

논문 2004-41SC-4-3

직접 다변수 뉴로 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 설계

(Design of a direct multivariable neuro-generalised minimum variance self-tuning controller)

조 원 철*, 이 인 수**

(Won Chul Cho and In Soo Lee)

요 약

본 논문에서는 다변수 비선형 시스템에 적용할 수 있는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 자기동조 제어기를 제안한다. 제어기에 적용되는 플랜트는 고차이고 잡음, 시간지연과 상호결합 항이 존재하며 파라미터가 변하는 다변수 비선형 비최소위상 시스템이다. 비선형성은 전체적인 유계라 가정하며, 시스템은 선형부분과 비선형부분으로 분리한 형태로 구성한다. 다변수 비선형 자기동조 제어기의 제어 출력은 신경회로망으로 직접 추정된 제어기 파라미터로부터 얻어진다. 제어 알고리즘의 타당성을 확인하기 위해 시간지연이 있고 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 고차 다변수 비선형 비최소위상 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기와 비교하였다.

Abstract

This paper presents a direct multivariable self-tuning controller using neural network which adapts to the changing parameters of the higher order multivariable nonlinear system with nonminimum phase behavior, mutual interactions and time delays. The nonlinearities are assumed to be globally bounded, and a multivariable nonlinear system is divided linear part and nonlinear part. 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 multivariable nonlinear nonminimum phase system with time delays and changed system parameter after a constant time. The proposed method compared with direct multivariable adaptive controller using neural network.

Keywords : Multivariable nonlinear system, Multivariable self tuning controller, Neural network, Direct adaptive multivariable controller, Nonminimum phase system

I. 서 론

현대 제어이론이 선형 시스템을 위주로 발전함에 따라 비선형 시스템의 제어에는 통일된 일반적인 제어방법이 발견되지 않고 있다. 제어이론을 바탕으로 하는 제어방법은 제어 대상인 시스템의 특성을 수학적으로 모

델링하고 이를 이용하여 제어기를 구성하지만 실제 시스템은 대부분 비선형 특성을 가진다^[1,2]. 특히 다변수 비선형 시스템에 있어서 제어문제는 여러 가지 입력과 출력사이의 결합으로 인해 선형 시스템보다 매우 복잡하다. 선형 다변수 시스템에 사용되는 적응 알고리즘으로 기준모델, 자기동조 제어 방법 등이 있다. 이들 중에서 비최소위상 시스템뿐만 아니라 플랜트의 파라미터를 모르거나 제어 환경이 변하는 경우는 제어기의 파라미터를 온라인으로 자동 조절하는 자기동조 제어기가 다른 방식의 제어기에 비해 효과적이다^[3,4]. 일반적으로 이들 제어 방법들은 순환최소자승법(Recursive Least Square method)으로 제어기 파라미터를 추정한다. 그러

* 정회원, 경북도립 경도대학 인터넷 정보통신계열
(Division of Internet Information & Telecommunication,
Gyeongdo provincial College)

** 정회원, 상주대학교 전자전기공학부
(School of Electronics & Electrical Engineering,
Sangju National University)

접수일자: 2004년1월29일, 수정완료일: 2004년7월7일

나 다변수 비선형 시스템의 경우, 시스템 변수들 사이의 커플링에 미지의 비선형 함수나 불확실한 파라미터가 존재한다면 순환최소자승법으로 제어기 파라미터를 추정하기가 쉽지 않다. 따라서 기존의 제어이론으로는 만족할 만한 성과를 얻기가 어렵다.

최근 다변수 비선형 시스템을 제어하기 위하여 기존의 접근방법과 다른 새로운 지능 제어기법으로서 신경회로망을 이용한 제어시스템의 개발에 많은 연구가 활발히 진행되어 왔으며 제어분야에 응용되어 성공적인 결과를 얻고 있다. 신경회로망은 학습과 대규모 병렬 처리가 가능하고 정보의 분산처리에 의한 오차 보정 효과를 가지며, 주어진 입력에 대해 원하는 출력을 연산 시키는 특징을 가지고 있다. 특히 제어분야에 응용한 신경회로망은 임의의 비선형 항이나 제어입력을 추정 가능한 형태의 함수로 표현 가능하여 다변수 비선형 시스템 적응 제어기 설계에 매우 활발하게 적용되고 있다^[5,6]. Wang Fauli 등^[7]은 비선형 시스템을 선형부분과 비선형 부분으로 나누어서, 선형 부분은 선형제어기를 기반으로 하고 비선형 부분은 신경회로망으로 보상하였다. 즉 순환최소자승법으로 추정된 선형 파라미터는 극배치 제어기를 설계하는 데 사용하며 신경회로망에서 얻어진 비선형부분을 피드백시켜서 보상하였다. 그러나 일반적으로 극배치 제어기는 시스템의 구조를 정확하게 예측하여야 하기 때문에 비선형 시스템은 제어하기가 쉽지 않다. 이러한 신경회로망을 이용한 다변수 비선형 적응제어기는 기존의 적응제어기와 마찬가지로 제어기 파라미터를 직접 추정하는 직접 적응제어^[8,9]와 시스템의 특성을 식별기 신경회로망의 가중치를 학습한 후 식별기에 학습된 정보를 이용하여 제어기를 구성하는 간접 적응제어^[11]로 구분된다.

