

論文2003-40SC-4-5

신경회로망을 이용한 직접 자기동조제어기의 설계

(Design of a Direct Self-tuning Controller Using Neural Network)

曹元鐵*, 李仁秀**

(Won Chul Cho and In Soo Lee)

요약

본 논문에서는 잡음과 시간지연이 존재하며 시스템 파라미터가 변하는 비선형 비최소위상 시스템에 적용하는 신경회로망이 결합된 PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조제어기를 제안한다. PID구조를 갖는 자기동조는 PID제어기처럼 구조가 간단하고 계통을 정밀하게 제어하는 자기동조 제어기의 특성을 그대로 유지할 수 있다. 일반화 최소분산 자기동조 제어기 파라미터는 비선형 시스템을 선형시스템으로 간주하고 순환최소자승법으로 추정하며 설계계수의 값은 확률근사법인 Robbins-Monro 알고리즘을 이용하여 자동조정하였다. 역전과 학습 알고리즘을 사용하는 신경회로망 제어기는 비선형 부분의 제어를 보상하기 위해 필터된 기준입력과 필터된 플랜트 출력이 같도록 제어값을 출력한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안한 방법이 시스템의 파라미터가 변하는 비최소위상 시스템에 잘 적응함을 보였다.

Abstract

This paper presents a direct 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, noises and time delays. The self-tuning controller with a PID structure is a combination of the simple structure of a PID controller and the characteristics of a self-tuning controller that can adapt to changes in the environment. The self-tuning control effect is achieved through the RLS (recursive least square) algorithm at the parameter estimation stage as well as through the Robbins-Monro algorithm at the stage of optimizing the design parameter of the controller. The neural network control effect which compensates for nonlinear factor is obtained from the learning algorithm which the learning error between the filtered reference and the auxiliary output of plant becomes zero. Computer simulation has shown that the proposed method works effectively on the nonlinear nonminimum phase system with time delays and changed system parameter.

Keyword : generalized minimum-variance self-tuning controller, neural network, design parameter, nonminimum phase system, nonlinear system

* 正會員, 慶道大學校 인터넷情報通信系列
(Division of Internet Information & Telecommunication, Gyeongdo provincial College)

** 正會員, 尙州大學校 電子 電氣工學部
(School of Electronics and Electrical Engineering, Sangju National University)

接受日字:2003年1月28日, 수정완료일:2003年5月20日

I. 서론

비선형 시스템의 제어기중 하나인 신경회로망은 학습과 병렬처리가 가능하며, 입력이 다소 불완전하고 잡음이 포함된 경우라도 큰 효과를 발휘할 수 있다. 특히 입출력 데이터로부터 비선형 함수 표현이 가능하다. 이러한 특성으로 인해 신경회로망은 패턴인식, 신호처리

및 영상처리, 제어기 설계 분야 등에 매우 활발하게 적용되고 있다¹⁻³⁾. 이러한 비선형 시스템에 신경회로망을 이용한 적응 제어기 설계 연구로 비선형 시스템을 선형부분과 비선형 부분으로 나누어서, 선형 제어기를 기반으로 하고 비선형 부분을 신경회로망으로 보상하는 제어기 설계가 있다^{4, 5)}. Fauli Wang 등⁴⁾은 비선형 시스템을 선형 시스템으로 간주하여 순환최소자승법(recursive least squares method)으로 시스템 파라미터를 추정하고, 그때 생성되는 오차는 신경회로망으로 추정하였다. 추정된 선형 파라미터는 극배치 제어기를 설계하는 데 사용하며 신경회로망에서 얻어진 비선형 부분을 피드백시켜서 보상하였다. 그런데 선형 제어기로 사용한 극배치 제어기는 우선적으로 시스템의 구조를 정확하게 예측해야 하는 어려움 점을 가지고 있다.

신경회로망을 이용한 적응제어기에 사용하는 적응 알고리즘으로 기준모델, 자기동조 방식 등 여러가지가 있다. 이 중에서 비최소위상 시스템 뿐만 아니라, 플랜트의 파라미터를 모르거나 제어환경이 변하는 경우는 제어기의 파라미터를 온-라인으로 자동 조절하는 자기동조 제어기가 다른 방식의 제어기에 비해 효과적이다. Åström과 Wittenmark⁶⁾가 처음 제안한 자기동조 제어기는 시스템의 파라미터를 모르거나 시스템 내부에 램덤잡음이 존재하는 환경에서, 매 제어 주기마다 파라미터와 제어 입력을 계산한다. 그리고 그 결과를 진리치로 보고 제어기의 파라미터를 온-라인으로 조정하여 시스템의 동특성 변화에 적응하는 것으로 체계적이고 융통성이 있다. 이러한 자기동조 제어기에는 확률적 환경에서 출력의 분산을 최소화 하는 최소분산(minimum variance)⁷⁾제어가 있으며, 이는 비최소위상 시스템에 적합한 일반화 최소분산(generalized minimum variance)제어로 발전하였다⁸⁾. 일반화 최소분산 자기동조 제어기는 현대 제어이론에 의존하며 성능지수와 관련된 하중다항식의 선택을 포함하며, 제어루프 내에서 적절히 선택한 평가 함수가 최적이 되는 조건에서 제어법칙을 결정한다^{9, 10)}. 그러나 이 구조가 이상적인 제어 성능은 갖지만 PID구조에 비해 복잡하여 플랜트에 직접 적용하기에는 여러 가지 문제점이 예견된다. Cameron 등¹¹⁾은 PID제어기처럼 구조가 간단하고 계통을 정밀하게 제어하는 자기동조 제어기의 특성을 그대로 유지할 수 있는 PID구조를 갖는 자기동조 제어기를 제안하였다. 이 PID구조를 갖는 자기동조 제어기는 조정자로서 동작하는 설계계수의 설정이 불가피하다. 이

