

불확실성을 고려한 DC Motor 의 견실한 이상검출

Application of Robust Fault Detection for DC Motor Considering System Uncertainty

김대우\*, 유호준\*, 권오규\*

( Dae-Woo Kim ,Ho-Jun Yu and Oh-Kyu Kwon)

\*인하대학교 공과대학 전기공학과 (Tel: 032-860-7395 ; Fax: 032-863-5822)

**Abstract** : In this paper we treat the application of fault detection method in DC motor having both model mismatch and noise problems. A fault detection method presented by Kwon *et al.* ( 1994 ) for SISO systems has been here experimeted. The model mismatch includes here linearization error as well as undermodelling. Comparisons are made with the real plant, DC motro. The experimental result of robust fault detection method is shown to have good performance via with the alternative fault detection method which do not account noisece.

**Key Words** : Application of robust fault detection, system uncertainty, model mismatch, noise.

1. 서론

시스템의 신뢰성(Reliability), 가용성(Availability), 안전성(Safety)을 높이는 것은 공학에서 추구하는 최종목표라고 말할 수 있다. 이러한 목표들은 시스템의 안정화된 운전을 통하여 좋은 특성의 제품 또는 성능을 얻기 위한 것이며, 세 항목 가운데서도 신뢰성이 가장 기본적인 목표라고 할 수 있다. 이상검출 및 진단에 관한 연구는 지난 수십여년간 많은 연구가 진행되어 왔으며, 최근 들어 제어기 설계 분야에서 논의되고 있는 견실성 문제에 대해 이상검출 분야에서도 많은 연구가 진행되고 있다. 모델을 이용한 이상검출 기법은 크게 상태 추정 접근법, 계수 추정 접근법으로 구분할 수 있으며, 이들 모두 알고리즘의 견실성을 위하여 여러 가지 방법들을 취하고 있다[3].

모델의 불확실성, 잡음, 알고리즘의 처리 속도, 기준 신호 및 이상 발생 신호의 종류 등은 견실한 이상검출을 행하기 위해서 고려하여야 할 항목들로 생각할 수 있으며, 견실한 이상검출 기법 연구에 필요한 기법들은 여러 저자에 의해 연구,개선되고 있다[3].

모델 및 잡음 또는 외란에 의해 발생하는 불확실성에 대해 견실성을 얻기 위한 연구는 최근에 많은 결과들이 발표되고 있다[1-7]. [4]에서는  $L_2$ 를 이용, 모델의 불확실성의 크기를 산정하고, 그 값

을 이용한 이상검출 기법을 제시하고 있으나, 불확실성을 산정하는 가중치 행렬을 구하는데 어렵다는 단점을 보이고 있다.

[참고도]에서 보듯이 계수 추정 접근법은 입출력 자료로부터 Black Box 입출력 모델을 설정하고 계수 추정을 행하는 방법으로 추정된 계수의 통계적 분포로부터 이상 발생 여부를 판단하며, 이때 계수 추정기법이 지니는 견실한 특성을 이용하게 된다 [2,3,7,10]. Kwon등[7]은 전달 함수 시스템에서 모델링 오차의 통계적 성질을 정의하고 계수 추정 과정에 그 영향을 고려하는 방법을 제시하고 있다. 즉, 계수 추정과정에서 모델링 오차와 잡음의 영향을 정량화 시키고 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 선정에 다소 편의성을 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 있으나, 주로 이론적인 측면에서 많은연구가 진행되고 있고,몇몇 응용사례가 발표되고 있다. 본 논문에서는 Kwon등[7]이 제시한 단일 입출력에 대한 이상검출기법을 실제 시스템 ( DC Motor ) 에 적용하여 제시한 알고리즘의 응용측면을 연구하여 보고 그결과를 제시한다.

2. 견실한 이상검출기법

모든 수학적 모델은 실제 시스템의 근사적 표현이다. 이러한 모델 불확실성을 표현하는 한가지 방법으로써 다음 그림 2-1과 같이 덧셈형 오차 표현법을 쓸 수 있다.

여기서 실제 시스템  $G_T$ 와 공칭모델  $G$ 는 안정하고 인과적(causal)이라고 가정한다. 또 측정잡음  $v$ 는 영평균이고 분산이  $\sigma_v^2$ 인 백색 잡음이라 가정한다.

