논문 2007-44SC-6-1

신경회로망 기반 비선형 다변수 자기동조 PID 제어기의 설계

(Design of a nonlinear Multivariable Self-Tuning PID Controller based on neural network)

조 원 철*

(Won Chul Cho)

요 약

본 논문에서는 비선형 다변수 시스템에 적응할 수 있는 신경회로망을 이용한 PID 구조를 갖는 직접 다변수 자기동조 제어기를 제안한다. 제어기에 적용되는 플랜트는 잡음, 시간지연과 상호결합항이 존재하며 파라미터가 변하는 비선형 다변수 시스템이다. 비선형 다변수 시스템은 선형부분과 비선형부분으로 분리한 형태로 구성되며, 선형제어기는 외부환경 변화에 적응할 수 있는 PID 제어기 특성을 가진 자기동조 PID 제어기 이다. 선형부분의 제어기 파라미터는 순환최소자승법으로 직접 추정하고 비선형 부분의 파라미터는 신경회로망으로 추정한다. 그리고 각 부분에서 추정한 파라미터를 합한 후 비선형 다변수 일반화 자기동조 제어기의 제어법칙에 적용한다. 제어 알고리듬의 타당성을 확인하기 위해 시간 지연이 있고 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 비선형 다변수 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 또한 기존의 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기에 비해 효과적이다.

Abstract

This paper presents a direct nonlinear multivariable self-tuning PID controller using neural network which adapts to the changing parameters of the nonlinear multivariable system with noises and time delays. The nonlinear multivariable system is divided linear part and nonlinear part. The linear controller are used the self-tuning PID controller that can combine the simple structure of a PID controllers with the characteristics of a self-tuning controller, which can adapt to changes in the environment. The linear controller parameters are obtained by the recursive least square. And the nonlinear controller parameters are achieved the through the Back-propagation neural network. In order to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm, the computer simulation results are presented to adapt the nonlinear multivariable system with noises and time delays and with changed system parameter after a constant time. The proposed PID type nonlinear multivariable self-tuning method using neural network is effective compared with the conventional direct multivariable adaptive controller using neural network.

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

I. 서 론

그동안 제어이론이 꾸준히 발전하여 고급 제어법칙이 많이 발전되었지만 아직까지 산업현장에 널리 이용되는 제어루프는 주로 PID 제어기로 구성되어 있다. PID 제어기를 많이 사용하는 이유는 조정되는 파라미터들이 두세 개에 불과하므로 그 구조가 간단하고, 광범위한 프로세서에 대해서도 동작이 안정되어 제어성능을 효율적으로 유지할 수 있다는 점과 현장 엔지니어들에게 익숙하다는 점으로 인하여 아직까지도 산업현장에 널리 이용되고 있다. 그러나 산업현장의 대부분의 시스템은 비선형 다변수 시스템으로 구성되어 단순히 PID 제어 구조만으로는 만족할 만한 성능을 얻을 수가 없다[1~2].

일반적으로 제어이론이 선형 시스템을 위주로 발전함에 따라 비선형 시스템의 제어에는 통일된 일반적인

* 정회원, 경북도립대학 군산관학특약계열
(Division of Cooperative Systems, Gyeongpook Provincial College)
접수일자: 2006년10월17일, 수정완료일: 2007년10월15일

제어법칙이 발견되지 않고 있다. 제어이론을 바탕으로 하는 제어방법은 제어 대상인 시스템의 특성을 수학적으로 모델링하고 이를 이용하여 제어기를 구성하지만 실제 시스템은 대부분 비선형 특성을 가진다[3~4]. 특히 비선형 다변수 시스템에 있어서 제어문제는 변수들 사이의 커플링에 미지의 비선형 함수나 불확실한 파라미터의 존재로 인해 선형 시스템보다 매우 복잡하다. 선형 다변수 시스템에 사용되는 적응 알고리듬으로 기준모델, 자기동조 제어 방법등이 있다. 이들 중에서 비최소위상 시스템뿐만 아니라 플랜트의 파라미터를 모르거나 제어 환경이 변하는 경우는 제어기의 파라미터를 온-라인으로 자동 조절하는 자기동조 제어기가 다른 방식의 제어기에 비해 효과적이다[5~8]. 일반적으로 이들 제어 방법들은 순환최소자승법(Recursive Least Square method)으로 제어기 파라미터를 추정한다. 그러나 비선형 다변수 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 수년 동안 적응제어에 신경회로망을 응용한 제어시스템의 개발에 많은 연구가 활발히 진행되어 왔으며 제어분야에 응용되어 성공적인 결과를 얻고 있다. 이러한 신경회로망은 학습과 대규모 병렬 처리가 가능하고 정보의 분산처리에 의한 오차 보정 효과를 가지며, 주어진 입력에 대해 원하는 출력을 연산 시키는 특징을 가지고 있다[9~11].

Narendra[3]는 신경회로망의 비선형 함수 성질을 이용하여 다양한 형태의 제어법칙을 제공하였으며, Chen[10]은 신경회로망을 적응제어기중 하나인 자기동조 제어에 응용한 제어방법을 제시하였다. 그리고 레퍼런스 입력과 출력이 같도록 제어값을 출력하는 신경회로망에 의한 직접 적응 제어기 설계논문들이 많이 제시되었다[4, 9, 11].