설계계수는 자기동조 제어기를 동조시키는 데 편리한 수단을 제공하는 것으로, 제어성능에 지대한 영향을 미친다. 그러므로 PID구조를 갖는 자기동조 제어기를 설계할 때는 설계계수를 적절히 선택하는 것이 대단히 중요하다. 기존의 PID구조를 갖는 자기동조 제어기는 숙련된 운전자의 경험을 바탕으로 하는 시행착오 방법¹¹⁾이나 전문가 시스템¹²⁾을 이용하여 설계계수를 설정한다. 전자는 설계계수의 값을 설정하기 위해 작은 설계계수의 값에서 시작하여 원하는 응답특성을 얻을 때까지 설계계수의 값을 증가하는 방법인데 최적의 값을 선택하기가 어렵다. 후자는 전문가 지식에 의존하는 전문가형 제어기로 제어기의 성능은 전적으로 지식의 정확도에 좌우되며 모든 상황에 대처할 수 있는 지식을 만든다는 것은 거의 불가능하고 특히 잡음이 존재하면 전문가 시스템에 필요한 지식 기반을 구성하는데 어려움이 있어 제어법칙을 얻기가 쉽지 않다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 조원철등¹³⁾은 확률근사법인 Robbins-Monro 알고리즘¹⁴⁾을 이용하여 설계계수의 값을 자동조정하는 방법을 제안하였으나 선형시스템에 국한되어 있다.

본 논문에서는 잡음과 시간지연이 존재하고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있으며 시스템 파라미터가 변하는 비선형 시스템에서도 만족스러운 제어성능을 얻기 위해 PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조제어기와 비선형 부분을 보상하기 위한 신경회로망 제어기를 결합한 제어기를 제안한다. PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조 제어기 파라미터는 비선형 시스템을 선형시스템으로 간주하고 순환최소자승법으로 추정하며, 설계계수의 값은 확률근사법인 Robbins-Monro 알고리즘을 이용하여 자동조정하였다. 역전과 학습 알고리즘을 사용하는 신경회로망 제어기는 비선형 부분의 제어를 보상하기 위해 필터된 기준입력과 필터된 플랜트 출력이 같도록 제어값을 출력한다. 제안한 방법은 구조가 간단하고 설계계수와 제어기 계수의 초기치를 설정하는데 제약점이 없으며, 최소위상 시스템 뿐만 아니라 비최소위상 시스템에도 잘 동작한다.

제안한 알고리즘을 잡음이 존재하고 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 파라미터가 변하는 비선형 비최소위상 시스템에 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 그리고 신경회로망에 의한 직접 적응 제어기와 비교하였다. 그 결과 비선형 시스템의 동특성 변화와 비선형 비최소위상 시스템에 잘 동작함을 알 수 있으며 신경회로

망에 의한 직접 적응 제어에 비해 좋은 특성을 보여 주었다.

II. 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 설계계수

1. 비선형 일반화 최소분산 자기동조 제어 제어할 비선형 입출력 시스템을

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

와 같은 모형으로 가정한다^[5]. 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 시변이며 $f_0(Y, U)$ 는 비선형 함수이다. 따라서 등가 모델은 선형 시변 부모모델과 비선형 부모모델의 결합으로 나타낼 수 있다. 여기서 표기를 단순화하기 위해 다항식과 전달함수에서 z^{-1} 의 표현을 빼기로 한다.

일반화 최소분산 자기동조 제어기는 보조출력

$$\phi(t) = Py(t) + Qu(t-d-1) - Ry_r(t-d-1) - Wf_0(\cdot) \quad (3)$$

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

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

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

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

을 구한다.

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

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

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 $Wf_0(\cdot)$ 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 식 (3), 식 (6)으로부터

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

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

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

과 같이 쓸 수 있다. 여기서 F , G 와 E 는 z^{-1} 로 다항식이다. 식 (10)의 추정모델에서 선형부분과 비선형부분으로 나누어지며 비선형부분은 병렬로 연결된 신경회로망 제어기에 의해서 보상된다. 신경회로망에

대한 알고리즘은 뒤에 기술한다. 비선형부분 $Ef_0(\cdot)$ 는 zero에 가깝다고 가정하고 전개하면 식 (10)의 추정 모델은

$$\phi_y^*(t+d+1) = Fy_f(t) + Gu(t) \quad (11)$$

로 표현되고 (11)의 추정되는 F 와 G 의 갯수를 각각 L 과 N 라 하면

$$L = n_y + \deg P_d - 1 \quad (12)$$

$$N = n_u + d + 1 \quad (13)$$

이다.

