

상태변수 필터 선정에 의한 적응 관측기의 설계 및 기준 모델 적응 제어

(Design of Adaptive Observer Applied to M. R. A. C.
by Selection of State Variable Filter)

洪淵絜*, 金鍾煥*, 崔桂根*

(Yeon-Chan Hong, Jong-Hwan Kim and Keh-Kun Choi)

要 約

본 논문에서는 미지의 시불변 단일입력 단일출력 선형 공정에 대하여 기준 모델 적응 제어기를 구현하였다. 기준 모델 적응 제어를 수행하기 위하여 지수 함수적 가중 최소 자승법으로 유도한 적응 관측기를 이용하였으며, 가중 계수와 함께 모든 과거 데이터에 지수 함수적으로 가중하기 위한 상태변수 필터의 선정 방법을 제안하였다.

Abstract

In this paper, an adaptive observer based upon the exponentially weighted least-squares method is implemented in the design of a model reference adaptive controller for an unknown time-invariant discrete single-input single-output linear plant. A method of selecting the state variable filter is proposed. In this scheme, all the past data are weighted exponentially with the weighting coefficient.

I. 서 론

Carroll과 Lindorff^[1]에 의한 적응 관측기의 도입 이후로 이 분야에 대하여 많은 연구가 진행되어 왔다.

Kreisselmeier^[2]는 조정 가능한 지수 함수비의 수렴 속도를 갖는 매개변수화된 적응 관측기를 연속 시간대에서 제안하였으며, Suzuki et al.^[3]은 이를 바탕으로 하여 이산 시간대에서 수렴 속도가 빠른 적응 관측기를 제안하였다.

이러한 적응 관측기의 구조를 기초로 하여 Minamide et al.^[4]은 초기 상태도 추정하는 적응 관측기를 설계하여 적응 극배치 제어기에 적용하였으며, Murdoch와

Oliveros^[5]는 제어하고자 하는 공정의 차수가 미지인 경우도 적용 가능한 이산 시간 적응 관측기를 제안하였다.

이러한 적응 관측기들의 공통적인 특징은 상태변수 필터(state variable filter)를 도입한 점이다.

Monopoli와 Subbarao,^[6] Morse,^[7] Feuer^[8]등은 위 상태변수 필터와 같은 형태인 감도함수 필터(sensitivity function filter)를 도입하여 적응 제어기의 설계를 제안하였다.

상태변수 필터나 감도함수 필터의 특성은 잡음 제거 외에 초기 상태 벡터의 오차를 점근적으로 감쇄시키는데 있다.

그러나, 위와 같은 필터를 도입한 적응관측기나 적응 제어기의 매개변수를 추정함에 있어서 지수 함수적 가중 최소 자승법(exponentially weighted least-squares method)의 알고리즘을 적용할 경우는 필터 행렬

*正會員, 서울大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Seoul Nat'l Univ.)
接受日字: 1987年 2月 13日

식의 고유치에 따라서 측정 데이터에 지수 함수적으로 가중이 안되는 경우도 있음을 알 수 있다.

측정 데이터들은 상태변수 필터를 거치므로 상태변수 필터 행렬식의 고유치를 가중 인자의 함수로 설정함으로써 이러한 문제점을 해결할 수 있다.

그 결과 전체 시스템이 매우 안정화 되며, 수렴 속도도 개선됨을 알 수 있다. 또한, 상태변수 필터를 용이하게 설정할 수 있는 장점이 있다.

본 논문은 참고문헌 [3]과 [9]를 기초로 하여 지수 함수적으로 가중하는 상태변수 필터의 선정 방법을 제안하여 적응 관측기를 설계하고, 이를 적응 제어기에 적용하였다.

적응 제어기는 공정의 출력과 기준 모델의 출력을 최소화하는 제어 법칙의 간접적용 제어 방식^[10]을 사용하였으며, 제어하고자 하는 공정은 최소 위상 공정으로 가정하였다. Goodwin^[11]의 극배치 방법에 의한 제어 법칙을 도입하면 본 적응 관측기로부터 비최소 위상 공정도 제어 가능한 적응 제어기를 설계할 수 있다.

제안된 적응 제어기의 유효성을 컴퓨터 시뮬레이션으로 확인하여 보았다.

