

신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 자기동조제어기의 설계

(Design of a Self-tuning Controller with a PID Structure Using Neural Network)

曹元鐵*, 鄭麟甲*, 沈太銀*

(Won Chul Cho, In Gab Jeong, and Tae Eun Shim)

요약

본 논문에서는 시간지연이 존재하고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있으며 시스템 파라미터가 변하는 비선형 시스템에 적응하는 신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조제어기를 제안한다. 신경회로망은 제어기 파라미터를 추정하며 제어 출력은 추정된 제어기 파라미터로부터 얻어진다. 제어 알고리즘의 타당성을 확인하기 위해 시간 지연이 있고 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 비선형 비최소위상 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기와 비교하였다.

Abstract

This paper presents a generalized minimum-variance self-tuning controller with a PID structure using neural network which adapts to the changing parameters of the nonlinear system with nonminimum phase behavior and time delays. The neural network is used to estimate the controller parameters, and the control output is obtained through estimated controller parameter. In order to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm, the computer simulation is done to adapt the nonlinear nonminimum phase system with time delays and changed system parameter after a constant time. The proposed method compared with direct adaptive controller using neural network.

Keyword : Generalized minimum-variance control, Self tuning controller, Neural network, Direct adaptive controller, Nonminimum phase system

1. 서론

복잡성과 불확실성으로 수학적 모델링이 어려운 시스템이나 시스템의 동적특성의 변화가 심한 경우 고전적 제어이론으로는 제어가 쉽지 않다. 최근에 기존의 수학적 방법으로 모델링된 시스템의 불확실성을 극

복하기 위한 방법으로 신경회로망과 같은 지능 제어기법이 제어분야에 응용되어 성공적인 결과를 얻고 있다.^[1-3] 신경회로망의 모델은 학습과 대규모 병렬 처리가 가능하고 정보의 분산 처리에 의한 오차 보정효과를 가지며, 주어진 입력에 대해 원하는 출력을 연산시키는 기능으로 인해 영상인식, 음성인식, 로봇틱스 등의 분야에 널리 이용되고 있다. 특히 비선형 대응을 통해 시스템을 학습할 수 있는 능력으로 제어응용에 사용되고 있으며 그 중에서도 비선형 시스템 적응제어기 설계에 매우 활발하게 적용되고 있다.^[2-3] 이러한 비선형

* 正會員, 慶尙北道 道立 慶道大學 電子科

(Department of Computer Electronic, Gyeongdo provincial College)

接受日字:2002年4月25日, 수정완료일:2002年10月24日

시스템에 신경회로망을 이용한 적응 제어기 설계 연구로. 비선형 시스템을 선형부분과 비선형 부분으로 나누어서, 선형 제어를 기반으로 하고 비선형 부분을 신경회로망으로 보상하는 제어기 설계가 있다.^[3-5] Wang Fauli등^[4]은 비선형 시스템을 선형 시스템으로 간주하여 순환최소자승법을 사용하여 시스템 파라미터를 추정하고, 그때 생성되는 오차는 신경회로망으로 추정하였다. 추정된 선형 파라미터는 극배치 제어기를 설계하는 데 사용하며 신경회로망에서 얻어진 비선형부분을 피득백 시켜서 보상하였다. 그런데 선형 제어기로 사용한 극배치 자기동조 제어기는 우선적으로 시스템의 구조를 정확하게 예측해야 하는 어려움 점을 가지고 있다.

