

신경망을 이용한 비선형 직접적응제어기 설계에 관한 연구

On a Design of the Nonlinear Direct Adaptive Controller Using Neural Networks

이순영 · 김관수

Soon-Young Lee and Kwan-Soo Kim

경상대학교 전기전자 공학부

요 약

본 논문에서는 비선형 제어시스템의 성능 개선을 위한 새로운 신경망 직접 적응제어 알고리즘을 제시하였다. 제어책은 Gaussian RBF 신경망을 이용한 제어입력과 근사화 오차 및 외란의 영향을 제거하기 위한 보조제어 입력으로 구성하였다. 또한 신경망에 사용된 가중치와 보조입력의 파라미터를 조정하기 위한 적응책은 Lyapunov 안정도 이론에 의하여 구하였다. 이렇게 함으로써 외란이나 근사화오차에 관계없이 플랜트와 기준모델 사이의 오차가 0이 되도록 하는 알고리즘을 구할 수 있었다. 또한 제시된 알고리즘의 효용성을 알아보기 위하여 Duffing forced oscillation 시스템에 대하여 시뮬레이션 하여본 결과 만족할만한 성능을 얻을 수 있었다.

ABSTRACT

This paper proposes a new direct adaptive control algorithm for improving response of nonlinear control systems. The control law is composed of the control input by using Gaussian RBF neural networks and auxiliary input to compensate for effects of the approximation errors and disturbances. The adaptive laws to adjust the weight vectors of neural networks and parameters of auxiliary input are derived by using Lyapunov sense. In the results, using this scheme, the output tracking error between the plant and the reference model can asymptotically converge to zero in the presence of bounded disturbances and approximation errors. The effectiveness of the proposed algorithm is demonstrated by the simulation results of the Duffing forced oscillation system.

Key Words : 신경망, 직접 적응제어기, 근사화오차, Gaussian RBF

1. 서 론

최근 신경망을 이용한 제어기 설계가 매우 활발하게 연구되고 있다. 제어 분야에 있어서 신경망 사용의 최대 장점은 임의의 비선형함이나 제어입력을 추정 가능한 형태의 함수로 표현할 수 있는데 있다[1]-[3]. 이와 같은 특성으로 인하여 신경망은 비선형 제어에 널리 사용되고 있으며 그 중에도 비선형 적응제어기 설계에 매우 활발하게 적용되고 있다.

신경망을 이용한 비선형 적응제어기도 일반적인 적응제어기와 마찬가지로 제어기 파라미터를 직접 조정하는 신경망 직접적응제어기와 신경망 식별기를 이용하여 제어기를 구성하는 신경망 간접적응제어기로 구분된다[4][5]. 신경망 직접적응제어기는 시스템의 제어입력을 신경망 간접적응제어기는 시스템의 비선형 파라미터들을 신경망으로 구성하는데 sigmoid함수를 이용한 다층신경망(multilayer perceptron)[6][7]이나 Gaussian 함수에 의한 radial basis function(RBF) 신경망[8]이 주로 사용된다. 또한 신경망에 사용된 가중치들

을 조정하기 위한 적응책도 MRAC 와 비슷하게 Lyapunov 안정도 이론에 의하여 구하여 진다[9][10].

신경망을 이용하여 입력이나 파라미터를 구성할 경우 필연적으로 근사화오차(approximation error)가 발생하게 되어 응답성능이 저하되는데 이의 개선을 위하여 sliding mode 제어기나 입력에 사구간을 도입한 새로운 방법들이 제안되기도 하였다[11]-[13]. 그러나 이 때에도 적응제어기의 경우와 마찬가지로 전체 시스템의 안정도는 보장되거나 출력오차가 존재하게 된다.