본 논문에서는 상호결합 항이 존재하는 다변수 비선형 비최소위상 시스템에 적용할 수 있는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 자기동조 제어기를 제안한다. 직접 다변수 자기동조 제어기의 파라미터는 신경회로망으로 직접 추정하여 다변수 자기동조 제어기의 제어입력을 얻는다. 제안한 알고리즘을 고차 다변수 비선형 비최소 위상 시스템과 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 다변수 비선형 시스템의 동특성 변화와 외란을 포함한 비최소 위상 시스템에 잘 동작함을 알 수 있으며 신경회로망에 의한 직접 다변수 적응 제어에 비해 초기 응답등 좋은 특성을 보여 주었다.

II. 다변수 비선형 일반화 최소분산 자기동조 제어

시스템의 변수들 사이에 커플링이 존재하는 다중루프 비선형 시스템의 자기동조 제어기를 설계하기 위하여 다항식행렬로 표시되는 다변수 입출력 비선형 시스템을 고려한다.

제어할 다변수 입출력 비선형 이산시간 시스템이

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

와 같은 모형으로 가정한다^[6]. 여기서 $f(\mathbf{Y}, \mathbf{U})$ 는 비선형 함수이며, $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{Y}$ 는 $(n \times 1)$ 출력벡터, $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{U}$ 는 $(n \times 1)$ 제어입력벡터, d 는 프로세스의 지연시간, t 는 이산시간을 의미한다.

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

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

여기서 $A(z^{-1})$ 와 $B(z^{-1})$ 는 각각 후향 변위 연산 z^{-1} 의 항으로 표시되는 다항식행렬로

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= I + A_1 z^{-1} + \dots + A_n z^{-n} \\ B(z^{-1}) &= B_0 + B_1 z^{-1} + \dots + B_n z^{-n} \end{aligned} \quad (3)$$

이며, $f_0(\mathbf{Y}, \mathbf{U})$ 는 비선형 함수이다. 따라서 등가모델은 선형 시변 부모모델과 비선형 부모모델의 결합으로 나타낼 수 있다.

제어하려는 프로세스에 대하여 다음과 같은 가정을 한다.

- 1) 각 루프의 지연시간 d 는 동일하며 알고 있다.
- 2) 다항식행렬 $A(z^{-1})$ 와 $B(z^{-1})$ 의 차수 n_a, n_b 는 알고 있다.
- 3) B_0 는 비특이(nonsingular)이다.
- 4) $|f(\mathbf{Y}, \mathbf{U})| < \infty$ 의 조건을 만족한다.

그리고 표기를 단순화하기 위해 다항식행렬과 전달함수에서 z^{-1} 의 표현을 빼기로 한다.

다변수 비선형 일반화 최소분산 자기동조 제어기는 보조출력

$$\phi(t) = P \mathbf{y}(t) + Q \mathbf{u}(t-d) - R \mathbf{y}(t-d) - K f_0(\dots) \quad (4)$$

의 분산이 최소가 되도록 설계하는 것이다. 여기서 $\mathbf{y}(t)$ 는 $(n \times 1)$ 기준입력벡터, Q, R 과 K 는 z^{-1} 항으로 표시

되는 $(n \times n)$ 하중 다항식 행렬이다. P 는 하중 다항유리행렬로

$$P = P_n P_d^{-1} \quad (5)$$

이며, P_n 과 P_d 는 각각 $(n \times n)$ 차원의 분자, 분모의 하중 다항식행렬로서 제어계의 동 특성을 결정하는 중요한 요소들이다.