그 동안 제어이론이 꾸준히 발전되어 고급 제어법칙이 많이 발견되었지만 아직까지 산업현장에 널리 이용되는 제어루프는 주로 PID제어기로 구성되어 있다^[6]. PID제어기가 애용되고 있는 이유는 그 구조가 간단하고 광범위한 프로세스에 대해서도 동작이 안정되어 제어성능을 효율적으로 유지할 수 있다는 점과 현장 엔지니어들에게 익숙하다는 점이다. 그러나 플랜트의 파라미터를 모르거나 제어환경이 변화하는 경우에는 단순히 여러 가지 규칙으로 PID제어기 계수를 조정하는 것만으로 만족할 만한 성능을 얻을 수 없다^[7]. 이와 같이 파라미터를 모르거나 제어환경이 변화하는 경우는 제어기의 파라미터를 온-라인으로 자동 조절하는 자기동조 제어기가 다른 방식의 제어기에 비해 효과적이다. Åström과 Wittenmark^[8]가 처음 제안한 자기동조 제어기는 시스템의 파라미터를 모르거나 시스템 내부에 랜덤잡음이 존재하는 환경에서, 매 제어 주기마다 파라미터와 제어 입력을 계산한다. 그리고 그 결과를 진리치로 보고 제어기의 파라미터를 온-라인으로 조정하여 시스템의 동특성변화에 적응하는 것으로 체계적이고 융통성이 있다. 이 자기동조 제어기는 제어루프 내에서 적절히 선택한 평가 함수가 최적이 되는 조건에서 제어법칙을 결정한다^[9-11]. 그러나 이 구조가 이상적인 제어성능은 갖지만 PID구조에 비해 복잡하여 플랜트에 직접 적용하기에는 여러 가지 문제점이 예견된다. Cameron등^[12]은 PID제어기처럼 구조가 간단하고 계통을 정밀하게 제어하는 자기동조 제어기의 특성을 그대로 유지할 수 있는 PID형 자기동조 제어기를 제안하였으나 선형시스템에 국한되어 있다.

본 논문에서는 시간지연이 존재하고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있으며 시스템 파라미터가 변하는 비

선형 시스템에서도 만족스러운 제어성능을 얻기 위해 신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 자기동조제어기를 제안한다. 선형 비최소위상 시스템을 제어하기 위해 사용한 기존의 PID구조를 갖는 자기동조 제어기는 순환최소자승법을 사용하여 제어기 파라미터는 추정하는 것으로 비선형 시스템을 효율적으로 제어하기가 쉽지 않다. 따라서 본 연구에서는 비선형 시스템을 제어하기 위해 제어기 파라미터를 sigmoid 함수를 이용한 다층 신경회로망으로 추정하여 PID구조를 갖는 자기동조 제어기의 제어법칙에 적용한다.

제안한 알고리즘을 시간 지연이 있고 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 비선형 비최소 위상 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 시스템의 동특성 변화와 비최소위상 시스템에 잘 동작함을 알 수 있으며 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기에 비해 초기 응답등 좋은 특성을 보여 주었다.

II. PID구조를 갖는 자기동조 제어

1. 비선형 자기동조 제어

제어할 비선형 입출력 시스템^[5]을

$$y(t+d+1) = f(Y, U) \quad (1)$$

와 같은 모형으로 가정한다. 여기서 $f(Y, U) \rightarrow R^n$: $\{Y \in R^n, U \in R^n : n = n_y + n_u\}$ 는 비선형 함수이며, $y(t) \in Y$ 는 출력, $u(t) \in U$ 는 제어입력이다.

이러한 비선형 시스템을 제어하기 위해 다음과 같은 플랜트 모델 구조를 사용한다.

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t-d-1) + f_0(Y, U) \quad (2)$$

여기서 $A(z^{-1})$ 와 $B(z^{-1})$ 는 각각 후향 변위 연산 z^{-1} 의 항으로 표시되는 n_y , n_u 의 차수 다항식이다. 또한 $A(z^{-1})$ 와 $B(z^{-1})$ 의 파라미터는 시불변이거나 시변이다. $f_0(Y, U)$ 는 비선형 함수이다. 따라서 등가모델은 선형 시변 부모모델과 비선형 부모모델의 결합으로 나타난다. 여기서 표기를 단순화하기 위해 다항식과 전달함수에서 z^{-1} 의 표현을 빼기로 한다.

일반화 최소분산 자기동조 제어기는 보조출력

$$\begin{aligned} \phi(t) &= Py(t) + Qu(t-d-1) \\ &\quad - Ry_r(t-d-1) - Wf_0(\cdot, \cdot) \end{aligned} \quad (3)$$

의 분산이 최소가 되도록 설계하는 것이다. 여기서 $y_r(t)$ 는 기준입력, P, Q, R 과 W 는 하중유리식이며

$$\begin{aligned} P &= P_n / P_d, \quad Q = Q_n / Q_d \\ R &= R_n / R_d, \quad W = W_n / W_d \end{aligned} \quad (4)$$

의 전달함수로 나타낸다.

식(3)의 보조출력의 분산이 최소화되도록 하는 최소 분산기법을 이용한 제어법칙을 구하기 위해

$$\frac{P_n}{P_d} = EA + z^{-d-1} \frac{F}{P_d} \quad (5)$$

의 Diophantine 방정식을 도입한다.

