

# 명시적 평가지수 최소화 방법에 의한 적응 레귤레이터의 설계

## (Design of Adaptive Regulator Using the Explicit Criterion Minimization)

李 祥 宰\*, 蔡 昌 鉉\*, 安 泰 天\*\*, 趙 時 亨\*\*\*

(Sang Jae Lee, Chang Hyun Chae, Tae Chon Ahn, and Si Hyung Cho)

### 要 約

본 논문에서는 명시적 평가지수 최소화 방법을 이용하여 피이드포워드 경로가 부가된 적응 레귤레이터를 설계하였다. 그리고 평가지수 최소화 알고리즘에 입력 penalty와 함께 순환 스토캐스틱 뉴턴 방법을 적용하여 매개변수 추정의 수렴속도를 개선하고, 감도 도함수 신호를 레귤레이터 계산에 직접 이용하여 시스템의 견실성을 증진할 수 있도록 하였다.

설계된 적응 피이드백-피이드포워드 레귤레이터를 안정한 최소 위상 및 비최소 위상 시스템에 적용하여 외란 보상 능력 및 제어 성능을 입증하고, 적절한 입력 penalty의 선정 방안을 제시하였다.

### Abstract

In this paper, a design method of a robust adaptive regulator with feedforward path based on the explicit criterion minimization is proposed. The convergence speed of parameter estimation is improved by using the stochastic Newton minimization method in the criterion minimization algorithm, and sensitivity derivatives are used in the regulator calculation for improving the robustness of the control system.

The proposed adaptive regulator is applied to the stable minimum-phase and nonminimum-phase system, the results are shown that control performance and disturbance compensation ability of the regulator are improved. And the choosing method of input penalty is proposed.

### I. 서 론

1950년대 초 Draper 및 Li에 의하여 처음 제안된

적응 제어는 이후 MRAC 및 STR등으로 연구, 발전되어 왔다.<sup>(1,2,3,4)</sup>

MRAC중 한 방법인 gradient 접근 방법은 소위 "MIT rule"이라 불리는 매개변수 조절(parameter adjustment) 방법에 기본을 두고 있는데,<sup>(5)</sup> 매개변수 조절을 위하여서는 매개변수에 관한 평가지수의 gradient의 계산과 이 gradient의 부 방향에서의 매개변수 변화율의 결정이 요구된다.

gradient 접근 방법은 널리 이용되는 방법이나, 페루우프 시스템이 불안정해지는 경우가 발생하므로, 안정성 문제를 보완하기 위하여 감도 도함수(sensi-

\*正會員, 金烏工科大学 電子制御工學科  
(Dept. of Electron. and Contr. Eng., Kumoh Inst. of Tech.)

\*\*正會員, 圓光大學校 制御計測工學科  
(Dept. of Contr. and Inst. Eng., Wonkwang Univ.)

\*\*\*正會員, 韓國電力公社  
(Korea Electric Power Corp.)

接受日字: 1990년 4월 9일

tivity derivative)를 도입하여 매개변수 조절 방법을 수정하여 사용한다. 그러나 이 감도 도함수의 계산이 실제로 불가능하므로, 어떤 근사치를 사용하게 되는데, 이 근사치를 얻는 방법으로서 프로세스 매개변수를 추정치로 대치하는 방법이 있다.<sup>[5]</sup> 이 방법이 명시적 평가지수 최소화 (explicit criterion minimization) 방법인데, Tsypkin<sup>[6,7]</sup>이 제안하였고, Trulsson 및 Ljung<sup>[8]</sup> 등에 의하여 확장, 발전되었다. Goodwin 및 Ramdage<sup>[9]</sup> 등은 complexity를 제한한 최적 제어를 구하는 문제를 동기로 하여 독자적으로 발전시킨 바 있다.

Trulsson 및 Ljung<sup>[8]</sup>은 미리 정한 레귤레이터 구조의 범주내에서 적절한 평가 지수를 설정하고, 이 평가지수의 gradient를 이용하여 평가지수를 on-line 으로 최적화하기 위한 방법으로서 계측변수 (instrumental variable) 기법을 정확한 다항식 차수의 모델에 적용하여 추정된 계통의 동특성에 관한 정보를 이용하여 적응 제어 알고리즘을 개발하여 일반화하였다.

본 연구에서는 Trulsson 및 Ljung<sup>[8]</sup>의 적응 제어 알고리즘에 순환 stochastic 최소화 기법<sup>[10]</sup>을 적용하여 레귤레이터 매개변수를 최적화하고, 피이드포워드 경로를 도입한 적응 피이드백-피이드포워드 레귤레이터를 설계하여 그 제어 특성을 해석하고 제어성능을 고찰하고자 한다.

