

불확실성을 갖는 다변수 시스템의 이상검출기법

(Robust Fault Detection Method for Uncertain Multivariable Systems)

• 홍일선, • 김대우, • 권오규

• 국방과학연구소 (Tel : 042-821-4513 ; Fax : 042-821-2224;)

• 인하대학교 전기공학과(Tel : 032-860-7395 ; Fax : 032-863-5822; E-mail:okwon@dragon.inha.ac.kr)

Abstract : This paper deals with the fault detection problem in uncertain linear multivariable systems having both model mismatch and noise. A robust fault detection method presented by Kwon *et al.*(1994) for SISO systems has been here extended to the multivariable systems are derived. The model mismatch includes here linearization error as well as undermodelling. Comparisons are made with alternative fault detection method which do not account noise. The new method is shown to have good performance.

Key words. Fault detection, multivariable system, parameter estimation, model mismatch, bias error.

1. 서론

이상검출 및 진단에 관한 연구는 지난 20여년간 많은 연구가 진행되어 왔다. 최근들어 제어기 설계 분야에서 논의되고 있는 견실성 문제에 대해 이상검출 분야에서도 많은 연구가 진행되고 있다. 모델을 이용한 이상검출 기법은 크게 등가식 접근법, 상태 추정 접근법, 계수 추정 접근법으로 구분할 수 있으며, 이를 모두 알고리즘의 견실성을 위하여 여러 가지 방법들을 취하고 있다[1-3].

견실한 이상검출을 행하기 위해서 고려하여야 할 항목은 모델의 불확실성, 잡음, 알고리즘의 처리 속도, 기준 신호 및 이상 발생 신호의 종류 등으로 생각할 수 있으며, 견실한 이상검출 기법 연구에 필요한 사항들은 여러 저자에 의해 지적되고, 연구되고 있다[1-3].

모델 및 잡음 또는 외란에 의해 발생되는 불확실성에 대해 견실성을 얻기 위한 연구는 최근에 많은 결과들이 발표되고 있다[1-7]. [4]에서는 L_2 를 이용, 모델의 불확실성의 크기를 산정하고, 그 값을 이용한 이상검출 기법을 제시하고 있으나, 불확실성을 산정하는 가중치 행렬을 구하는데 어렵다는 단점을 보이고 있다.

동가식 접근법과 상태 추정 접근법은 다른 관점에서 출발하였으나 동가식 접근법은 무진동 관측자를 이용한 경우로 분류되고 있으며[9], 견실성을 얻기 위한 방안은 비슷한 형태의 방법을 취하고 있다. 즉, 모델링 오차 등에 의한 불확실성의 영향을 고려하기 위하여 시스템에 작용하는 미지의 입력이나 외란으로 표시하고, 외란 분리 형태를 통하여 견실성을 얻는 방법들이 제시되고 있다[5-6]. 이 방법에서 외란으로 표시되는 양의 크기는 미지의 값으로 취하고 분포 행렬은 주어지는 것으로 가정하고 있으나, 이 분포 행렬을 구하는 방법이 쉽지 않으며, [5]의 연구 결과에 의하면 각 동작점마다 분포 행렬을 계산을 해야 하는 단점을 보이고 있다. 또한 [6]의 연구 결과는 분포 행렬을 구하는 방법을 구체적으로 제시하고 있으나 견실성 보장을 위하여 더 많은 양의 필터가 필요한 것으로 알려지고 있다. 이러한 문제는 관측자를 이용한 기법이 BFDF(Beard fault detection filter)에 근거하며, 이 BFDF 기법이 지니고 있는 문제 (BFDF 기법은 견실성 문제를 고려하지 않음)에 따른 것으로 여겨진다[6].