본 논문에서는 근사화오차나 외란에 관계없이 추종오차를 0으로 할 수 있는 새로운 비선형 신경망 직접 적응제어기를 구성한다. 대부분의 신경망 직접적응제어기는 시스템의 제어이득을 상수로 가정하여 시스템을 구성하였으나 본 논문에서는 이를 일반적인 비선형 함수로 취급하기 위하여 새로운 오차보정을 유도하며, 이 오차모델에 따른 제어입력을 RBF 신경망으로 구성한다. 또한 근사화오차와 외란의 영향을 보상하기 위해 가변구조 형태의 보조제어 입력을 도입하는데 이 경우 가변파라미터를 조정할 수 있는 별도의 적응책을 유도함으로써 전체계의 강인성 향상을 꾀한다. 아울러 Duffing forced oscillation[4][5] 시스템을 이용한 시뮬레이션을 통하여 본 논문에서 제시한 알고리즘의 타당성을 입증한다.

접수일자 : 2000년 10월 5일

완료일자 : 2001년 3월 3일

본 연구는 경상대학교 생산기술연구소 학술연구재단 지원에 의한 것임

2. 문제 설정

다음과 같은 비선형 플랜트를 생각한다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_i &= x_{i+1} & i &= 1, 2, \dots, n-1 \\ \dot{x}_n &= f_0(x) + g(x)u + d(t) \end{aligned} \quad (1)$$

$$y = x_1$$

여기서 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 이고, u 와 y 는 각각 입력과 출력을 나타내며 $d(t)$ ($|d(t)| \leq v, t \geq 0$)는 유한한 크기의 외란이다. 또한 $f(\cdot), g(\cdot)$ 는 미지의 연속함수이며 $0 \leq g_i \leq g(\cdot) \leq g_h$ 라고 가정한다.

위의 플랜트가 추종하게 될 기준모형을 다음과 같은 선형 시불변계로 가정한다.

$$\dot{x}_m = A_m x_m + B_m r(t) \quad (2)$$

여기서

$$A_m = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & \dots & -k_1 \end{bmatrix}$$

$$B_m = [0, 0, \dots, b_m]^T$$

여기서 $|sI - A_m| = s^n + k_1 s^{n-1} + k_2 s^{n-2} + \dots + k_n$ 는 Hurwitz 다항식이다. 제어의 목적은 식(1)의 비선형 플랜트가 식(2)의 기준모형과 일치하도록 하는 제어를 설계하는 것이다. 이를 위하여 위의 기준모형을 이용하여 비선형 플랜트(1)에 대한 동태방정식을 구하면 다음과 같이 된다.

$$\dot{x} = A_m x + B u + F + D \quad (3)$$

여기서

$$B = [0, 0, \dots, g]^T, \quad D = [0 \ 0 \dots d]^T$$

$$F = [0 \ 0 \dots f]^T, \quad f = f_0 + \sum_{i=1}^n k_{(n-i+1)} x_i$$

추종오차를 $e = x - x_m$ 로 두면 오차방정식은 다음과 같이 된다.

$$\dot{e} = A_m e + b_c g u + b_c f - b_c b_m r(t) + b_c d \quad (4)$$

여기서 $b_c = [0, 0, \dots, 1]^T$ 이다.

만일 비선형 함수 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 를 알고 외란이 0 이라면, 다음과 같은 제어입력에 의하여 위의 추종오차 e 를 0으로 할 수 있다.

$$u_c = \frac{1}{g(\cdot)} [-f(\cdot) + b_m r] \quad (5)$$

3. 신경망 적응제어 알고리즘

위의 식(5)에서 $f(\cdot)$ 와 $g(\cdot)$ 는 미지이므로 제어입력 u 를 위의 식과 같이 구성할 수 없다. 따라서 다음과 같은 Normalized Gaussian RBF신경망을 이용하여 제어입력 u 를 구성한다.

$$u = \frac{\sum_{i=1}^m \theta_i \exp(-\frac{\|x - c_i\|}{\sigma_i^2})}{\sum_{i=1}^m \exp(-\frac{\|x - c_i\|}{\sigma_i^2})} \quad (6)$$

여기서 i 는 RBF 신경망의 은닉층 개수를 나타내며, θ_i 는 신경망의 가중치이고 c_i 와 σ_i 는 상수 파라미터로 각각 평균값과 표준편차를 나타낸다.