식(2), 식(3)과 식(5)로부터

$$\begin{aligned} \phi(t+d+1) &= \frac{F}{P_d} y(t) + [EB+Q]u(t) \\ &\quad - Wf_0(\cdot, \cdot) - Ry_r(t) + Ef_0(\cdot, \cdot) \end{aligned} \quad (6)$$

을 구한다.

식(6)을 최소로 하기 위하여 $\phi(t+d+1) = 0$ 인 조건에서 제어법칙은

$$u(t) = \frac{Ry_r(t) - \frac{F}{P_d} y(t) + Wf_0(\cdot, \cdot) - Ef_0(\cdot, \cdot)}{Q + EB} \quad (7)$$

이다.

만약, 시스템의 파라미터 A, B 와 비선형 함수 $f_0(Y, U)$ 를 안다면 E 와 F 는 식(5)에서 구하고 이를 식(7)의 제어법칙에 대입하면 제어입력을 얻을 수 있다. 그러나 시스템의 파라미터를 모르는 경우에는 제어기에 사용되는 파라미터를 직접 추정해야 한다. 이 파라미터를 추정하기 위해서는 보조출력 $\phi(t+d+1)$ 을 예측해야 하는데 식(3)에서 시간 t 의 $Qu(t), Ry_r(t)$ 와 $Wf_0(\cdot, \cdot)$ 는 알 수 있는 값이므로 $\phi(t+d+1)$ 을 예측하는 문제는

$$\phi_y(t+d+1) = Py(t+d+1) \quad (8)$$

을 예측하는 문제가 된다. $\phi_y(t+d+1)$ 은 식(2)와 (5)로부터

$$\phi_y(t+d+1) = \frac{F}{P_d} y(t) + EBu(t) + Ef_0(\cdot, \cdot) \quad (9)$$

이며 식(9)에서 $G = EB, y_f(t) = \frac{1}{P_d} y(t)$ 로 두면 식(9)의 추정모델은

$$\phi_y^*(t+d+1) = Fy_f(t) + Gu(t) + Ef_0(\cdot, \cdot) \quad (10)$$

과 같이 쓸 수 있다. 여기서 F, G 와 E 는 z^{-1} 로 표시되는 다항식이다.

보조출력인 식(10)의 파라미터이며 동시에 제어기의 파라미터인 F, G, E 와 비선형항 $f_0(\cdot, \cdot)$ 는 여러가지 추정알고리즘을 이용하여 구한다.

추정알고리즘을 이용하여 추정한 제어기 파라미터 F, G, E 와 비선형항 $f_0(\cdot, \cdot)$ 를 식(7)에 대입하면 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어법칙

$$u(t) = \frac{Ry_r(t) - \hat{F}y_f(t) + Wf_0(\cdot, \cdot) - \hat{E}f_0(\cdot, \cdot)}{\hat{G} + Q} \quad (11)$$

을 얻을 수 있다.

본 연구에서는 여러가지 추정 알고리즘중 신경회로망을 이용하여 제어기 파라미터를 추정하고자 한다. 이에 대한 알고리즘에 대해서는 뒤에 기술한다.

2. PID구조를 갖는 자기동조 제어기

일반적인 이산 속도형 PID제어기의 출력^[3]은

$$\begin{aligned} \Delta u(t) &= K_p[e(t) - e(t-1)] + K_i e(t) \\ &\quad + K_d[e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)] \end{aligned} \quad (12)$$

이고 여기서 Δ 는 $(1-z^{-1})$, $e(t) = y_r - y(t)$ 이며 K_p 는 비례이득, K_i 는 적분이득, K_d 는 미분이득이다. (12)의 이상적인 속도형 PID제어기는 여러 형태가 유용하게 사용될 수 있는데, 여기서 다루고자 하는 PID구조는 기준입력이 적분항에만 포함되는(set-point-on-I-only)제어기이다. 기준입력이 적분항에만 포함되는 제어기를 구성하기 위해 (12)를 정리하면, 제어기 출력은

$$\Delta u(t) = K_i y_r(t) - [K_p + K_i + K_d] y_f(t)$$

$$+[K_p+2K_d]y_f(t-1)-K_d y_f(t-2) \quad (13)$$

이제 여기서 출력 $y(t)$ 는 필터링한 출력 $y_f(t)$ 를 사용하였다^[11]. 식(11)의 제어법칙은

$$(\hat{G}+Q)u(t)=-\hat{F}y_f(t)+Ry_r(t)+Wf_0(\cdot, \cdot)-\hat{E}f_0(\cdot, \cdot) \quad (14)$$

