

비선형 시스템의 액츄에이터 고장과 센서 고장을 위한 감지 및 분리 기법

한병조, 황영호, 김홍필*, 양해원
 한양대학교 전자전기제어계측공학과, *경일대학교 컴퓨터제어·전기공학부

A Detection and Isolation Scheme for Nonlinear Systems with a Actuator and Sensor Faults

Byung Jo Han, Young Ho Hwang, Hong Pil Kim*, Hai Won Yang
 Dept. of Elec. Elec. Con. & Inst. Eng. Hanyang Univ., *Sch. of Com. Con. Elec. Eng. Kyungil Univ.

Abstract - This paper presents a fault detection and isolation(FDI) scheme for a nonlinear systems with a actuator and sensor faults. A residual generator based on the observer model generate the information for a fault detection. The proposed fault estimators are activated for a fault isolation and applied to estimate the time-varying lumped faults(model uncertainty + fault). but a fault estimator error dose not converge to zero since the derivative of lumped fault is not zero. Then the fuzzy neural network(FNN) is used to estimate the fault estimator error. Simulation results are presented to illustrate the effectiveness and the applicability of the approaches proposed.

1. 서 론

고장 감지 기법은 1970년대에 등장하여 집중적인 연구의 대상이 되어 현재는 자동제어분야에서 새로운 영역을 차지하고 있다. 플랜트의 정확한 동작을 감시하는 것은 하드웨어에서 발생하는 고장을 사전에 감지하고 분리하는데 있어서 흥미로운 연구의 대상이 된다.

FDI 기법에서 고장 감지 기법은 동적 모델에서 이용 가능한 제어 입력과 측정 가능한 출력을 기반으로 예상 출력으로부터 플랜트와의 편차에 의한 특정신호(residual)를 생성하여[1] 구성되었으며 시스템의 불확실한 성분의 상한값을 이용하였다.

고장 분리 기법은 제어시스템의 설계를 변경하기 위해 사용될 수 있는 위치고장의 집합에서 특정 고장을 구별하도록 구성된다.

본래의 비선형 플랜트 시스템은 FDI 설계에 있어서 선형 근사화를 위해 재구성 한다[3]. 비선형 모델은 비선형 ARMAX 모델이나 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 직접적인 신호기반의 FDI 방법을 이용하여왔다.

근래에 FDI 기법은 비선형 시스템을 위해 꾸준히 연구되어 왔다[2]. 그러나 상태 방정식은 제어입력, 고장입력, 외란이 선형결합된 비선형시스템으로 로봇 매니퓰레이터, 산업용 용광로 등에 적용되었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2.1장은 액츄에이터 고장과 센서 고장을 갖는 비선형 시스템에 대해 설명하였고, 2.2장은 잔류 정보를 이용한 잔류발생기 설계방법, 2.3장에서는 고장 추정 오차를 추정하기 위한 퍼지-뉴럴 네트워크(FNN) 시스템, 2.4장은 고장 분리를 위한 고장 추정기의 설계방법으로 구성되어있다. 3장은 모의실험을 통하여 FDI 기법 설계에 따른 분석결과를 나타내었다.

2. 본 론

2.1 대상 시스템

n 차 비선형 시스템 모델은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\dot{x} = Ax + B(f(x) + g(x)u) + \eta(x) \quad (1)$$

$x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$ 는 상태벡터이고 $u \in R^m$ 는 입력이고, 출력 y 는 측정 가능한 상태변수이다. $f(x)$ 와 $g(x)$ 는 알고 있는 함수이고, $\eta(x) = [\eta_1(x), \eta_2(x), \dots, \eta_n(x)]^T$ 는 모델링 오차 성분이다. 여기서

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

가정 1 : $\eta(x)$ 의 상한값 $\bar{\eta}(x)$ 는 알고 있다.

가정 2 : 액츄에이터 고장과 센서 고장은 동시에 발생되지 않는다.

2.1.1 액츄에이터 고장

액츄에이터 고장 성분 벡터 f_u 는 다음과 같이 모델링을 할 수 있다.

$$f_u = u - u_c \quad (2)$$

u 는 실제 입력값 이고 u_c 는 요구되는 제어 입력값 이다.

(1)식에 (2)식을 대입하면 다음과 같다.

$$\dot{x} = Ax + B\{f(x) + g(x)(u_c + f_u)\} + \eta(x) \quad (3)$$

2.1.2 센서 고장

측정가능한 상태변수의 고장 성분 모델링에 대해 알아보자. 일반적으로 k 번째 센서의 고장시 고장성분은 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$f_x = x_k - y_k \quad (4)$$

센서 고장 성분 f_x 는 k 번째에서 실제 존재하는 상태변수 x_k 와 측정된 출력값과 센서에 의한 값 y_k 의 차이로서 나타난다.

$$\dot{x} = Ax + B\{f(x) + g(x)(u_c + f_u)\} + \eta(x) + f_x \quad (5)$$

여기서 $f_x = [f_{x_1}, f_{x_2}, \dots, f_{x_n}]^T$ 이고 액츄에이터 고장과 센서 고장을 모두 포함한 시스템이다. (5)식을 다시 정리하면

$$\dot{x} = Ax + B\{f(x) + g(x)u_c\} + Bg(x)f_u + \eta(x) + f_x \quad (6)$$

여기서 전체 고장 성분은 $L(x, t) = Bg(x)f_u + \eta(x) + f_x$ 로 정의한다.