Wang Fauli 등[13]은 비선형 시스템이 선형 부분과 비선형 부분으로 나누어 질 수 있다는 것을 이용하여, 비선형 시스템을 선형 시스템으로 간주하고 순환최소자승법(RLS)로 시스템 파라미터를 추정하고 비선형 시스템과 추정한 시스템에서 생성되는 오차를 신경회로망으로 추정하였다. 그리고 추정한 선형 파라미터로부터 극배치 적응제어기를 설계하고 비선형 부분은 신경회로망으로 보상하였다. 그러나 극배치 적응제어기는 시스템의 구조를 정확하게 예측해야하는 단점을 가지고 있다. Zhu등[10]은 비선형 다변수 시스템을 선형부분과 비선형부분으로 분리하여, 선형부분은 선형제어기인 극배치 일반화 최소분산 자기동조 제어기로 시스템 파라미터를 추정하고 비선형 부분을 신경회로망으로 보상하는 제어기 설계를 제안하였다. 이 또한 우선적으로 시스템의 구조를 정확하게 예측해야 하며, 비선형 다변수 시스템의 구조를 잘못 예측했을 때 제어에 실패할 수 있는 단점이 있다.

본 논문에서는 잡음과 시간 지연이 있으며 시스템 파라미터가 변하는 비선형 다변수 시스템에 적응할 수 있는 신경회로망을 이용한 PID 구조를 갖는 직접 일반화 최소분산 다변수 자기동조 제어기를 제안한다. 제안한 제어기 구조는 PID 제어기처럼 구조가 간단하고 제어환경의 변화에도 적응하는 일반화 최소분산 자기동조 제어기로 비선형 다변수 시스템을 선형부분과 비선형부분으로 분리한다. 선형부분의 제어기 파라미터는 순환최소자승법(RLS)로 추정하고 비선형부분의 제어기 파라미터는 신경회로망으로 추정한다. 각 부분에서 얻어진 제어기 파라미터를 합하여 PID 구조를 갖는 직접 다변수 일반화 최소분산 자기동조 제어법칙에 적용한다. 제안한 알고리듬의 성능을 확인하기 위하여 일정한 시간이 경과한 후 비선형 다변수 시스템의 파라미터가 변하는 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 그리고 기준입력과 출력이 같도록 제어값을 출력하는 신경회로망에 의한 직접 다변수 적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 비선형 다변수 시스템의 동 특성 변화와 외란을 포함한 시스템에 잘 동작함을 알 수 있으며 신경회로망에 의한 직접 다변수 적응 제어에 비해 기준입력을 잘 추종함을 보여 주었다.

Ⅱ. PID 구조를 갖는 비선형 다변수 자기동조 제어

1. 비선형 다변수 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

$$y(t+d)=f(y(t),y(t-1),\cdots,y(t-n),u(t),u(t-1),\cdots,u(t-n)) \quad (1)$$

와 같은 모형으로 가정한다. 여기서 $f(\cdot,\cdot)$는 비선형 함수이며, $y(t)$는 $(n\times 1)$ 출력벡터, $u(t)$는 $(n\times 1)$ 제어 입력벡터, d는 프로세스의 지연시간, t 는 이산시간을 의

미한다.

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

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

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

$$A(z^{-1}) = I + A_1 z^{-1} + \cdots + A_{n_a} z^{-n_a}$$
$$B(z^{-1}) = B_0 + B_1 z^{-1} + \cdots + B_{n_b} z^{-n_b} \tag{3}$$

이며, $f_0(\cdot,\cdot)$는 비선형 함수이다. 따라서 등가모델은 선형 시변 부모델과 비선형 부모델의 결합으로 나타낼 수 있다.

제어하려는 프로세스에 대하여 다음과 같은 가정을 한다.

1) 각 루프의 지연시간 d는 동일하며 알고 있다.

2) 다항식행렬 $A(z^{-1})$와 $B(z^{-1})$의 차수 n_a, n_b는 알고 있다.

3) B_0는 비특이(nonsingular)이다.

4) $|f_0(\cdot,\cdot)| < \infty$ 의 조건을 만족한다.

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

비선형 다변수 일반화 최소분산 자기동조 제어기는 보조출력

$$\phi(t) = Py(t) + Qu(t-d) - Ry_r(t-d) - Kf_0(\cdot,\cdot) \tag{4}$$

의 분산이 최소가 되도록 설계하는 것이다. 여기서 $y_r(t)$는 $(n\times 1)$ 기준입력벡터, Q, R과 K는 z^{-1} 항으로 표시되는 $(n\times n)$ 하중 다항식행렬이다. P는 하중 다항유리행렬로

$$P = P_n P_d^{-1} \tag{5}$$

이며, P_n과 P_d는 각각 $(n\times n)$ 차원의 분자, 분모의 하중 다항식행렬로서 제어계의 동특성을 결정하는 중요한 요소들이다.