II. 적응 관측기의 설계

1. 적응 관측기의 구성

선형 시불변인 n 차 단일입력 단일출력 최소 위상 공정을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$x(k+1) = Ax(k) + bu(k), \quad x(0) = x_0 \quad (1)$$

$$y(k) = c^T x(k)$$

여기서 $x(k)$ 는 n 차 상태 벡터이고, $u(k)$ 와 $y(k)$ 는 각각 공정의 입력과 출력이다. A, b 그리고 c 를 observable canonical 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} & & 1 & & \\ & & & \ddots & \\ a_1 & & & & \\ & & & & \\ & & & & 0 \end{bmatrix}, \quad a = [a_1, a_2, \dots, a_n]^T \quad (2)$$

$$b = [b_1, b_2, \dots, b_n]^T, \quad b_1 \neq 0$$

$$c = [1, 0, \dots, 0]^T$$

여기서 a_i 와 b_i 는 미지의 매개변수들이다.

안정한 $n \times n$ 행렬 F 를 다음과 같이 나타낸다.

$$F = \begin{bmatrix} & & 1 & & \\ & & & \ddots & \\ f_1 & & & & \\ & & & & \\ & & & & 0 \end{bmatrix}, \quad f = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T \quad (3)$$

그러면 상태 방정식 (1)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$x(k+1) = Fx(k) + \theta_1 y(k) + \theta_2 u(k), \quad x(0) = x_0 \quad (4)$$

여기서,

$$\theta_1 = a^T f, \quad \theta_2 = b \quad (4a)$$

$n \times n$ 행렬 $v_1(k)$ 와 $v_2(k)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$v_1(k+1) = Fv_1(k) + I_n y(k), \quad v_1(0) = 0 \quad (5)$$

$$v_2(k+1) = Fv_2(k) + I_n u(k), \quad v_2(0) = 0$$

(5)식을 사용하여 (4)식의 해를 구하면 다음과 같다.

$$x(k) = v(k) \theta + F^k x_0 \quad (6)$$

여기서,

$$v(k) = [v_1(k), v_2(k)] \quad (6a)$$

$$\theta = [\theta_1^T, \theta_2^T]^T \quad (6b)$$

$n \times 1$ 상태 벡터 $w_1(k)$ 와 $w_2(k)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$w_1(k+1) = F^T w_1(k) + cy(k), \quad w_1(0) = 0 \quad (7)$$

$$w_2(k+1) = F^T w_2(k) + cu(k), \quad w_2(0) = 0$$

위식은 상태변수 필터를 의미한다.

(6), (7)식을 이용하여 $y(k)$ 를 구하면

$$y(k) = w(k)^T \theta + c^T F^k x_0 \quad (8)$$

여기서,

$$w(k) = [w_1(k)^T, w_2(k)^T]^T \quad (8a)$$

(6)식과 (8)식으로부터 적응 관측기는 다음과 같이 구성된다.

$$\hat{x}(k) = v(k) \hat{\theta}(k) + F^k \hat{x}_0 \quad (9)$$

$$\hat{y}(k) = w(k)^T \hat{\theta}(k) + c^T F^k \hat{x}_0$$

여기서 $\hat{\theta}(k)$ 는 매개변수 벡터 θ 의 추정치이고, $\hat{x}(k)$ 는 상태 벡터 $x(k)$ 의 추정치이다. 또한 \hat{x}_0 는 $\hat{x}(k)$ 의 초기치이고 $\hat{y}(k)$ 는 관측기의 출력이다.

2. 적응 알고리즘의 유도

미지의 매개변수 벡터를 추정하기 위하여 지수 함수적 가중 최소 자승법을 사용하기로 한다. 평가함수 $J(k)$ 를 다음과 같이 정의하고, $J(k)$ 가 최소가 되도록 $\hat{\theta}(k)$ 를 결정한다.

$$J(k) = \sum_{j=1}^k [\lambda^{k-j} (y(j) - w(j)^T \hat{\theta}(k) - c^T F^j \hat{x}_0)]^2 \quad (10)$$

여기서 λ 는 $0 < \lambda < 1$ 인 가중 계수이다. $\hat{\theta}(k)$ 에 관한 $J(k)$ 의 gradient를 0으로 놓고 그 식을 정리하면 다음과 같다.

$$W(\lambda, k) W(\lambda, k)^T \hat{\theta}(k) = W(\lambda, k) Y(\lambda, k) \quad (11)$$

여기서,

$$W(\lambda, k) = [\lambda^{k-1} w(1), \lambda^{k-2} w(2), \dots, w(k)] \quad (11a)$$

$$Y(\lambda, k) = [\lambda^{k-1} (y(1) - c^T F \hat{x}_0), \lambda^{k-2} (y(2) - c^T F^2 \hat{x}_0), \dots, y(k) - c^T F^k \hat{x}_0]^T \quad (11b)$$