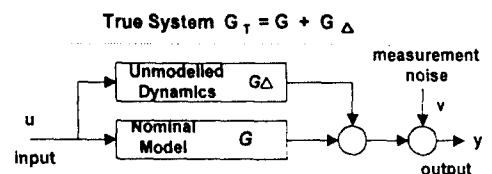
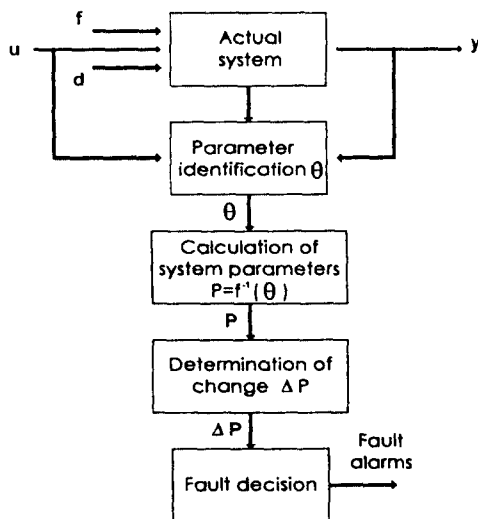


그림 2-1 비모델링 동특성과 측정잡음을 고려한 시스템 표현

[참고도] 계수추정법을 이용한 이상검출의 흐름도

공칭모델은 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$G(z^{-1}, \theta) = \frac{B(z^{-1}, \theta, n_b)}{F(z^{-1}, n_f)} \quad (2.1)$$

여기서,

$$\begin{aligned} B(z^{-1}, \theta, n_b) &:= b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n} \\ F(z^{-1}, n_f) &:= 1 + f_1 z^{-1} + f_2 z^{-2} + \dots + f_n z^{-n} \\ \theta &:= [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n]^T \end{aligned}$$

$F(z^{-1}, n_f)$ 의 분모는 고정된 것인데, 이는 시스템에 대한 사전 경험에 의한 계수 추정에 의해 얻어진 사전 정보(예를 들면, 지배 극점)로부터 결정할 수 있다. 여기서 공칭모델 식(2.1)이 안정하다고 가정했으므로  $F$ 는 안정한 다항식이어야 한다. 시스템의 출력은 다음의 식을 만족한다.

$$\begin{aligned} y(k) &= G_T(q^{-1})u(k) + v(k) \\ &= B(q^{-1}, \theta, N_B)u_F(k) + \eta(k) + v(k) \\ &= G(q^{-1}, \theta)u(k) + G_d(q^{-1})u(k) + v(k) \end{aligned} \quad (2.2)$$

여기서,  $q^{-1}$ 는 지연 연산자(backward shift operator)이다. 그리고

$$\begin{aligned} u_F(k) &:= \frac{1}{F(q^{-1}, N_F)} u(k) \\ \eta(k) &:= G_d(q^{-1})u(k) \end{aligned} \quad (2.3)$$

이고,  $G_d$ 의 임펄스 응답을  $\{h(\cdot)\}$ 로 표기하면 식(2.3)은 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$\eta(k) = \sum_{i=0}^{N_d-1} h(i)u(k-i) \quad (2.4)$$

여기서,  $u(k) = 0, k \leq 0$  이고,  $h(\cdot)$ 는  $N_d$ 의 유한 주기를 갖는다.

## 2.1 계수 추정법

식(2.2)와 식(2.4)는 식(2.5)로 다시 쓸 수 있다.

$$Y = \Phi \theta + \Psi H + V \quad (2.5)$$

여기서,

$$\begin{aligned} Y &:= [y(1) \ y(2) \ \dots \ y(N)]^T \\ \Phi &:= \begin{bmatrix} u_F(0) & u_F(-1) & \dots & u_F(1-N_B) \\ u_F(1) & u_F(0) & \dots & u_F(2-N_B) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_F(N) & u_F(N-1) & \dots & u_F(N-N_B) \end{bmatrix} \\ \Psi &:= \begin{bmatrix} u(1) & 0 & \dots & 0 \\ u(2) & u(1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(N) & u(N-1) & \dots & u(N-N_d+1) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$H := [h(0) \ h(1) \ \dots \ h(N_d-1)]^T$$

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

이고,  $N$ 은 주어진 데이터 개수,  $\{v(\cdot)\}$ 는 분산이  $\sigma^2$ 인 백색잡음이다. 공칭 계수 벡터  $\theta$ 에 대한 최소 자승 추정자는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{\theta} = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T Y \quad (2.6)$$

여기에서 식(2.5)의 잡음  $V$ 와 저차화 모델링오차  $\Psi H$ 로 인한 식(2.6)의 추정자  $\hat{\theta}$ 에 나타나는 효과를 알기 위해 식(2.6)과 (2.5)의 차를 구하면 다음과 같다.

