

비선형 시스템을 위한 뉴로 직접 자기동조 제어기의 파라미터 조정

조원철*¹, 김병문*², 윤리호*³

Parameter Tuning of a Direct Neuro-Self Tuning Controller for Nonlinear System

Won Chul Cho*¹, Byungmun Kim*², and Li Ho Yun*³

이 논문은 국립경국대학교 기본연구지원사업에 의하여 연구되었음.

요 약

본 논문에서는 비선형 시스템에 적용할 수 있고 제어기의 설계계수를 자동조정하는 신경회로망을 이용한 직접 자기동조 제어기를 제안한다. 제어기에 적용되는 플랜트는 잡음, 시간지연이 존재하며 파라미터가 변하는 비선형 시스템이다. 이러한 비선형 시스템은 선형과 비선형부분으로 분리하는 이론에 기초하며, 제안한 제어기는 일반화 자기동조 제어기이다. 제어기의 설계계수 값은 확률근사법인 Robbins-Monro 알고리즘을 이용하여 자동조정하였으며, 제어기의 선형부분 계수는 순환최소자승법으로 직접 추정하고 비선형 부분의 계수는 신경 회로망으로 추정한다. 그리고 추정한 계수들을 합산 후 일반화 자기동조 제어기의 제어법칙과 설계계수 자동 조정에 적용한다. 제안된 알고리즘의 유효성을 입증하기 위해, 비최소 위상, 노이즈, 시간 지연을 포함하며 일정 시간 후 시스템 계수가 변하는 비선형 시스템에 대한 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 제시하였다.

Abstract

This paper proposes a direct self-tuning controller using neural networks that can adapt to nonlinear systems and automatically adjust its design parameters. The plant applied to the controller is a nonlinear system characterized by noise, time delays, and time-varying parameters. Based on the theory that divides a nonlinear system into linear and nonlinear components, the proposed controller is the generalized self-tuning controller. The design parameters of the controller are automatically tuned using the Robbins-Monro algorithm, a stochastic approximation method. The coefficients of the linear part are directly estimated using the Recursive Least Square (RLS) method, while those of the nonlinear part are estimated via a neural network. These estimated coefficients are then combined and applied to the control law and design parameter tuning of the generalized self-tuning controller. To demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm, computer simulation results are presented for a nonlinear system with non-minimum phase behavior, noise, time delays, and parameters that change after a certain period.

Keywords

nonlinear system, self-tuning controller, neural network, direct adaptive controller, robbins-monro algorithm

* 국립경국대학교 전자기계공학부 교수(*³ 교신저자)

- ORCID¹: <https://orcid.org/0009-0005-0055-2512>

- ORCID²: <https://orcid.org/0009-0009-1770-4964>

- ORCID³: <http://orcid.org/0009-0000-9803-5129>

· Received: Apr. 20, 2026, Revised: May 11, 2026, Accepted: May 14, 2026

· Corresponding Author: Li Ho Yun

School of Electronics and Mechanical Engineering, Gyeongbuk National University, 114, Doripdaehak-gil, Yecheon-eup, Yecheon-gun, Gyeongsangbuk-do, 36830, Korea

Tel.: +82-54-650-0223, Email: lhyun@gd.ac.kr

1. 서 론

일반적으로 현장에 사용하는 비선형 시스템의 제어 문제는 미지의 함수적 특성과 복잡한 불확실성으로 선형 시스템보다 복잡하다. 선형 시스템에 사용되는 적응 알고리즘으로 자기동조 제어, 기준모델 제어방법등이 있다. 제어방법 중 제어기의 계수를 온-라인으로 자동 조절하는 자기동조 제어기가 비최소위상 시스템, 미지의 시스템의 계수가 존재하거나 제어 환경이 변하는 경우에는 다른 방식의 제어기에 비해 효과적이다[1][2]. 선형 시스템에 사용되는 적응 알고리즘의 제어 방법들은 순환최소자승법(Recursive least square method)사용하여 제어기 계수들을 추정한다. 그러나 비선형 시스템에서는 순환최소자승법으로 제어기 계수를 추정하기가 까다롭기 때문에 기존의 선형 제어 기법으로는 만족할 만한 결과를 확보하기 어렵다. 이에 반해 신경회로망 기반의 제어방법은 비선형 시스템 제어분야에 응용되어 만족할 만한 성과를 얻고 있다. 따라서 신경회로망은 복잡하고 미지의 비선형 제어 문제를 해결하기 위한 가장 유망한 접근 방식 중 하나입니다. 제어 응용 분야에서 신경회로망의 잠재력은 임의의 비선형 관계를 근사화하는 능력, 학습, 정보의 분산 처리에 의한 오차 보정 효과와 병렬 분산 처리 능력을 포함한다[3]-[7]. Narendra[3]는 신경회로망이 비선형 동적 시스템의 식별과 제어에 효과적으로 사용될 수 있다는 개념을 제시하였으며, Q. M. Zhu et al.[4]은 오차 역전과 신경회로망과 자기동조 적응 제어를 결합하는 방식을 제안하였다. 그리고 신경회로망을 이용한 직접 적응 제어기 설계 논문들이 있다[4]-[7].