II. 문제설정

제어 대상 시스템을 다음의 CARMA (controlled autoregressive moving average) 단일 입출력 (SISO) 선형 시불변 이산 시스템으로 표현하기로 한다.

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-k}B(q^{-1})u(t) + q^{-d}D(q^{-1})w(t) + C(q^{-1})e(t) \quad (1)$$

$$H(q^{-1})w(t) = q^{-n}N(q^{-1})u(t) + G(q^{-1})v(t) \quad (2)$$

여기서 A, B, D, C, H, N 및 G는 후향 이동 연산자 (backward shifting operator)  $q^{-1}$ 를 갖는 다항식으로서, 차수는 각각  $n_a, n_b, n_d, n_c, n_h, n_n, n_g$ 이다. 그리고 다항식 A, C, H, G는 안정한 monic 다항식이고, (A, B)는 불안정한 공통인수를 갖지 않으며, B는 단위원상에 영점을 갖지 않는다고 가정한다. k와 n, d는 기지의 시간 지연으로서, k와 n은 0이 아니고, d는  $d \geq 0$ 이라 가정한다.

또한  $y(t) \in R^1$ 는 주 출력 신호,  $w(t) \in R^p$ 는 측정 가능한 보조 출력 신호이고,  $u(t) \in R^m$ 는 입력 신호이다.  $e(t) \in R^r$  및  $v(t) \in R^q$ 는 서로 uncorrelated 된 백색 불규칙 외란 신호로서 평균이 0, 분산이 각각

$V_e, V_v$ 인 stochastic 모델의 측정 불가능한 잡음 및 측정 가능한 잡음으로 표현하기로 한다.

식(1) 및 (2)의 시스템에 대하여 최소화하여야 할 평가지수는 다음과 같이 선정한다.

$$J = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N} \sum_{t=0}^N E \left\{ y(t)^2 + \rho (\Delta(q^{-1})u(t-k))^2 \right\} \quad (3)$$

여기서  $\rho$ 는 입력 penalty이고,  $\Delta(q^{-1})$ 는 미분형 입력 penalty로서  $\Delta(q^{-1}) = (1 - q^{-1})$ 이다.

식(1) 및 (2)의 시스템에 대하여 식(3)의 평가지수를 최소화하기 위한 레귤레이터의 구조를 다음과 같이 선정한다.

$$R(q^{-1})u(t) = -\frac{Q(q^{-1})}{P(q^{-1})}w(t) - S(q^{-1})y(t) \quad (4)$$

여기서 다항식 R, P는 monic이고, P는 안정하여야 한다. 그리고 (Q, P)는 피이드포워드 경로의 다항식이고, (R, S)는 피이드백 루우프 다항식이다.

식(4)의 레귤레이터는 자유도 2 (two degrees of freedom)을 갖으며,<sup>[11]</sup> 전체적인 제어 계통의 블럭선도는 그림 1과 같다.

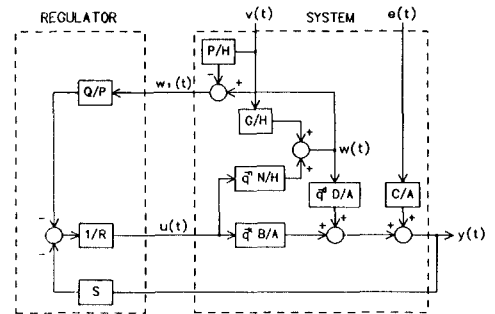


그림 1. 전체적인 제어 계통의 블럭선도  
Fig. 1. Block diagram of overall control system.

III. 레귤레이터 매개변수의 최적화

식(3)의 무한 수평 평가지수 (infinite horizon criterion)에 기준 입력 신호  $y_r(t)$ 를 부가하고, 모든 신호가 ergodic이라 가정하면 다음과 같이 된다.<sup>[8]</sup>

$$J = \frac{1}{2} E \{ (y(t) - y_r(t))^2 + \rho (\Delta(q^{-1})u(t-k))^2 \} \quad (5)$$

식(4)의 레귤레이터 구조에 서어보 동작을 포함하

면 다음과 같이 된다.

$$Ru(t) = -\frac{Q}{P}w_1(t) - Sy(t) + Ty_r(t) \quad (6)$$

여기서  $w_1(t)$ 는 다음의 식으로 주어지며, 이는 측정 가능한 보조 출력의 잡음  $v(t)$ 가 주출력 모델에 인가됨을 의미한다.

$$w_1(t) = w(t) - \frac{P}{H}v(t) \quad (7)$$

기준 입력 신호  $y_r(t)$ 는 다음의 피이드포워드 필터에 의하여 조절된다.

$$y_r(t) = \frac{E(1)}{E(q^{-1})}r(t) \quad (8)$$

여기서  $r(t)$ 는 서어보 동작을 고찰하기 위한 기준 신호이다.