다변수 비선형 일반화 최소분산 자기동조 제어기를 구성하기 위한 평가함수 J 는

$$J = \epsilon \{ \|\phi(t+d)\|^2 \} \quad (6)$$

이며 식 (4)의 보조출력의 분산이 최소화하도록 하는 최소분산기법을 이용한 제어법칙을 구하기 위해

$$P_n = EA' + z^{-d}F \quad (7)$$

의 Diophantine 방정식을 도입한다. 여기서 E 와 F 는 $(n \times n)$ 다항식행렬로

$$\begin{aligned} E(z^{-1}) &= I + E_1 z^{-1} + \dots + E_d z^{-d} \\ F(z^{-1}) &= F_0 + F_1 z^{-1} + \dots + F_{n+n_p-1} z^{-(n+n_p-1)} \end{aligned} \quad (8)$$

이며 n_p 는 P_d 의 차수이다. 그리고 $A' \triangleq AP_d$ 라 놓는다.

식(7)의 오른쪽에 P_d^{-1} 를, 식(2)의 왼쪽에 E 를 곱하고, 식(4)에 대입하여 전개하면

$$\begin{aligned} \phi(t+d) &= FP_d^{-1} \mathbf{y}(t) + [EB + Q] \mathbf{u}(t) \\ &\quad - R \mathbf{y}_r(t) - Kf_0(\dots) + Ef_0(\dots) \end{aligned} \quad (9)$$

가 된다.

식(9)를 최소로 하기 위하여 $\phi(t+d) = 0$ 인 조건에서 제어법칙은

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(t) &= (EB + Q)^{-1} [R \mathbf{y}_r(t) + Kf_0(\dots) \\ &\quad + FP_d^{-1} \mathbf{y}(t) - Ef_0(\dots)] \end{aligned} \quad (10)$$

이며 E 와 F 는 식(7)의 Diophantine 방정식을 이용하여 얻는다.

만약, 시스템의 파라미터 A, B 와 비선형 함수 $f_0(\dots)$ 를 안다면 E 와 F 를 식 (7)에서 구하고 이를 식 (10)의 제어법칙에 대입하면 제어입력을 얻을 수 있다. 그러나 시스템의 파라미터를 모르는 경우에는 제어기에 사용되는 파라미터를 직접 추정해야 한다. 따라서 제어기 파라미터를 추정하기 위해서는 보조출력을 예측해야 하는데

식 (4)에서 시간 t 의 $Q \mathbf{u}(t), R \mathbf{y}_r(t)$ 와 $Kf_0(\dots)$ 는 알 수 있는 값이므로, $\phi(t+d)$ 을 예측하는 문제는

$$\phi_y(t+d) = P \mathbf{y}(t+d) \quad (11)$$

을 예측하는 문제가 된다. $\phi_y(t+d)$ 는 식(2)와 식(4), (9)로부터

$$\phi_y(t+d) = FP_d^{-1} \mathbf{y}(t) + EB \mathbf{u}(t) + Ef_0(\dots) \quad (12)$$

식(12)에서 $G = EB, \mathbf{y}_f(t) = P_d^{-1} \mathbf{y}(t)$ 로 두면 식 (12)의 추정모델은

$$\phi_y^*(t+d) = F \mathbf{y}_f(t) + G \mathbf{u}(t) + Ef_0(\dots) \quad (13)$$

과 같이 쓸 수 있다. 여기서 F, G 와 E 는 z^{-1} 로 표시되는 다항식이며 추정하고자 하는 F 와 G 의 계수를 각각 L 과 N 이라 하면

$$L = \text{deg } A + \text{deg } P_d - 1 \quad (14)$$

$$N = \text{deg } B + d \quad (15)$$

이다.

보조출력인 식(13)의 파라미터이며 동시에 제어기의 파라미터인 F, G, E 와 비선형 항 $f_0(\dots)$ 은 여러 가지 추정 알고리즘을 이용하여 구한다.

추정 알고리즘을 이용하여 추정한 제어기 파라미터 F, G, E 와 비선형 항 $f_0(\dots)$ 을 식(10)에 대입하면 다변수 비선형 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어법칙

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(t) &= (\hat{G} + Q)^{-1} [R \mathbf{y}_r(t) + Kf_0(\dots) \\ &\quad - \hat{F} \mathbf{y}_f(t) - \hat{E} f_0(\dots)] \end{aligned} \quad (16)$$

을 얻을 수 있다.