로 표현할 수 있고 다항식 \hat{F} 의 차수는 (14)의 제어법칙이 (15)의 PID구조를 갖기 위해 2가 되도록

$$\hat{F}=\hat{f}_0+\hat{f}_1 z^{-1}+\hat{f}_2 z^{-2} \quad (15)$$

으로 선정하여야 한다. 그리고 다항식 R 과 W 는 설계시 임의로 선택할 수 있으며 정상상태에서 출력 $y(t)$ 와 기준입력 $y_r(t)$ 가 정상상태에서 일치하도록 하기 위해

$$W=\hat{E}$$

$$R=[\hat{F}/P_d]_{z=1}=\sum_{i=0}^2 \hat{f}_i \quad (16)$$

로 한다. 여기서 \hat{f}_i 는 다항식 \hat{F} 의 계수이다.

한편 하중 유리식 $P(=P_n/P_d)$ 는 제어기 파라미터에 영향을 주는 요소로 기준입력의 변화에 대해 페루프의 응답특성을 좋게 하기 위해서 사용한다. P_d 와 P_n 의 계수를 부적절하게 선택하면 오버슈트가 커지거나 진동이 일어날 수 있으므로 이들 요소의 적절한 선택이 필요하다. 특히 P_d 의 근은 단위원 안의 우측 실축 영역에 있을 경우 시스템의 응답을 좋게 할 수 있다. 본 연구에서는 시스템의 발산을 방지하고 정상상태 오차를 제거하기 위해 다항식 P_d 는

$$P_d=\frac{1+z^{-1}P_{d1}}{1+P_{d1}} \quad (17)$$

으로 둔다. 여기서 P_{d1} 은 P_d 의 1차 계수이고 P_d 의 근은 단위원 안의 우측 실축 영역에 존재하도록 P_{d1} 을 선택한다. 그리고 하중 다항식 P_n 의 계수는 P_n 의 근이 단위원 안에 있는 값을 선정한다.

다항식 Q 는 다항식 R 과 마찬가지로 설계자가 임의로 지정할 수 있으며 자기동조 제어법칙에 적분동작이 들어가도록

$$\hat{G}+Q=(1-z^{-1})/h \quad (18)$$

로 선택한다. 여기서 설계계수 h 는 제어기를 동조시키는 데 편리한 수단을 제공한다.

이제 제어기의 출력은 식(16)과 식(18)을 식(14)에 대입하면

$$\Delta u(t)=h[Ry_r(t)-\hat{F}y_f(t)] \quad (19)$$

이다.

따라서 제어입력은 식(19)로부터 얻는다.

III. 신경회로망을 이용한 제어기

1. 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기

신경회로망을 이용한 직접 적응제어기의 신경회로망 제어기는 대부분의 신경회로망 제어기가 시스템의 동특성을 식별기에 학습한 후 학습된 정보를 이용하여 제어기를 설계하는 것과 달리 제어 대상 비선형 시스템

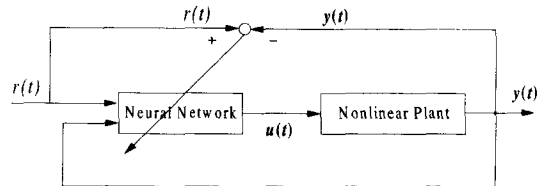


그림 1. 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기의 구조
Fig. 1. The structure of direct adaptive controller using neural network.

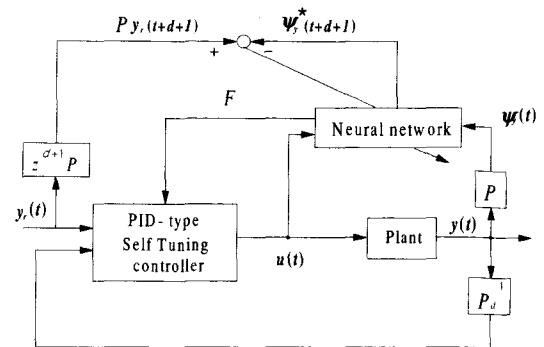


그림 2. 신경회로망을 이용한 PID 구조를 갖는 자기동조 제어기의 구조도
Fig. 2. The structure of PID type self tuning controller using neural network.