위의 식을 다시 쓰면,

$$u = \theta^T \xi \quad (7)$$

$\theta \in R^m$ 는 신경회로망의 파라미터 벡터이고 $\xi \in R^m$ 는 다음과 같다.

$$\xi_i = \frac{\exp(-\frac{\|x - c_i\|}{\sigma_i^2})}{\sum_{i=1}^m \exp(-\frac{\|x - c_i\|}{\sigma_i^2})} \quad (8)$$

이제 θ 에 대한 최적 파라미터벡터 θ^* 및 근사화오차 ω 를 각각 다음과 같이 정의한다.

$$u^* = \theta^{*T} \xi$$

$$\omega = u_c - u^* \quad (9)$$

위의 가정으로부터 오차방정식을 구하면,

$$\dot{e} = A_m e + g b_c (u - u^*) - g b_c \omega + b_c d \quad (10)$$

위의 오차식은 근사화오차에 의한 $g b_c \omega$ 항을 제외하면 일반적인 적응제어계의 오차식과 일치하므로 ϕ 에 대한 적응제어칙을 쉽게 구할 수 있다. 그러나 위의 제어입력을 사용할 경우 $g b_c \omega$ 항과 외란으로 인하여 원하는 제어효과를 얻을 수 없게된다. 따라서 본 논문에서는 위의 근사화오차와 외란에 의한 오차를 보상하기 위하여 보조입력을 첨가하여 제어입력 u 를 다음과 같이 구성한다.

$$u = \theta^T \xi + \psi \text{sgn}(e^T P b_c) \quad (11)$$

위의 입력에서 보조제어 입력은 가변구조형태이나 계수를 가변파라미터로 하여 이에 대한 별도의 적응칙을 구한다.

이 제어입력에 의한 오차식을 구하면,

$$\dot{e} = A_m e + g b_c \phi^T \xi - g b_c (\omega - \psi \text{sgn}(e^T P b_c)) + b_c d \quad (12)$$

여기서 $\phi = [\theta - \theta^*]$ 이다. 또한 P는 임의의 양의한정행렬로서 A_m 이 안정하므로 다음을 만족하는 양의한정행렬 Q가 존재한다.

$$A_m^T P + P A_m = -Q \quad (13)$$

이제 ϕ 와 ψ 조정을 위한 적응칙을 구하면 다음과 같다.

$$\dot{\phi} = -\gamma_1 Z \text{sgn}(\phi e^T) E p_n \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \dot{\psi} &= -\gamma_2 \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n \\ \mathbf{Z} &= \text{diag}(\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_m) \\ \mathbf{E} &= \text{diag}(e_1, e_2, \dots, e_n) \end{aligned}$$

여기서 $\gamma_1, \gamma_2 > 0$ 은 이득이며 \mathbf{p}_n 은 \mathbf{P} 의 마지막 열을 나타내는 열벡터이다.

안정도 증명을 위하여 다음과 같은 함수를 가정한다.

$$V = \frac{1}{2} [\mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{e} + \frac{g_h}{\gamma_1} \phi^T \phi + \frac{g_h}{\gamma_2} (\psi + \alpha)^2] \quad (15)$$

식(12)를 이용하여 V 의 도함수를 구하면,

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + g \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{b}_c \phi^T \zeta - g \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{b}_c \omega + g \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{b}_c \psi \text{sgn}(\mathbf{e}^T \mathbf{p}_n) \\ &\quad - g_h \phi^T \mathbf{Z} \text{sgn}(\phi \mathbf{e}^T) \mathbf{e} - g_h (\psi + \alpha) | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | + \mathbf{e}^T \mathbf{P} \mathbf{b}_c \mathbf{d} \\ &\leq -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} + g | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | \phi^T \zeta + | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | | g \omega + g_h \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | \\ &\quad - g_h \phi^T \mathbf{Z} \text{sgn}(\phi \mathbf{e}^T) \mathbf{E} \mathbf{p}_n - g_h \alpha | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | - g_h \psi | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | + | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | d \\ &\leq -\frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{Q} \mathbf{e} - (g_h \alpha - | g \omega - \psi |) | \mathbf{e}^T \mathbf{p}_n | \end{aligned} \quad (16)$$