W. C. Cho et al.[8]은 비선형 다변수 시스템을 선형과 비선형 부분으로 분리하는 형태로 구성하여 선형 부분의 제어기 계수는 순환최소자승법으로 직접 추정하고 신경회로망으로 비선형 부분의 제어기 계수를 추정한다. 이 추정한 계수들을 합산 후 직접 일반화 자기동조 제어기의 제어법칙에 적용하는 방법을 제시하였다.

또한 일반화 최소분산 자기동조 제어기는 제어기 구성하는 과정에서 발생한 설계계수를 결정해야 한다. 이 설계계수의 값은 제어성능에 지대한 영향

을 미치므로 자기동조 제어기를 설계할 때는 설계계수의 값을 적절히 선택하는 것이 중요하다. 자기동조 제어기 설계에 있어 설계 계수를 설정하기 위해 작은 계수의 값으로부터 시작하여 원하는 응답 특성을 얻을 때까지 설계 계수들을 증가시키는 시행착오 방법은 최적의 값을 선택하는 것이 어렵고 시간이 걸리며 온라인으로 결정할 수 없다. 그리고 페루프 극점들을 보다 나은 응답 특성을 얻을 수 있는 지점에 고정시키는 극배치(Pole placement)방법[9]은 플랜트가 변하는 경우에는 원하는 응답 특성을 얻기가 쉽지 않다. 또한 극배치방법 대신에 C. C. Hang et al.[10]은 극제한(Pole restriction)방법을 제안하였다. 이 방법은 페루프 극점들을 한 지점에 고정시키는 것이 아니라 overshoot, 설정시간 등 공학적 설계서에 의해 결정되는 영역 안에 제한시키는 것이며, Routh-Hurwitz판별법[11]을 사용하여 시스템의 특성방정식을 전개하는 것이다. 이는 시스템의 차수가 커질수록 특성방정식의 차수가 커져 시스템의 특성방정식을 전개하여 계산하는데 복잡하여 적절한 설계계수의 값을 선택하기가 쉽지 않다. 최근에는 pole을 직접 지정하지 않고 상태/출력 범위를 제한하는 BLF(Barrier Lyapunov Function) 사용하여 페루프 극이 원하는 영역 안에 머물도록 하는 신경회로망을 사용하는 간접 제어 방법으로 비선형 시스템을 제어하였다[12][13].

본 논문에서는 잡음과 시간지연이 존재하고 시스템의 영점이 단위원 밖에 있으며 시스템 파라미터가 변하는 비선형 시스템에서도 만족스러운 제어성능을 얻기 위해 선형 부분의 제어기 계수는 순환최소자승법(RLS)로 추정하고 신경회로망으로 비선형 부분의 제어기 계수를 추정한다. 추정한 제어기 계수들을 합산하여 직접 일반화 최소분산 자기동조 제어법칙과 설계계수 조정에 적용한다. 그리고 자기동조 제어기의 조정자로서 동작하는 설계계수의 값을 확률근사법인 Robbins-Monro 알고리즘을 이용하여 자동 조정하였다. 또한 시간지연이 있는 비선형 시스템과 영점이 단위원 밖에 있는 비선형 시스템에 적용하였다. 그 결과 초기치 선정이 용이하고 비선형 시스템의 동특성 변화와 비선형 비최소위상 시스템의 추종 성능에 대한 유효성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 입증하였다.

II. 비선형 자기동조 제어

2.1 비선형 자기동조 제어

제어 대상 비선형 이산시간 시스템은 다음과 같은 구조로 한다.

$$\begin{aligned} y(t+d) = & f(y(t), y(t-1), \dots, y(t-n), u(t), \\ & u(t-1), \dots, u(t-n)) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $f(\cdot, \cdot)$ 는 미지의 비선형 함수이고, $y(t)$ 는 출력, $u(t)$ 는 제어입력, d 는 지연시간, t 는 이산시간으로 표현한다.

식 (1)의 비선형 시스템을 제어하기 위해 다음과 같은 시스템 모델 구조를 사용한다.