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

또한 식 (16)의 제어법칙은

$$\begin{aligned} (\hat{G} + Q) \mathbf{u}(t) &= -\hat{F} \mathbf{y}_f(t) + R \mathbf{y}_r(t) \\ &\quad + Kf_0(\dots) - \hat{E} f_0(\dots) \end{aligned} \quad (17)$$

로 표현할 수 있다. 여기서 하중 다항식행렬 R 은 설계 시 임의로 선택할 수 있으며 정상상태에서 출력 $y(t)$ 와 기준 입력 $y_r(t)$ 가 일치하도록 하기 위해 $R = H_0$ 라 선정하면

$$K = \hat{E}$$

$$H_0 = \sum_{i=0}^L \hat{F}_i [P_d^{-1}]_{z=1} = \hat{F}_0 + \hat{F}_1 + \dots + \hat{F}_L \quad (18)$$

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

한편, 하중 다항유리행렬 $P (= P_n P_d^{-1})$ 는 제어기 파라미터에 영향을 주는 요소로 기준입력의 변화에 대해 폐 루프 시스템의 응답특성을 좋게 하기 위해 사용된다. 다항식행렬 P_d 와 P_n 의 계수를 부적절하게 선택하면 오버슈트가 커지거나 진동이 일어날 수 있으므로 이들 계수의 적절한 선택이 필요하다.

특히 P_d 행렬식의 근은 단 위원 안의 우측 실축 영역에 있을 경우 시스템의 응답특성을 좋게 할 수 있다^[4,10]. 본 연구에서는 시스템의 발산을 방지하고 정상상태 오차를 제거 하기위해 다항식행렬 P_d 를

$$P_d = [I + P_{d1}]^{-1} [I + z^{-1} P_{d1}] \quad (19)$$

로 둔다. 여기서 P_{d1} 은 P_d 의 1차 계수이고 P_d 행렬식의 근이 단 위원 안의 우측 실축 영역에 존재하도록 P_{d1} 을 선택한다. 그리고 하중 다항식행렬의 P_n 계수는 P_n 의 행렬식의 근이 단 위원 안에 있는 다항식행렬을 선정한다.

다항식행렬 Q 는 설계자 임의로 지정할 수 있으며 자기동조 제어법칙에 적분동작이 들어가도록

$$\hat{G} + Q = (1 - z^{-1}) M^{-1} \quad (20)$$

로 선택한다. 대각행렬 $M = \text{diag}(M_1, M_2, \dots, M_n)$ 으로 제어기를 동조 시키는 데 편리한 수단을 제공해 주는 설계 하중다항식 행렬이다.

이제 제어기의 출력은 식(18)과 (20)을 식(17)에 대입하면

$$\Delta u(t) = M [H_0 y_r(t) - \hat{F} y(t)] \quad (21)$$

이다.

여기서 Δ 는 $(1 - z^{-1})I$ 로 정의하며 I 는 $(n \times n)$ 단위행렬이다. 따라서 제어입력은 식(21)로부터 얻는다.

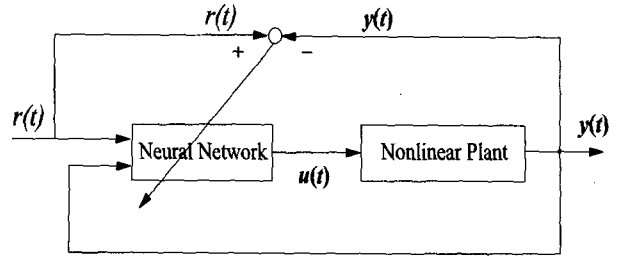


그림 1. 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기의 구조
Fig. 1. The structure of direct adaptive controller using neural network.

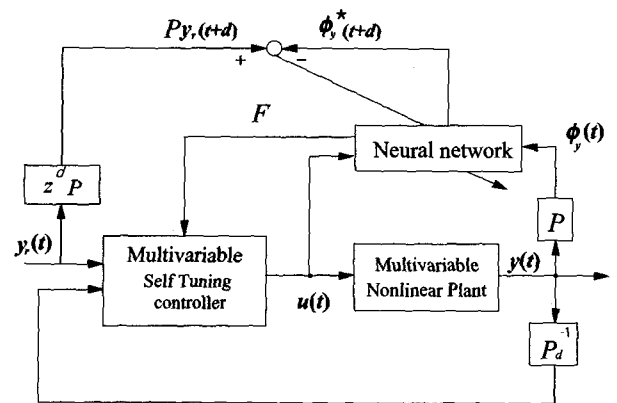


그림 2. 신경회로망을 이용한 직접 다변수 자기동조 제어기의 구조도
Fig. 2. The structure of direct multivariable self tuning controller using neural network.

III. 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응제어기

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 시스템의 동특성을 학습하지 않고 직접 기준입력 r 과 시스템의 출력 y 의 차가 최소화하도록 제어신호 u 를 출력하는 것으로 그림 1과 같다^[2].