$W(\lambda, k) W(\lambda, k)^T$ 의 역행렬이 존재한다면, inversion lemma에 의해서 (11)식은 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \Gamma(\lambda, k) w(k) (y(k) - c^T F^k \hat{x}_0 - w(k)^T \hat{\theta}(k-1)) \quad (12)$$

$$\Gamma(\lambda, k) = \frac{\Gamma(\lambda, k-1)}{\lambda^2} - \frac{\frac{\Gamma(\lambda, k-1)}{\lambda^2} w(k) w(k)^T \frac{\Gamma(\lambda, k-1)}{\lambda^2}}{1 + w(k)^T \frac{\Gamma(\lambda, k-1)}{\lambda^2} w(k)} \quad (13)$$

$\Gamma(\lambda, k)$ 의 초기치 $\Gamma(\lambda, 0)$ 를 다음과 같이 놓으면,

$$\Gamma(\lambda, 0) = d^2 I_{2n}, d \gg 1 \quad (14)$$

(13)식은 모든 k 에 대해서 적용될 수 있다. $\Gamma(\lambda, k) = [W(\lambda, k)W(\lambda, k)^T]^{-1}$ 이므로 $\Gamma(\lambda, k)$ 가 $k=2n$ 이후에도 존재하려면 $W(\lambda, k)W(\lambda, k)^T$ 가 non-singular하여야 한다. 따라서 $u(k)$ 가 sufficiently rich하여야 하고 공정이 완전 가제어(completely controllable)이어야 한다. 이 때 본 적응 관측기는 점근적으로 안정(asymptotically stable)한 시스템임을 알 수 있다.¹³⁾

III. 상태변수 필터의 설정

(3)식의 안정한 행렬 F 는 (9)식에서 알 수 있듯이 초기치의 영향을 점근적으로 감소시킬 뿐만 아니라, 입력 벡터로 구성된 행렬 $W(\lambda, k)$ 내에서 가중 계수로서의 역할도 하게 됨을 (11a)식을 통하여 알 수 있다. 따라서 본 절에서는 가중 함수 $W(\lambda, k)$ 를 해석하여 가중 계수 λ 와 함께 지수 함수적으로 과거 데이터에 가중할 수 있는 행렬 F 의 선정 방법을 제안하고자 한다.

이를 위하여 본 논문에서는 다음과 같은 행렬 F 를 설정한다.

$$W(\lambda, k) = [\lambda^{k-1}w(1), \lambda^{k-2}w(2), \lambda^{k-3}w(3), \dots, w(k)] \quad (18)$$

$$\begin{bmatrix} \lambda^{k-1}y(0), \lambda^{k-2}\{f_1y(0)+y(1)\}, \lambda^{k-3}\{f_1^2y(0)+f_1y(1)+y(2)\}, \dots, f_1^{k-1}y(0)+\dots+y(k-1) \\ 0, \lambda^{k-2}y(0), \lambda^{k-3}\{f_1y(0)+y(1)\}, \dots, f_1^{k-2}y(0)+\dots+y(k-2) \\ \vdots, \vdots, \vdots, \dots, \vdots \\ 0, 0, 0, \dots, f_1^{k-n}y(0)+\dots+y(k-n) \\ \lambda^{k-1}u(0), \lambda^{k-2}\{f_1u(0)+u(1)\}, \lambda^{k-3}\{f_1^2u(0)+f_1u(1)+u(2)\}, \dots, f_1^{k-1}u(0)+\dots+u(k-1) \\ 0, \lambda^{k-2}u(0), \lambda^{k-3}\{f_1u(0)+u(1)\}, \dots, f_1^{k-2}u(0)+\dots+u(k-2) \\ \vdots, \vdots, \vdots, \dots, \vdots \\ 0, 0, 0, \dots, f_1^{k-n}u(0)+\dots+u(k-n) \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} f_1 & & & \\ 0 & & I_{n-1} & \\ \vdots & & & \\ 0 & & & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

단, $|f_i| < 1$ (15a)

위 식에서 알 수 있듯이 (3)식에서의 $f_i (i=2, \dots, n)$ 는 모두 0 이고 행렬 F 의 고유치는 $f_1, 0 (n-1 \text{ 중근})$ 이므로, 행렬 F 는 안정함을 알 수 있다. 다음에는 (15)식으로 정의된 행렬 F 와 가중 계수 λ 와의 관계를 알아 보기로 한다.