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

비선형 일반화 최소분산 자기동조 제어기는 보조 출력

$$\begin{aligned} \phi(t) = & Py(t) + Qu(t-d) - Ry_r(t-d) \\ & - Kf_0(\cdot, \cdot) \end{aligned} \quad (3)$$

이다. 식 (3)의 분산을 최소화하는 제어법칙은

$$\begin{aligned} u(t) = & \frac{Ry_r(t) + Kf_0(\cdot, \cdot) - (F/P_d)y(t) - Ef_0(\cdot, \cdot)}{EB + Q} \end{aligned} \quad (4)$$

이다. 여기서 E 와 F 를 얻기 위하여

$$P_n = EAP_d + z^{-d}F \quad (5)$$

의 Diophantine 방정식을 이용한다.

시스템 계수 A, B 와 비선형 함수 $f(\cdot, \cdot)$ 를 알 수 있다면, 식 (5)로부터 E 와 F 를 결정하고 이로 부터 식 (4)의 제어법칙을 쉽게 구현할 수 있다. 그러나 시스템의 계수가 미지인 경우에는 제어기에 사용되는 계수를 직접 추정해야 한다. 이 계수를 추정하기 위해서는 보조출력 $\phi(t+d)$ 을 예측해야 하

며 식 (3)의 시간 t 의 $Qu(t)$, $Ry_r(t)$ 와 $Kf_0(\cdot, \cdot)$ 는 알 수 있으므로, 보조출력 $\phi(t+d)$ 을 예측하는 문제는

$$\phi_y(t+d) = Py(t+d) \quad (6)$$

을 예측하는 문제가 된다. $\phi_y(t+d)$ 는 식 (2)와 식 (3)으로부터

$$\phi_y(t+d) = F \frac{y(t)}{P} + EBu(t) + Ef_0(\cdot, \cdot) \quad (7)$$

이다.

식 (7)에서 $G = EB$, $y_f(t) = \frac{1}{P}y(t)$ 로 두면 식 (7)의 추정모델은

$$\phi_y^*(t+d) = Fy_f(t) + Gu(t) + Ef_0(\cdot, \cdot) \quad (8)$$

이다. 여기서 F, G , 와 E 는 z^{-1} 로 표시되는 다항식이다.

여러 가지 추정 알고리즘을 사용하여 추정할 제어기 계수 F, G, E 와 비선형항 $f_0(\cdot, \cdot)$ 을 구한다. 이러한 계수를 이용하여 다음과 같은 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 제어법칙을 얻는다.

$$\begin{aligned} u(t) = & \frac{Ry_r(t) + Kf_0(\cdot, \cdot) - \hat{F}y_f(t) - \hat{E}f_0(\cdot, \cdot)}{\hat{G} + Q} \end{aligned} \quad (9)$$

2.2 자기동조 제어기의 설계계수 조정

식 (9)의 제어법칙은

$$\begin{aligned} (\hat{G} + Q)u(t) = & -\hat{F}y_f(t) + Ry_r(t) \\ & + Kf_0(\cdot, \cdot) - \hat{E}f_0(\cdot, \cdot) \end{aligned} \quad (10)$$

로 표현할 수 있다. 하중 유리식 R 은 임의로 선택할 수 있으며 정상 상태 오차를 제거하기 위해 $R = H_0$ 라 선정하면

$$K = \hat{E}$$

$$H_0 = \sum_{i=0}^L \hat{F}_i [P_d^{-1}]_{z=1} = \hat{F}_0 + \hat{F}_1 + \dots + \hat{F}_L \quad (11)$$

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

한편, 하중 유리함수 $P (= P_n/P_d)$ 는 제어기 계수에 영향을 주는 요소로 더 나은 폐루프 시스템의 응답특성을 형성하는데 사용된다. P_d 와 P_n 를 부정확하게 선택할 경우 큰 오버슈트와 진동이 발생하게 됩니다. 따라서 이들 계수의 적절한 선택이 필요하다. 특히 P_d 의 근이 단위원 안의 우측 실측 영역에 있을 때 시스템의 응답특성을 향상시킬 수 있다. 여기서는 다항식 P_d 를

$$P_d = \frac{1 + z^{-1} P_{d1}}{1 + P_{d1}} \quad (12)$$

으로 둔다. P_{d1} 은 P_d 의 1차 계수이고 P_d 의 근이 단위원 안의 우측 실측 영역에 존재하도록 P_{d1} 을 정한다. 그리고 P_n 계수는 P_n 의 행렬식의 근이 단위원 안에 있도록 선정한다.

