f(t) = 0):

$$R_{e}(s) = R_{eu}(s) U(s) + R_{ew}(s) W(s).$$
 (22)

Assim, considera-se uma cota superior para o J_r como threshold (J_{th}) e usando o teorema de Parseval (Boyd and Barratt, 1991):

$$\begin{aligned} ||r_{e}(t)||_{RMS,T} &\leq ||R_{eu}||_{\infty} ||u(t)||_{RMS,T} + \\ &||R_{ew}||_{\infty} ||w(t)||_{RMS,T}, \\ J_{thi} &= \gamma_{u} ||u(t)||_{RMS,T} + \gamma_{w} ||w(t)||_{RMS,T}. \end{aligned}$$
(23)

Para a aplicação neste trabalho, considere que w(t) representa um sinal exógeno e não mensurável. Porém no Laboratório de Pesquisa em Controle da UNESP/FEIS/DEE, este sinal é mensurável, pois é um equipamento completo de teste para pesquisa que tem um sensor para medir w(t). Ainda, considera-se uma cota superior $||w(t)||_{RMS,T} \leq w_{rm}$:

$$J_{th1} = \gamma_u ||u(t)||_{RMS,T} + \gamma_w w_{rm}.$$
 (24)

Por ser uma análise do *threshold* no domínio do tempo, o sinal $||r_e(t)||_{RMS,T}$ tem uma influência na posição inicial, no começo, que depois torna-se zero. Para considerar no *threshold* e não apresentar um falso alarme no início da dinâmica, tem-se y_i como a saída de *zero-input*:

$$R_{e0}(s) = H(s) \begin{bmatrix} Y_i(s) \\ 0 \end{bmatrix} - Y_i(s).$$
(25)

Então, considerando a influência da posição inicial, o *threshold* se torna:

$$J_{th} = \gamma_u ||u(t)||_{RMS,T} + \gamma_w w_{rm} + ||r_{e0}(t)||_{RMS,T}.$$
(26)

sendo que y_i é calculado sobre o modelo linear. Este threshold J_{th} sempre é maior que o J_r quando analisa-se sobre o modelo linear, mas para aplicações práticas pode ser que os estados medidos tenham uma diferença considerável com as simuladas com o modelo linear e então pode ter casos onde o J_{th} não seja superior ao J_r em todo o domínio do tempo devido a modelagem ou controle inadequado. Na seguinte secção vamos apresentar o modelo do helicóptero que é a planta onde testamos o método de detecção de falhas através do filtro \mathcal{H}_{∞} .

4 Modelo do Helicóptero

Para a implementação do método de detecção de falhas tem-se como planta o helicóptero 3-DOF de bancada da Quanser[®] (Quanser, 2002).

Figura 2: Helicóptero pertencente ao Laboratório de Pesquisa em Controle - UNESP/FEIS/DEE



Fonte: (Buzachero et al., 2012)

O modelo linear do helicóptero fornecida pelo fabricante é o seguinte:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu_c(t), \qquad (27)$$

sendo:

Sendo que as variáveis de estado são definidas por $x(t) = \begin{bmatrix} \epsilon, \ \rho, \ \lambda, \ \dot{\epsilon}, \ \dot{\rho}, \ \dot{\lambda} \end{bmatrix}^T (\epsilon: \ angulo \ de \ elevation, \ \rho: \ angulo \ de \ pitch, \ \lambda: \ angulo \ de \ travel) e o sinal \ de \ controle$

por $u_c(t) = [V_f, V_b]^T (V_f: \text{voltagem do motor dianteiro}, V_b: \text{voltagem do motor traseiro}).$ Os parâmetros do helicóptero são exibidos em (Manesco et al., 2010).

O fabricante apresenta o projeto para seguir uma referência externa $(u=[\epsilon_d \ \lambda_d]^T)$ com um servosistema como visto na Figura 3.

Figura 3: Helicóptero a malha fechada.