위에서 α 는 임의의 상수이므로 $\alpha \geq \frac{|g\omega + \psi|}{g_h}$ 가 존재하게 된다. 따라서 $\dot{V} \leq 0$ 이 되므로 $\mathbf{e} \in \mathcal{L}^2 \cap \mathcal{L}^\infty$, $\phi \in \mathcal{L}^\infty$ 이 되고 또 식(10)으로부터 $\dot{\mathbf{e}} \in \mathcal{L}^\infty$ 가 되어 Barbalat lemma에 의해 플랜트와 모델사이의 추정오차 \mathbf{e} 는 점근적으로 0에 수렴한다[9]. 따라서 근사화오차와 외란에 관계없이 원하는 제어 목적을 달성할 수 있음을 알 수 있다.

4. 시뮬레이션 및 검토

제시된 신경망 적응제어기의 효용성을 알아보기 위하여 Duffing forced oscillation 시스템을 이용하여 시뮬레이션 하여 보았다.

Duffing forced oscillation 시스템은 다음과 같은 상태방정식으로 표현된다[4][5].

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= -0.1x_2 - x_1^3 + 12\cos(t) + u(t) \end{aligned}$$

위의 시스템은 제어입력이 없을 경우, 즉 $u(t) = 0$, 혼돈현상을 나타낸다. 그림1은 $u(t) = 0$ 이고 초기조건이 $x_1(0) = x_2(0) = 0$ 일 때 60초 동안의 위상평면 상의 궤적을 나타낸다.

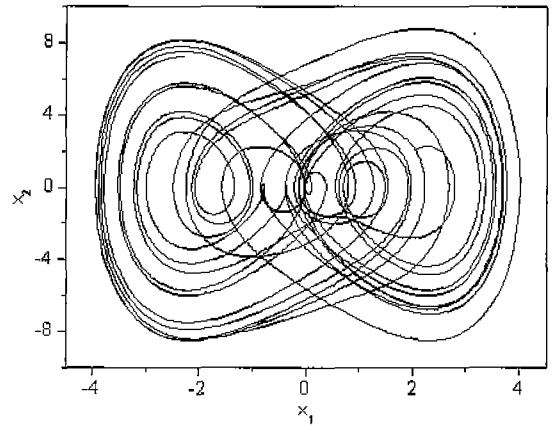


그림 1. $u(t) = 0$ 일 때 위상공간에서의 duffing 시스템 궤적
Fig. 1. Trajectory of the duffing system in the phase plane with $u(t) = 0$

본 제어의 목적은 상태 x_1 이 기준모델 $y_m = \sin t$, $\dot{y}_m = \cos t$ 를 추종하도록 하는데 있다. 이를 위하여 다음과 같은 기준모델을 가정한다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_{1m} &= x_{2m} \\ \dot{x}_{2m} &= -2x_{1m} - 3x_{2m} + r(t) \\ r(t) &= \sin t + 3\cos t \end{aligned}$$

위 기준모델은 위상 평면상에서 단위 원의 궤적을 그린다. 시뮬레이션시 초기값은 $\mathbf{x}(0) = [2 \ 2]^T$, $\mathbf{x}_m(0) = [0 \ 0]^T$ 로 두고, \mathbf{P} 는 다음과 같이 가정하였다.