설계자 임의로 지정할 수 있는 다항식 Q 는 자기동조 제어법칙에 적분 동작이 들어가도록

$$\hat{G} + Q = (1 - z^{-1})/M \quad (13)$$

으로 선택한다. 여기서 M 은 제어를 동조시키는데 편리한 수단을 제공한다.

이제 제어기의 출력은 식 (11)과 (13)을 식 (10)에 적용하면

$$\Delta u(t) = M[H_0 y_r(t) - \hat{F} y_f(t)] \quad (14)$$

이다. 여기서 Δ 는 $(1 - z^{-1})$ 이다. 따라서 제어 입력은 식 (14)로부터 얻는다.

기존의 방법[1][9]은 설계계수 M 의 값을 결정하는데 시행착오 방법과 극배치 방법을 이용하는 것으로 최적의 설계계수 M 값을 선택하기가 힘들다. 본 논문에서는 확률근사법 중 구조와 원리가 간

단한 Robbins-Monro 알고리즘[14]을 이용하여 설계계수를 온라인으로 조정한다.

성능지수 J 를 최소로 하는 Robbins-Monro 알고리즘은

$$e \{Q(\theta, e(t))\} = 0 \quad (15)$$

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

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \mu \{Q(\hat{\theta}(t-1), e(t))\} \quad (16)$$

과 표현되며, 식 (16)으로부터 설계계수 M 을 구하는 순환식은 다음과 같다.

$$M(t) = M(t-1) + \mu \left\{ -\frac{\partial l(\phi_y^*, y_r)}{\partial M} \right\} \quad (17)$$

성능지수 J 를 최소로 하는 식 (17)의 각 항들을 구하면 설계계수 M 은

$$M(t) = M(t-1) + \mu (P y_r(t+d) - \phi_y^*(t+d)) \cdot \hat{g}_0 \cdot \sum_{k=1}^t [\hat{R}_k y_r(k) - \hat{F}_k y_f(k)] \quad (18)$$

과 같이 얻을 수 있다. 이렇게 구한 설계계수 M 을 식 (14)에 대입하여 자기동조 제어기의 제어입력을 얻는다. 본 논문에서 사용되는 설계계수 조정에 필요한 제어기 계수는 순환최소자승법(RLS, Recursive Least Squares)로 추정된 선형부분과 신경회로망으로 추정된 비선형 부분의 값들을 합산한다.

III. 신경회로망을 이용한 직접 비선형 자기동조 제어기

식 (14)의 제어기 계수 $\hat{F}$ 은 순환최소자승법(RLS)로 추정된 값 $\hat{F}_L$ 과 신경회로망으로 추정된 값 $\hat{F}_N$ 를 합산한다. 즉

$$\hat{F} = \hat{F}_L + \hat{F}_N \quad (19)$$

이며 선형부분의 제어기 계수는

$$\hat{F}_L = \hat{F}_{L0} + \hat{F}_{L1} z^{-1} + \dots + \hat{F}_{LL} z^{-L} \quad (20)$$

이고 비선형 부분의 제어기 계수는

$$\hat{F}_N = \hat{F}_{N0} + \hat{F}_{N1} z^{-1} + \dots + \hat{F}_{NL} z^{-L} \quad (21)$$

이다. 식 (20)과 식 (21)을 합산하면

$$\begin{aligned} \hat{F} &= \hat{F}_L + \hat{F}_N \\ &= (\hat{F}_{L0} + \hat{F}_{N0}) + (\hat{F}_{L1} + \hat{F}_{N1}) z^{-1} + \\ &\quad \dots + (\hat{F}_{LL} + \hat{F}_{NL}) z^{-L} \end{aligned} \quad (22)$$

이다.

그림 1은 본 논문에서 제안한 신경회로망을 결합한 직접 일반화 최소분산 자기동조 제어기의 구조도이다. 선형 부분의 제어기 계수는 다음과 같이 얻는다.

비선형부분 $Ef_0(\cdot, \cdot)$ 는 zero로 하고 전개하면 식 (8)의 추정모델은

$$\phi_{y^*}(t+d) = F y_f(t) + G u(t) \quad (23)$$

으로 표현된다. 이로부터 보조출력의 예측 식 (23)의 계수이며 제어기의 계수인 $\hat{F}$ 와 $\hat{G}$ 는 식 (23)으로부터 순환최소자승법을 사용하여 추정한다. 그리고 비선형 부분의 제어기 계수는 신경회로망으로 추정한다. 제어입력을 구하기 위해 각 부분에서 추정된 제어기 계수를 합산한 후 직접 일반화 최소분산 자

기동조 제어기의 제어법칙 식 (14)에 대입한다.