비선형 다변수 일반화 최소분산 자기동조 제어기를 구성하기 위한 평가함수 J는

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

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

$$P_n = EA' + z^{-d}F \tag{7}$$

의 Diophantine 방정식을 도입한다. 여기서 E와 F는 $(n\times n)$ 다항식행렬로

$$E(z^{-1}) = I + E_1 z^{-1} + \cdots + E_d z^{-d}$$
$$F(z^{-1}) = F_0 + F_1 z^{-1} + \cdots + F_{n_a+n_{p_d}-1} z^{-(n_a+n_{p_d}-1)} \tag{8}$$

이며 n_{p_d}는 P_d의 차수이다. 그리고 $A' \equiv AP_d$라 놓는다. 식 (7)의 오른쪽에 P_d^{-1}를, 식 (2)의 왼쪽에 E를 곱하고, 식 (4)에 대입하여 전개하면

$$\phi(t+d) = FP^{-1}y(t) + [EB+Q]u(t) - Ry_r(t) - Kf_0(\cdot,\cdot) + Ef_0(\cdot,\cdot) \tag{9}$$

가 된다.

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

$$u(t) = (EB+Q)^{-1}[Ry_r(t) + Kf_0(\cdot,\cdot) - FP^{-1}y(t) - Ef_0(\cdot,\cdot)] \tag{10}$$

이며 E와 F는 식 (7)의 Diophantine 방정식을 이용하여 얻는다.

만약, 시스템의 파라미터 A,B와 비선형 함수 $f_0(\cdot,\cdot)$를 안다면 E와 F를 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 t의 $Qu(t)$, $Ry_r(t)$와 $Kf_0(\cdot,\cdot)$는 알 수 있는 값이므로, $\Phi(t+d)$를 예측하는 문제는

$$\phi_y(t+d) = Py(t+d) \tag{11}$$

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

$$\phi_y(t+d) = FP^{-1}y(t) + EBu(t) + Ef_0(\cdot,\cdot) \tag{12}$$

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

$$\phi_y^*(t+d) = Fy_f(t) + Gu(t) + Ef_0(\cdot,\cdot) \tag{13}$$

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

보조출력인 식 (13)의 파라미터이며 동시에 제어기의 파라미터인 F, G , E와 비선형항 $f_0(\cdot,\cdot)$ 은 여러 가지 추정알고리듬을 이용하여 구한다.

추정알고리듬을 이용하여 추정한 제어기 파라미터 F, G, E 와 비선형항 $f_0(\cdot,\cdot)$ 을 식 (10)에 대입하면 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어법칙

$$u(t)=(\hat{G}+Q)^{-1}[Ry_r(t)+Kf_0(\cdot,\cdot)-\hat{F}y_f(t) -\hat{E}f_0(\cdot,\cdot)] \tag{14}$$

을 얻을 수 있다.

2. PID 구조를 갖는 비선형 다변수 자기동조 제어기

일반적인 이산 다변수 속도형 PID 제어기의 출력[14] 은

$$\Delta u(t)=K_p[e(t)-e(t-1)]+K_i e(t) +K_d[e(t)-2e(t-1)+e(t-2)] \tag{15}$$

이고, 여기서 Δ 는 $(1-z^{-1})I$로 정의하며I는 $(n\times n)$ 단위행렬이다. $e(t)=y_r(t)-y(t)$ 이며K_p 는 비례이득, K_i 는 적분이득, K_d 는 미분이득이다. 식 (15)의 이상적인 속도형 PID 제어기는 여러 형태가 유용하게 사용될 수 있는데, 여기서 다루고자 하는 PID 구조는 기준입력이 적분항에만 포함되는 (set-point-on-I-only)제어기이다. 기준입력이 적분항에만 포함되는 제어기를 구성하기 위해 식 (15)를 정리하면, 제어기 출력은

$$\Delta u(t)=K_i y_r(t)-[K_p+K_i+K_d]y_f(t) +[K_p+2K_d]y_f(t-1)-K_d y_f(t-2) \tag{16}$$

이고, 여기서 출력 $y(t)$ 는 필터링한 출력 $y_f(t)$ 를 사용하였다[14]. 식 (16)의 제어법칙은

$$(\hat{G}+Q)u(t)=-\hat{F}y_f(t)+Ry_r(t)+Kf_0(\cdot,\cdot) -\hat{E}f_0(\cdot,\cdot) \tag{17}$$

로 표현할 수 있고 제어기 파라미터 $\hat{F}$의 차수는 식 (17)의 제어법칙이 식 (16)의 다변수 PID 제어기의 구조를 갖기 위해 2가 되도록

$$\hat{F}=\hat{F}_0+\hat{F}_1 z^{-1}+\hat{F}_2 z^{-2} \tag{18}$$

으로 선정하여야 한다.

한편, 하중 다항유리행렬 $P(=P_n P_d^{-1})$ 는 제어기 파라미터에 영향을 주는 요소로 기준입력의 변화에 대해 폐루프 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 단위원 안의 우측 실측 영역에 있을 경우 영역에 있을 경우 시스템의 응답특성을 좋게 할 수 있다[8, 15]. 본 연구에서는 시스템의 발산을 방지하고 정상상태 오차를 제거 하기위해 다항식행렬 P_d 를

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

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

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

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

로 선택한다. $M=dig(M_1,M_2,\cdots,M_n)$ 는 $(n\times n)$ 대각행렬로 제어기를 동조시키는 데 편리한 수단을 제공해 주는 설계 하중다항식 계수이다.