식(6)의 레귤레이터의 매개변수 벡터  $\theta_r$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$\theta_r^T \triangleq (r_1, \dots, r_{nr}, s_0, \dots, s_{ns}, q_0, \dots, q_{nq}, t_0, \dots, t_{nt}) \quad (9)$$

식(5)의 평가지수를 식(9)의 레귤레이터 매개변수  $\theta_r$ 에 관하여 미분하면 다음의 감도함수(sensitivity function)로 된다.

$$\frac{dj(\theta_r)}{d\theta_r} = E \left\{ \frac{dy(t, \theta_r)}{d\theta_r} (y(t, \theta_r) - y_r(t)) + \rho \frac{d\Delta u(t-k, \theta_r)}{d\theta_r} \Delta u(t-k, \theta_r) \right\} \quad (10)$$

식 (10)은 레귤레이터 매개변수에 대한 평가지수의 gradient로서 stochastic 시스템에서는 expected value로 되는데, 이 값은 직접 관측이 곤란하므로 순차적으로 추정하여야 한다.

또한 식 (10)에서  $y(t, \theta_r)$  및  $u(t-k, \theta_r)$ 은 안정된 페루우프 시스템으로 부터 구할 수 있고, 신호 도함수 벡터  $dy(t, \theta_r)/d\theta_r$  및  $d\Delta u(t-k, \theta_r)/d\theta_r$ 은 필터링된 측정 가능한 신호이다. 그러나 식(8)의 필터는 미지 상태인 실제 시스템의 특성에 의존하므로, 이의 근사치로서 순차적으로 동정된 모델의 매개변수를 이용한다. 이는 시스템이 정확히 모델링되고, 또 모델 및 시스템의 매개변수가 제어 신호보다 서서히 변화하는 경우에는 좋은 특성을 나타낸다.

식 (10)의 감도 함수를 사용하여 식(5)의 평가지수를 직접적으로 최소화하는 이 방법은 deterministic MRAC 에서의 MIT rule과 유사하나, 주요한 차이점은 명시적 프로세스 모델 동정 알고리즘을 사용하는 점이다.<sup>[5]</sup>

식(1) 및 (2)의 시스템에 대한 동정 모델의 매개변수 벡터  $\theta_m$ 은 다음과 같이 정의한다.

$$\theta_m^T \triangleq [\theta_y^T, \theta_w^T] \quad (11)$$

여기서

$$\theta_y^T = (a_1, \dots, a_{na}, b_0, \dots, b_{nb}, d_0, \dots, d_{nd}, c_1, \dots, c_{nc})$$

$$\theta_w^T = (h_1, \dots, h_{nn}, n_0, \dots, n_{nn}, g_1, \dots, g_{ng})$$

매개변수  $\theta_m$ 을 동정하는 알고리즘은 순환 예측 오차 방법(RPEM:recursive prediction error method) 또는 확장된 최소 제곱법(ELS:extended least square method)을 사용하면 된다.<sup>[2]</sup>

다음에는 식(5)의 평가지수를 식(9)의 레귤레이터 매개변수  $\theta_r$ 에 대하여 최소화하기 위해서 식(5)을 다음과 같이 고쳐 쓴다.

$$J = \frac{1}{2} E \left\{ \left[ (y(t) - y_r(t)) \Delta u(t-k) \right] \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \rho \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (y(t) - y_r(t)) \\ \Delta u(t-k) \end{bmatrix} \right\}$$

$$\triangleq \frac{1}{2} E \left\{ \epsilon(t)^T \Lambda^{-1} \epsilon(t) \right\} \quad (12)$$

여기서  $\epsilon(t)$ 는  $y(t) - y_r(t)$ ,  $\Lambda$ 는  $2 \times 2$ 차원의 입력 penalty 행렬이다.

식 (12)는 다중 출력(multiple output) 시스템에서 순환 예측 오차 동정 방법에 의하여 최소화되는 평가지수와 동일한 형태의 대수 구조를 갖는다. 이 유사성을 이용하여 Ljung 및 Soderstrom<sup>[10]</sup>의 동정 알고리즘을 적용하면 근사 Gauss-Newton 방향에서 매개변수  $\theta_r$ 을 update하게 된다.