여기서 비선형 부분의 제어기 계수는 신경회로망을 이용하여 얻는다. 일반적으로 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기는 온라인으로 수행되며, 오차함수는 플랜트 출력 오차인 $e(t) = r(t) - y(t)$ 를 기반으로 한다. 즉 직접 기준 입력 r 과 시스템의 출력 y 의 차가 최소화하도록 제어신호 u 를 출력하는 것으로 그림 2와 같다[3].

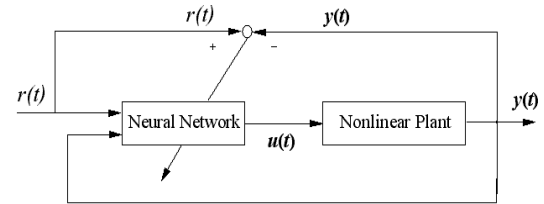


그림 2. 신경회로망을 이용한 직접 적응제어기의 구조
Fig. 2. Structure of direct adaptive controller using neural network

신경회로망의 구조는 입력층과 한 개의 은닉층, 출력층으로 구성되며 그림 3과 같다.

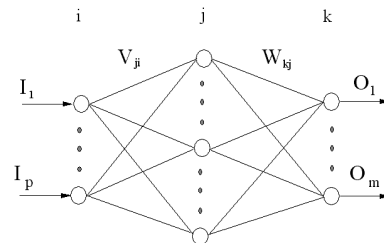


그림 3. 그림 2의 신경회로망 구조
Fig. 3. Structure of multilayer neural network in the Fig. 2

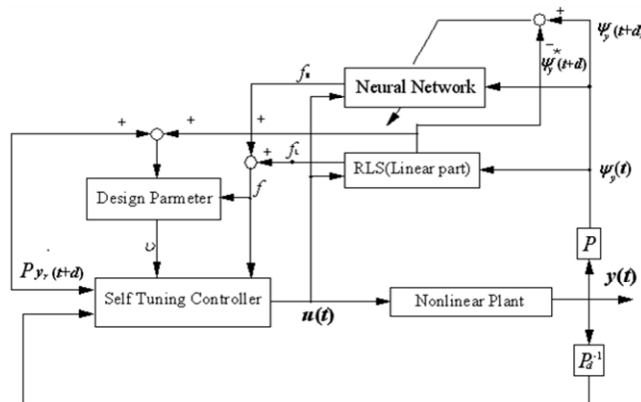


그림 1. 비선형 자기동조 제어기의 구조도
Fig. 1. Structure of a direct nonlinear self-tuning controller

이와 같은 다층 신경회로망 모델을 수학적으로 표현하면

$$\begin{aligned} net_j &= \sum_i V_{ji} I_i, \\ H_j &= g[net_j], \\ net_k &= \sum_j W_{kj} H_j, \\ O_k &= f[net_k] \end{aligned} \quad (24)$$

와 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 제어입력과 보조출력으로 구성된다. H_j 는 신경회로망의 은닉층 출력이고 출력층의 출력은 $O_k = [O_0, \dots, O_L]^T = [F_0, \dots, F_L]^T$ 이다. 여기서 net_j 와 net_k 는 중간층과 출력층의 활성화 값이며 V_{ji} 와 W_{kj} 는 입력과 출력층의 가중치이다. $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 는 출력층과 은닉층의 활성화함수로 tanh함수이다.

신경회로망에 대한 학습 알고리즘은 역전파(Back propagation) 알고리즘 사용하였다.

신경회로망을 학습하기 위한 성능지수는

$$E = \frac{1}{2} e(t+d)^2 = \frac{1}{2} [Py_r(t+d) - \phi_y^*(t+d)]^2 \quad (25)$$

이고 $\phi_y^*(t+d)$ 은 보조 출력 $\phi_y(t+d)$ 의 추정 모델이다.

출력층과 은닉층 사이의 가중치 W_{kj} 의 수정은 출력층에서 시작하여 은닉층으로 역 전달하는 알고리즘을 이용하는 것으로

$$\begin{aligned} W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \right) + \alpha \Delta W_{kj}(t) \\ &= W_{kj}(t) + \eta \delta_k H_j \end{aligned} \quad (26)$$

이다. 여기서 $\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial net_k}$ 이며 미분에 대한 chain rule을 적용하면

$$\begin{aligned} \delta_k &= \frac{\partial E}{\partial \phi_y^*(t+d)} \cdot \frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \\ &= e(t+d) \cdot \frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k} \cdot O_k' \end{aligned} \quad (27)$$