보조출력의 예측식 식 (11)의 파라미터이며 동시에 제어기의 파라미터인 F 와 G 는 식 (11)로부터 다음과 같이 순환최소자승법(recursive least squares method)을 사용하여 추정한다

$$\hat{\phi}_y(t) = X^T(t-d-1) \hat{\theta}(t-1) \quad (14)$$

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t) [\phi_y(t) - \hat{\phi}_y(t)] \quad (15)$$

$$K(t) = \frac{P(t-1) X(t-d-1)}{1 + X^T(t-d-1) P(t-1) X(t-d-1)} \quad (16)$$

$$P(t) = P(t-1) - K(t) X^T(t-d-1) P(t-1) \quad (17)$$

$$P(0) = k_0 I ; \quad k_0 > 0 \quad (18)$$

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

$$X^T(t) = [y_f(t), y_f(t-1), \dots, y_f(t-L), u(t), u(t-1), \dots, u(t-N)] \quad (19)$$

$$\hat{\theta}(t) = [f_0 \ f_1 \ \dots \ f_L \ g_0 \ g_1 \ \dots \ g_N]^T \quad (20)$$

이 알고리즘으로 추정된 제어기의 파라미터인 \hat{F} 와 \hat{G} 을 이용하면 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어법칙

$$u(t) = \frac{Ry_r(t) - \hat{F}y_f(t)}{\hat{G} + Q} \quad (21)$$

을 얻을 수 있다.

2. PID구조를 갖는 자기동조 제어기의 설계계수 조정 일반적인 이산 속도형 PID제어기의 출력^[15]은

$$\Delta u(t) = K_p[e(t) - e(t-1)] + K_i e(t) + K_d[e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)] \quad (22)$$

이고, 여기서 Δ 는 $(1 - z^{-1})$, $e(t) = y_r(t) - y(t)$ 이며 K_p 는 비례이득, K_i 는 적분이득, K_d 는 미분이득이다. 식 (22)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 식 (22)를 정리하면, 제어기 출력은

$$\Delta u(t) = K_i y_r(t) - [K_p + K_i + K_d] y_f(t) + [K_p + 2K_d] y_f(t-1) - K_d y_f(t-2) \quad (23)$$

이고, 여기서 출력 $y(t)$ 는 필터링한 출력 $y_f(t)$ 를 사용하였다^[13]. 식 (21)의 제어법칙은

$$(\hat{G} + Q)u(t) = -\hat{F}y_f(t) + Ry_r(t) \quad (24)$$

로 표현할 수 있고 다항식 \hat{F} 의 차수는 식 (24)의 제어법칙이 식 (23)의 PID구조를 갖기 위해 2가 되도록

$$\hat{F} = \hat{f}_0 + \hat{f}_1 z^{-1} + \hat{f}_2 z^{-2} \quad (25)$$

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

$$R = [\hat{F} / P_d] |_{z=1} = \sum_{i=0}^2 \hat{f}_i \quad (26)$$

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

한편 하중 유라식 $P(= P_n / P_d)$ 는 제어기 파라미터에 영향을 주는 요소로 기준입력의 변화에 대해 폐루프의 응답특성을 좋게 하기 위해서 사용한다. P_d 와 P_n 의 계수를 부적절하게 선택하면 오버슈트가 커지거나 진동이 일어날 수 있으므로 이들 요소의 적절한 선

택이 필요하다. 특히 P_d 의 근은 단위원 안의 우측 실측 영역에 있을 경우 시스템의 응답을 좋게 할 수 있다. 본연구에서는 시스템의 발산을 방지하고 정상상태 오차를 제거하기 위해 다항식 P_d 는

$$P_d = \frac{1+z^{-1}P_{d1}}{1+P_{d1}} \quad (27)$$

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

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

$$\hat{G}+Q=(1-z^{-1})/v \quad (28)$$

로 선택한다. 여기서 계수 v 는 적절히 선택하는 상수로서 제어기를 동조시키는 데 편리한 수단을 제공한다. 이제 제어기의 출력은 식 (26)과 식 (28)을 식 (24)에 대입하면

$$\Delta u(t)=v[Ry_r(t)-\hat{F}y_f(t)] \quad (29)$$

이고 여기서 $\Delta=(1-z^{-1})$ 이다.

기존의 방법^{11), 12)}은 설계계수 v 의 값을 결정하는데 시행착오 방법과 전문가 시스템방법을 이용하는 것으로, 최적의 설계계수 v 값을 선택하기가 힘들다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 확률근사(stochastic approximation) 법 중 구조와 원리가 간단한 Robbins-Monro 알고리즘을 이용하여 설계계수를 온라인으로 조정하는 방법¹³⁾을 이용한다.