(15)식을 (7)식에 적용하여 $w_1(k)$ 와 $w_2(k)$ 를 구해 보면 다음과 같다.

$$w_1(k) = \begin{bmatrix} f_1^{k-1}y(0) + f_1^{k-2}y(1) + \dots + y(k-1) \\ f_1^{k-2}y(0) + f_1^{k-3}y(1) + \dots + y(k-2) \\ \vdots \\ f_1^{k-n}y(0) + f_1^{k-n-1}y(1) + \dots + y(k-n) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$w_2(k) = \begin{bmatrix} f_1^{k-1}u(0) + f_1^{k-2}u(1) + \dots + u(k-1) \\ f_1^{k-2}u(0) + f_1^{k-3}u(1) + \dots + u(k-2) \\ \vdots \\ f_1^{k-n}u(0) + f_1^{k-n-1}u(1) + \dots + u(k-n) \end{bmatrix} \quad (17)$$

$w(k) = [w_1(k)^T, w_2(k)^T]^T$ 이므로 (11a)식의 $W(\lambda, k)$ 는 다음과 같이 나타내진다.

위식에서, $\lambda w(k-1)$ 과 $w(k)$ 는 각각 $W(\lambda, k)$ 의 $k-1$ 번째와 k 번째의 종 벡터(column vector)가 된다. 두 종 벡터의 첫번째 요소 내에서 가장 과거 데이터인 $y(0)$ 에 대한 가중 값들을 각각 α_{k-1}, α_k 라고 하면, α_{k-1} 과 α_k 는 다음과 같다.

$$\alpha_{k-1} = \lambda f_1^{k-2} \tag{19}$$

$$\alpha_k = f_1^{k-1} \tag{20}$$

만일 $|f_1| \leq \lambda$ 이면 $|\alpha_{k-1}| \geq |\alpha_k|$ 가 되므로, 전 단계인 $k-1$ 순간보다 k 인 순간에 과거 데이터 $y(0)$ 에 대한 가중 계수가 적음을 알 수 있다. 이는 과거 데이터에 대한 지수 함수적 가중을 의미한다. 반면에 $|f_1| > \lambda$ 이면 $|\alpha_{k-1}| < |\alpha_k|$ 가 되어 전 단계인 $k-1$ 순간보다 현 단계인 k 순간에 과거 데이터 $y(0)$ 에 대한 가중이 적게 가해지므로 과거 데이터에 대한 지수 함수적 가중이 역으로 진행됨을 알 수 있다.

이와 마찬가지로 인접하는 두 종 벡터의 모든 과거 입력력 데이터에 대해서 $|f_1| > \lambda$ 이면 가중이 역으로 진행된다. 즉, 가중이 역으로 진행되면 시간이 경과함에 따라서 점점 소멸되어야 할 과거 데이터들이 역으로 점점 커지게 된다. 그 결과 매개변수 참값으로의 수렴 속도가 매우 늦어지거나, 최악의 경우 수렴하지 못하게 된다. 따라서 가중 계수 λ 와 함께 과거 데이터에 지수 함수적으로 가중하기 위하여는 f_1 의 범위를 다음과 같이 정해야 한다.

$$0 < |f_1| \leq \lambda \tag{21}$$

IV. 제어기의 설계

본 절에서는 앞 절에서 유도된 관측기를 기준 모델 적용 제어기에 적용하여 보기로 한다.

공정을 $y(k)$ 에 대한 차분 방정식으로 나타내면

$$y(k) = \sum_{i=1}^n a_{1i} y(k-i) + \sum_{i=1}^n b_{1i} u(k-i) \tag{22}$$

이고, 안정한 기준 모델을 모델 출력 $y_M(k)$ 에 대한 차분 방정식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y_M(k) = \sum_{i=1}^n a_{M1i} y_M(k-i) + \sum_{i=1}^n b_{M1i} r(k-i) \tag{23}$$

여기서 $r(k)$ 는 유한한 기준 모델의 입력이고, a_{M1i} 와 b_{M1i} 는 기준 모델이 원하는 응답 특성을 갖도록 정해진다. 기준 모델 적용 제어의 목적은 공정의 출력 $y(k)$ 가 모델의 출력 $y_M(k)$ 를 추종할 수 있도록 제어입력 $u(k)$ 를 조정하는 것이다.