이다. 식 (27)의 두 번째항은 다음과 같다.

$$\frac{\partial \phi_y^*(t+d)}{\partial O_k} = \begin{cases} y_f(t) & k=0 \\ y_f(t-1) & k=1 \\ y_f(t-2) & k=2 \end{cases} \quad (28)$$

또한 은닉층과 입력층 사이의 가중치 V_{ji} 의 수정은

$$\begin{aligned} V_{ji}(t+1) &= V_{ji}(t) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial V_{ji}} \right) + \alpha \Delta V_{ji}(t) \\ &= V_{ji}(t) + \eta \delta_j I_i + \alpha \Delta V_{ji}(t) \end{aligned} \quad (29)$$

이며

$$\begin{aligned} \delta_j &= -\frac{\partial E}{\partial net_j} \\ &= \delta_k \cdot \frac{\partial net_k}{\partial H_j} \cdot \frac{\partial H_j}{\partial net_j} \\ &= \delta_k W_{kj} \cdot H_j' \end{aligned} \quad (30)$$

이다.

여기서 η 는 학습률을 α 는 관성항을 의미한다. H_j' 와 O_k' 는 중간층과 출력층 뉴런에서의 활성화 함수의 미분값이고 δ_k 와 δ_j 는 은닉층과 입력층에 대한 오차 역전파 값이다.

IV. 시뮬레이션 결과와 검토

컴퓨터 시뮬레이션은 제안한 알고리즘의 성능을 확인하기 위해 시간지연이 있는 비선형 시스템과 일정 시간이 경과 후 변하는 시스템에 대해 수행하였다.

예제 1 : 시간 지연이 있는 비선형 시스템을 적용한다.

$$\begin{aligned} y(t) &= \frac{y(t-1) \sin(u(t-3)) y(t-2)}{2(1 + y(t-1)y(t-2) + y(t-2)y(t-2))} \\ &\quad + 0.6y(t-2) + u(t-3) + 1.5u(t-4) \\ &\quad + \xi(t) + 1.5\xi(t-1) \end{aligned}$$

와 같이 움직인다고 가정하였다.

여기서 $\xi(t)$ 는 평균이 0이고 분산이 0.01 가우스 잡음이다. 기준입력은 1과 -1로 변하는 계단함수로 2000스텝까지, 제어기에 사용되는 P_d 의 1차 계수는 -0.7, P_n 의 1차 계수는 -0.1로 설계계수 초기치로 0.005 선정하였다. 신경회로망은 입력층 9개, 은닉층 20개, 그리고 출력층 5개의 뉴런으로 구성되며, 학습률 η 는 0.3, 관성항 α 는 0.1이고 가중치의 초기 값은 0.1로 설정하였다. 이 조건 하에서의 시뮬레이션 결과는 그림 4에 보였다.

그림 4는 1과 -1로 변하는 계단 함수에 적용한 시뮬레이션 결과로서 시스템의 출력, 설계계수의 값이다. 그림에서 보는 바와 같이 출력신호는 기준 입력값을 잘 추종하였으며 설계계수 값도 잘 적응함을 알 수 있다.

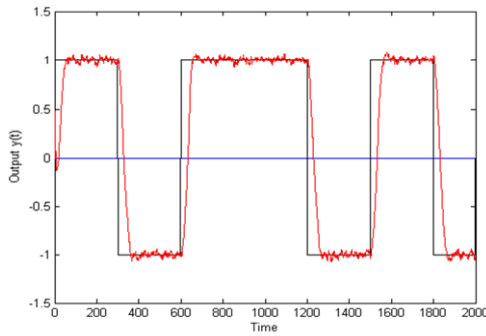
예제 2. : 예제 1의 비선형 시스템의 파라미터

$$y(t) = \frac{y(t-1) \sin(u(t-3)) y(t-2)}{2(1 + y(t-1)y(t-2) + y(t-2)y(t-2))} + 0.6y(t-2) + u(t-3) + 1.5u(t-4) + \xi(t) + 1.5\xi(t-1)$$

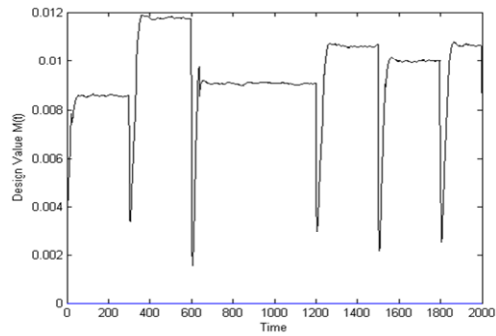
를 900 스텝이후에는 시스템의 영점이 변한 시스템

$$y(t) = \frac{y(t-1) \sin(u(t-3)) y(t-1)y(t-2)}{2(1 + y(t-1)y(t-1) + y(t-2)y(t-2))} + 0.2 + 0.7y(t-2) + u(t-3) + 2^* u(t-4) + \xi(t) + 1.2\xi(t-1)$$

과 같다고 가정하였다. 여기에 사용되는 시뮬레이션의 조건들은 예제 1과 동일하게 적용하였다. 결과는 그림 5에 보였다.