Logo, o sistema em malha fechada em forma de espaço de estados é dado por:

$$\dot{x}(t) = A_n x(t) + B_u u(t), \qquad (30)$$

sendo x(t) as variáveis de estados $\begin{bmatrix} \epsilon & \rho & \lambda & \dot{\epsilon} & \dot{\rho} & \dot{\lambda} & \int (\epsilon - \epsilon_d) & \int (\lambda - \lambda_d) \end{bmatrix}^T$ e u(t) o sinal de entrada externa $\begin{bmatrix} \epsilon_d & \lambda_d \end{bmatrix}^T$. As matrizes $A_n \in B_u$ são definidas como:

$$A_{n} = \begin{bmatrix} A - BK_{1}C_{1} - BK_{2}C_{2} & -BK_{I} \\ C_{2} & 0 \end{bmatrix}, \quad (31)$$

$$B_u = \begin{bmatrix} BK_2 \\ -I \end{bmatrix}.$$
 (32)

O helicóptero 3-DOF possui um sistema, denominado de massa ativa, para criar artificialmente perturbações na planta. O modelo em espaço de estados com a perturbação pode ser representado da seguinte forma:

$$\dot{x}(t) = A_n x(t) + B_u u(t) + B_w w(t), \qquad (33)$$

 B_w é dado por (Manesco et al., 2010):

$$B_w = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -\frac{mg}{J_e} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T.$$
(34)

Agora, apresenta-se os dois modelos com falhas para o estudo dos filtros \mathcal{H}_{∞} como detectores de falhas. No primeiro modelo (35) considera-se uma falha no motor traseiro do helicóptero, no qual o sinal de falha é $f(t) = \Delta V_b$, ΔV_b é respeito a tensão sem falha.

$$\dot{x}(t) = A_n x(t) + B_u u(t) + B_w w(t) + B_f f(t),$$

$$y(t) = C x(t),$$
(35)

Usando o controlador do fabricante e substituindo os valores numéricos obtêm-se (36)-(38):

$$B_{u} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -13,3604 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad B_{w} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ -1,6601 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (37)$$
$$B_{f} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -1,5810 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (38)$$

 $B_f = \begin{bmatrix} 0, 0858\\ -0, 5810\\ 0\\ 0\\ 0 \end{bmatrix}.$ (38)

escolhendo C como:

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 26,4252 & -22,9956 & 0 & 9,5374 & -32,1986 & 0 & -2,0000 \end{bmatrix}$$
(39)

A escolha do C foi feita com a ideia que seja sensível ao sinal de falha do primeiro modelo, sendo a diferença dos dois vetores linhas que representam os valores do controlador do fabricante.

No segundo modelo (40). Considere que o aumento na tensão V_b do primeiro modelo agora é uma incerteza paramétrica no sistema, ou seja, o mesmo modelo matemático de aumento da tensão V_b é considerado uma incerteza do modelo, mas não mais como uma falha. Para o caso em estudo, pode ser aumentada em até 1/0,7 na máxima carga possível. Essa diferença ΔV_b máxima vai ser considerada como um sinal de falha para o primeiro modelo , além da incerteza politópica na planta, considera-se também falha no sensor de viagem no segundo modelo chegando-se aos seguentes valores numericos (41)-(42).

$$\dot{x}(t) = A_n(\alpha) x(t) + B_u(\alpha) u(t) + B_w w(t),$$

$$y(t) = Cx(t) + D_f f(t),$$
(40)

sendo $(A_n(\alpha), B_u(\alpha))$ a combinação convexa dos 2 vértices (A_{n1}, B_{u1}) e (A_{n2}, B_{u2}) com $A_{n1}=A_n$ (da equação (36)) e $B_{u1}=B_u$ (da equação (37)), ainda:

$$B_{u2} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 5,4947 & -0,2960 \\ 6,5660 & -11,3563 \\ 0 & 0 \\ -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix},$$
(42)

para B_w considere o mesmo valor apresentado na equação (37). Para o segundo modelo considera-se:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$
(43)

$$D_f = \begin{bmatrix} 1 & 0\\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{44}$$