계수 추정 접근법에서는 입출력 자료로부터 Black Box 입출력

모델을 설정하고 계수 추정을 행하는 방법으로 추정된 계수의 통계적 분포로부터 이상 발생 여부를 판단하며, 이때 계수 추정 기법이 지니는 견실한 특성을 이용하게 된다[2,3,7,10]. Kwon 등[7]은 전달 함수 시스템에서 모델링 오차의 통계적 성질을 정의하고 계수 추정 과정에 그 영향을 고려하는 방법을 제시하고 있다. 즉, 계수 추정 과정에서 모델링 오차와 잡음의 영향을 정량화시키고 시험 변수 구성에 그 값을 사용하는 방법을 취하고 있다. 이 방법은 시험 변수에 모델링 오차 및 잡음의 영향이 고려되어 있어 이상 발생 여부 판단에 사용되는 문턱값 설정에 다소 편이성을 제공한다. 또한 계수 추정 과정에 입출력 신호를 사용하므로 동작점 변경 및 입력 신호의 변경도 같이 고려되는 장점을 지니고 있다. 그러나 계수 추정 접근법을 이용한 이상검출기법은 주로 단일 입출력에 대한 연구가 주를 이루고 있다. 이는 다변수 입출력 기법으로 확장하는 과정에서 발생하는 문제점(계산 절차의 복잡성)이 내재되기 때문이다. 계수 추정을 이용한 기법을 다변수로 확장하기 위하여 계수 추정이 쉬운 형태로 전달 함수 및 매개변수가 표현되어야 한다.

따라서 본 논문에서는 Kwon 등[7]이 제시한 단일 입출력에 대한 이상검출기법을 다변수로 확장하는 문제로 다루며, 이 문제를 해결하기 위한 시스템 표현방법과 다변수 시스템에서의 이상검출 기법을 제시한다.

2. 시스템 표현 및 계수추정

실제 시스템과 수학적 모델과의 부정합(model mismatch) 문제를 묘사하는 한가지 방법으로 대상 시스템을 그림 1과 같이, 모델링 오차에 해당되는 동특성이 시스템에 더하기 형태로 부가되는 시스템을 표현하기로 한다.

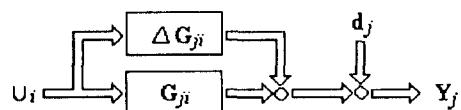


그림 1 모델링 오차를 갖는 시스템
Fig1 The system with model mismatch

이 시스템에서 실제 시스템의 전달함수 G_j , 와 공칭 모델

의 전달 함수 G 는 안정하고 인과적(causal)이라고 가정한다. 대상 시스템은 이산형이며 z 변환으로 표시하고, i 번째 입력이 j 번째 출력으로 나타나는 시스템의 공칭모델의 전달 함수는 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$G_n(z^{-1}, \theta^i) = \frac{B_n(z^{-1}, \theta^i, N_B^i)}{F_n(z^{-1}, N_B^i)}, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

여기서 $F_n(z^{-1}, N_B^i)$ 는 사전 실험에서 미리 결정된 분모 항이다.

$$B_n(z^{-1}, \theta^i, N_B^i) = b_1^i z^{-1} + b_2^i z^{-2} + \dots + b_{N_B^i}^i z^{-N_B^i}$$

$$F_n(z^{-1}, N_B^i) = 1 + f_1^i z^{-1} + f_2^i z^{-2} + \dots + f_{N_B^i}^i z^{-N_B^i}$$

$$\theta^i = [b_1^i \ b_2^i \ \dots \ b_{N_B^i}^i]^T$$

공칭 모델의 전달 함수의 분모 $F_n(z^{-1}, N_B^i)$ 는 시스템의 사전 정보로부터 결정된다. 공칭 모델 (1)을 이용하면, 어떠한 선형 안정 시스템도 N_B^i 와 N_F^i 의 차수 조정에 의해 근사화를 할 수 있으며, 고정분모 다항식에서 발생하는 오차는 분자 다항식의 차수를 적절히 조정해서 수정할 수 있다. 이 오차 수정의 타당성은 Laurent 급수 확장 법에 의해 입증된다. 식 (1)과 같은 공칭 모델의 전달 함수를 사용하면, 공칭 임펄스 응답이 시스템 계수들의 선형 합으로 표시되어 시스템 계수 추정이 쉬울 뿐 아니라, 추정된 계수에 대한 모델링 오차의 영향을 정량화하기가 쉽다.