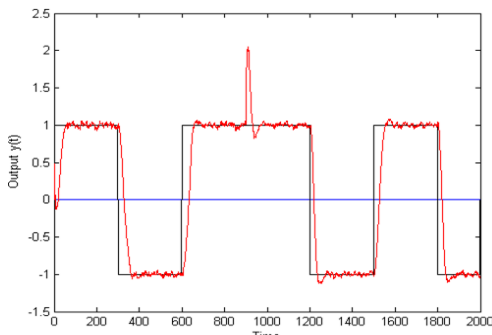


(a)

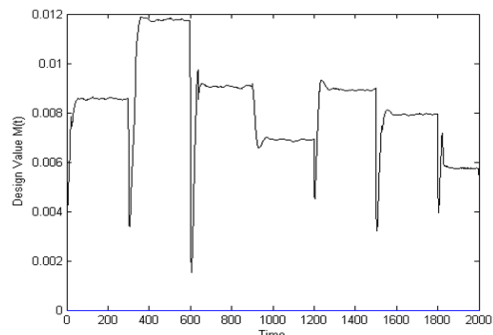


(b)

그림 4. 시스템 출력과 설계계수 (a) 출력 $y(t)$ (b) 설계계수 M
Fig. 4. System Output and design parameter(a) Output $y(t)$ (b) design parameter M



(a)



(b)

그림 5. 시스템 출력과 설계계수 (a) 출력 $y(t)$ (b) 설계계수 M
Fig. 5. System output and design parameter (a) Output $y(t)$ (b) design parameter M

그림 5는 900스텝에서 그림 4의 시스템의 동특성이 변하고 외란이 존재하는 시스템에 대해 제안한 방법으로 한 시뮬레이션 결과로서 시스템의 출력, 설계계수의 값들이다. 변동시점에서 약간의 오버슈트가 발생하기는 했으나, 제안된 방법의 시스템 출력신호는 여전히 기준입력을 잘 추종함을 알 수 있으며 설계계수는 시스템 변화에 잘 추종함을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안한 방법은 시스템 계수 변동과 외란이 중첩된 환경에서도 강인성을 유지함을 보여준다.

V. 결 론

본 논문에서는 일정한 시간이 경과한 후 시스템의 동특성이 변하고 외란이 존재하는 비선형 시스템에 적용할 수 있는 신경회로망을 이용하고 제어기의 설계계수를 자동조정하는 직접 자기동조 제어기를 제안하였다. 비선형 시스템은 선형과 비선형부분으로 분리하는 이론에 기초하며, 순환최소자승법으로 선형 부분을, 신경회로망을 이용하여 비선형 부분의 제어기 계수를 추정하였다. 각 부분에서 추정한 제어기 계수를 합산하여 직접 비선형 자기동조 적응제어기의 제어법칙과 비선형 자기동조 제어기의 조정자로서 동작하는 설계계수에 적용하였다. 여기에서 설계계수는 확률근사법인 Robbins- Monro 알고리즘을 이용하여 자동조정하였다. 그리고 초기치 선정이 용이하고 비선형 시스템의 동특성 변화와 비최소위상 시스템의 추종 성능에 대한 유효성을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 입증하였다. 즉 시스템의 특성이 변동된 시점에서 제어 대상 시스템의 출력은 약간의 진동은 있으나 기준신호를 잘 추종하며 설계계수도 시스템 변화에 잘 적응함을 알 수 있었다.

향후 연구에서는 제안한 제어 알고리즘을 실제 시스템에 적용 및 실험함으로써 알고리즘의 타당성과 실효성을 검증하고자 한다.