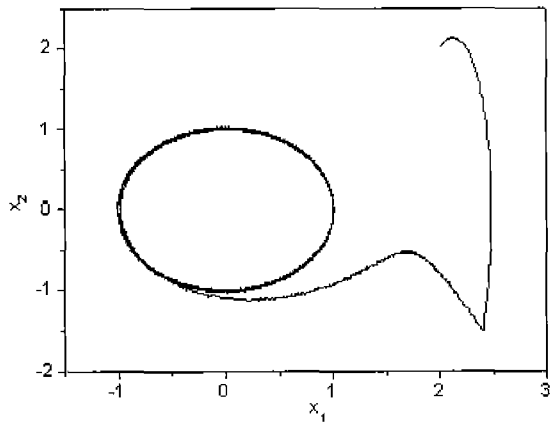
$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 15 & 5 \\ 5 & 5 \end{bmatrix}$$

제어입력에는 부호함수(sgn)가 포함되어 있어 채터링이 발생하게 되므로 이 채터링을 줄이기 위하여 $|e| < \delta$ ($\delta = 0.05$) 일 경우 $\text{sgn}(e)$ 를 e/δ 로 대체하여 시뮬레이션 하였다.

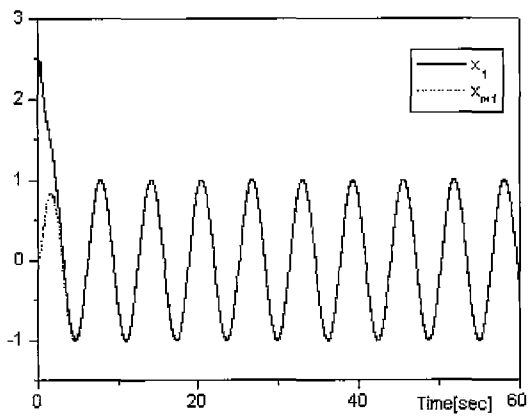
그림2는 외란이 없는 경우에 대한 시뮬레이션 결과를 나타내는데 참고문헌[4][5]의 결과와 비교하여 응답특성이 매우 개선되었음을 알 수 있다.

제안한 알고리즘의 강인성을 알아보기 위하여 시스템에 외란이 가해진 경우와 파라미터가 변하는 경우에 대하여 각각 시뮬레이션 하여 보았다.

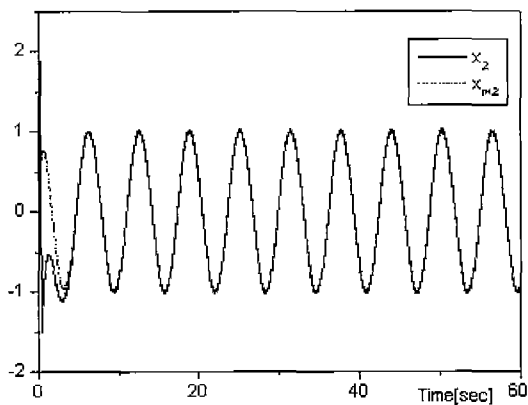
그림 3은 $t \geq 20$ 에서 외란 $d(t) = 2$ 를 지속적으로 인가하였을 경우의 출력을 나타낸다, 이 결과에서 보듯이 외란에 대하여 매우 강인한 응답특성을 보임을 알 수 있다.