자기동조 최소분산 제어는 보조출력의 분산, 즉

$$J=\varepsilon\{l(\phi_y^*, y_r)\} \quad (30)$$

이 최소가 되도록 제어입력을 결정하는 방법이며, 여기서

$$l(\phi_y^*, y_r)=\frac{1}{2}[Py_r(t+d+1)-\phi_y^*(t+d+1)]^2 \quad (31)$$

이고 $\phi_y^*(t+d+1)$ 는 보조출력 $\phi_y(t+d+1)$ 의 예측치로서 식 (11)에서

$$\phi_y^*(t+d+1)=Fy_f(t)+Gu(t) \quad (32)$$

이다.

식 (31)을 최소로 하는 v 의 값은

$$\frac{\partial J}{\partial v}=\varepsilon\left\{\frac{\partial l(\phi_y^*, y_r)}{\partial v}\right\}=0 \quad (33)$$

의 해와 같으며, 확률근사법(stochastic approximation)의 하나인 Robbins-Monro 알고리즘¹⁴⁾을 이용하여 구한다.

Robbins-Monro 알고리즘은

$$\varepsilon\{Q(\theta, e(t))\}=0 \quad (34)$$

의 해 θ 를 순환적으로 구하는 것이며, 여기서 $e(t)$ 는 확률변수의 수열이다. $Q(\theta, e(t))$ 가 시변함수인 경우에 Robbins-Monro 알고리즘은

$$\hat{\theta}(t)=\hat{\theta}(t-1)+\mu Q\{\hat{\theta}(t-1), e(t)\} \quad (35)$$

와 같이 표현되며 μ 는 양의 상수($0 < \mu < 1$)이다. 그러므로 식 (35)로부터 설계계수 v 를 구하는 순환식은

$$v(t)=v(t-1)+\mu\left\{-\frac{\partial l(\phi_y^*, y_r)}{\partial v}\right\} \quad (36)$$

과 같이 얻을 수 있다.

한편 $u(t)$ 는 설계계수 v 의 함수이므로 $\partial l(\phi_y^*, y_r)/\partial v$ 는 연쇄법칙(chain rule)을 이용하여 구하면

$$\frac{\partial l(\phi_y^*, y_r)}{\partial v}=\frac{\partial l(\phi_y^*, y_r)}{\partial \phi_y^*(t+d+1)}\frac{\partial \phi_y^*(t+d+1)}{\partial u(t)}\frac{\partial u(t)}{\partial v} \quad (37)$$

과 같고 여기서

$$\frac{\partial l(\phi_y^*, y_r)}{\partial \phi_y^*(t+d+1)}=-\{Py_r(t+d+1)-\phi_y^*(t+d+1)\} \quad (38)$$

이고 식 (32)의 추정치로부터

$$\frac{\partial \phi_y^*(t+d+1)}{\partial u(t)} = \hat{g}_0 \quad (39)$$

과 같이 얻을 수 있다. 여기서 \hat{g}_0 는 \hat{G} 의 0차항의 계수이다. 또한 시간 t 에서 추정된 R 과 F 를 각각 \hat{R}_i 와 \hat{F}_i 로 두고 식 (29)를 다시 쓰면

$$(1-z^{-1}) u(t) = v \{ \hat{R}_i y_r(k) - \hat{F}_i y_f(k) \} \quad (40)$$

이므로 $\partial u(t)/\partial v$ 는

$$\begin{aligned} \frac{\partial u(t)}{\partial v} &= \frac{1}{1-z^{-1}} \{ \hat{R}_i y_r(k) - \hat{F}_i y_f(k) \} \\ &= \sum_{k=1}^i [\hat{R}_k y_r(k) - \hat{F}_k y_f(k)] \end{aligned} \quad (41)$$

이다. 따라서 성능지수 J 를 최소로 하는 Robbins-Monro 알고리즘은

$$v(t) = v(t-1) + \mu$$

$$\begin{aligned} &\{ (P y_r(t+d+1) - \phi_y^*(t+d+1)) \cdot \hat{g}_0 \cdot \\ &\sum_{k=1}^i [\hat{R}_k y_r(k) - \hat{F}_k y_f(k)] \} \end{aligned} \quad (42)$$

와 같이 구할 수 있다. 이렇게 구한 설계계수 v 를 식 (29)에 대입하여 자기동조 제어기의 제어입력을 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 시스템의 동특성을 학습하지 않고 직접 기준입력 r 과 시스템의 출력 y 의 차가 최소화하도록 제어신호 u 를 출력하는 것으로 <그림 1>과 같다^[16].

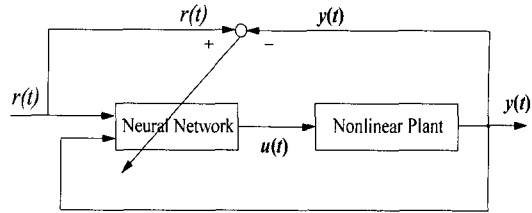


그림 1. 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기의 구조
Fig. 1. The structure of direct adaptive controller using neural network.

2. 신경회로망을 이용한 PID구조를 갖는 자기동조 제어기

<그림 2>는 제안한 신경회로망을 이용한 자기동조 제어기의 구조도로서 시스템의 선형 부분의 제어입력은 자기동조 제어기 식 (29)로부터 얻으며, 비선형 부분의 보상을 위한 제어입력은 그림에서 보는 바와 같이 병렬로 연결된 신경회로망에 의해서 구해진다.