그러므로 $e(k) = y_M(k) - y(k)$ 라고 정의하면, $e(k)$ 는 다음과 같다.

$$e(k) = \sum_{i=1}^n [a_{M1i} y_M(k-i) + b_{M1i} r(k-i) - a_{1i} y(k-i) - b_{1i} u(k-i)] \tag{24}$$

매개변수 벡터의 추정치인 $\hat{\theta}(k)$ 에 의해서 구할 수 있

는 매개변수의 추정치인 $\hat{a}_i(k)$, $\hat{b}_i(k)$ 를 각각 (24)식의 a_i, b_i 에 대입하면 (24)식은 $\hat{e}(k) = y_M(k) - \hat{y}(k)$ 가 된다. $\hat{e}(k) = 0$ 이라고 하면 $u(k)$ 는 다음과 같이 표시된다.

$$u(k) = \left\{ \sum_{i=1}^n [a_{M1i} y_M(k-i+1) + b_{M1i} r(k-i+1) - \hat{a}_i(k) y(k-i+1)] - \sum_{i=2}^n \hat{b}_i(k) u(k-i+1) \right\} / \hat{b}_1(k) \tag{25}$$

관측기에 의해서 $\hat{a}_i(k)$ 와 $\hat{b}_i(k)$ 는 공정의 매개변수 참값에 수렴하게 되고 $\hat{y}(k)$ 는 $y(k)$ 에 수렴하게 된다. 그러므로 (25)식에서 구한 $u(k)$ 는 $\hat{y}(k)$ 가 $y(k)$ 에 수렴할 때 $y(k)$ 가 $y_M(k)$ 에 수렴하게 하는 제어 입력이다.

V. 시뮬레이션 결과

제어하고자 하는 공정을 다음과 같이 가정하자.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 1.52 & 1 \\ -0.6 & 0 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0.43 \\ -0.35 \end{bmatrix} u(k) \tag{26}$$

$$y(k) = [1, 0] x(k)$$

기준 모델의 매개변수는 다음과 같다.

$$a_{M1} = 1.5, a_{M2} = -0.5, b_{M1} = 1.0, b_{M2} = 0.0 \tag{27}$$

기준 모델에 인가되는 모델 입력 $r(k)$ 가 sufficiently rich하기 위해서 다음과 같이 정하였다.

$$r(k) = \sin(0.2k) + \sin(0.5k) \tag{28}$$

그림 1에서 4까지는 공정의 매개변수의 추정치를 나타내고 있다. 여기서 가중 계수 λ 는 0.7이고, $\Gamma(\lambda, 0)$ 는 1001₀이다. 상태 벡터의 초기치는 $x_0 = [10, -10]^T$ 이고, 매개변수의 모든 초기치는 $\hat{b}_i(0) = 0.2$ 를 제외하고는 0으로 하였다. 그리고 $k=40$ 일 때 공정의 매개변수를 다음과 같이 변화시켰다.

$$a_1 = 0.8, a_2 = -0.25, b_1 = 0.47, b_2 = -0.39 \tag{29}$$

그림 1부터 4까지에서 알 수 있듯이 $0 < |f_1| \leq \lambda$ 를 만족하는 $f_1 = 0.7$ 인 경우에 매개변수의 추정치는 실제의 매개변수 값에 빨리 수렴하고 있으나, $f_1 = 0.9$ 인 경우에는 수렴이 잘 안되고 있다.

그림 5는 기준 모델의 출력과 공정의 출력을 비교한

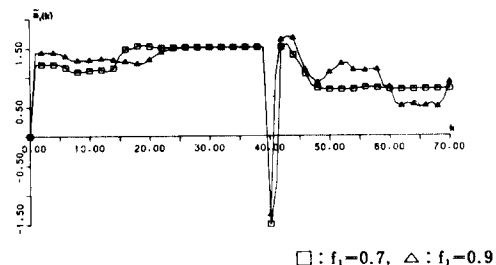
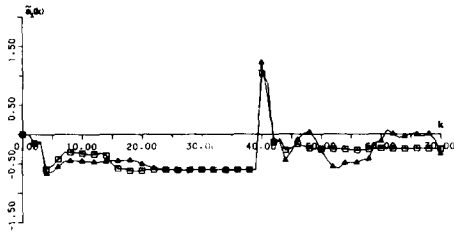


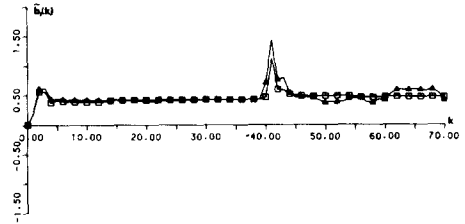
그림 1. 매개변수 a_1 의 추정치
Fig. 1. Estimate of the Parameter a_1 .