$\dim \theta_r \times 2$ 차원의 감도 도함수 행렬  $\Psi(t, \theta_r)$ 을 다음과 같이 정의한다.

$$\Psi(t, \theta_r) \triangleq -\frac{d[\epsilon(t, \theta_r)^T]}{d\theta_r} = \left[ -\frac{dy(t, \theta_r)}{d\theta_r} - \frac{d\Delta u(t-k, \theta_r)}{d\theta_r} \right] \quad (13)$$

식 (13)의 원소는 감도 도함수(sensitivity derivative)로서 다음과 같다.<sup>[5]</sup>

$$\frac{\partial y(t)}{\partial r_l} = -\frac{q^{-b} \widetilde{B}}{a} u(t-l); \quad \frac{\partial \Delta u(t-k)}{\partial r_l} = -\frac{AH\Delta}{a} u(t-k-l),$$

$$l=1, \dots, n_r \quad (14a)$$

$$\frac{\partial y(t)}{\partial s_m} = -\frac{q^{-b} \widetilde{B}}{a} y(t-m); \quad \frac{\partial \Delta u(t-k)}{\partial s_m} = -\frac{AH\Delta}{a} y(t-k-m),$$

$$m=0, \dots, n_s \quad (14b)$$

$$\frac{\partial y(t)}{\partial q_j} = -\frac{q^{-b} \widetilde{B}}{aG} w_1(t-j); \quad \frac{\partial \Delta u(t-k)}{\partial q_j} = -\frac{AH\Delta}{aG} w_1(t-k-j),$$

$$j=0, \dots, n_q \quad (14c)$$

$$\frac{\partial y(t)}{\partial \tau_r} = q^{-b} \widetilde{B}_r(t-\tau); \frac{\partial \Delta \hat{u}(t-k)}{\partial \tau_r} = \frac{A H \Delta}{\bar{a} E} r(t-k-\tau),$$

$$\tau=0, \dots, n_k \quad (14d)$$

여기서  $\widetilde{B}$ 와  $\bar{a}$ 는 다음과 같다.

$$q^{-b} \widetilde{B} \triangleq q^{-k} B H + q^{-d-n} D N \quad (15)$$

단,  $b = \min(k, d+n)$

$$\bar{a} \triangleq A H R + q^{-b} B S$$

$$= A H R + q^{-k} B H S + q^{-d-n} D N S \quad (16)$$

식(9)의 레귤레이터 매개변수  $\theta_r$ 을 최적화하는 알고리즘은 다음과 같다.

$$S(t) = \lambda(t) \Lambda + \Psi(t)^T P(t-1) \Psi(t); S(0) = \lambda(0) \Lambda \quad (17)$$

$$P(t) = \frac{1}{\lambda(t)} [P(t-1) - P(t-1) \Psi(t)^{-1} \Psi(t)^T P(t-1)] \quad (18)$$

$$\theta_r(t) = \theta_r(t-1) + P(t-1) \Psi(t) S(t)^{-1} \epsilon(t); \theta_r(0) = 0 \quad (19)$$

여기서  $P(t)$ 는  $\dim \theta_r \times \dim \theta_r$  차원의 매개변수 추정치  $\theta_r(t)$ 의 covariance 행렬이고,  $S(t)$ 는  $2 \times 2$  차원의 weighting 행렬이다. 그리고  $\lambda(t)$ 는 forgetting factor이다.

#### IV. 명시적 평가지수 최소화 알고리즘

이상에서 고찰한 내용을 요약하면 명시적 평가지수 최소화 알고리즘으로 구성하면 다음과 같다.

(알고리즘 1 : EMC)

1) 순환 예측 오차 방법(RPEM)을 이용하여 식(1) 및 (2)의 시스템에 대한 동정 모델의 매개변수 벡터  $\theta_m(t)$ 를 순차적으로 update 한다.

2) 1 step에서 추정된  $\theta_m(t)$ 와 레귤레이터 매개변수 벡터  $\theta_r(t-1)$ 을 이용하여 식(13) 및 (14)에서 신호도함수 필터의 근사치를 계산한다.

3) 식(17), (18) 및 (19)를 이용하여 레귤레이터 매개변수 벡터  $\theta_r(t)$ 를  $dJ/d\theta_r$  일때 local minimum 방향으로 update 한다.

4) update된 레귤레이터 매개변수  $\theta_r(t)$ 를 이용하여 식(6)로부터 제어 입력 신호  $u(t)$ 를 계산한다.

위의 각 step을 매 샘플링 주기마다 반복한다.