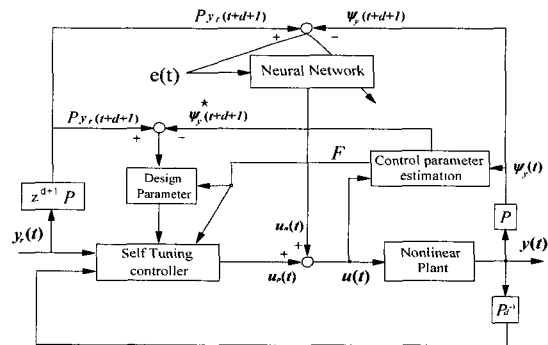


그림 2. 신경회로망을 이용한 자기동조 제어기의 구조도
Fig. 2. The structure of neuro-self tuning controller.

비선형 시스템의 비선형 부분을 보상하기 위해 PID 구조를 갖는 자기동조 제어기와 연결된 신경회로망의 구조는 <그림 3>과 같이 은닉층이 하나 있는 다층 신경회로망으로서 PID형태를 가진다.

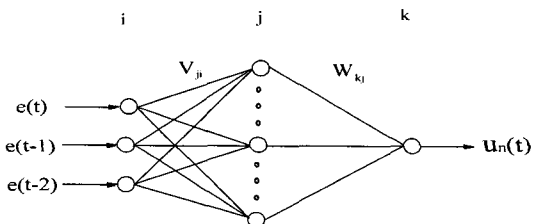


그림 3. 다층 신경회로망 구조
Fig. 3. The structure of multilayer neural network.

이와 같은 다층 신경회로망 모델을 수학적으로 표현하면

$$\begin{aligned} net_j &= \sum_i V_{ji} I_i \\ H_j &= g[net_j] \\ net_k &= \sum_j W_{kj} H_j \\ u_n &= f[net_k] \end{aligned} \quad (43)$$

와 같다. 여기서 신경회로망의 입력은 $I_i = [e(t), e(t-1), e(t-2)]^T$ 이며, H_j 은 신경회로망의 은닉층 출력이다. $u_n(t)$ 는 신경회로망의 k 번째 노드에서의 출력이며 k 는 1이다. 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 활성화 함수로 tanh함수이다.

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

$$E = \frac{1}{2} e(t+d+1)^2 = \frac{1}{2} [Py(t+d+1) - \phi_y(t+d+1)]^2 \quad (44)$$

이고 $e(t+d+1)$ 은 필터된 기준입력과 필터된 플랜트 출력의 오차이다.

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

$$\begin{aligned} W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \right) + \alpha \Delta W_{kj}(t) \\ &= W_{kj}(t) + \eta \delta_k H_j \end{aligned} \quad (45)$$

로 표현한다. 여기서

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k}$$

이며 미분에 대한 chain rule 을 사용하면

$$\begin{aligned} \delta_k &= \frac{\partial E}{\partial \phi_y(t+d+1)} \cdot \frac{\partial \phi_y(t+d+1)}{\partial u_n} \cdot \frac{\partial u_n}{\partial net_k} \\ &= e(t+d+1) \cdot \frac{\partial \phi_y(t+d+1)}{\partial u_n} \cdot u'_n \end{aligned} \quad (46)$$

이다. 만일 시스템을 모를 경우 식 (46)에서 두 번째항은

$$\frac{\partial \phi_y(t+d+1)}{\partial u_n} = 1 \quad (47)$$

로 둔다.

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

$$\begin{aligned} V_{ji}(t+1) &= V_{ji}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial V_{ji}} \right) + \alpha \Delta V_{ji}(t) \\ &= V_{ji}(t) + \eta \delta_j I_i + \alpha \Delta V_{ji}(t) \end{aligned} \quad (48)$$

이며

$$\begin{aligned} \delta_j &= -\frac{\partial E}{\partial net_j} = \delta_k \cdot \frac{\partial net_k}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial net_j} \\ &= \delta_k \cdot W_{kj} \cdot H'_j \end{aligned} \quad (49)$$

이다.

여기서 η 는 학습률, α 는 모멘텀이며, H'_j 와 u'_n 는 중간층과 출력층 뉴런에서의 활성화 함수의 미분계수이고 δ_k 와 δ_j 는 각각 중간층과 입력층으로 역전달되는 오차이다.

비선형 비최소위상 시스템을 제어할 수 있는 신경회로망을 이용한 자기동조 제어 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

단계 1: 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 파라미터인 F 와 G 의 초기치와 신경회로망의 초기치들을 적절한 값으로 선택한다.

단계 2: 하중 다항식 P_n 의 계수는 P_n 의 근이 단위원

안에 있는 값을 선택하며 P_d 의 근은 단위원 안의 우측 실축 영역에 존재하도록 P_{d1} 을 선택하여 플랜트의 출력을 필터링 한다.

단계 3: 보조출력 $\phi_y(t)$ 를 $\phi_y(t) = Py(t)$ 에 의해 계산한다.

단계 4: 제어기 파라미터 F 와 G 는 순환최소자승법을 이용하여 추정한다.