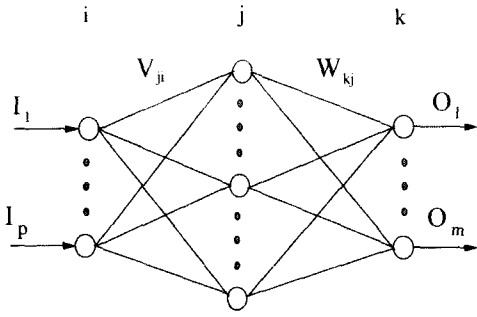


그림 3. 다층 신경회로망 구조
Fig. 3. The structure of multilayer neural network.

텐의 동특성을 학습하지 않고 직접 기준입력 \$r\$과 시스템의 출력 \$y\$의 차가 최소화하도록 제어신호 \$u\$를 출력하는 것으로 <그림 1>과 같다^[15].

2. 신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 자기동조 제어기

<그림 2>는 신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 자기동조 제어기의 구조도로 자기동조 제어기에서 필요한 제어기 파라미터를 신경회로망으로 추정한다.

여기에 사용된 신경회로망의 구조는 <그림 3>과 같이 입력층과 한 개의 은닉층, 출력층으로 구성된다.

이와 같은 다층 신경회로망 모델을 수학적으로 표현하면

$$\begin{aligned} net_j &= \sum_i V_{ji} I_i \\ H_j &= g[net_j] \\ net_k &= \sum_j W_{kj} H_j \\ O_k &= f[net_k] \end{aligned} \quad (20)$$

와 같다. 여기서 신경회로망의 입력은 \$I_i = [I_1 \dots I_p]^T = [e(t), \phi_y(t), \phi_y(t-1), \dots, u(t), u(t-1), \dots]^T\$ 로 제어입력, 보조 출력과 오차로 구성되어 있다. \$H_j\$ 은 신경회로망의 은닉층 출력이고 출력은 \$O_k = [O_0 \dots O_m]^T = [f_0, f_1, f_2]^T\$ 로 나타낸다. \$net_j\$ 와 \$net_k\$ 는 중간층과 출력층의 활성화 값이며 \$V_{ji}\$ 와 \$W_{kj}\$ 는 입력과 출력층의 가중치이다. 그리고 \$f(\bullet)\$ 와 \$g(\bullet)\$ 는 출력층과 은닉층의 활성화함수로 제어에 적합한 -1과 1사이의 값을 가지는 tanh함수이다.

신경회로망에 대한 학습 알고리즘은 여러가지 방법

이 있으나 여기에서는 제어시스템에 많이 사용되고 있는 역전파(Back propagation) 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망을 학습하기 위한 성능지수는

$$E = \frac{1}{2} e(t+d+1)^2 = \frac{1}{2} [Py(t+d+1) - \phi_y^*(t+d+1)]^2 \quad (21)$$

이고 \$\phi_y^*(t+d+1)\$ 은 보조출력 \$\phi_y(t+d+1)\$ 의 추정모델이다.

신경회로망의 출력층과 은닉층사이의 가중치 \$W_{kj}\$ 의 수정은 출력층에서 시작하여 은닉층으로 역전달하는 알고리즘을 이용하는 것으로

$$\begin{aligned} W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \right) + \alpha \Delta W_{kj}(t) \\ &= W_{kj}(t) + \eta \delta_k H_j \end{aligned} \quad (22)$$

로 표현한다. 여기서 \$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k}\$ 이며 미분에 대한 chain rule 을 사용하면

$$\begin{aligned} \delta_k &= \frac{\partial E}{\partial \phi_y^*(t+d+1)} \cdot \frac{\partial \phi_y^*(t+d+1)}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \\ &= e(t+d+1) \cdot \frac{\partial \phi_y^*(t+d+1)}{\partial O_k} \cdot O'_k \end{aligned} \quad (23)$$

이다. 식(23)에서 두 번째항은

$$\frac{\partial \phi_y^*(t+d+1)}{\partial O_k} = \begin{cases} y_f(t) & k=0 \\ y_f(t-1) & k=1 \\ y_f(t-2) & k=2 \end{cases} \quad (24)$$

이다.