$$\hat{\theta} - \theta = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T [\Psi H + V] \quad (2.7)$$

윗 식으로부터 전체 추정 오차는 다음과 같이 분해된다.

$$\hat{\theta} - \theta = \tilde{\theta}_1 + \tilde{\theta}_2 \quad (2.8)$$

여기서,  $\tilde{\theta}_1$ 과  $\tilde{\theta}_2$ 는 각각 분산 오차, 편향 오차이다.

$$\tilde{\theta}_1 := (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T V \quad (2.9)$$

$$\tilde{\theta}_2 := (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Psi H \quad (2.10)$$

## 2.2 분산 오차와 편향 오차의 계산

### 2.2.1 분산 오차의 계산

회귀(regression)벡터  $\Phi$ 와  $\Psi$ 는 입력만의 함수로서 분산 오차의 상호 분산  $E[\tilde{\theta}_1 \tilde{\theta}_1^T]$ 은 식(2.9)로부터 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E[\tilde{\theta}_1 \tilde{\theta}_1^T] = (\Phi^T \Phi)^{-1} \sigma^2 \quad (2.11)$$

여기서,  $\sigma^2$ 은 측정 잡음  $v(\cdot)$ 의 분산이다. 이후부터는  $\sigma^2$ 은 알고 있는 것으로 가정한다.

### 2.2.2 편향 오차의 계산

식(2.10)의 편향 오차를 구하기 위해서는  $H$ 를 알아야 한다. 저모델링에 대한 유사한 값은 사전 자료로부터 얻어질 수 있고, 이 사전 정보로부터 미리  $H$ 의 분포를 구성할 수 있다(Goodwin and Salgado, 1989).  $H$ 의 사전 분포가 영평균이고 상호 분산이  $C_h^0$ 일 때 편향 오차의 상호 분산은 다음과 같다.

$$E[\tilde{\theta}_2 \tilde{\theta}_2^T | \Phi, \Psi] := (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Psi C_h^0 \Psi^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1} \quad (2.12)$$

최근의 전실한 적응 제어에 관한 연구에서는 비모델동특성이 지수함수적으로 유계값을 갖는다고 가정하였다(Middleton and Goodwin, 1988). 이에 따른 통계적 가정은 다음과 같다.

$$[C_h^0]_{kj} = E[h(k)h(j)] = r(k) \delta_{kj} \quad (2.13)$$

$$r(k) = \sigma_0^2 e^{-\beta k}, \quad k = 0, 1, \dots, N_d-1 \quad (2.14)$$

식(2.14)에서  $\sigma_0^2$ 과  $\beta$ 를 사전 정보로부터 알려진 값이라고 한다면,  $C_h^0$ 는 식(2.13)과 식(2.14)에 의해 계산된다.  $\sigma_0^2$ 과  $\beta$ 를 모를 경우에는 정상시스템에 대한 사전 실험으로부터 추정할 수 있다(Kwon and Goodwin, 1990). 여기서는 ML(Maximum Likelihood) 기법을 이용한다. 식(3.1.5)로부터  $H$ 의 추정자를 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}_{FULL} \\ \hat{H} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi^T \Phi & \Phi^T \Psi \\ \Psi^T \Phi & \Psi^T \Psi \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Phi^T \\ \Psi^T \end{bmatrix} Y$$

윗 식으로부터 추정자  $\hat{H}$ 은 다음과 같이 구해진다.

$$\hat{H} = (\Psi^T \Pi \Psi)^{-1} \Psi^T \Pi Y$$

여기서,

$$\Pi := I - \Phi(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T$$

또한,

$$E[(\widehat{H}-H)(\widehat{H}-H)^T] = (\Psi^T \Pi \Psi)^{-1} \sigma^2 \quad (2.15)$$

따라서 편향 오차의 상호 분산은 다음의 식으로 구해진다.

$$E[\widehat{\theta}_2 \widehat{\theta}_2^T | Y] = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \Psi C_h^a \Psi^T \Phi (\Phi^T \Phi)^{-1}$$

여기서,

$$C_h^a \equiv E[HH^T | Y]$$

$C_h^a$ 를 추정하기 위해 독립 자료 집합을 이용하였다면, 전체 상호 분산은 식(2.11)과 식(2.12)의 합인 형태로 나타난다. 그러므로  $C_h^a$  (H에 대한 사전 자료 사용시)와  $C_h^a$  (H에 대한 사후 자료 사용시)는  $C_h$ 로서 나타낼 수 있다.