위의 알고리즘 1은 식(1)의 시스템에 대한 동정 모델의 매개변수  $\theta_m$ 을 update하기 위한 순환식과 식(9)

의 레귤레이터 매개변수  $\theta_r$ 을 update하는 순환식의 조합으로 구성되었는데, 피이드포워드 신호를 레귤레이터 매개변수 updating 루틴에 포함하였고 입력 penalty와 함께 stochastic Newton 기법을 사용하였다. 그리고 시스템에 대한 감도 도함수 신호가 레귤레이터 계산에 직접 이용되므로, 계통의 견실성(robustness)을 증진할 수 있게 된다. 명시적 평가지수 최소화 방법을 이용하여 설계한 적응 레귤레이터는 그림 2와 같다.

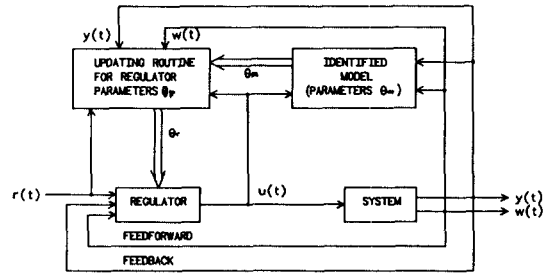


그림 2. 명시적 평가지수 최소화 방법에 기본을 둔 적응 피드백-피이드포워드 레귤레이터  
Fig. 2. Adaptive feedback and feedforward regulator based on a explicit criterion minimization.

레귤레이터 매개변수  $\theta_r$ 이 연속적으로 on-line 조정되므로 식(10)에서는 신호의 근사치만이 관측되는데, 이 근사치와 동정 모델의 매개변수  $\theta_m$ 을 사용하므로 알고리즘 1의 수렴 가능성에 대한 의문이 제기된다. Trulsson 및 Ljung<sup>8)</sup>은 선형 시스템에 대하여 식(16)의  $\bar{a}$ 가 안정한 경우에, 식(3)으로 주어지는 quadratic 형태의 평가지수를 최소화하는 레귤레이터 매개변수의 local 수렴성을 다음의 가정하에 증명하였다.

- 1) 모든 신호는 bounded된 상태를 유지한다.
- 2) 외란 및 기준 입력 신호는 스펙트럼 밀도가 rational하고, 평균이 0인 stochastic 프로세스로 서술된다.
- 3) 신호 도함수 필터의 계산에 이용되는 동정 모델의 매개변수  $\theta_m$ 은 참값 w. p. 1에 수렴한다.

#### V. 컴퓨터 시뮬레이션 결과 및 검토

설계된 적응 레귤레이터의 효용성 및 제어 성능을 확인하기 위하여 식(1)의 제어 대상 시스템으로서 다음과 같이 안정한 최소 위상 및 비최소 위상 시스템을 선정하였다.

○ 시스템 1 : 최소 위상 시스템

$$(1-0.5q^{-1}-0.25q^{-2}+0.125q^{-3})y(t) = q^{-1}(1-1.7q^{-1}-0.1q^{-2})u(t)+q^{-1}(2-2q^{-1}+0.5q^{-2})w(t) \quad (20)$$

$$(1-q^{-1}+0.25q^{-2})w(t) = u(t-1) + (1+0.5q^{-1})v(t) \quad (21)$$

○시스템 2 : 비최소 위상 시스템

$$(1-0.95q^{-1})y(t) = q^{-2}(1+2q^{-1})u(t) + q^{-3}w(t) + (1+0.7q^{-1})e(t) \quad (22)$$

컴퓨터 시뮬레이션에 사용한 컴퓨터는 IBM-PC/AT이고, 언어는 Version 3.2 PC-MATLAB을 이용하였다.

식 (20) 및 (21)의 최소 위상 시스템 1을 제어하기 위한 식(6)의 레귤레이터 매개변수 차수는 각각  $n_r=2, n_q=2, n_s=0, n_t=1$ 으로 선정하였다. 동정 모델 및 레귤레이터의 매개변수의 초기치는 각각  $\theta_m(0)=0, \theta_r(0)=0$ 으로 선정하였으며, 식(17)~(19)의 covariance 행렬의 초기치는  $P(0)=100 \cdot I$ 로 하였다. 그리고 forgetting factor  $\lambda(t)$ 는 다음의 식 (23)으로 주어지는 변수 forgetting factor<sup>[10]</sup>를 이용하였다. 단,  $I$ 는  $2 \times 2$  차원의 단위 행렬이다.

$$\lambda(t) = 0.99\lambda(t-1) + 0.01 \quad \lambda(0) = 0.95 \quad (23)$$

그림 3은 시스템 1에 대한 동정 모델중 식(20)의 주 출력 모델의 매개 변수  $a_1, a_2, a_3$ 의 추정을 도시한 것으로, 식(21)의 보조 출력 모델로부터 측정된 외란  $v(t)$ 가 주 출력 모델의 외란으로 인가되므로 매개변수 추정 초기에서는 추정이 불량하였으나, 보조 출력 모델의 매개변수 추정이 안정됨에 따라  $t=150$  이후에는 참값으로 수렴하였다.