식(6)은 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{x} = Ax + B\{f(x) + g(x)u_c\} + L(x, t) \quad (7)$$

여기서 $L(x, t) = [L_1, L_2, \dots, L_n]^T$ 이다.

2.2 잔류 발생기 설계

잔류 발생기는 다음과 같이 설계 할 수 있다.

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + B(f_n(x) + g_n(x)u) + \lambda(x - \hat{x}) \quad (8)$$

여기서, $\lambda > 0$ 는 이득이고 $\hat{x} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n]^T$ 이다. 잔류 신호는 다음과 같이 정의된다.

$$r = x - \hat{x} \quad (9)$$

잔류 발생기를 이용하여 고장 감지 시각 T_{d_i} 는 다음과 같이 정의된다.

$$T_{d_i} \square \{t_i > T_0; |r_i| > \delta_i\} \quad (10)$$

이때 r_i 는 잔류값, T_0 는 고장발생시각, δ_i 는 임계값이고 모델링 오차의 상한값 $\bar{\eta}$ 에 의해 결정된다. 이때 $i=1, \dots, n$ 이다.

2.3 퍼지 뉴럴 네트워크(FNN) 시스템

미지의 함수 $L(x, t)$ 를 퍼지 뉴럴 네트워크를 이용한 근사기를 통하여 추정하고자 한다. FNN 시스템은 기본적으로 IF-THEN 규칙과 fuzzy inference engine으로 구성되어 있다. i 번째 IF-THEN 규칙은 다음과 같다.

$$R^{(i)}: IF \quad x_1 \text{ is } F_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^i \quad (11) \\ THEN \quad y^i = G^i$$

여기서 F_j^i, G^i 는 퍼지 집합이다.

퍼지화의 방법으로 singleton 퍼지화 방법을 사용하고 추론 엔진으로서 product inference engine, 그리고 center-average 비퍼지화 방법을 사용하였다. FNN 시스템의 출력은 다음과 같다.

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^M y^i \left(\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j) \right)}{\sum_{i=1}^M \left(\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j) \right)} = \hat{\theta}^T \xi(x) \quad (12)$$

여기서 $\mu_{F_j^i}(x_j)$ 는 입력측 membership 함수, M 은 IF-THEN 집합의 총

수, \bar{y}^j 는 출력의 singleton 퍼지화 값이고, $\hat{\theta} = [\bar{y}^1, \bar{y}^2, \dots, \bar{y}^M]^T$, $\xi(x) = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M]^T$ 은 각각 조절 가능한 적응 파라미터 벡터이다. 그리고 퍼지 기저 함수는 다음과 같다.

$$\xi_i(x) = \frac{\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \left(\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j) \right)} \quad (13)$$

2.4 고장 추정기 설계

고장성분 추정을 위해 새로운 상태변수 z 는 다음과 같다.

$$z = \hat{L}(x, t) - Gx_n \quad (14)$$

고장 추정기는 다음과 같이 설계 할 수 있다.

$$\begin{cases} \dot{\hat{L}}(x, t) = z + Gx_n \\ \dot{z} = -Gz - G(f + gu + Gx_n) \end{cases} \quad (15)$$

이때 $G > 0$ 는 이득이다.

고장추정 오차는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$e_L = L(x, t) - \hat{L}(x, z) \quad (16)$$

고장추정 오차를 근사화하기 위하여 FNN의 출력은 다음과 같다.

$$\hat{e}_c = \hat{\theta}^T \xi \quad (17)$$

식(7)에서의 $L(x, t)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} L(x, t) &= \hat{L}(x, t) + e_L \\ &= \hat{L}(x, t) + \hat{\theta}^T \xi + \varepsilon \end{aligned} \quad (18)$$

여기서 ε 은 근사기 오차이다.

2.5 모의실험

제한된 FDI기법은 다음과 같은 2차 비선형 시스템인 Van Der Pol Oscillator 모델식에 적용하였다.

$$\ddot{y} + 2\omega\zeta(cy^2 - 1)\dot{y} + \omega^2 y = u + \beta(t - T_0)\phi(y)$$

$\omega, \zeta, c > 0$, 상수이다.