하중 다항식행렬 R 은 설계 시 임의로 선택할 수 있으며 정상상태에서 출력 $y(t)$ 와 기준입력 $y_r(t)$ 가 일치하도록 하기 위해 $R=H_0$ 라 선정하면

$$K=\hat{E}$$
$$H_0=\sum_{i=0}^{2}\hat{F}_i[P_d^{-1}]|_{z=1}=\hat{F}_0+\hat{F}_1+\hat{F}_2 \tag{21}$$

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

이제 제어기의 출력은 식 (20)과 (21)을 식 (17)에 대입하면

$$\Delta u(t)=M[H_0 y_r(t)-\hat{F}y_f(t)] =MH_0 y_r(t)-M[\hat{F}_0+\hat{F}_1 z^{-1}+\hat{F}_2 z^{-2}]y_f(t) \tag{22}$$

이다. 여기서 Δ는 $(1-z^{-1})I$ 로 정의하며 I 는 $(n\times n)$ 단위행렬이다. 따라서 제어입력은 식 (22)로부터 얻는다.

Ⅲ. 신경회로망을 이용한 비선형 다변수 PID 자기동조 제어기

식 (22)의 제어기 파라미터 $\hat{F}$ 는 순환최소자승법(RLS)로 추정한 값 $\hat{F}_L$ 과 신경회로망으로 추정한 값 $\hat{F}_N$ 의 합으로 표현할 수 있다. 즉

$$\hat{F}= \hat{F}_L+\hat{F}_N \tag{23}$$

이며, 선형부분의 제어기 파라미터는

$$\hat{F}_L= \hat{F}_{L0}+\hat{F}_{L1}z^{-1}+\hat{F}_{L2}z^{-2} \tag{24}$$

이고 비선형부분의 제어기 파라미터는

$$\hat{F}_N= \hat{F}_{N0}+\hat{F}_{N1}z^{-1}+\hat{F}_{N2}z^{-2} \tag{25}$$

이다. 식 (24)와 식 (25)를 식 (23)에 대입하면

$$\begin{aligned}\hat{F}&= \hat{F}_L+\hat{F}_N\\ &= (\hat{F}_{L0}+\hat{F}_{N0})+(\hat{F}_{L1}+\hat{F}_{N1})z^{-1}+(\hat{F}_{L2}+\hat{F}_{N2})z^{-2}\end{aligned} \tag{26}$$

이다.

그림 1은 신경회로망을 결합한 PID 구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 구조도이다. 보조출력의 예측식 (13)의 파라미터이며 동시에 선형부분의 제어기 파라미터인 F 와 G는 식 (13)으로부터 순환최소자승법(Recursive least squares method)을 사용하여 추정한다. 그리고 비선형 요소를 보상하기 위한 제어기 파라미터는 신경회로망으로 추정한다. 각 부분에서 추정된 파라미터를 합한 후 PID 구조를 갖는 일반화 최

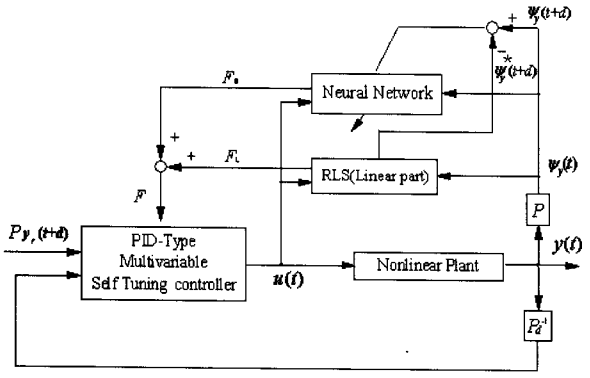

그림 1. 신경회로망을 이용한 다변수 PID 자기동조 제어기의 구조도

Fig. 1. The structure of a multivariable self-tuning controller with PID structure using neural network.

소분산 자기동조 제어기의 제어법칙 식 (22)에 적용하여 제어입력을 구한다.

1. 선형 부분 제어기 파라미터 추정

선형부분의 제어기 파라미터는 다음과 같이 얻는다. 비선형부분 $Ef_0(\cdot,\cdot)$ 는 zero에 가깝다고 가정하고 전개하면 식 (13)의 추정모델은

$$\phi_y^*(t+d)= Fy_f(t)+Gu(t) \tag{27}$$

로 표현되고 식 (27)의 $\hat{F}$ 와 $\hat{G}$ 의 차수를 각각 L 과 N 이라 하면

$$L= \deg A+\deg P_d-1 \tag{28}$$

$$N= \deg B+d \tag{29}$$

이다.