(a) Phase plane trajectory

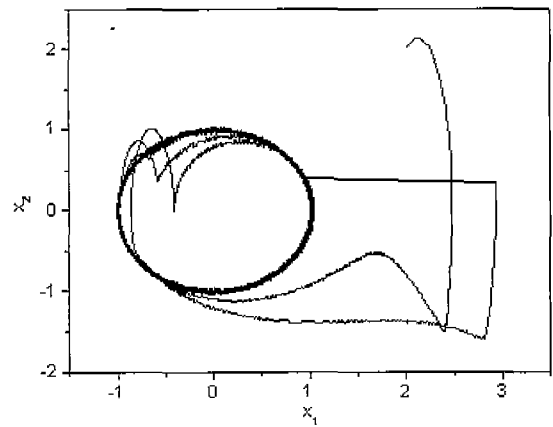


(b) state x_1 and x_{m1}

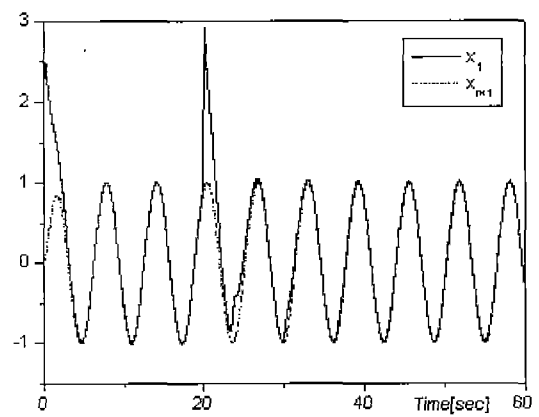


(c) state x_2 and x_{m2}

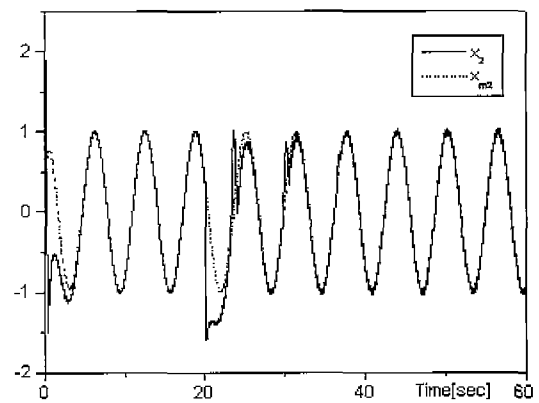
그림 2. 제안된 제어기에 의한 출력
Fig. 2. Outputs using proposed controller



(a) phase plane trajectory



(b) state x_1 and x_{m1}

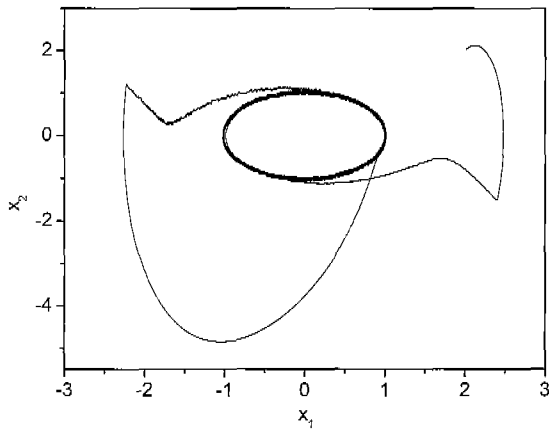


(c) state x_2 and x_{m2}

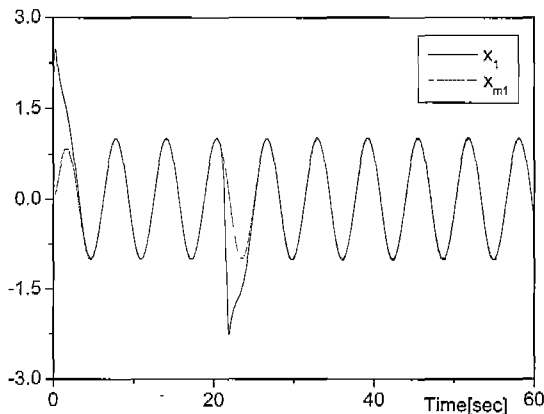
그림 3. 외란이 가해진 경우 제안된 제어기에 의한 출력
Fig. 3. Outputs using proposed controller in the presence of disturbance

5. 결 론

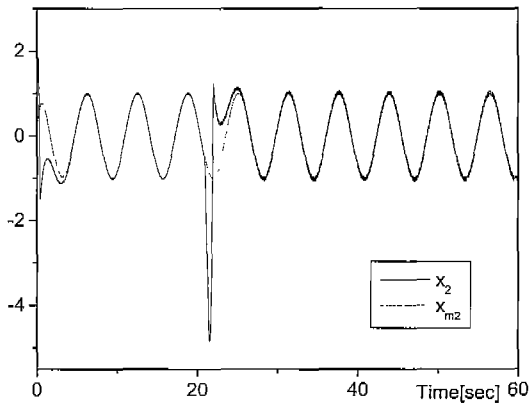
본 논문에서는 신경망 적응제어기의 성능 개선을 위한 새로운 알고리즘을 제시하였다. 비선형 계통의 제어기 설계에 있어서 제어칙은 RBF 신경망을 이용한 제어입력과 근사화 오차 및 외란을 보상하기 위한 가변구조형태의 보조제어입력으로 구성하였다. 또한 신경망 가중치 및 보조입력에 사용된 파라미터를 조정할 수 있는 적응칙을 Lyapunov 안정도 이론을 이용하여 구하였다. 이렇게 함으로써 근사화오차와 외란의 존재여부에 관계없이 플랜트의 출력과 기준모델의 출력을 일치시킬 수 있는 새로운 신경망 적응제어기를 설계할 수 있었다. 아울러 Duffing forced oscillation 시스템을 이용한 시뮬레이션을 통하여 본 논문에서 제안한 알고리즘의 효용성 및 타당성을 입증하였다.