그림 1의 시스템 표현을 사용할 때 시스템 출력은 다음과 같다.

$$y^i(k) = \sum_{k=1}^m G_{Tk}(q^{-1}) u^i(k) + v^i(k) \\ = \sum_{k=1}^m B_n(q^{-1}, \theta^i, N_B^i) u_F^i(k) + \sum_{k=1}^m G_{dk}(q^{-1}) u^i(k) + v^i(k) \quad (2)$$

여기서 q^{-1} 은 자연 연산자이며

$$u_F^i(k) = \frac{1}{F_n(q^{-1}, N_B^i)} u^i(k)$$

이다.

모델링 오차에 해당하는 G_{dk} 의 임펄스 응답을 $\{h^i(\cdot)\}$ 로 표시하고, $u^i(k) = 0, k \leq 0, h^i(\cdot)$ 는 N_B^i 의 구간만 유효하다고 할 때 식(2)은 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$Y^i = \Phi^i \Theta^i + \Psi^i H^i + V^i \quad (3)$$

여기서,

$$Y^i = [y^i(1) \ y^i(2) \ \dots \ y^i(N)]^T$$

$$\Phi^i = [\phi^{i1} \ \phi^{i2} \ \dots \ \phi^{im}]$$

$$\Theta^i = [\theta^{i1} \ \theta^{i2} \ \dots \ \theta^{im}]$$

$$\Psi^i = [\psi^{i1} \ \psi^{i2} \ \dots \ \psi^{im}]$$

$$H^i = [\eta^{i1} \ \eta^{i2} \ \dots \ \eta^{im}]$$

$$V^i = [v^i(1) \ v^i(2) \ \dots \ v^i(N)]$$

$$\eta^i = [h^i(0) \ h^i(1) \ \dots \ h^i(N_B^i - 1)]$$

$$\phi^i = \begin{bmatrix} u_F^i(0) & u_F^i(-1) & \dots & u_F^i(1-N_B^i) \\ u_F^i(1) & u_F^i(0) & \dots & u_F^i(2-N_B^i) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_F^i(N-1) & u_F^i(N-2) & \dots & u_F^i(N-N_B^i) \end{bmatrix}$$

$$\phi^i = \begin{bmatrix} u^i(1) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ u^i(2) & u^i(1) & \dots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \dots & \vdots \\ u^i(N) & u^i(N-1) & \dots & \dots & u^i(N-N_B^i+1) \end{bmatrix}$$

이고, N 은 주어진 데이터 개수이며, $\{v^i(t)\}$ 는 분산의 크기 σ^2 을 지니는 백색 잡음으로 가정한다. 규준 벡터 Φ' 는 표준형 최소자승법을 사용하여 계수를 추정하면 다음의 식으로 표현된다.

$$\Theta' = [(\Phi')^T \Phi']^{-1} (\Phi')^T Y^i \quad (4)$$

여기서 주된 관심은 잡음 V^i 과 모델링 오차 $\Psi^i H^i$ 에 대한 영향을 정량화 하는 것이다. (3)식과 (4)식으로부터 다음 관계를 얻을 수 있으며

$$\Theta' - \Theta^i = [(\Phi')^T \Phi']^{-1} (\Phi')^T [\Psi^i H^i + V^i] \quad (5)$$

여기에서 전체 추정 오차를 다음과 같이 분리 표시할 수 있다.

$$\Theta' - \Theta^i = \widetilde{\Theta}_1^i + \widetilde{\Theta}_2^i \quad (6)$$

여기서 $\widetilde{\Theta}_1^i$ 를 분산 오차(variance error) $\widetilde{\Theta}_2^i$ 를 편향 오차(bias error)라고 하고 크기는 다음의 식으로 표현된다.