보조출력의 예측식 (27)의 파라미터이며 동시에 제어기의 파라미터인 $\hat{F}$ 와$\hat{G}$ 는 식 (27)로 부터 다음과 같이 순환최소자승법(recursive least square method)[8]을 사용하여 추정한다.

$$\hat{\phi}_{y_i}(t)= \boldsymbol{X}^T(t-d-1)\,\hat{\theta}_i(t-1), \qquad i=1,\cdots,n \tag{30}$$

$$\hat{\theta}_i(t)= \hat{\theta}_i(t-1)+K(t)[\phi_{y_i}(t)-\hat{\phi}_{y_i}(t)] \tag{31}$$

$$K(t)= \frac{P(t-1)\boldsymbol{X}(t-d-1)}{1+\boldsymbol{X}^T(t-d-1)P(t-1)\boldsymbol{X}(t-d-1)} \tag{32}$$

$$P(t)= P(t-1)-K(t)\boldsymbol{X}^T(t-d-1)P(t-1) \tag{33}$$

$$P(0)= k_0 I\,; \qquad k_0>0 \tag{34}$$

여기서 데이터 벡터$\boldsymbol{X}(t)$와 파라미터 행렬 $\hat{\theta}(t)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}^T(t)= [&y_f^T(t), y_f^T(t-1),\cdots, y_f^T(t-L),\ u^T(t),\\ &u^T(t-1),\cdots,\ u^T(t-N)]\end{aligned} \tag{35}$$

$$\begin{aligned}\hat{\theta}(t)&= [\hat{\theta}_1\ \hat{\theta}_2\ \cdots\ \hat{\theta}_n]\\ &= [F_0(t)\ F_1(t)\cdots F_L(t)\ G_0(t)\ G_1(t)\cdots\\ &\quad G_N(t)]^T\end{aligned} \tag{36}$$

그리고 벡터 $\hat{\theta}_i$ 를 각 요소로 표시하면

$$\hat{\theta}_i(t)=[\,\hat{f}^0_{i1}(t),\hat{f}^0_{i2}(t),\cdots,\hat{f}^0_{in}(t),\hat{f}^1_{i1}(t),\hat{f}^1_{i2}(t),\cdots,\hat{f}^1_{in}(t),\cdots,\hat{f}^L_{i1}(t),\hat{f}^L_{i2}(t),\cdots,\hat{f}^L_{in}(t),\ \hat{g}^0_{i1}(t),\ \hat{g}^0_{i2}(t),\cdots,\hat{g}^0_{in}(t),\hat{g}^1_{i1}(t),\hat{g}^1_{i2}(t),\cdots,\hat{g}^1_{in}(t),\cdots,\hat{g}^N_{i1}(t),\hat{g}^N_{i2}(t),\cdots,\ \hat{g}^N_{in}(t)]^T \tag{37}$$

이며, $\hat{f}^k_{ij}$ 와 $\hat{g}^l_{ij}$ 는 F_k와 G_l의 (i,j) 요소들이며 $i=1,\cdots,n, j=1,\cdots,n, k=0,\cdots,L, l=0,\cdots,N$ 이다.

2. 비선형 부분 제어기 파라미터 추정

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 동 특성을 학습하지 않고 직접 기준입력 r 과 시스템의 출력 y 의 차가 최소화하도록 제어신호 u 를 출력하는 것으로 그림 2와 같다[15].

비선형 부분을 보상하기 위한 신경회로망의 구조는 그림 3과 같이 입력층과 한 개의 은닉층, 출력층으로 구성된다.

이와 같은 다층 신경회로망 모델을 수학적으로 표현하면

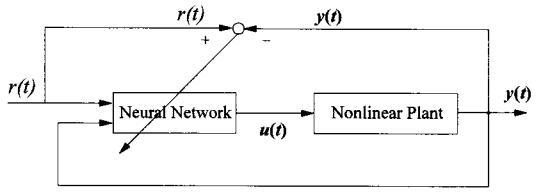

그림 2. 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기의 구조
Fig. 2. The structure of direct adaptive controller using neural network.

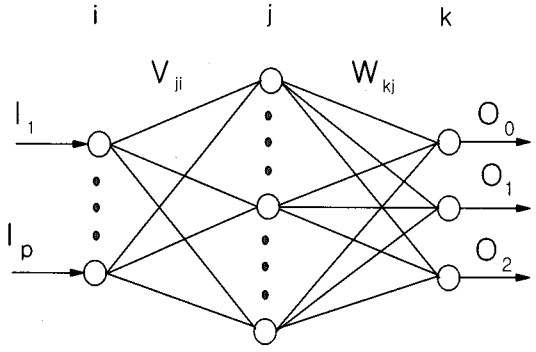

그림 3. 그림 1의 다층 신경회로망 구조
Fig. 3. The structure of multilayer neural network in the Fig.1.

$$net_j=\sum_i V_{ji}I_i$$
$$H_j=g[net_j]$$
$$net_k=\sum_j W_{kj}H_j$$
$$O_k=f[net_k] \tag{38}$$

와 같다. 여기서 신경회로망의 입력벡터는 $I_i=[I_1\cdots I_p]^T=[\phi_y(t),\phi_y(t-1),\cdots,u(t),u(t-1),\cdots]^T$ 로 제어입력과 보조출력으로 구성되어 있다.

H_j 는 신경회로망의 은닉층 출력벡터이고 출력층의 출력벡터는 $O_k=[O_0,O_1,O_2]^T=[F_0,F_1,F_2]^T$로 나타낸다. net_j 와 net_k 는 중간층과 출력층의 활성화 값이며 V_{ji} 와 W_{kj} 는 입력과 출력층의 가중치이다. 그리고 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 는 출력층과 은닉층의 활성함수로 제어에 적합한 1과 1사이의 값을 가지는 tanh함수이다.

신경회로망에 대한 학습 알고리듬은 여러가지 방법이 있으나 여기에서는 제어시스템에 많이 사용되고 있는 역전파(Back propagation) 알고리듬[3]을 사용하였다.