그림 4는 시스템 1에 대한 레귤레이터 매개 변수 중  $r_1, r_2$  및  $s_0$ 의 추정을 도시한 것인데, 레귤레이터의 매개변수는 동정 모델의 매개변수 추정중에 update

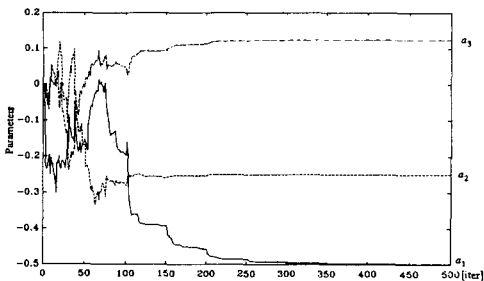


그림 3. 시스템 1에 대한 동정 모델의 매개변수 추정  
Fig. 3. Parameter estimation of identified model for system 1.

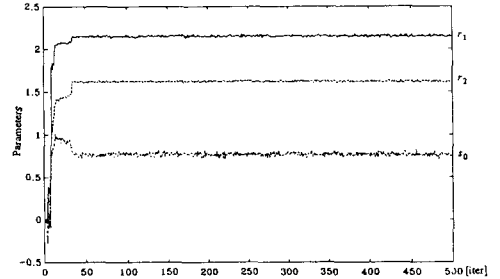


그림 4. 시스템 1에 대한 레귤레이터의 매개변수 추정  
Fig. 4. Parameter estimation of regulator for system 1.

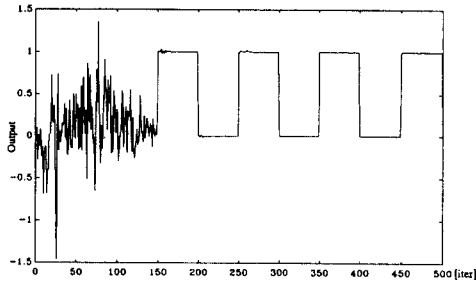
되므로 레귤레이터 매개변수가 급격하게 변화하면 레귤레이터의 제어 성능은 불안정하게 된다. 그러므로 레귤레이터의 매개변수 변화는 안정하여야 하는데, 추정 초기에 과도 상태에서의 정상적인 레귤레이터 작동을 위하여 식(16)에 주어진  $\bar{a}$ 의 안정성을 연속적으로 조사하여 불안정한 경우에는 레귤레이터 매개변수 updating을 중단하게 된다.<sup>[8]</sup>

그림 5의 (a), (b), (c)는 입력 penalty를 각각  $\rho=2, 1, 0.5$ 로 한 경우의 구형과 입력에 대한 시스템 1의 출력을 도시한 것으로 (a), (b)에서는  $t=150$  이후에는 정확하게 추정된 주출력 동정 모델의 매개변수가 레귤레이터 매개변수 추정에 사용되므로 레귤레이터의 제어 성능이 개선되고,  $t=400$  이상으로 되면 완전한 외란 소거를 달성할 수 있었다. 그림 5(c)에서는 그림 5(a), (b)와 비교하여 볼 때 과도 상태에서의 제어 특성은 만족스러우나,  $t=400$  이후에서도 완전한 외란 소거를 달성할 수 없음을 알 수 있다. 그러므로 입력 penalty  $\rho$ 의 선정은 동정 모델의 매개변수 추정이 불량하여 레귤레이터의 매개변수 추정이 불안정한 경우에는 0.5 정도의 작은 값으로 하고, 동정 모델의 매개변수 추정이 좋아짐에 따라 보다 큰값으로 되는 식 (24)와 같이 선정하면 레귤레이터의 매개변수 추정 및 제어 성능 개선 특성이 있을 것으로 사료된다.

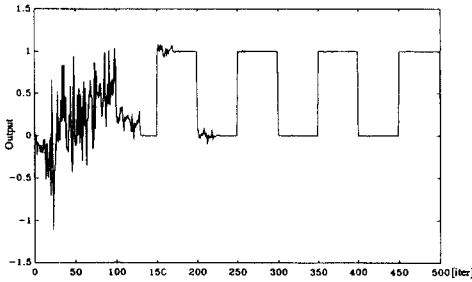
그림 5(d)는 입력 penalty를 다음의 식(24)와 같이 선정한 경우의 시스템 1에 대한 출력을 도시한 것으로, 과도 상태 및 정상 상태에서의 제어 특성, 그리고 외란 소거 및 보상 특성이 양호함을 알 수 있다.