(a) phase plane trajectory



(b) state x_1 and x_{m1}



(c) state x_2 and x_{m2}

그림 4. 파라미터 변화 시 제안된 제어기에 의한 출력
Fig. 4. Outputs using proposed controller when changing parameter

그림 4는 시스템의 $12 \cos t$ 항의 파라미터 12가 $t \geq 20$ 에서 24로 변화했을 때의 시뮬레이션 결과를 나타내는데, 그림에서 보듯이 플랜트의 출력이 기준모델의 출력을 잘 추종하여 파라미터 변화에 대하여도 강인함을 확인할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] K.S. Narendra. "Neural Networks for Control: Theory and Practice", *Proceedings of the IEEE*, vol. 84, no.10, pp. 1385-1406, 1996
- [2] M. Zhihong, H. R. Wu, and M. Palaniswami, "An Adaptive Tracking Controller Using Neural Networks for a Class of Nonlinear Systems", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 9 no. 5, pp. 947-955, 1998
- [3] N.W. Townsend, L. Tarassenko, "Estimation of Error Bounds for Neural Network Function Approximators", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 10, no. 2 pp. 217-230, 1999
- [4] X. Wang, *Adaptive Fuzzy Systems and Control*, Prentice Hall, 1994
- [5] L. X. Wang, *A Course in Fuzzy Systems and Control*, Prentice Hall, 1997
- [6] S. Haykin, *Neural Networks*, Prentice Hall, 1994
- [7] N. Sadegh, "A Perceptron Network for Functional Identification and Control of Nonlinear Systems", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 4, no. 6 pp. 982-988, 1993
- [8] R.B. McLain, M.A. Henson, M. Pottmann, "Direct Adaptive Control of Partially Known Nonlinear Systems", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 10, no. 3, pp. 714-721, 1999
- [9] K.S. Narendra, A.M. Annaswamy, *Stable Adaptive Systems*, Prentice Hall, 1989
- [10] S.S. Ge, C.C. Hang, T. Zhang, "A Direct Adaptive Controller for Dynamic Systems with a Class of Nonlinear Parameterization", *Automatica*, vol. 35 pp. 741-747, 1999
- [11] S. Fabri, V. Kadirkamanathan, "Dynamic Structure Neural Networks for Stable Adaptive Control of Nonlinear Systems", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 7, no. 5, pp. 1151-1167, 1996
- [12] R.M. Sanner, J.J.E. Slotine, "Gaussian Networks for Direct Adaptive Control", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, no. 6, pp. 837-863, 1992
- [13] F. Sun Z. Sun P.Y. Woo, "Stable Neural Network Based Adaptive Control for Sampled Data Nonlinear

저 자 소개



이 순 영 (Soon-Young Lee)

1980년 : 한양대학교 전기공학과 학사

1982년 : 한양대학교 전기공학과 석사

1985년 : 한양대학교 전기공학과 박사

1986년~현재 : 경상대학교 전기전자공학
부 교수,
경상대 생산기술 연구소
연구원

1990~1991 : Yale대 방문교수

1996~1997 : 펜실베니아 주립대학교 방문교수



김 관 수 (Kwan-Soo Kim)

1994년 : 방송통신대학교 행정학과 학사

1996년 : 경상대학교 전기공학과 석사

1998년~현재 : 경상대학교 대학원

박사과정