단계 5: Robbins-Monro 알고리즘을 이용하여 설계계수 v 를 구한다.

단계 6: 추정한 제어기 파라미터 \hat{F} 와 \hat{G} , 그리고 단계 5에서 구한 설계계수 v 를 이용하여 (29)로부터 PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어입력 $u_p(t)$ 를 계산한다.

단계 7: 필터링한 기준입력 $Py_r(t+d+1)$ 과 보조출력 $\phi_y(t+d+1)$ 의 차를 구한다.

단계 8: 단계 7에서 구한 오차를 신경회로망의 입력으로 하고 역전파(Back propagation) 알고리즘을 이용하여 신경회로망의 출력 $u_n(t)$ 를 계산한다.

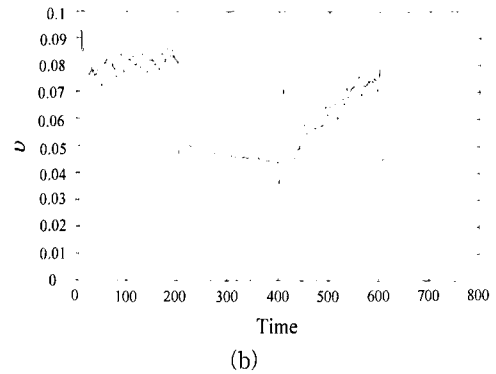
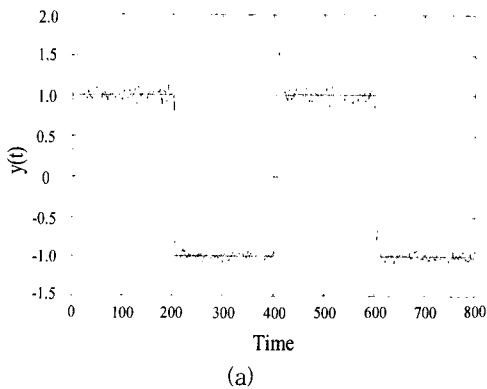
단계 9: PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어입력 $u_p(t)$ 와 신경회로망의 출력 $u_n(t)$ 를 더하여 신경회로망과 결합한 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어입력을 구한다.

단계 10: $(t+1)$ 로 하여 단계 3으로 간다.

IV. 시뮬레이션 결과와 검토

본 연구에서는 제안한 알고리즘의 성능을 확인하기

(Case 1: 기준입력 1과 -1)



(Case 2: 기준입력 1과 2)

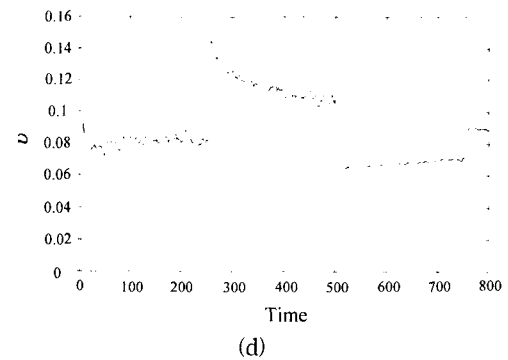
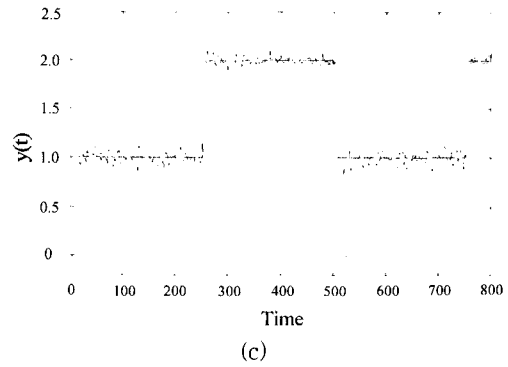


그림 4. (a) Case 1의 제어기 출력 $y(t)$ (b) Case 1의 설계계수 v (c) Case 2의 제어기 출력 $y(t)$ (d) Case 2의 설계계수 v

Fig. 4. (a) System output of the Case 1 $y(t)$. (b) Design parameter of the Case 1 v . (c) System output of the Case 2 $y(t)$. (d) Design parameter of the Case 2 v

위해 시간 지연이 있고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있는 비선형 시스템에 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 하였으며 이에 대한 성능을 검토하고자 한다. 또한 예제의 시스템에 대해 신경회로망에 의한 직접 적응 제어기와 비교하였다.