□ : $f_1=0.7$, \triangle : $f_1=0.9$

그림 2. 매개변수 a_2 의 추정치

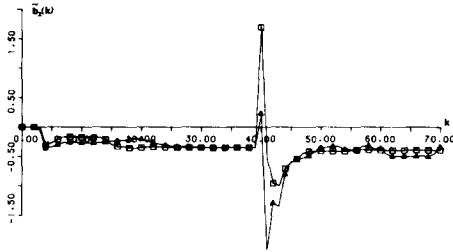
Fig. 2. Estimate of the Parameter a_2 .



□ : $f_1=0.7$, \triangle : $f_1=0.9$

그림 3. 매개변수 b_1 의 추정치

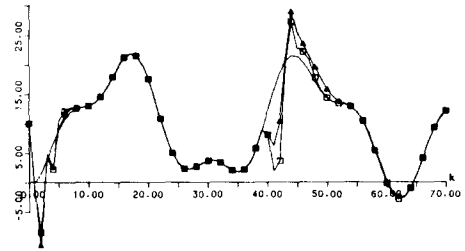
Fig. 3. Estimate of the Parameter b_1 .



□ : $f_1=0.7$, \triangle : $f_1=0.9$

그림 4. 매개변수 b_2 의 추정치

Fig. 4. Estimate of the Parameter b_2 .



모델 출력 : —
공정 출력 : □ : $f_1=0.7$
 \triangle : $f_1=0.9$

그림 5. 공정의 출력과 모델의 출력

Fig. 5. Plant output and Model output.

것으로, $f_1=0.7$ 인 경우보다 $f_1=0.9$ 인 경우에 수렴 속도가 상당히 느려진다는 것을 나타내고 있다.

VI. 결 론

이산 시간 적응 관측기를 기초로 하여 기준 모델 적응 제어기를 구현하였다.

공정의 미지의 매개변수들은 적응 관측기로부터 구해지며, 적응 알고리즘은 지수 함수적 가중 최소 자승법을 사용하였다. 상태변수 필터에 도입된 안정한 행렬 F 를 가중 계수와 함께 해석하여 모든 과거 데이터를 지수 함수적으로 가중할 수 있도록 설정하였다.

제안된 적응 관측기의 유효성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 입증하였다.

參 考 文 獻

[1] R.L. Carroll and D.P. Lindorff, "An adaptive observer for single-input single-output linear systems," *IEEE Trans. on Auto. Contr.*, vol.AC-18, no.5, Oct. 1973.

[2] G. Kreisselmeier, "Adaptive observers with exponential rate of convergence," *IEEE Trans. on Auto. Contr.*, vol.AC-22, no.1, Feb. 1977.

[3] T. Suzuki, T. Nakamura and M. Koga, "Discrete adaptive observer with fast convergence," *Int. J. Contr.*, vol.31, no.6, 1980.

[4] N. Minamide, P.N. Nikiforuk and M.M. Gupta, "Design of an adaptive observer and its application to an adaptive pole placement controller," *Int. J. Contr.*, vol.37, no.2, 1983.

[5] P. Murdoch and E.V. Oliveros, "A discrete adaptive observer for a system of unknown order," *Int. J. Contr.* vol.41, no.2, 1985.

[6] R.V. Monopoli and V.N. Subbarao, "A simplified algorithm for model reference adaptive control," *IEEE Trans. on Auto. Contr.*, vol.AC-25, no.3, June 1980.

[7] A.S. Morse, "Global stability of parameter-adaptive control system," *IEEE Trans. on*

- Auto. Contr.*, vol.AC-25, no.3, June 1980.
- [8] A. Feuer, "A Parametrization for model reference adaptive pole placement," *IEEE Trans. on Auto Contr.*, vol.AC-31, no.8, Aug. 1986.
- [9] 홍연찬, 김종환, 최계근, "적응 관측기를 이용한 기준모델 적응제어," *대한 전자공학회논문지*, 제23권, 제5호, 1986년 9월
- [10] Jong-Hwan Kim and Keh-Kun Choi, "Direct adaptive control with integral action for nonminimum phase systems," *IEEE Trans. on Auto. Contr.*, vol.AC-32, no.4, April, 1987. (to be published).
- [11] G.C. Goodwin and K.S. Sin, "Adaptive control of nonminimum phase systems," *IEEE Trans. on Auto. Contr.*, vol.AC-26, no.2, April 1981.
-