$$\rho(t) = 0.9\rho(t-1) + 0.1 \quad \rho(0) = 0.5 \quad (24)$$

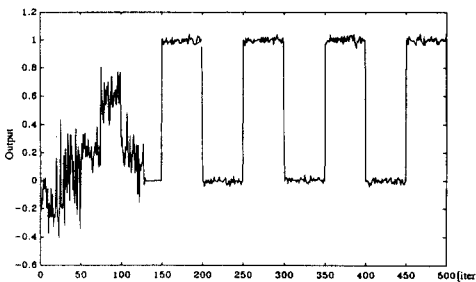
그림 6은  $t=300$ 에서 식 (22)의 비최소 위상 시스템 2의 다항식  $q^{-k}B(q^{-1})$ 이  $(q^{-2}+2q^{-3})$ 에서  $(3q^{-2}+2q^{-3})$ 으로 변하는 경우의  $b_2$ 의 추정을 도시한 것이다. 그



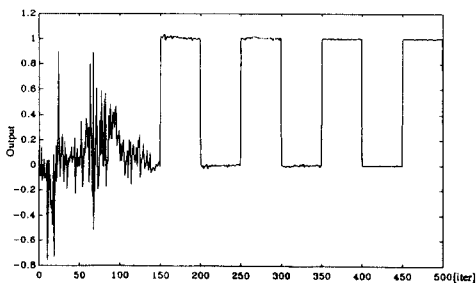
(a)  $p=2$ 인 경우



(b)  $p=1$ 인 경우



(c)  $p=0.5$ 인 경우



(d) 식(24)의  $p(t)$ 를 사용한 경우

그림 5. 구형파 입력에 대한 시스템 1의 제어 출력  
Fig. 5. Controlled output of system 1 for square wave input.

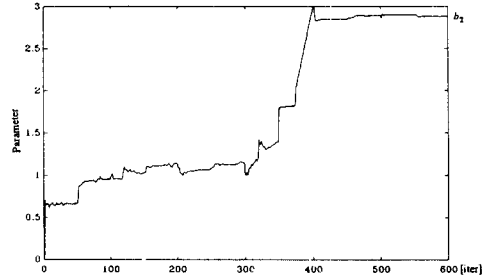


그림 6. 시스템 2에 대한 동정 모델의 매개변수  $b_2$ 의 추정

Fig. 6. Parameter estimation of  $b_2$  of identified model for system 2.

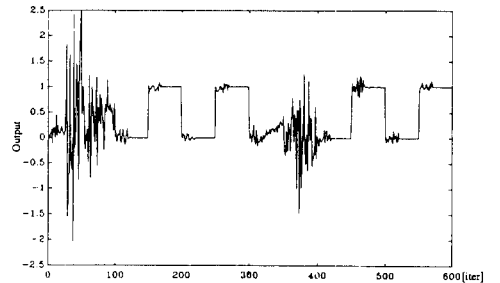


그림 7. 구형파 잡음에 대한 시스템 2의 제어 출력  
Fig. 7. Controlled output of system 2 for square-wave noise.

림 7은 이 경우의 제어 출력을 도시한 것으로서, 레귤레이터의 구조는 시스템 1의 경우와 같이 선정하였고, 기준 입력은 분산이  $\sigma_v=0.1$ 인 백색 잡음이 포함된 구형파를 인가하였다.

시스템 2는  $t=300$ 이후에도 비최소 위상으로 남게 되는데, 매개변수  $b_2$ 가 변하는  $300 < t < 350$  구간에서는 변화된 매개변수를 정확히 추정하지 못하므로 레귤레이터는 정상적인 제어 성능을 발휘하지 못하여 제어 출력이 기준 입력을 추종하지 못하나,  $t > 350$ 인 구간에서는  $b_2$ 의 추정값이 참값에 수렴함에 따라 점차 만족스러운 추종 정도를 보이고 또 최대 오버슈트도 감소함을 알 수 있다.

이상의 시뮬레이션 결과에서 알 수 있는 바와 같이, 제어 대상 시스템이 최소 위상인 경우에는 인가되는 외란의 완전 소거가 가능하고 시스템의 견실성도 증진된다. 그러나 비최소 위상 시스템인 경우에는 외란의 완전 소거는 달성하기 어려우나 동정 모델 및 레귤레이터의 매개변수 추정값이 참값에 수렴함에 따라 시스템의 견실성은 증진되고, 유한 분산

을 갖는 측정 가능한 외란이 인가되는 경우에도 시스템의 견실성이 유지되었다.