신경회로망을 학습하기 위한 성능지수는

$$E=\frac{1}{2}e(t+d)^2=\frac{1}{2}[Py_r(t+d)-\phi_y^*(t+d)]^2 \tag{39}$$

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

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

$$W_{kj}(t+1)=W_{kj}(t)+\eta(-\frac{\partial E}{\partial W_{kj}})+\alpha\Delta W_{kj}(t)$$
$$=W_{kj}(t)+\eta\delta_k H_j \tag{40}$$

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

$$\delta_k=\frac{\partial E}{\partial \phi_y^*(t+d)}\cdot\frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k}\cdot\frac{\partial O_k}{\partial net_k}$$
$$=e(t+d)\cdot\frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k}\cdot O_k' \tag{41}$$

이다. 식 (41)의 두 번째항은

$$\frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k}=\begin{cases}y_f(t) & k=0\\ y_f(t-1) & k=1\\ y_f(t-2) & k=2\end{cases} \tag{42}$$

이다.

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

$$V_{ji}(t+1) = V_{ji}(t) + \eta(-\frac{\partial E}{\partial V_{ji}}) + \alpha \Delta V_{ji}(t)$$
$$= V_{ji}(t) + \eta \delta_j I_i + \alpha \Delta V_{ji}(t) \quad (43)$$

이며

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j}$$
$$= \delta_k \cdot \frac{\partial net_k}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial net_j}$$
$$= \delta_k W_{kj} \cdot H_j' \quad (44)$$

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 알고리듬의 성능을 확인하기 위해 시간 지연이 있는 비선형 다변수 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였으며 이에 대한 성능을 검토하고자 한다. 또한 일정한 시간이 지난 후 외란이 있는 비선형 다변수 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다.

예제 1: 시간지연이 존재하는 비선형 다변수 시스템에 적용한다.

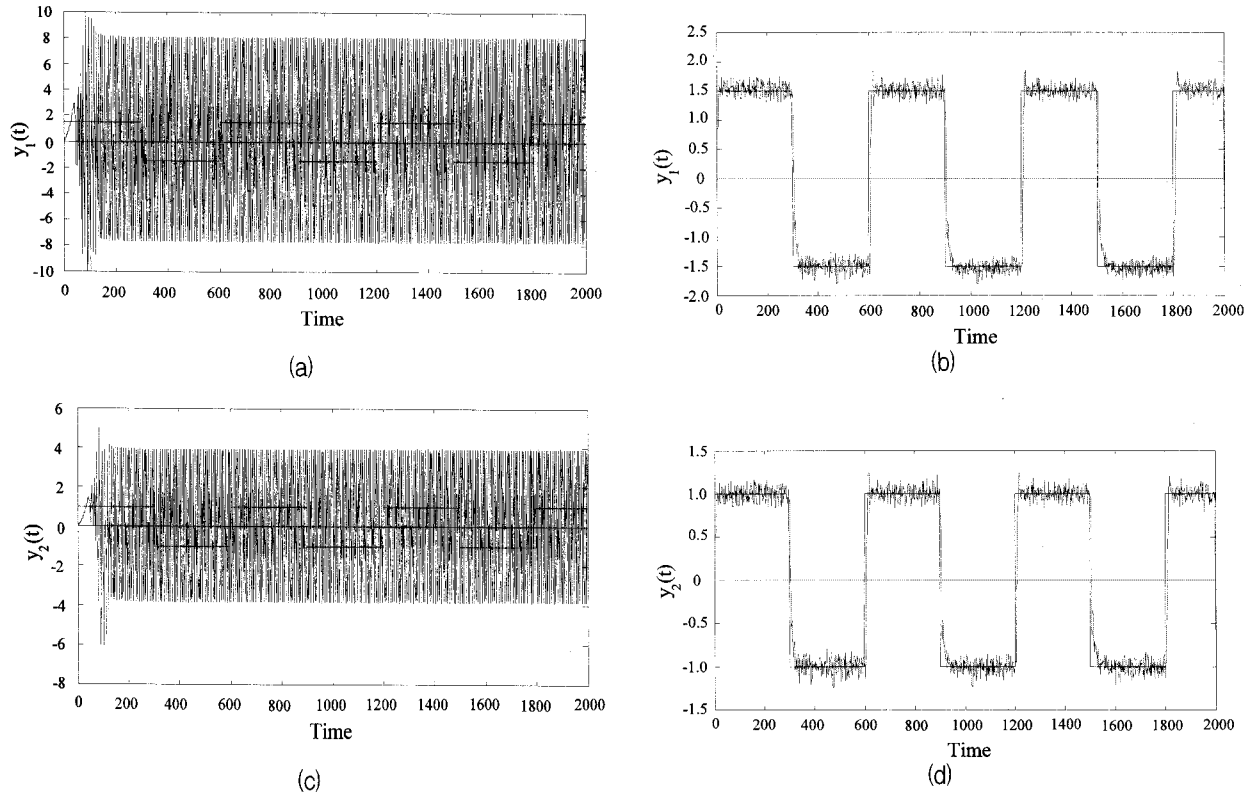

그림 4. (a) 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기의 시스템 출력 $y_1(t)$
(b) 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y_1(t)$
(c) 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기의 시스템 출력 $y_2(t)$
(d) 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y_2(t)$