$$\widetilde{\Theta}_1^i = [(\Phi')^T \Phi']^{-1} (\Phi')^T V^i \quad (7)$$

$$\widetilde{\Theta}_2^i = [(\Phi')^T \Phi']^{-1} (\Phi')^T \Psi^i H^i \quad (8)$$

3. 추정 오차 평가

2장에서 사용하는 회귀 벡터 Φ' 와 Ψ^i 는 입력만의 함수이므로 분산 오차 $E[\widetilde{\Theta}_1^i(\widetilde{\Theta}_1^i)^T]$ 는 식 (7)에서 다음 식과 같이 계산할 수 있다.

$$E[\widetilde{\Theta}_1^i(\widetilde{\Theta}_1^i)^T] = [(\Phi')^T \Phi']^{-1} \sigma^2 \quad (9)$$

여기서 σ^2 은 측정 잡음 v 의 분산이며, 이 값은 주어지는 것으로 가정한다.

(8)식으로부터 편향 오차의 크기를 구하는 것은 H^i 에 대한 것으로 여길 수 있으며, 편향 오차의 크기를 정하는 방안을 두 가지중 한 경우를 택할 수 있다.

첫 번의 경우는 사전 정보 이용법으로 사전 정보는 H^i 에 대한 사전 분포의 형태를 파악하는 것으로 여길 수 있으며, 이러한 개념은 확률적 처리(stochastic embedding)로 간주되며, 견실한 제어기 분야에서도 사용되고 있다.

두 번째 경우는 실험 자료 이용 방법으로 모델링 오차에 대한 사전 정보가 여의치 않은 경우 실험 데이터로부터 그 크기를 정하는 방안을 시도할 수 있다. 이 방법은 다른 모델을 만들지 않고서도 H^i 에 의한 오차의 크기 산정을 Θ^i 의 추정 과정에서 행할 수 있다.

식 (3)에서 다음의 관계를 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}'_{full} \\ \hat{H}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\phi')^T \phi' & (\phi')^T \psi' \\ (\psi')^T \phi' & (\psi')^T \psi' \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} (\phi')^T \\ (\psi')^T \end{bmatrix} Y'$$

여기서 부분 행렬을 이용하여 역행렬 값을 구하면 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$H^j = [(\psi')^T H' \psi']^{-1} (\psi') - T H' Y'$$

여기서

$$H' = I - \phi'[(\phi')^T \phi']^{-1} (\phi')^T \quad (10)$$

또한 2장으로부터 다음의 관계를 얻을 수 있다.

$$E[(\hat{H}' - H')(H' - H)^T] = [(\psi')^T H' \psi']^{-1} \sigma^2 \quad (11)$$

H' 의 기대값을 구하기 위하여 Bayes식 처리 (Bayesian embedding)를 사용하였으며, H' 를 확률 과정으로 볼 때 \hat{H}' 와 $[(\psi')^T H' \psi']^{-1} \sigma^2$ 는 데이터가 주어질 때 H' 에 대한 조건 분포의 사후평균(a posterior mean) 과 상호분산(covariance)으로 간주할 수 있다. 이러한 조건하에서 다음의 관계가 만족된다[7].

$$\begin{aligned} E[H'(H')^T | Y'] &= \hat{H}'(\hat{H}')^T + E[(\hat{H}' - H')(H' - H)^T | Y'] \\ &= \hat{H}'(\hat{H}')^T + [(\psi')^T H' \psi']^{-1} \sigma^2 \\ &= C_{k2}^i \end{aligned}$$

따라서 (3.4)으로부터 절편 오차의 상호분산은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} E[\hat{\theta}_2^i(\hat{\theta}_2^i)^T | Y'] &= [(\phi')^T \phi']^{-1} (\phi')^T \psi' C_k^a (\psi')^T \phi' [(\phi')^T \phi']^{-1} \\ &= \dots \quad (12) \end{aligned}$$

4. 이상검출 기법

이 장에서는 2장 및 3장에서 제시한 시스템 표현 및 계수 추정 법을 사용하여 대상 시스템을 나타내고 계수 추정을 한 다음, 이 추정된 계수들로부터 대상 시스템에 이상의 발생 여부를 판단하는 이상검출법을 다루기로 한다.