### 2.2.3. 이상 검출 방법

본 논문에서 사용하는 이상검출법은 앞에서 구한 편향 오차 및 분산 오차를 이용하여 수행된다. 이상이 있는 시스템의 자료 집합을  $I_n = \{Y_n, \Phi_n, \Psi_n\}$ , 이상이 없는 시스템의 자료 집합을  $I_f = \{Y_f, \Phi_f, \Psi_f\}$ 로 놓았을 때, 자료  $I_n$ 과  $I_f$ 를 이용하여 두 번째 자료인  $I_f$ 에 이상이 있는지의 여부를 판단한다. 앞에서처럼 최소 자승 추정기에 의한  $\widehat{\theta}_n$ 과  $\widehat{\theta}_f$ 는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \widehat{\theta}_n &= (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \Phi_n^T Y_n \\ \widehat{\theta}_f &= (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \Phi_f^T Y_f \end{aligned}$$

윗 식으로부터의 관측 오차  $\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f$ 와 이상이 없을 때의 잡음과 저 모델링에 의한 오차를 비교함으로써 관측 오차가 잡음 및 저 모델링에 의한 오차보다 커지는가를 판단함으로써 이상 유무를 알 수 있다.

식 (2.5)의 모델은 다음과 같이 확장된다.

$$\begin{bmatrix} Y_n \\ Y_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_n & 0 \\ 0 & \Phi_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_n \\ \theta_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Psi_n & 0 \\ 0 & \Psi_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_n \\ H_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_n \\ V_f \end{bmatrix}$$

여기에서 앞의 기법으로부터 다음의 값을 얻는다.

$$E \left\{ \begin{bmatrix} \widehat{\theta}_{n1} \\ \widehat{\theta}_{f1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \widehat{\theta}_{n1} \\ \widehat{\theta}_{f1} \end{bmatrix}^T \right\} = \begin{bmatrix} (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \sigma^2 & 0 \\ 0 & (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$E \left\{ \begin{bmatrix} \widehat{\theta}_{n2} \\ \widehat{\theta}_{f2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \widehat{\theta}_{n2} \\ \widehat{\theta}_{f2} \end{bmatrix}^T \right\} = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \beta^T & \gamma \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

여기서,

$$\begin{aligned} \alpha &= (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \Phi_n^T \Psi_n C_h^1 \Psi_n^T \Phi_n (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \\ \beta &= (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \Phi_n^T \Psi_n C_h^{12} \Psi_f^T \Phi_f (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \\ \gamma &= (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \Phi_f^T \Psi_f C_h^2 \Psi_f^T \Phi_f (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \\ E \left\{ \begin{bmatrix} H_n \\ H_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_n \\ H_f \end{bmatrix}^T \right\} &= \begin{bmatrix} C_h^1 & C_h^{12} \\ (C_h^{12})^T & C_h^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.18)$$

이상이 발생하지 않았을 때  $\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f$ 의 크기를 알기 위해 식(2.5), 식(2.18)에서  $H_n = H_f$ 로 가정하여 계산하면 아래와 같다.

$$C_h^1 = C_h^{12} = C_h^2 =: C_h^1 \quad (2.19)$$

보조 정리 1. 이상이 없을 때 다음의 값을 얻는다.

$$\begin{aligned} E[(\widehat{\theta}_{n1} - \widehat{\theta}_{f1})(\widehat{\theta}_{n1} - \widehat{\theta}_{f1})^T] \\ = (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \sigma^2 + (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \sigma^2 \end{aligned} \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned} E[(\widehat{\theta}_{n2} - \widehat{\theta}_{f2})(\widehat{\theta}_{n2} - \widehat{\theta}_{f2})^T] \\ = (Q_n - Q_f) C_h (Q_n - Q_f)^T \end{aligned} \quad (2.21)$$

여기서

$$Q_n := (\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} \Phi_n^T \Psi_n, \quad Q_f := (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1} \Phi_f^T \Psi_f$$

식(2.21)에서 만약 이상이 발생하지 않았을 때에는  $(\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f)$ 의 소거로 인하여 저 모델링에 의한 오차의 기대치는 0이 된다. 그리고  $C_h$ 는 단원 다에서의 두 가지 방법, 즉 사전 자료를 이용하거나  $C_h^a$ 의 정의식으로부터 추정하여 구해진다. 앞의 모델에서  $V$ 와  $C_h^a$ 이 서로 독립이면 결합 항은 없어지며, 따라서 다음의 식을 얻는다.