References

[1] R. Yusof, S. Omatu, and M. Khalid, "Self-tuning PID control : a multivariable derivation and

- application", *Automatica*, Vol. 30, No. 12, pp. 1975-1981, Dec. 1994. [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(94\)90059-0](https://doi.org/10.1016/0005-1098(94)90059-0).
- [2] M. Huang, X. Wang, and Z. Wang, "Multiple model self-tuning control for a class of nonlinear systems", *International Journal of Control*, Vol. 88, No. 10, pp. 1984-1994, Oct. 2015. <https://doi.org/10.1080/00207179.2015.1027271>.
- [3] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 1, No.1, pp. 4-27, Mar. 1990. <https://doi.org/10.1109/72.80202>.
- [4] Q. M. Zhu, Z. Ma, and K. Warwick, "Neural network enhanced generalised minimum variance self-tuning controller for nonlinear discrete-time systems", *IEE Proceedings-Control Theory and Applications*, Vol. 146, No. 4, pp. 319-326, Jul. 1999. <https://doi.org/10.1049/ip-cta:19990364>.
- [5] L. Jin, P. N. Nikiforuk, and M. M. Gupta, "Direct adaptive output tracking control using multilayered neural net-works", *IEE Proceedings-Control Theory and Applications*, Vol. 140, No. 6, pp. 393-398, Nov. 1993. <https://doi.org/10.1049/ip-d:1993.0051>.
- [6] S. S. Ge, G. Y. Li, and T. H. Lee, "Adaptive NN control for a class of strict-feedback discrete-time nonlinear systems", *Automatica*, Vol. 39, No. 5, pp. 809-819, May 2003. [https://doi.org/10.1016/S0005-1098\(03\)00032-3](https://doi.org/10.1016/S0005-1098(03)00032-3).
- [7] H. Wang, S. Liu, and X. Yang, "Adaptive neural network control for non-strict-feedback nonlinear systems with input delay", *Information Sciences*, Vol. 514, pp. 605-616, Apr. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.09.043>.
- [8] W. C. Cho, I. S. Lee, K. Y. Kim, and P. G. Lee, "A Neural networks based direct adaptive controller for multivariable systems", *Intelligent Automation and Soft Computing*, Vol 14, No. 4, pp. 429-444, Oct. 2008. <https://doi.org/10.1080/10798587.2008.10643004>.
- [9] A. Y. Allidina and F. M. Hughes, "Generalized

self-tuning controller with pole assignment", IEE Proceedings-Control Theory and Applications, Vol. 127, No 1, pp. 13-18, Jan. 1980. <https://doi.org/10.1049/ip-d.1980.0003>.

- [10] C. C. Hang, K. W. Lim, and W. K. Ho, "Generalised minimum-variance stochastic self-tuning controller with pole restriction", IEE Proceedings-Control Theory and Applications, Vol. 138, No. 1, pp. 25-32, Jan. 1991. <https://doi.org/10.1049/ip-d.1991.0004>.
- [11] K. Ogata, Modern Control Engineering, 5th ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, pp. 275-285, 2010.
- [12] W. Zhao, L. Liu, and Y.-J. Liu, "Adaptive neural network control for nonlinear state constrained systems with unknown dead-zones input", AIMS Mathematics, Vol. 5, No. 5, pp. 4065-4084, May 2020. <https://doi.org/10.3934/math.2020261>.
- [13] R. Zuo, M. Lv, Y. Li, and H. Nie, "Neural-network-based adaptive tracking control for nonlinear pure-feedback systems subject to periodic disturbance", International Journal of Control, Vol. 95, No. 9, pp. 2554-2564. Sep. 2022. <https://doi.org/10.1080/00207179.2021.1918350>.
- [14] G. C. Goodwin and K. S. Sin, Adaptive Filtering, Prediction and Control, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, pp. 312-313, 1984.

김 병 문 (Byungmun Kim)



1986년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학사)
1988년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학석사)
2015년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학박사)
1990년 1월 ~ 1997년 2월 :

LG정밀 선임연구원
1997년 3월 ~ 2025년 2월 : 경북도립대학교
AI기기응용과 교수
2025년 3월 ~ 현재 : 국립경국대학교 전자기계공학부
교수
관심분야 : 레이더시스템, 마이크로파 탐침

윤 리 호 (Li Ho Yun)



1989년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학사)
1992년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학석사)
1998년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학박사)
1998년 3월 ~ 2025년 2월 :

경북도립대학교 AI기기응용과 교수
2025년 3월 ~ 현재 : 국립경국대학교 전자기계공학부
교수
관심분야 : 마이크로파, 안테나공학

저자소개

조 원 철 (Won Chul Cho)



1986년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학사)
1989년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학석사)
1997년 2월 : 경북대학교
전자공학부(공학박사)
1997년 3월 ~ 2025년 2월 :

경북도립대학교 AI기기응용과 교수
2025년 3월 ~ 현재 : 국립경국대학교 전자기계공학부
교수
관심분야 : 적응제어, 신경회로망 기반 지능제어