먼저, 대상 시스템이 정상적인 경우의 데이터 집합과 정상인지 이상인지 모르는 경우의 데이터 집합이 주어진다고 가정한다. 가정에 의해 대상 시스템의 입출력 관계식을 식 (3)과 비슷한 형태로 나타낼 수 있다.

$$Y_n^i = (\phi')_n \Theta_n^i + (\psi')_n H_n^i + V_n^i \quad (13)$$

$$Y_f^i = (\phi')_f \Theta_f^i + (\psi')_f H_f^i + V_f^i \quad (14)$$

여기에서 첨자 n, f 는 불규칙 시행을 나타내며, 각각 시스템이 정상적인 경우와 모르는 경우에 대응되는 입출력 데이터를 의미한다.

$$\begin{bmatrix} Y_n^i \\ Y_f^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\phi')_n & 0 \\ 0 & (\phi')_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Theta_n^i \\ \Theta_f^i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (\psi')_n & 0 \\ 0 & (\psi')_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_n^i \\ H_f^i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_n^i \\ V_f^i \end{bmatrix} \quad (15)$$

3장의 추정 방법을 사용하여 다음의 관계식을 얻을 수 있다.

$$E\left(\begin{bmatrix} \hat{\theta}_n^i \\ \hat{\theta}_f^i \end{bmatrix} \left| \begin{bmatrix} \hat{\theta}_n^i \\ \hat{\theta}_f^i \end{bmatrix}\right.^T\right) = \begin{bmatrix} [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1} \sigma^2 & 0 \\ 0 & [(\phi')_f^T (\phi')_f]^{-1} \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$E\left(\begin{bmatrix} \hat{\theta}_n^i \\ \hat{\theta}_f^i \end{bmatrix} \left| \begin{bmatrix} \hat{\theta}_n^i \\ \hat{\theta}_f^i \end{bmatrix}\right.^T\right) = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \beta & \gamma \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\alpha = [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1} (\phi')_n^T (\psi')_n C_k^{12} (\psi')_n^T (\phi')_n [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1}$$

$$\beta = [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1} (\phi')_n^T (\psi')_n C_k^{12} (\psi')_n^T (\phi')_n [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1}$$

$$\gamma = [(\phi')_f^T (\phi')_f]^{-1} (\phi')_f^T (\psi')_f C_k^{22} (\psi')_f^T (\phi')_f [(\phi')_f^T (\phi')_f]^{-1}$$

또한 모델링 오차의 크기는 다음의 형태를 지닌다.

$$E\left(\begin{bmatrix} H_n^i \\ H_f^i \end{bmatrix} \left| \begin{bmatrix} H_n^i \\ H_f^i \end{bmatrix}\right.^T\right) = \begin{bmatrix} C_{n1}^i & C_{n2}^i \\ (C_{n2}^i)^T & C_{f2}^i \end{bmatrix} \quad (18)$$

이상 발생이 안 되었을 때 $\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i$ 의 기대값을 구하는 것이므로 $H_n^i = H_f^i$ 으로 간주할 수 있으므로 다음 조건이 만족된다.

$$C_{n1}^i = C_{n2}^i = C_{f2}^i = C^i \quad (19)$$

보조 정리 [7]. 이상 발생이 안된 경우

$$\begin{aligned} E[(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)^T] &= [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1} \sigma^2 + [(\phi')_f^T (\phi')_f]^{-1} \sigma^2 \\ &= (Q_n^i - Q_f^i) C^i (Q_n^i - Q_f^i)^T \end{aligned} \quad (20)$$

$$E[(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)^T] = (Q_n^i - Q_f^i) C^i (Q_n^i - Q_f^i)^T \quad (21)$$

$$\text{여기서 } Q_i^i = [(\phi')_i^T (\phi')_i]^{-1} (\phi')_i^T (\psi')_i \quad i = n, f \quad \square$$