$$\begin{aligned} C &= E[(\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f)(\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f)^T] \\ &= [(\Phi_n^T \Phi_n)^{-1} + (\Phi_f^T \Phi_f)^{-1}] \sigma^2 \\ &\quad + (Q_n - Q_f) C_h^0 (Q_n - Q_f)^T \end{aligned} \quad (2.22)$$

윗 식의  $C_h^0$ 는 단원 다에서  $C_h^a$ 를 추정하는 것처럼  $C_h^a$ 으로 대체할 수 있다. 본 논문에서 사용하는 이상검출법은 추정 계수 변화  $\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f$ 에 대한 상호 분산의 함수인 시험 변수를 비교함으로써 수행된다. 시험 변수  $T_1$ 은 다음과 같이 구성된다.

$$T_1 \equiv (\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f)^T C^{-1} (\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f) \quad (2.23)$$

또한 이상에 대한 상세한 정보를 얻기 위해 추정 계수를 상호연관 없이 없게 만드는 시험 변수  $\alpha$ 를 구성한다.

$$\begin{aligned} C &= U \Sigma U^T \\ \alpha &\equiv U^T (\widehat{\theta}_n - \widehat{\theta}_f) \end{aligned} \quad (2.24)$$

### 3. 성능 평가 실험

본 실험에서는 DC 모터에서 발생할 수 있는 이상 중에서[3] 5% 관성모멘트의 변화를 시스템의 이상으로 주입하였고 샘플링 시간을 0.05초로 하였다. 여기서  $N_B=4, N_M=8, N=100$  이고, 입력잡음의 분산  $\sigma_u^2 = 0.03^2$ , 측정잡음의 분산은  $\sigma_v^2 = 0.04^2$  이었다. 이상검출을 위해 식 (23)의 시험변수  $T_1$ 를 사용하였고, 잡음입력만을 고려한 시험변수  $T_n$ 과 비교하였다.

그림3-1 ~ 그림3-2는 실험 결과이다. 결과에서 볼수있듯이 이 논문에서 제시하는 이상검출법은 기존의 방법에 비해 이상검출감도가 매우 높고 오경보 (False alarm)가 없었으며 이를 잘활용하면 단일입출력의 시스템에 적용할수 있을것으로 기대되며, 추후 다변수시스템으로의 확장을 통한 산업 제분야에서의 응용을 가져올 수 있다.

### 4. 결론

본 연구의 목적은 [7]의 단일 입출력 시스템에 대한 이상검출 기법을 실제 시스템에 적용하여 그 사용성의 용이성, 타당성등을 살펴보기위한 것이다. 제시한 방법은 모델링 오차와 잡음들에 대해서 [7]에서 얻을 수 있었던 진실한 특성을 유지하면서 실험데이터에서 보듯이 좋은 결과를 보여주고 있다.

본논문에서 사용한 계수추정 알고리즘은 크게 일괄처리형

(Batch) 알고리즘과 순환형 (Recursive) 알고리즘으로 나눌 수 있으며, 이론적 전개는 일괄처리형 알고리즘이 쉬우나 실시간 적용에는 순환형 알고리즘이 적합하다.

### 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. Medvedev, "Fault detection and isolation by a continuous parity space method", Automatica, Vol 31, No. 7, pp 1039-1044, 1995
- [10] B. Ninness, 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

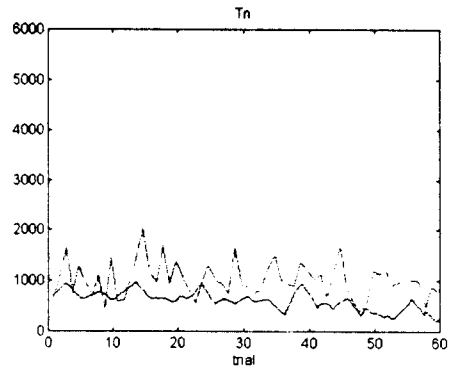


그림 3-2 기존의 잡음입력만을 고려한 경우에서의 실험결과

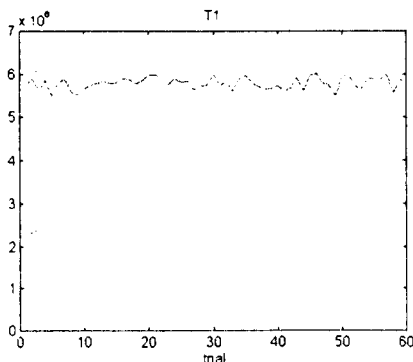


그림 3-1 건설한 이상검출법을 사용한 이상검출 실험 결과