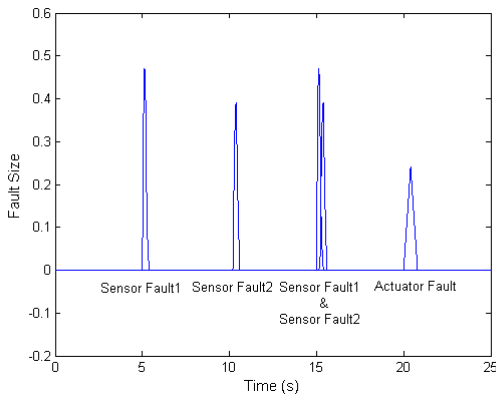
Van Der Pol Oscillator 시스템의 상태 방정식은

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= 2\omega\zeta(1 - c(x_1)^2)x_2 - \omega^2 x_1 + u \\ y &= x_1 \end{aligned}$$

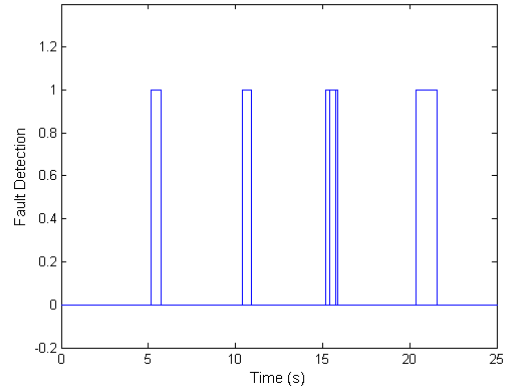
모델의 불확실한 성분 ζ 는 $0.09\omega\zeta(1 - c(x_1)^2)x_2 \sin(t)$ 이라 가정하였다.

- 경우 1 : 일시적인 고장성분일 경우로서 첫 번째 센서의 고장성분과 두 번째 센서의 고장성분, 두개의 센서가 동시 발생하는 고장성분, 액추에이터 고장성분을 가진다. <그림 1>은 액추에이터와 센서의 고장성분을 각각 모델링 한 것이다. <그림 2>는 고장이 발생하였을 경우 잔류발생기에 의해서 고장 시간을 감지한 것으로 <그림 1>과 비교하였을 때 0.2초간의 시간지연이 발생했음을 알 수 있다. 고장발생시간은 각각 5초, 10.2초, 15초와 15.2초, 4.2초이다. 잔류발생기에 의해 고장을 감지하는 시간은 각각 5.15초, 10.4초, 15.15초와 15.40초, 20.4초이다.

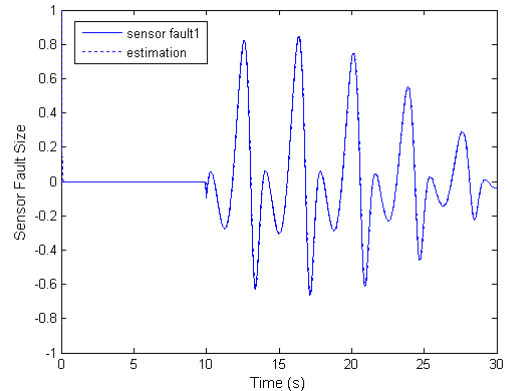
- 경우 2 : 지속적인 고장성분일 경우로서 약 10초와 15초에 두개의 센서에 고장이 발생하여 이를 잘 추정하고 있다. <그림 3>은 첫 번째 센서의 고장성분과 추정치를 나타내고 있다. <그림 4>는 두 번째 센서의 고장성분과 추정치를 보여주고 있다.



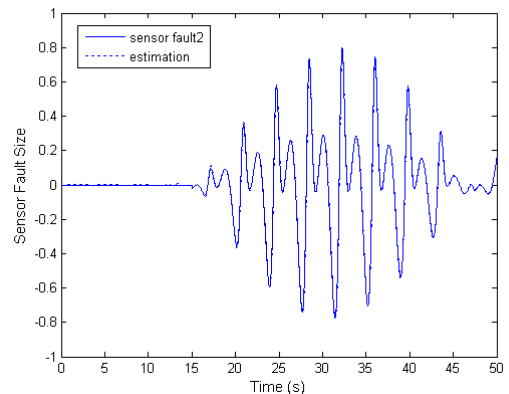
<그림 1> 액추에이터와 센서의 고장성분 모델링



<그림 2> 액추에이터와 센서의 고장 감지



<그림 3> 첫 번째 센서의 고장성분과 추정결과



<그림 4> 두 번째 센서의 고장성분과 추정결과

3. 결 론

액추에이터 고장과 센서고장에 영향을 받는 비선형 시스템에 대하여 새로운 고장 감지 및 분리 기법을 FNN을 이용하여 설계하였다. 또한 고장 분리를 위한 고장 추정기를 설계하였다. 모의실험을 통하여 제안된 고장 감지 및 분리 기법의 성능을 보여주었다.

[참 고 문 헌]

- [1] De Persis, C. and Isidori, A. "A Geometric Approach to Nonlinear Fault Detection and Isolation", *Automatic Control, IEEE Transactions*. Vol 46, pp. 853 - 865, 6, June 2001.
- [2] Mattone, R. and De Luca, A. "Nonlinear Fault Detection and Isolation in a Three-Tank Heating System" *Control Systems Technology, IEEE Transactions*. Vol 14, pp. 1158 - 1166, 6, Nov. 2006.
- [3] Xiaodong Zhang, Polycarpou M.M., Parisini T. "A robust detection and isolation scheme for abrupt and incipient faults in nonlinear systems" *Automatic Control, IEEE Transactions*. Vol 47, pp. 576 - 593, April. 2002