두 실험이 일치하는 경우 모델링 오차에 의한 시스템 오차는 $(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)$ 의 관계에서 0이 됨을 알 수 있다. 전체 오차 $(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)$ 를 계산할 때 3장의 결과, 즉 분산 오차 및 바이어스 오차를 각각 구하여 합을 구하였으나 잡음 V' 와 모델링 오차 C^i 가 서로 독립인 경우는 다음의 관계를 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} E[(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)^T] &= [(\phi')_n^T (\phi')_n]^{-1} \sigma^2 + [(\phi')_f^T (\phi')_f]^{-1} \sigma^2 \\ &\quad + (Q_n^i - Q_f^i) C^i (Q_n^i - Q_f^i)^T \\ &= C^i \end{aligned} \quad (22)$$

이상검출을 위한 시험 변수의 구성은 (22)식에 나타난 추정 변수의 공분산을 이용하여 구성 가능하며, 본 논문에서는 다음과 같이 구성한다.

$$T^i = (\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)^T (C^i)^{-1} (\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i) \quad (23)$$

식(23)으로 표현되는 시험 변수는 $(\hat{\theta}_n^i - \hat{\theta}_f^i)$ 의 추정 값과 상호분산 C^i 의 비교로 구성되며, 사전 결정된 문턱값(threshold)과 비교하여 시험 변수가 클 때 이상검출로 간주하게 된다.

5. 모의 실험

본 논문에서 제시한 알고리즘의 타당성을 살펴 보기위하여 다음의 선형화된 상태방정식으로 표현되는 전기 기기[12]에 적용하여 모의실험을 수행하였다.

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad y = Cx,$$

$$A = \begin{bmatrix} -13.333 & -7854.1666 & 0 \\ 0.05 & 0 & -1 \\ 0 & 456.9697 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 650 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & -12.1212 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

본 모의실험에서는 DC 모터에서 발생할 수 있는 이상 중에서[3] 5% 관성모멘트의 변화를 시스템의 이상으로 가정하였고 샘플링시간을 0.05초로 하였다. 여기서 $N_B=2, N_A=10, N=100$ 이고, 입력잡음의 분산 $\sigma_u^2 = 0.02^2$, 측정잡음의 분산 $\sigma_y^2 = 0.04^2$ 로 하였다. 이상검출을 위해 식 (23)의 시험변수 T' 를 사용하였고, 잡음입력만을 고려한 시험변수 T'_w 과 비교하였다.

그림2 ~ 그림3은 모의실험 결과이다. 이결과에서 볼수있듯이 이논문에서 제시하는 이상검출법은 다변수 시스템에서도 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 특히 기존의 방법에 비해 이상검출감도가 매우 높음을 보여주고 있다.

6. 결론

본 연구는 [7]의 단일 입출력 시스템에 대한 이상검출 기법을 다변수 시스템으로 확장하기 위한 것이다. 먼저 다변수 시스템에서 계수 추정이 용이하도록 시스템 및 계수 표현 방법을 설정하여 [7]에서 제시한 기법을 바로 사용 가능하도록 하였다. 이러한 표현은 이상 진단의 경우에도 바로 적용이 가능한 형태로 이상검출과 진단이 동시에 가능하다는 장점을 보인다. 제시한 방법은 모델링 오차와 잡음들에 대해서 [7]에서 얻을 수 있었던 견실한 특성을 유지하면서 좋은 결과를 보일 수 있었다.

견실한 이상검출법에 대한 연구는 모델의 불확실성에 대한 연구가 주를 이루고 있다. 그러나 견실성은 이상검출 기법의 속도에도 관련되며, 모델링 오차를 최소화하기 위해 고차항 확장 등의 방안은 모델의 차수를 증가시키는 결과를 가져오게, 이는 최적의 견실성을 얻었다고 보기에는 어렵다. 최적의 견실성을 얻기 위한 한 방안으로 저차 모델을 사용하고 모델링 오차를 계수 추정과정에 영향을 고려하는 기법도 계산 속도 향상을 통한 견실성을 얻는 한 방안으로 여겨진다.