2. 신경회로망을 이용한 직접 다변수 자기동조 제어기

그림 2는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 자기동조 제어기의 구조도로 직접 다변수 자기동조 제어기에서 필요한 제어기 파라미터를 신경회로망에 의해 구해진다.

제어기 파라미터를 추정하기 위한 신경회로망의 구조는 그림 3과 같이 입력층과 한 개의 은닉층, 출력층으로 구성된다.

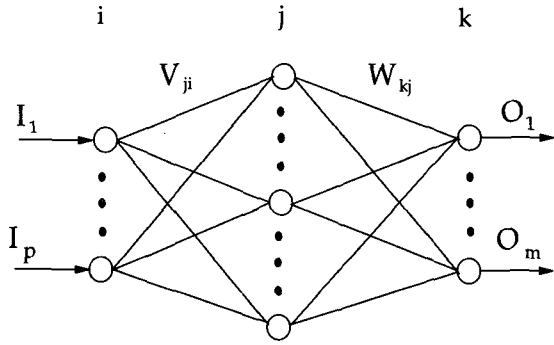


그림 3. 다층 신경회로망 구조
Fig. 3. The structure of multilayer neural network.

이와 같은 다층 신경회로망 모델을 수학적으로 표현하면

$$\begin{aligned}
 net_j &= \sum_i V_{ji} I_i + \theta_j \\
 H_j &= g[net_j] \\
 net_k &= \sum_j W_{kj} H_j + \theta_k \\
 O_k &= f[net_k]
 \end{aligned} \tag{22}$$

같다. 여기서 신경회로망의 입력벡터는 $I_i = [I_1, \dots, I_p]^T = [\phi_y(t), \phi_y(t-1), \dots, \mathbf{u}(t), \mathbf{u}(t-1), \dots]^T$ 로 제어 입력과 보조출력으로 구성되어 있다. H_j 은 신경회로망의 은닉층 출력벡터이고 출력층의 출력벡터는 $O_k = [O_1, \dots, O_m]^T = [F_1, \dots, F_L]^T$ 로 나타낸다. net_j 와 net_k 는 중간층과 출력층의 활성화 값이며 V_{ji} 와 W_{kj} 는 입력과 출력층의 가중치이다. θ_j 는 은닉층의 바이어스(bias)이고 θ_k 는 출력층의 바이어스이다. 그리고 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 는 출력층과 은닉층의 활성화함수로 제어에 적합한 1과 1사이의 값을 가지는 tanh함수이다.

신경회로망에 대한 학습 알고리즘은 여러 가지 방법이 있으나 여기에서는 제어시스템에 많이 사용되고 있는 역전파(Back propagation) 알고리즘을 사용하였다. 신경회로망을 학습하기 위한 성능지수는

$$E = \frac{1}{2} e(t+d)^2 = \frac{1}{2} [P y_r(t+d) - \phi_y^*(t+d)]^2 \tag{23}$$

이고 $\phi_y^*(t+d)$ 은 보조출력 $\phi_y(t+d)$ 의 추정모델이다. 신경회로망의 출력층과 은닉층사이의 가중치 W_{kj} 의 수정은 출력층에서 시작하여 은닉층으로 역 전달하는 알고리

즘을 이용하는 것으로

$$\begin{aligned}
 W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \right) + \alpha \Delta W_{kj}(t) \\
 &= W_{kj}(t) + \eta \delta_k H_j
 \end{aligned} \tag{24}$$

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

$$\begin{aligned}
 \delta_k &= \frac{\partial E}{\partial \phi_y^*(t+d)} \cdot \frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \\
 &= e(t+d) \cdot \frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k} \cdot O_k'
 \end{aligned} \tag{25}$$

이다. 식(25)에서 두 번째항은

$$\frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k} = \begin{cases} y_j(t) & k=0 \\ y_j(y-1) & k=1 \\ \vdots & \vdots \\ y_j(t-L) & k=L \end{cases} \tag{26}$$

이다.

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

$$\begin{aligned}
 V_{ji}(t+1) &= V_{ji}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial V_{ji}} \right) + \alpha \Delta V_{ji}(t) \\
 &= V_{ji}(t) + \eta \delta_j I_i + \alpha \Delta V_{ji}(t)
 \end{aligned} \tag{27}$$

이며

$$\begin{aligned}
 \delta_j &= -\frac{\partial E}{\partial net_j} \\
 &= \delta_k \cdot \frac{\partial net_k}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial net_j} \\
 &= \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H_j'
 \end{aligned} \tag{28}$$

이다.