비슷한 방법으로 은닉층과 입력층 사이의 가중치 \$V_{ji}\$ 의 수정은

$$\begin{aligned} V_{ji}(t+1) &= V_{ji}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial V_{ji}} \right) + \alpha \Delta V_{ji}(t) \\ &= V_{ji}(t) + \eta \delta_j I_i + \alpha \Delta V_{ji}(t) \end{aligned} \quad (25)$$

이며

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = \delta_k \cdot \frac{\partial net_k}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial net_j}$$

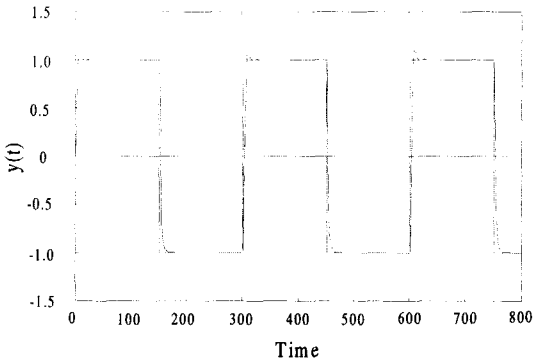
$$= \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H'_j \tag{26}$$

이다.

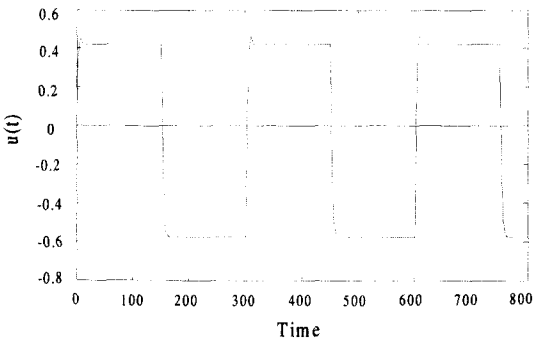
여기서 η 는 학습률, α 는 모멘텀이며, H'_j 와 O'_k 는 중간층과 출력층 뉴런에서의 활성화 함수의 미분계수 이고 δ_k 와 δ_j 는 중간층과 입력층으로 역전달되는 오차이다.

IV. 시뮬레이션 결과와 검토

본 연구에서는 제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 시간 지연이 있고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있는 비선형 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였으며 이에 대한 성능을 검토하고자 한다. 또한 예제의 시스템에 대해 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기와 비교하였다.



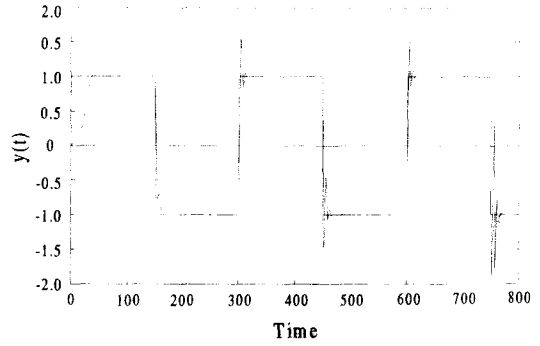
(a) 시스템 출력
(a) System output



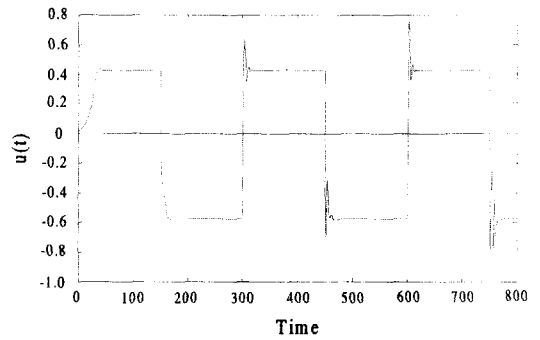
(b) 제어입력
(b) Control input

그림 4.1. 제안한 방법

Fig. 4.1. The proposed method.



(a) 시스템 출력
(a) System output



(b) 제어입력
(b) Control input

그림 4.2. 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기

Fig. 4.2. The direct adaptive controller using neural network.