참고 문헌

- [1] D. T. Horak, "Failure detection in dynamic systems with modeling error", AIAA paper 87-2604, pp 1545-1553, 1987
- [2] P. M. Frank, "Faults diagnosis in dynamical systems using analytical and knowledge-based redundancy- A survey and some new results", Automatica, Vol. 26, No. 3, pp 459-474, 1990
- [3] R. Isermann, "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing-Tutorial paper", Automatica, Vol. 29, No. 4, pp 815-835, 1993
- [4] P. P. Khargonekar and Thomas L. Ting, "Fault detection in the presence of modeling uncertainty", Proc.of 31th IEEE CDC, pp 1716-1721, 1993
- [5] R. J. Patton and J. Chen, "Optimal unknown input distribution matrix selection in robust fault diagnosis", Automatic, Vol. 29, No. 4, pp 837-841, 1993
- [6] J. Chen, Ron J. Patton and H. Zhnag, "Design of unknown input observers and robust fault detection filters", Int. J. Control, Vol 63, No. 1, pp 85-105, 1996
- [7] O.K. Kwon, G. C. Goodwin and W. H. Kwon, "Robust fault detection method accounting for modeling errors in uncertain systems", Control Eng. Practice, Vol. 2 No. 5, pp 763-771, 1994
- [8] X. Ding, L. Guo and P. M. Frank, "A frequency domain approach to fault detection of uncertain dynamic systems", Proc. of 31th IEEE CDC, pp 1722-1727, 1993
- [9] A. Medevedev, "Fault detection and isolation by a continuous parity space method", Automatica, Vol 31, No. 7, pp 1039-1044, 1995
- [10] B. Ninniss, Graham C. Goodwin, O.K. Kwon and Bengt Carlsson, "Robust fault detection based on low order models", SAFEPROCESS '91, 1991
- [11] D. W. Apley and J. Shi, "A fault detection, isolation, and identification technique for complex MISO linear systems", Proc. of ACC, pp 2633-2637, 1995
- [12] S. Bousghiri-Kratz, O. Malasse and W. Nuninger, "Fault detection using state estimation. Application to an electromechanical process", Proc. of the 31th IEEE CDC , pp 2397-2402, 1995

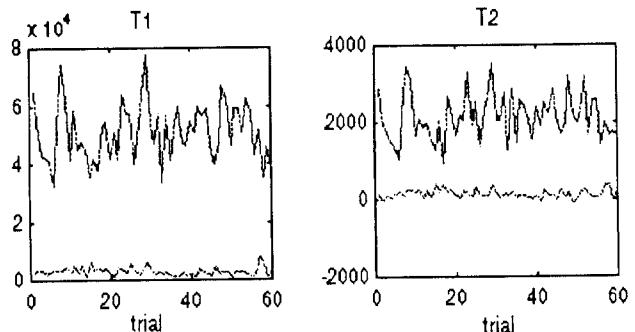


그림2 새로운 시험변수.

Fig2 New test variable.

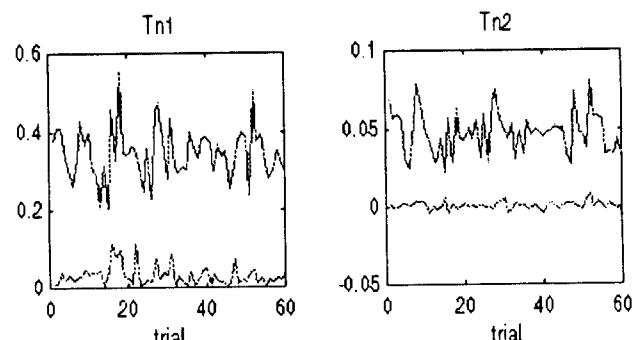


그림3 기존의 시험변수.

Fig3 Test variable.