여기서 η 는 학습률, α 는 모멘텀이며, H_j' 와 O_k' 는 중간층과 출력층 뉴런에서의 활성화 함수의 미분계수이고 δ_k 와 δ_j 는 중간층과 입력층으로 역 전달되는 오차이다.

IV. 시뮬레이션 결과와 검토

본 연구에서는 제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 시간 지연이 있는 다변수 비선형 비최소위상 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였으며 이에 대한 성능을 검토하고자 한다. 또한 일정한 시간이 지난

후 외란이 있는 비선형 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 또한 예제의 시스템에 대해 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기와 비교하였다.

예제 1: 시간지연이 있는 다변수 비선형 비최소위상 시스템을 고려한다.

$$y_1(t) = \frac{0.4y_1(t-1)y_2(t-2)}{(1+y_1(t-1)y_2(t-2)+y_1(t-2)y_1(t-2)+y_2(t-3)y_1(t-4))} + 0.1u_1(t-2) + 1.1u_1(t-3) + 2.0u_2(t-3) + \xi_1(t) + 1.5\xi_2(t-1)$$

$$y_2(t) = \frac{0.1y_2(t-1)y_2(t-2)}{(1+y_2(t-1)y_2(t-2)+y_1(t-2)y_2(t-2)+y_2(t-3)y_1(t-4))} + 0.1u_2(t-2) + 1.3u_2(t-3) + 0.6u_1(t-3) + \xi_2(t) + 1.2\xi_1(t-1)$$

여기서 $\xi(t)$ 는 평균이 0이고 분산이

$$\tilde{R} = \begin{bmatrix} 0.05 & 0.04 \\ 0.04 & 0.05 \end{bmatrix}$$

인 가우스 잡음이다. 기준입력은 1.5와 -1.5, 1과 1로 변하는 계단함수로 2000스텝까지 수행하였다. 제어기에 사용되는 설계계수는 $M = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.0 \\ 0.0 & 0.03 \end{bmatrix}$ 이며, P_d 의 1차 계수는

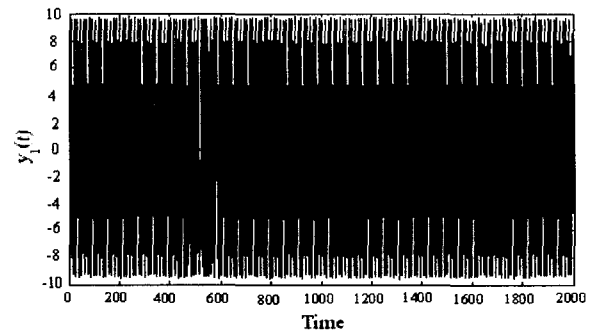
는 $\begin{bmatrix} -0.5 & -0.1 \\ -0.1 & -0.2 \end{bmatrix}$, P_n 의 1차 계수는 단위원 안의

$\begin{bmatrix} -0.3 & -0.1 \\ -0.1 & -0.5 \end{bmatrix}$ 로 선택하였다. 신경회로망은 22개의 노

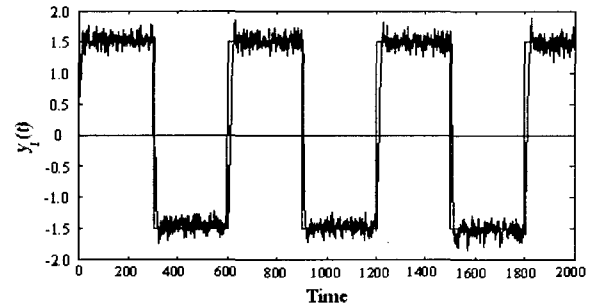
드수를 가진 입력층, 30개의 노드수를 가진 은닉층과 10개의 노드수를 가진 출력층으로 구성하였다. 신경회로망에서 학습률 η 는 0.13, 모멘텀 α 는 0.05 이고 가중치의 초기값은 0.1로 하였다.

이 환경 하에서의 시뮬레이션 결과는 그림 4(b)에 보였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기는 20개의 노드수를 가진 입력층, 30개의 노드수를 가진 은닉층과 1개의 노드수를 가진 출력층으로 구성하며 학습률 η 는 0.7, 모멘텀 α 는 0.1, 가중치의 초기값은 0.1로 하였다. 이에 따른 시뮬레이션의 결과는 그림 4(a)에 보였다.