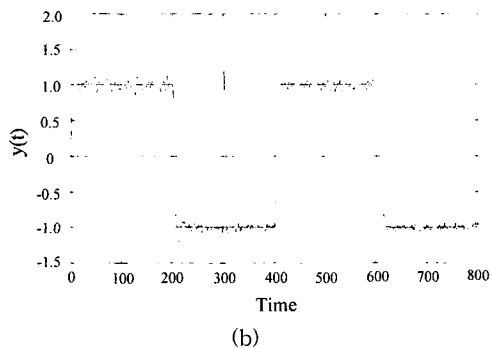
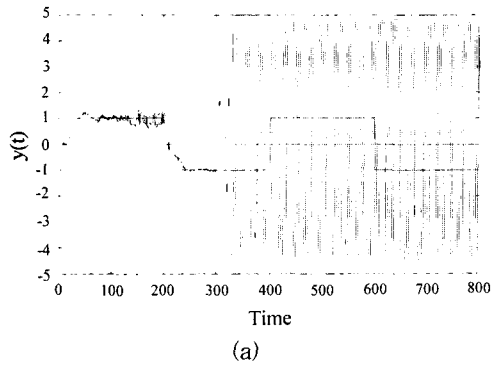
예제 1: 시간 지연이 있는 비선형 시스템을 고려한다.

$$y(t) = \frac{1.5 \sin(y(t-1)y(t-1))}{1 + y(t-1) + y(t-2)y(t-2)} + 0.4y(t-1) + 1.2u(t-1) + 2u(t-2) + \xi(t) + 1.5\xi(t-1)$$

$\xi(t)$ 는 평균이 0이고 분산이 0.05인 가우스 백색 잡음이며, 기준입력은 -1과 1, 1과 2의 사이에서 200스텝, 그리고 250스텝마다 변하는 구형파로 800스텝까지 수행하였다. 제어기에 사용하는 파라미터의 초기치 $\theta(0)$ 은 0으로 하였으며, 설계계수의 초기치 $v(0)$ 역시 0으로 하였다. μ 의 값은 0.01로 정하였다. P_d 의 1차계수는 -0.35, P_n 의 1차계수는 0.13으로 선택하였다. 신경회로망은 3개의 노드수를 가진 입력층, 10개의 노드수를 가진 은닉층과 1개의 노드수를 가진 출력층으로 구성하였다. 신경회로망에서 학습률 η 는 0.4, 모델링 α 는 0.01 이고 가중치의 초기값은 0.5로 하였다. 이 환경 하에서의 시뮬레이션 결과는 <그림 4>에 보였다.

<그림 4(a)>와 <그림 4(c)>는 제안한 방법으로 얻은 출력값으로 1과 -1 그리고 1과 2사이를 변하는 구형

(Case 1: 기준입력 1과 -1)



(Case 2: 기준입력 1과 2)

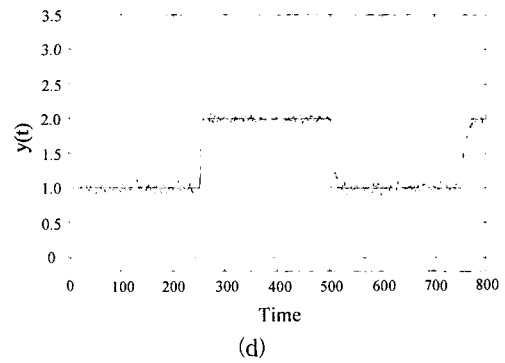
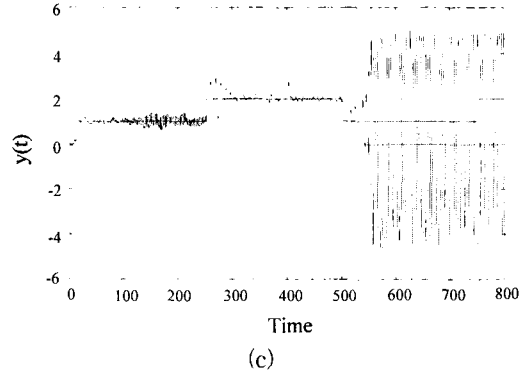


그림 5. (a) Case 1의 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기의 시스템 출력 $y(t)$ (b) Case 1의 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y(t)$ (c) Case 2의 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기의 시스템 출력 $y(t)$ (d) Case 2의 제안한 방법을 사용한 제어기의 출력 $y(t)$

Fig. 5. (a) System output of direct adaptive controller using neural network of the Case 1 $y(t)$. (b) System output of the proposed method of the Case 1 $y(t)$. (c) System output of direct adaptive controller using neural network of the Case 2 $y(t)$. (d) System output of the proposed method of the Case 2 $y(t)$.

파에 적용한 시뮬레이션 결과이며, <그림 4(b)>와 <그림 4(d)>는 설계계수의 값이다. 그림에서 보는 바와 같이 초기에 오버슈트가 존재하나 제안한 방법의 응답곡선이 신경회로망의 초기 학습 시간이 길다는 문제점에 영향을 받지 않고 초기부터 기준입력을 잘 추종함을 볼 수 있으며, 설계계수 v 도 수렴함을 알 수 있다.

예제 2: 예제 1의 시스템 파라미터가 300스텝 과 400스텝 이후에는

$$y(t) = \frac{1.5 \sin(y(t-1)y(t-1))}{1 + y(t-1) + y(t-2)y(t-2)} + 0.2y(t-1) + 1.2u(t-1) + u(t-2) + 1.5 \xi(t) + 1.5\xi(t-1)$$

와 같이 변화한다고 가정한다.