Fig. 4. (a) System output of direct multivariable adaptive controller using neural network $y_1(t)$.
(b) System output of the proposed method $y_1(t)$.
(c) System output of direct multivariable adaptive controller using neural network $y_2(t)$.
(d) System output of the proposed method $y_2(t)$.

$$y_1(t)=\frac{0.3\,y_1(t-1)y_1(t-2)}{(1+y_1(t-1)y_2(t-1)+y_1(t-2)y_2(t-2)y_1(t-1)+y_1(t-2)y_1(t-2))}$$
$$+0.9\,u_1(t-2)+1.5u_1(t-3)+2.0u_2(t-3)+\xi_1(t)+1.5\xi_2(t-1)$$

$$y_2(t)=\frac{0.4\sin(y_2(t-1)\;y_2(t-2))}{(1+y_1(t-1)y_2(t-1)+y_1(t-2)y_2(t-2)y_2(t-1)+y_2(t-2)y_2(t-2))}$$
$$+0.3\,u_2(t-2)+1.2u_2(t-3)+0.6u_1(t-3)+\xi_2(t)+1.0\;\xi_1(t-1)$$

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 $M=\begin{bmatrix}0.01 & 0.0\\ 0.0 & 0.1\end{bmatrix}$ 이며, P_d 의 1차 계수는 $\begin{bmatrix}-0.1 & -0.01\\ -0.01 & -0.5\end{bmatrix}$, P_n 의 1차 계수는 단위원 안의 $\begin{bmatrix}0.4 & -0.1\\ -0.1 & -0.4\end{bmatrix}$ 로 선택하였다. 신경회로망은 16개의 노드수를 가진 입력층, 30개의 노드수를 가진 은닉 층과 3개의 노드수를 가진 출력 층으로 구성하였다. 신경회로망에서 학습 률 η 는 0.3 , 모멘 텀 α 는 0.05 이고 가중치의 초기 값은 0.1로 하였다. 이 환경 하에서의 시뮬레이션 결과는 그림 4.에 보였다.

그림 4는 1.5와 1의 계단함수에 적용한 시뮬레이션 결과이며, 그림 4(a)와 (c)는 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기로 그림 4(b)와 (d)는 제안한 방법으로 얻은 시스템 출력 값이다. 그림에서 보는 바와 같이 제안한 방법의 출력 응답곡선은 기준입력을 잘 추종함을 알 수 있으며, 직접 다변수 적응 제어기의 시스템의 출력은 초기부터 진동을 하였다.

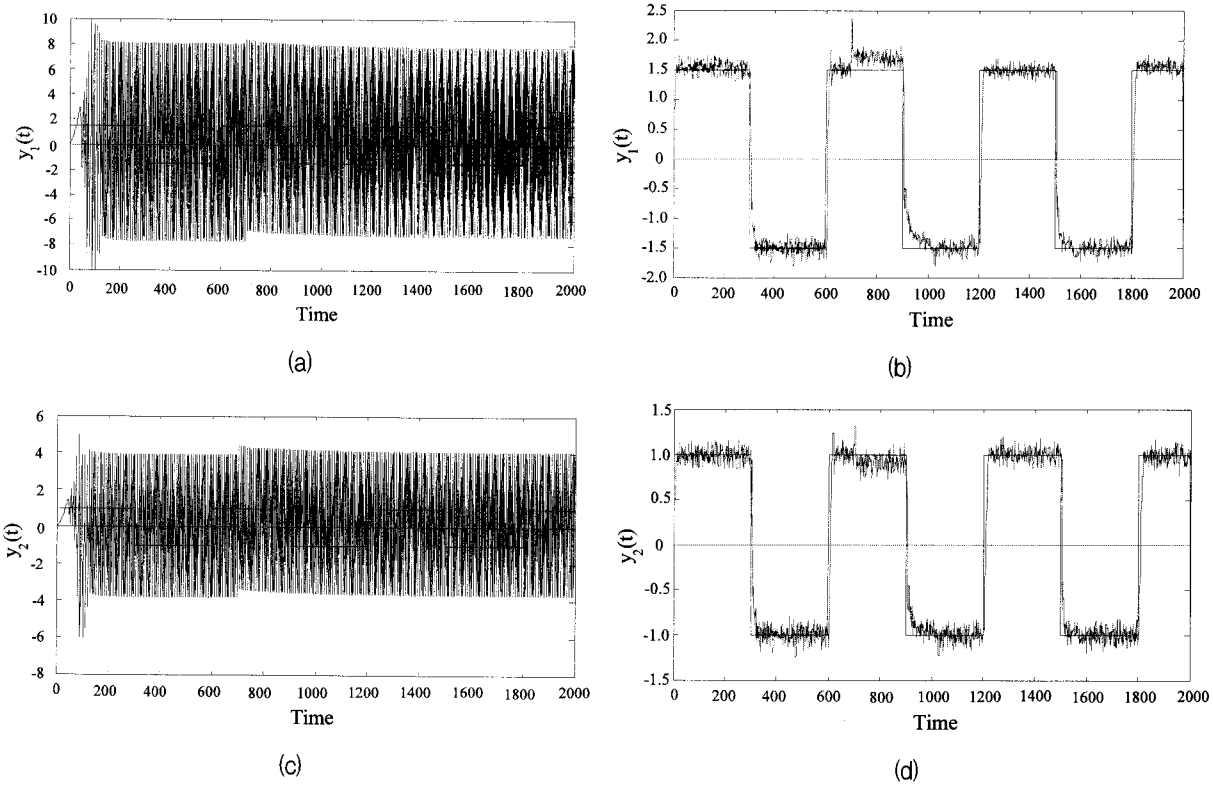

그림 5. (a) 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기의 시스템 출력 $y_1(t)$
(b) 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y_1(t)$
(c) 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기의 시스템 출력 $y_2(t)$
(d) 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y_2(t)$