예제 1: 시스템의 영점이 단위원 밖에 있는 비선형 시스템에 적용한다.

$$y(t) = \frac{y(t-1)\sin u(t)}{2(1+y(t-1)y(t-1)+y(t-2))} + u(t) + 1.2u(t-1)$$

기준입력은 1과 -1로 변하는 계단함수로 800스텝까지 수행하였다. 제어기에 사용되는 설계계수 h 는 0.4이며, P_d 의 1차 계수는 -0.21, P_n 의 1차 계수는 0.1로 선택하였다. 신경회로망은 7개의 노드수를 가진 입력층, 12개의 노드수를 가진 은닉층과 3개의 노드수를 가진 출력층으로 구성하였다. 신경회로망에서 학습률 η 는 0.2, 모멘텀 α 는 0.1 이고 가중치의 초기값은 0.01로 하였다. 이 환경하에서의 시뮬레이션 결과는 <그림 4.1>에 보였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기의 시뮬레이션 결과는 <그림 4.2>에 보였다.

<그림 4.1 (a)>는 제안한 방법으로 비최소위상 시스

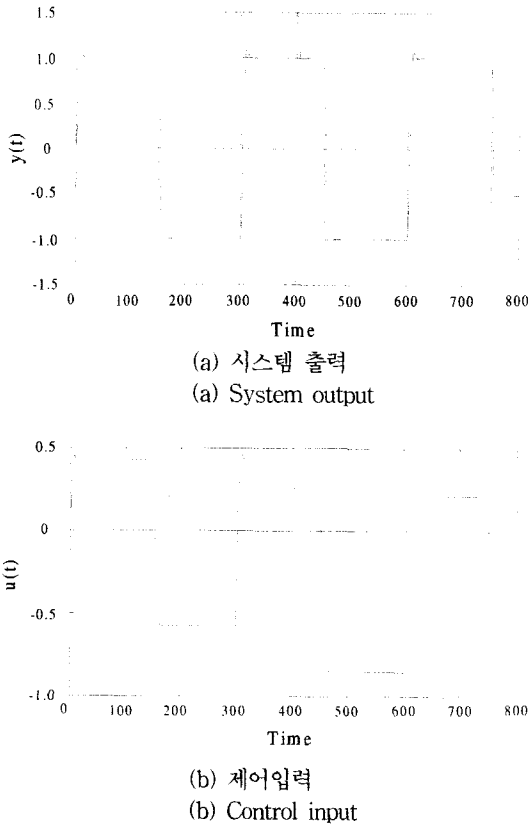


그림 5.1. 제안한 방법
Fig. 5.1. The proposed method.

템에 계단 입력을 적용한 시뮬레이션 결과이며 <그림 4.2 (a)>는 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기의 응답곡선이다. 그림에서 보는 바와 같이 제안한 방법은 비최소위상 시스템에서 기준입력을 잘 추종함을 볼 수 있으며 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기는 시간이 지남에 따라 오버슈트가 커짐을 볼 수 있다.

예제 2: 예제 1의 시스템 파라미터를 400스텝 이후에는

$$y(t) = \frac{y(t-1)\sin u(t)}{2(1+y(t-1)y(t-1)+y(t-2))} + u(t) + 1.2u(t-1) + 0.5$$

와 같이 움직인다고 가정한다

여기서 시뮬레이션 조건들은 예제 1과 동일하다.

<그림 5.1(a)>는 제안한 방법으로 시뮬레이션한 결과이며, 시스템의 출력은 시스템 파라미터가 변하는 부분에서 약간의 진동이 있으나 기준입력을 잘 추종하였다. <그림 5.2(a)>는 신경회로망을 이용한 직접 제어기의 응답특성곡선으로 제안한 방법보다 시스템의 특성

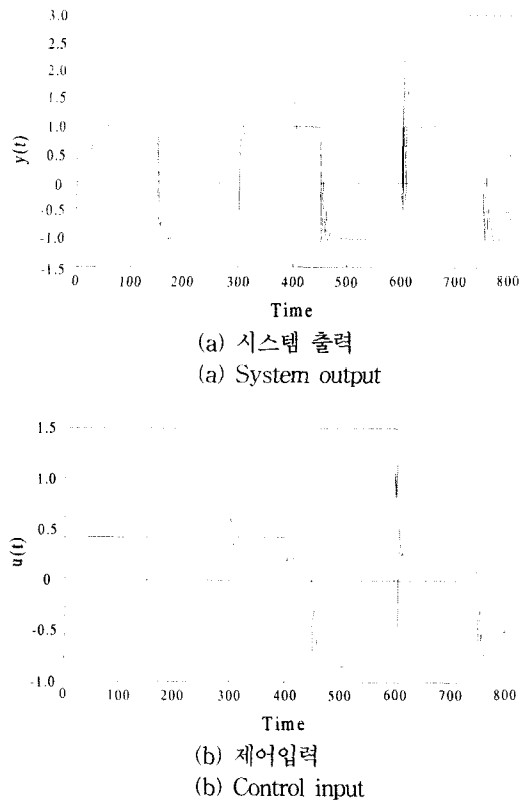


그림 5.2. 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기
Fig. 5.2. The direct adaptive controller using neural network.