5 Resultados

Para o primeiro modelo da equação (35), calculase o filtro \mathcal{H}_{∞} com (11)-(19), $\mu = 7$, $M(s) = \frac{20}{s+2}$ e $\alpha_u = 40, \alpha_w = 1, \alpha_f = 200$, os seguintes resultados foram obtidos ao colocar o filtro na saída medida (y) do helicóptero, Figura 4. Agora o J_r (20) e J_{th} (26) são calculados ON-LINE, mas w_{rm} é um valor calculado previamente para máxima perturbação possível, w(t), e escolhemos, $w_{rm} = 1, 4$ (é um valor acima do $||w(t)||_{RMS,T}$). O sistema está pronto para a detecção de falha externa de motor traseiro, porém, não será gerada uma falha externa, a falha será gerada no simulink, através da inserção de uma chave temporizada conectada a um amplificador com ganho de 0, 7 e diretamente ligado na tensão de atuação do motor traseiro, provocando o fator de 1/0, 7 de aumento da tensão V_b . A ideia é comparar com o segundo modelo, onde esse valor de aumento de tensão V_b é considerado como incerteza do modelo. Este tipo de falha foi testado em vários tempos de voo nos quais também foi detectada a falha e sinalizada em menos de 2 segundos da sua ocorrência.

Figura 4: Falha do motor traseiro em 25 s, helicóptero de bancada.



Para o segundo modelo (40), calcula-se o filtro \mathcal{H}_{∞} com (11)-(19), $\mu = 7$, $M(s) = \begin{bmatrix} \frac{2}{s+2} & 0\\ 0 & \frac{2}{s+2} \end{bmatrix}$ e $\alpha_u = \alpha_w = \alpha_f = 1$. Os seguintes resultados foram obtidos ao colocar o filtro na saída medida (y) do helicóptero, Figura 5, quando começa o voo com carga máxima no motor traseiro, vértice 2 (A_{n2}, B_{u2}) do politopo. Neste modelo para detecção de falha de sensor de viagem foi considerado (w_{rm} =0.3). A falha foi gerada com a subtração de 1 radiano em 24 s, no helicóptero de bancada.

Figura 5: Falha do sensor de viagem em 24 s, helicóptero de bancada.



Note na Figura 5 que a falha foi detectada em menos de 2s. O sinal de falha faz com que J_r ultrapasse J_{th} sinalizando a ocorrência da mesma. A ação do controlador corrige o sistema levando-o para a posição de referência, com isso o sinal de *travel* com falha é compensado. Devido a isso, o J_r retorna a valores menores, porém o cruzamento

anterior de J_r por J_{th} foi armazenado no sistema de sinalização de falha e isso não é retirado mais.

6 Conclusões

Neste trabalho foi implementado um método de detecção de falhas que atua em problemas dinâmicos com incertezas paramétricas e perturbações no modelo. O método consegue evitar os alarmes falsos de falhas por incertezas ou perturbações, ao contrário dos métodos clássicos com observadores, onde uma mudança súbita na dinâmica pode ser interpretada como uma falha. Contudo, o custo da técnica necessita de um aumento do conhecimento analítico da planta, pois necessita-se de dados para a aplicação do filtro (modelagem das incertezas, falhas e perturbações). Porém, o problema é atenuado com o conhecimento, modelagem e obtenção dos valores que representam as incertezas, perturbações possíveis e nas escolhas das variáveis sensíveis ao tipo de falhas que deseja-se detectar. Este método pode ser usado também para detectar e isolar ao mesmo tempo, como se mostra no segundo exemplo onde consideramos a mudança de tensão do motor traseiro como uma incerteza e não uma falha, assim consegue diferençar uma falha de outra com um banco de filtros cada um sensível a um tipo de falha.

Agradecimentos

À FAPESP 2011/17610-0 (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo) e ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pelo apoio financeiro a este trabalho.