Fig. 5. (a)System output of direct multivariable adaptive controller using neural network $y_1(t)$.
(b) System output of the proposed method $y_1(t)$.
(c) System output of direct multivariable adaptive controller using neural network $y_2(t)$.
(d) System output of the proposed method $y_2(t)$.

예제 2: 예제 1의 시스템의 파라미터를 700 스텝 이후에는 시스템의 영점이 변하여 시스템이

$$y_1(t)=\frac{0.5\sin(y_1(t-1)y_1(t-2))}{(1+y_1(t-1)y_2(t-1)+y_1(t-2)y_2(t-2))}+0.7+0.6u_1(t-2)+1.5u_1(t-3)+2.0u_2(t-3)+\xi_1(t)+1.2\xi_2(t-1)$$

$$y_2(t)=\frac{0.2\sin(y_2(t-1)\ y_2(t-2))}{(1.0+y_1(t-1)y_2(t-1)+y_1(t-2)y_2(t-2))}+0.5+0.3u_2(t-2)+1.2u_2(t-3)+0.6u_1(t-3)+\xi_2(t)+1.0\ \xi_1(t-1)$$

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

그림 5(a)와 (c)는 700스텝에서 시스템의 동 특성이 변하고 외란이 존재하는 시스템에 대해 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응 제어기로 시뮬레이션한 결과이다. 시스템의 출력은 초기부터 진동하여 기준입력을 추종하지 못하였으며 시스템의 파라미터가 변한 후에도 계속적인 진동을 보여 주었다. 그림 5(b)와 (d)는 제안한 방법으로 시뮬레이션한 결과이다. 시뮬레이션 결과 시스템의 출력은 시스템의 파라미터가 변하는 부분에서 오버슈트가 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 잡음, 시간지연과 상호결합항이 존재하고 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 비선형 다변수 시스템에 적응할 수 있는 신경회로망을 이용한 PID 구조를 갖는 직접 일반화 최소분산 다변수 자기동조 제어기 제안하였다. 비선형 다변수 시스템은 선형부분과 비선형부분으로 분리한 형태로 구성하며, 선형제어기는 외부환경 변화에 적응할 수 있는 PID 제어기 특성을 가진 자기동조 PID 제어기 이다. 선형부분에서는 순환최소자승법을, 비선형부분은 신경회로망으로 제어기에 필요한 파라미터를 추정하였다. 그리고 각 부분에서 추정한 파라미터를 합하여 PID 구조를 갖는 직접 비선형 다변수 자기동조 적응제어기의 제어법칙에 적용하였다. 제안한 방법의 성능을 확인하기 위해 시간지연이 있는 비선형 다변수 시스템에 적용하였으며, 신경회로망에 의한 직접 다변수 적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 시스템의 동 특성이 변화된 시점에서 각 시스템의 출력은 약간의 진동은 있으나 기준입력을 잘 추종하며, 기존의 신경회로망을 이용한 직접 다변수 적응제어기에 비해 제어성능이 좋음을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인하였다. 앞으로 남은 과제는 제안한 방법을 실제 시스템의 제어에 적용하여 타당성을 입증하는 것이다.

참 고 문 헌

[1] 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.

[2] D. E. Seborg, "A perspective on advanced strategies for process control", Modelling Identification and Control, vol. 15, no. 3, pp. 179-189, 1994.

[3] 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.

[4] 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.

[5] H. N. Koivo, "A multivariable self-tuning controller," *Automatica*, vol. 16, no. 4, pp. 351-366, 1980.

[6] 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.

[7] 조원철, 전기준 "다변수 자기동조 PID 제어기의 설계," *대한전자공학논문지*, 제34권7호, pp.14-20, 1997년 7월

[8] 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.

[9] A. Yesildireck, and F. L. Lewis, "Feedback linearization using neural networks," *Automatica*, vol. 31, no. 11, pp. 1659-1664, 1995.

[10] 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.

[11] 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.

[12] Chen, F-C, "Back propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control," *IEEE Control System Magazine, Special Issue on Neural Networks for control*, pp. 45-48, 1990.
[13] 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.
[14] K. Ogata, Discrete-Time Control Systems, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1995.
[15] R. Soeterboek, Predictive Control, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1992..

저 자 소 개

조 원 철(정회원)
1986년 경북대학교 전자공학과 학사 졸업.
1989년 경북대학교 대학원 석사 졸업.
1997년 경북대학교 대학원 박사 졸업.
1997년~현재 경북도립대학 군산 관학특약계열 조교수
<주관심분야 : 적응제어, 신경회로망>