변화에 민감함을 볼 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 시간지연이 존재하고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있으며 시스템 파라미터가 변하는 비선형 시스템에 적용할 수 있는 신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 자기동조제어기를 제안하였다. 자기동조 적응 제어기는 비선형 시스템을 제어하기 위해 제어기 파라미터를 순환최소자승법 대신에 신경회로망으로 추정하였다. 제안한 방법을 시간지연이 있는 비선형 비최소위상 시스템에 적용하였으며 신경회로망을 이용한 직접적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 시스템의 동특성 변화와 비최소위상 시스템에 잘 동작함을 알 수 있었으며, 신경회로망을 이용한 직접적응 제어기에 비해 초기응답특성이 보다 나옴과 동특성 변화나 외란에 강인한 제어특성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] D. Psaltis, A. Sideris, and A. A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller", IEEE Control Systems Magazine, 1988.
- [2] K. S. Narendra, and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4~27, 1990.
- [3] A. Yesildirek, and F. L. Lewis, "Feedback linearization using neural networks," Automatica, vol. 31, no. 11, pp. 1659~1664, 1995.
- [4] Wang Fuli, Li Mingzhong, and Yang Yinghua, "Neural network pole placement controller for nonlinear systems through linearisation", Proceeding of the American Control Conference, pp. 1984~1988, 1997.
- [5] Q. M. Zhu, Z. Ma, and K. Warwick, "Neural network enhanced generalised minimum variance self-tuning controller for nonlinear discrete-time systems," Proc. IEE, Pt. D., vol. 146, no. 4, pp. 319~326, 1999.
- [6] D. E. Seborg, "A perspective on advanced strategies for process control", Modelling Identification and Control, vol. 15, no. 3, pp. 179~189, 1994.
- [7] P. J. Gawthrop and P. E. Nomikos, "Automatic tuning of commercial PID controllers for single loop and multiloop applications", IEEE Control Systems Magazine, pp. 34~42, 1990.
- [8] K. J. Åström and B. Wittenmark, "On self-tuning regulators," Automatica, vol. 9, no.2, pp. 185~199, 1973.
- [9] D. W. Clarke and P. Gawthrop, "A self-tuning controller," Proc. IEE, vol. 122, no. 9, pp. 929~934, 1975.
- [10] D. W. Clarke and P. J. Gawthrop, "Self-tuning control," Proc. IEE, Pt. D., vol. 126, no. 6, pp. 633~640, 1979.
- [11] K. J. Åström, "Theory and application of Adaptive control-A Survey," Automatica, vol. 19, no. 5, pp. 471~486, 1983.
- [12] F. Cameron and D. E. Seborg, "A self-tuning controller with a PID structure", International Journal of Control, vol. 38, no. 2, pp. 401~417, 1982.
- [13] K. Ogata, Discrete-Time Control Systems. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1995.
- [14] 조원철, 진기준 "최소분산 자기동조 PID 제어기," 제어(자동화)시스템공학회논문지, 2권 1호, pp. 14~20, 1996년 3월
- [15] L. Jin, P. N. Nikiforuk, and M. MGupta, "Direct adaptive output tracking control using multilayered neural networks," Proc. IEE, Pt. D., vol. 140, no. 6, pp. 393~398, 1996.

저 자 소 개

曹元鐵(正會員) 第36卷 S編 第11號 參照

沈太銀(正會員)

1988년 2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1993년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 8월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 수료. 1998년 3월~현재 : 경상북도

립 경도대학 전자과 조교수. <주관심분야 : 회로 및 시스템 설계, ASIC설계, 영상신호 처리, 전자계측등임.>

鄭麟甲(正會員)

1990년 2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1992년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1997년 3월~현재 : 경상북도

립 경도대학 컴퓨터 전자과 조교수. <주관심분야 : Computer vision, 신호처리, 신경망 응용 등임>