Referências

- Boyd, S. P. and Barratt, C. H. (1991). Linear controller design: limits of performance, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.
- Buzachero, L. F. S., Assunção, E., Teixeira, M. C. M. and da Silva, E. R. P. (2012). New Techniques for Optimizing the Norm of Robust Controllers of Polytopic Uncertain Linear Systems, InTech, chapter 4.
- Casavola, A., Famularo, D. and Franzè, G. (2005). A robust deconvolution scheme for fault detection and isolation of uncertain linear systems: an lmi approach, *Automatica* **41**(8): 1463 – 1472.
- Chen, C. (1999). *Linear system theory and design*, Oxford Series in Electrical and Computer Engineering, 3 edn, Oxford, New York.
- Chen, J. and Patton, R. J. (1999). Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA.
- D'Angelo, M. and Costa, P.P., J. (2001). Detection of shorted turns in the field winding of turbogenerators using the neural network mlp, Systems, Man, and Cybernetics, 2001 IEEE International Conference on, Vol. 3, pp. 1930–1935 vol.3.
- Douglas, R. K. and Speyer, J. (1995). Robust fault detection filter design, American Control Conference, Proceedings of the 1995, Vol. 1, pp. 91–96 vol.1.

- Frank, P. and Ding, X. (1997). Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems, *Journal of Process Control* 7(6): 403 – 424.
- Frisk, E. (2001). Residual Generation for Fault Diagnosis, PhD thesis, Dept. of Electrical Engineering, Linkoping University, Sweden.
- Gahinet, P. and Apkarian, P. (1994). A linear matrix inequality approach to hinf control, *Interntional journal* of robust and nolinear control 4: 421–448.
- Gertler, J. (1998). Fault detection and diagnosis in engineering systems, Marcel Dekker Incorporated.
- Jiang, C. and Zhou, D. (2005). Fault detection and identification for uncertain linear time-delay systems, Computers & Chemical Engineering 30(2): 228 242.
- Kim, Y.-M. and Watkins, J. M. (2010). Robust and Reduced Order H-Infinity Filtering via LMI Approach and Its Application to Fault Detection, Fault Detection, Wei Zhang, InTech.
- Manesco, R. M., João H. P. Silva, M. R. M., Buzachero, L. F. S., da Silva, E. R. P., Assunção, E. and Marcelo C. M. Teixeira and, R. K. H. G. (2010). α estabilidade robusta \mathcal{H}_{∞} de sistemas lineares: uma implementação em um helicoptero 3-dof de bancada, *CBA*.
- Muñoz, A. (1996). Aplicacion de tecnicas de redes neuronales artificiales al diagnostico de procesos industriales, PhD thesis, Escuela Tecnica Superior de Ingenieros Industriales (ICAI). Universidad Pontificia Comillas.
- Ploix, S. and Adrot, O. (2006). Parity relations for linear uncertain dynamic systems, Automatica 42(9): 1553 – 1562.
- Puig, V., Stancu, A., Escobet, T., Nejjari, F., Quevedo, J. and Patton, R. (2006). Passive robust fault detection using interval observers: Application to the damadics benchmark problem, *Control Engineering Practice* 14(6): 621 – 633.
- Quanser (2002). 3-DOF Helicopter Reference Manual. http://www.quanser.com/english/html/products/ fs_product_challenge.asp?lang_code=english& pcat_code=exp-spe&prod_code=S1-3dofheli&tmpl=1.
- Rank, M. R. (1998). Robust and optimal control: Robust sampled data \mathcal{H}_2 and fault detection and isolation, PhD thesis, Department of Automation, Technical University of Denmark, Lyngby, DK.
- Rigatos, G. and Zhang, Q. (2009). Fuzzy model validation using the local statistical approach, *Fuzzy Sets and* Systems 160(7): 882 – 904.
- Tuan, H., Apkarian, P. and Nguyen, T. (2000). Robust and reduced-order filtering: new characterizations and methods, *American Control Conference*, 2000. *Proceedings of the 2000*, Vol. 2, pp. 1327–1331.
- Willsky, A. S. (1976). A survey of design methods for failure detection in dynamic systems, *Automatica* 12(6): 601 – 611.