VI. 결 론

본 논문에서는 명시적 평가지수 최소화 방법을 이용하여 피이드포워드 경로가 부가된 적응 레귤레이터를 설계하였다.

평가지수 최소화 알고리즘에 입력 penalty와 함께 순환 stochastic Newton 최소화 방법을 적용하여 매개변수 추정의 수렴 속도를 개선하였고, 감도 도함수 신호를 레귤레이터 계산에 직접 사용하여 시스템의 견실성을 증진할 수 있도록 하였다.

설계된 적응 피이드백-피이드포워드 레귤레이터를 안정한 최소 위상 및 비최소 위상계통에 적용하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 레귤레이터의 외란 보상 능력 및 제어 성능을 고찰하여 만족스러운 결과를 얻었다. 또한 적절한 입력 penalty의 선정 방안을 제시하였다.

본 논문에서 제안한 적응 레귤레이터는 시변 시간 지연을 갖는 산업 공정 제어 시스템에도 적용하여 제어 성능 개선 및 견실성 증진을 도모할 수 있을 것으로 사료된다.

參 考 文 獻

[1] K.J. Astrom, "Theory and applications of adaptive control-A survey," *Automatica*, vol. 19, no. 5, pp. 471-486, 1983.

[2] E. Mishkin and L. Braun, *Adaptive control systems*, McGraw-Hill, 1961.

[3] P.C. Parks, "Lyapunov redesign of model reference adaptive control systems,," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vl. AC-11, pp. 362-367, 1966.

[4] D.W. Clarke and P.J. Gawthrop, "Self-tuning controller," *Proc. IEE*, vol. 122, no 9, pp. 929-934, 1975.

[5] K.J. Astrom and B. Wittenmark, *Adaptive control*, Addison-Wesley, 1989.

[6] Y.Z. Tsytkin, *Adaptation and learning in automatic systems*, Academic Press, 1971.

[7] Y.Z. Tsytkin, *Foundation of the theory of learning systems*, Academic Press, 1974.

[8] E. Trulsson and L. Ljung, "Adaptive control based on explicit criterion minimization," *Automatica*, vol. 21, no. 4, pp. 385-399, 1985.

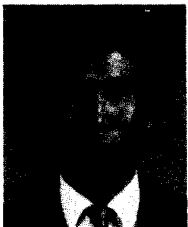
[9] G.C. Goodwin and P.J. Ramdage, "Design of restricted complexity adaptive regulators," *IEEE. Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-24, pp. 584-588, 1979.

[10] L. Ljung and T. Soderstrom, *Theory and practice of recursive identification*, MIT Press, 1983.

[11] M.J. Grimble, "Feedback and feedforward LQG controller design," *Proc. ACC*, Seattle, 1986.

[12] D.Q. Mayne, K.J. Astrom and J.M.C. Clark, "A new algorithm for recursive estimation of parameters in controlled ARMA processes," *Automatica*, vol. 20, no. 6, pp. 751-760, 1984.

著 者 紹 介



李 祥 宰 (正會員)

1952年 5月 13日生. 1980 2月 연세대학교 전기공학과 졸업. 1982年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업 공학석사 학위취득. 1990年 8月 ~ 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업. 공학박사 학위 취득(예정). 1983年 9月 ~ 현재 금오공과대학 전자제어공학과 조교수. 주관심분야는 적응제어 이론, 디지털제어 시스템 구현 등임.



趙 時 亨 (正會員)

1957年 5月 14日生. 1980年 2月 연세대학교 전기공학과 졸업. 1982年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업 공학석사 학위취득. 1982年 3月 ~ 현재 연세대학교 대학원 전기공학과 박사과정 재학 중. 주관심분야는 적응 제어이론, 전력계통 해석 및 고장 진단 등임.



安泰天(正會員)

1955年 10月 11日生. 1978年 2月 연세대학교 전기공학과 졸업. 1980年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 공학석사 학위취득. 1986年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 공학박사 학위취득. 1981

年 3月~1990年 2月 원광대학교 공과대학 전기공학과 부교수. 1990年 3月~현재 원광대학교 공과대학 제어계측공학과 부교수. 1987年 9月~1988年 8月 스웨덴 Uppsala대학 교환교수. 주관심분야는 Optimal and Adaptive Control과 Digital and Adaptive Signal Processing 등임.



蔡昌鉉(正會員)

1956年 3月 23日生. 1980年 2月 연세대학교 전기공학과 졸업. 1982年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업 공학석사 학위취득. 1989年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 졸업 공학박사 학위

취득. 1988年 9月~현재 금오공과대학 전자제어공학과 전임강사. 주관심분야는 적응제어 이론, 전문가 제어 및 애매 논리 제어 등임.