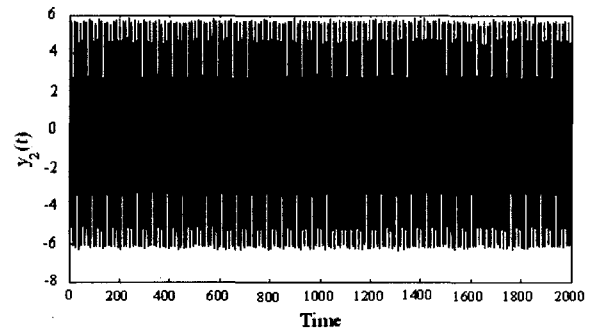
그림 4는 1.5와 1의 계단함수에 적용한 시뮬레이션 결과이며, 그림 4(a)와 (c)는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기에 적용한 것이고 그림 4(b)와 (d)는 제안한 방법으로 얻은 출력 값이다. 그림에서 보는 바와



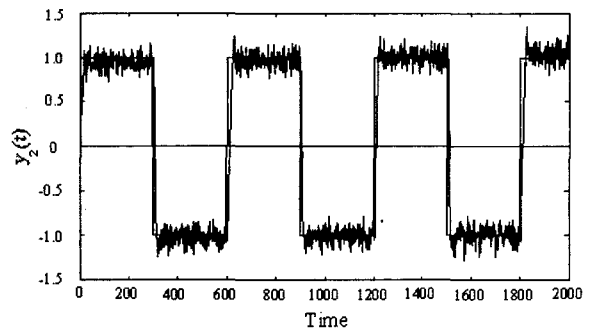
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4(a).신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기의 시스템 출력 $y_1(t)$
(b). 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y_1(t)$.

Fig. 4(a).System output of direct multivariable adaptive controller using neural network $y_1(t)$.
(b). System output of the proposed method $y_1(t)$.

같이 제안한 방법의 출력응답곡선은 기준입력을 잘 추종함을 볼 수 있으며, 직접 다변수 적응 제어기의 경우는 기준입력을 추종하기가 쉽지 않음을 알 수 있다.

예제 2: 예제 1의 시스템의 파라미터를 700스텝 이후에는

$$y_1(t) = \frac{0.5y_1(t-1)y_1(t-2)}{(1+y_1(t-1)y_2(t-2)+y_1(t-2)y_1(t-2)+y_2(t-3)y_1(t-4))}$$

$$+0.7+0.1u_1(t-2)+1.1u_1(t-3)+2.0u_2(t-3)+\xi_1(t)+1.5\xi_2(t-1)$$

$$y_2(t) = \frac{0.3y_2(t-1)y_2(t-2)}{(1+y_2(t-1)y_2(t-2)+y_1(t-2)y_2(t-2))}$$

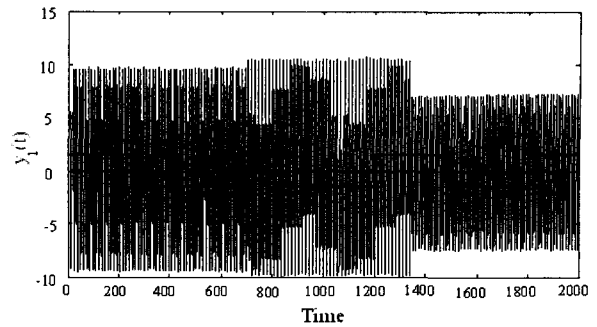
$$+0.3+0.1u_2(t-2)+1.3u_2(t-3)+0.6u_1(t-3)+\xi_2(t)+1.2\xi_1(t-1)$$

와 같이 움직인다고 가정하였다. 여기서 시뮬레이션 조건들은 예제 1과 동일하다. 시뮬레이션 결과는 그림 5에 보였다.

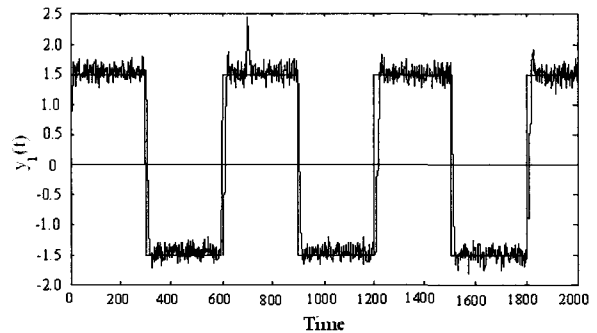
그림 5는 700스텝에서 시스템의 동 특성이 변하고 외란이 존재하는 시스템에 대해 제안한 방법으로 시뮬레이션한 결과이다. 그림 5(a)와 (c)는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기에 적용한 것으로 원하는 출력 값을 얻을 수가 없었으며, 그림 5(b)와 (d)는 제안한 방법으로 얻은 출력 값으로 시스템 파라미터가 변하는 부분에서 약간의 진동이 있으나 기준입력을 잘 추종하였다. 따라서 본 연구에서 제안한 방법은 시스템 동 특성뿐만 아니라 외란이 존재하는 경우에도 강인 제어 특성을 보여준다.