여기서 시뮬레이션 조건들은 예제 1과 동일하며, 이 환경에서의 시뮬레이션 결과는 <그림 5(b)>와 <그림 5(d)>에 보였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기의 구조는 6개의 노드수를 가진 입력층, 10개의 노드수를 가진 은닉층과 1개의 노드수를 가진 출력층으로 구성하였다. 또한 학습률 η 는 0.13, 모멘텀 α 는 0.01 이고 가중치의 초기값은 0.1로 하였다. 이러한 조건하의 시뮬레이션 결과는 <그림 5(a)>와 <그림 5(c)>에 보였다.

<그림 5(a)>는 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기로 1과 -1사이를 변하는 구형파에 300스텝에서 시스템 파라미터가 변하는 비선형 시스템, 그리고 <그림 5(c)>는 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기로 1과 2사이를 변하는 구형파에 400스텝에서 시스템 파라미터가 변하는 비선형 시스템에 대한 시뮬레이션 결과로, 시스템의 출력은 시스템 파라미터가 변하는 부분에서 많은 진동이 있으며 기준입력을 잘 추종하지 못한다. 그러나 제안한 방법으로 시뮬레이션한 <그림 5(b)>와 <그림 5(d)>의 시스템 출력은 시스템 파라미터가 변하는 부분에서 약간의 진동이 있으나 기준입력을 잘 추종하였다. 따라서 신경회로망에 의한 직접 제어기의 응답특성곡선으로 제안한 방법보다 시스템의 특성 변화에 민감함을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 잡음이 존재하고 시스템 파라미터가 변하는 비선형 비최소위상 시스템에 만족스러운 제어 성능을 얻기 위해 PID구조를 갖는 일반화 최소분산 자기동조제어기와 신경회로망 제어기를 결합한 제어기를 제안하였다. 이 제어기는 선형 제어기를 기반으로 하고 신경회로망에 의해 비선형 부분을 보상하는 제어기로, 자기동조 제어기의 제어기 파라미터를 순환최소자승법으로 추정하여 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제

어값을 얻는다. 그리고 일반화 최소분산 자기동조 제어기에서 중요한 역할을 하는 설계계수는 Robbins-Monro 알고리즘으로 최적화하여 시스템 변화에 적응할 수 있도록 자동조정하였다. 역전파 학습 알고리즘을 사용하는 신경회로망 제어기는 필터된 기준입력과 필터된 플랜트 출력이 같도록 제어값을 출력하였다. 제안한 방법을 시간지연이 있는 비선형 시스템과 영점이 단위 원 밖에 있는 비선형 시스템에 적용하였으며 신경회로망에 의한 직접적용 제어기와 비교하였다. 그 결과 초기치 선정이 용이하고 비선형 시스템의 동특성 변화와 비선형 비최소위상 시스템에 잘 동작함을 알 수 있었으며, 신경회로망에 의한 직접적용 제어기에 비해 초기 응답특성이 좋고 동특성 변화나 외란에 강인함을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인하였다. 앞으로 남은 과제는 이 방법을 실제 프로세스에 실험하는 것이다.

참 고 문 헌

- [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] A. Yesildirek, and F. L. Lewis, "Feedback linearization using neural networks," Automatica, vol. 31, no.11, pp. 1659~1664, 1995.
- [4] Fuli Wang, Mingzhong Li, and Yinghua Yang, "A neural-based adaptive pole placement controller for nonlinear systems", International Journal of Systems Science, vol. 28, no. 4, pp. 415~421, 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] K. J. Åström and B. Wittenmark, "On self-tuning regulators," Automatica, vol. 9, no.2, pp. 185~199, 1973.

- [7] D. W. Clarke and P. Gawthrop, "A self-tuning controller," Proc. IEE, vol. 122, no. 9, pp. 929~934, 1975.
- [8] D. W. Clarke and P. J. Gawthrop, "Self-tuning control," Proc. IEE, Pt. D., vol. 126, no. 6, pp. 633~640, 1979.
- [9] V.V. Chalam, Adaptive Control Systems Techniques and Applications, Marcel Dekker, Inc., 1987.
- [10] K. J. Åström, "Theory and application of Adaptive control-A Survey," Automatica, vol. 19, no. 5, pp. 471~486, 1983.
- [11] 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.
- [12] 채창현, 이창훈, 임은빈, 우광방 "Expert형 제어 기법에 의한 자기동조 제어기에 관한 연구," 전기 공학회논문지, 38권, 8호, pp. 617~628, 1989년 8월
- [13] 조원철, 전기준 "최소분산 자기동조 PID 제어기," 제어(자동화)시스템공학회논문지, 2권, 1호, pp. 14~20, 1996년 3월
- [14] G. C. Goodwin and K. S. Sin, Adaptive Filtering, Prediction and Control, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1984.
- [15] K. Ogata, Discrete-Time Control Systems. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1995.
- [16] 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.

저 자 소 개



曹元鐵(正會員)

1986년 2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1989년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1997년 3월~현재 : 경상북도

립 경도대학 인터넷정보통신계열 조교수. <주관심분야 : 적응제어, 지능제어 및 신경회로망 응용등>



李仁秀(正會員)

1986년 2월 : 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1989년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1997년 3월~현재 : 상주대학

교 전자전기공학부 부교수. <주관심분야 : 시스템의 고장진단 및 고장허용제어, 지능제어 및 신경회로망 응용등>