V. 결 론

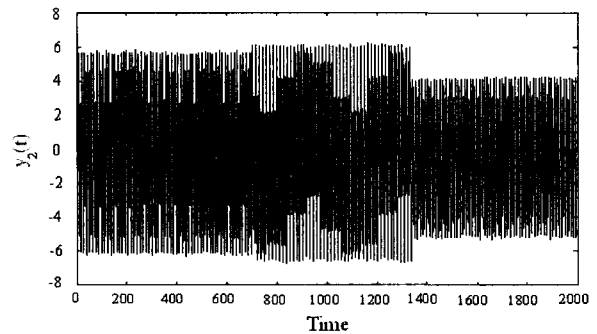
본 논문에서는 플랜트가 고차이고 잡음, 시간지연과 상호결합 항이 존재하고 시스템의 파라미터가 변하는 다변수 비선형 비최소위상 시스템에 적용할 수 있는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 일반화 최소분산 자기동조 제어기를 제안하였다. 비선형 다변수 시스템은 선형부분과 비선형부분으로 분리한 형태로 구성하며 비선형성은 전체적인 유계라 가정한다. 직접 다변수 자기동조 적응제어기의 제어기 파라미터는 다변수 비선형 시스템을 제어하기 위해 순환최소자승법 대신에 신경회로망으로 추정하였다. 제안한 방법을 시간지연이 있는 고차 다변수 비선형 비최소위상 시스템에 적용하였으며 신경회로망에 의한 직접 다변수 적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 시스템의 동 특성 변화와 외란을 포함한



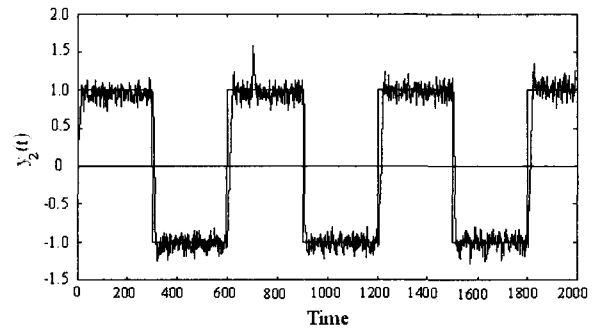
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 5(c).신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기의 시스템 출력 $y_2(t)$

(d). 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y_2(t)$.

Fig. 5(c).System output of direct multivariable adaptive controller using neural network $y_2(t)$.

(d). System output of the proposed method $y_2(t)$.

비최소위상 시스템에 대해 기준입력을 잘 추종하며, 신경회로망에 의한 직접 다변수 적응제어기에 비해 동특성 변화나 외란에 강인함을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인하였다. 앞으로 남은 과제는 이 방법을 실제 프로세스에 적용 실험하는 것이다.

참고 문헌

- [1] 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.
- [2] L. Jin, P. N. Nikiforuk, and M. M. Gupta, "Direct adaptive output tracking control using multilayered neural networks," Proc. IEE, Pt. D., vol. 140, no. 6, pp. 393-398, 1996.
- [3] H. N. Koivo, "A multivariable self-tuning controller," Automatica, vol. 16, no. 4, pp. 351-366, 1980.
- [4] R. Yusof, S. Omatu, and M. Khalid, "Self-tuning PID control: a multivariable derivation and application," Automatica, vol. 30, no. 12, pp. 1975-1981, 1994.
- [5] A. Yesildireck, and F. L. Lewis, "Feedback linearization using neural networks," Automatica, vol. 31, no. 11, pp. 1659-1664, 1995.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 조원철, 전기준 "다변수 자기동조 PID 제어기의 설계," 대한전자공학논문지, 제34권7호, pp.14-20, 1997년 7월
- [9] W. C. Cho, I. S. Lee, and K. Y. Kim, "Design weighting parameter tuning of multivariable self-tuning controllers", Computers and Electrical Engineering, vol. 28, no.6, pp. 465-480, 2002.
- [10] R. Soeterboek, Predictive Control, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1992.

저자 소개

조원철(정회원)

제 40권 SC편 제4호 참조

이인수(정회원)

제 40권 SC편 제4호 참조