

신경회로망 적응제어시스템의 설계

°김용택*, 김용호*, 이흥기**, 전홍태*

*중앙대학교 공과대학 전자공학과,

**중앙대학교 공과대학 제어계측공학과

The Design of Neural Network Adaptive Control System

°Yong-Taek Kim*, Yong-Ho Kim*, Hong-Gi Lee**, Hong-Tae Jeon*

*Dept. of Control & Instrumentation Engineering, Chung-Ang University

ABSTRACT

The neural network MRAC system is presented. The purpose of this paper is applied to a plant that is to be controlled in a strongly nonlinear environment. The proposed system has a learning and adaptive ability in the varying environment by using the back-propagation learning algorithm based on Lyapunov stability theory. N.N. regulator is a part of overall system and is guaranteed to be stable in initial stage. Nonlinear terms of the varying mass, colilori, centrifugal, and gravity are compensated for by feedforward N.N. regulator. And the feedback controller (adaptive mechanism) works to eliminate errors of position, velocity which the feedforward controller cannot compensate for. Finally, the proposed system will be demonstrated by simulation of a two d.o.f. robot manipulator.

1. 서론

복잡한 동적특성을 갖는 시스템의 파라미터 변동, 또는 부하외란이 존재하는 동적환경에서 기준 모델 적응제어기법은 좋은 결과를 얻는다. 그러나 제어대상의 수학적 모델링을 충분히 알지 못하면

바람직한 결과를 얻기 힘든 단점이 있다. 이에 반해 신경회로망기법은 시스템의 특성이 불확실 할지라도 신경망 학습기능으로 인하여 좋은 역 동역학적(inverse dynamics)효과를 얻을 수 있다.

신경회로망을 이용한 제어기법은 종래의 제어기법에서 볼 수 없었던 병렬형 및 학습기능에 의해 그 우월성이 나타난다. 즉 신경제어는 모든 계산이 각 뉴론에서 독립적으로 병렬처리되므로 실시간 제어가 가능하고, 학습된 제어정보가 분산저장되므로 fault-tolerance 입력정보에 잡음이 섞이는 경우에도 안정된 동작을 한다[2].

지금까지 발표된 많은 신경회로망 모델중 제어 문제에 가장 많이 적용되는 모델은 다층 퍼셉트론이다. 이러한 다층 신경회로망에서 원하는 기능을 수행하기 위한 적절한 가중치(weight)를 구하는 방법으로 오차 역전파(error back-propagation)학습이 많이 사용되고 있다[2].

신경회로망 제어기법과 마찬가지로 적응제어기법에도 학습기능이 있다. 다시 말해서, 적응제어 시스템의 적응화와 신경회로망의 학습은 다소 흡사한 개념이다. 적응화는 한번 제어동작에 바람직한 동작, 즉 시스템 다이내믹스를 고려하여 점근적 안정(asymptotic stability)를 보장하는 것이고[1], 학습은 여러번 시도하여 바람직한 제어동작을 하게끔 하는 것이다. 그리고, 학습에 관련된 수식도 비슷한 형태를 가지고 있다[1]. 따라서 이런 공통된 특성

을 이용하여 오차를 줄이고자 하는 노력이 많이 시도되고 있다. 즉, 신경회로망 제어기에 적응 제어 기법을 이용한 학습방법[3], 적응 제어기를 신경회로망으로 구성하는 법[4,5]등 많은 형태의 제어가 개발되었다.

본 논문이 제안하는 제어기는 적응 시스템과 신경회로망 레귤레이터로 구성된다. 본 논문에서는 역전과 알고리즘에 의해 발생하는 초기의 부적절한 가중치들에 의한 조기포화상태(premature saturation)의 문제를 막기 위하여, 전체 시스템의 오차를 가지고, 적응 메카니즘이 파라미터인 중간층과 출력층 사이의 가중치를 적절하게 설정해준다. 주제어기(primary controller)는 적응시스템으로부터 부채환 되어온 오차를 가지고 제어대상이 원하는 동작을 하게끔 하며, 부제어기(secondary controller)는 주로 보상입력을 만들고, 환경변화에 대처하게 만든다.

제안된 제어시스템은 Lyapunov 안정도 이론을 근거로 한 오차 역전과 알고리즘으로, 신경회로망 제어가 전체시스템의 일부로써 안정된 제어입력을 공급할 수 있도록 설계한다. 2자유도 매니플레이터의 위치제어에 적용함으로써 그 효율성을 입증할 것이다.

2. 신경회로망 레귤레이터 (neural network regulator)

그림 1은 신경회로망 레귤레이터(Neural network regulator)의 블록도이다. 각각의 링크에 다입력 단일출력(MISO)의 신경회로망으로 구성한다. 본 논문에서 사용한 신경회로망은 적응제어기에서 보상치 못하는 미세한 부분을 보상해주는 가변이득과 같은 역할을 한다. 신경회로망은 전체 시스템의 오차에 대해 빠른 적응성을 갖기 위하여 간단하게 설계한다. 신경회로망의 입력은 기준 모델의 입력과 지연된 입력들이며, 출력은 플랜트의 제

어입력이다. 본 논문의 학습법칙은 중간층과 출력층사이의 가중치를 Lyapunov 이론에 근거해 정하며 입력층과 중간층의 가중치는 일반화 된 델타룰(delta rule)에 의해 학습된다.

신경회로망의 입력은

$$u_n = [u1(t), u1(t-1), \dots, u1(t-N), 0, 0, \dots, 0] \text{ 이고,}$$

$$[0, 0, \dots, 0, u2(t), u2(t-1), \dots, u2(t-N)] \text{ 이고,}$$

입력층과 중간층사이의 가중치는

$$W_1 = [W_{11}^T, W_{12}^T]$$

$$= [W_{111}, W_{211}, \dots, W_{N11}, W_{112}, W_{212}, \dots, W_{N12}] \text{ 이며,}$$

중간층과 출력층의 가중치는

$$W_2 = [W_{21}^T, W_{22}^T]$$

$$= [W_{121}, W_{221}, \dots, W_{N21}, W_{122}, W_{222}, \dots, W_{N22}]$$

W_{11}, W_{21} : 첫 링크의 신경회로망 가중치 행렬

W_{12}, W_{22} : 두번째 링크 신경회로망 가중치행렬

이된다.

중간층 출력은 $N_1 (= [N_{a1}, N_{b1}])$ 이고, 식으로 쓰면,

$$N_1 = f(\text{net})$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \text{ net} = u_n W_1^T \text{ 이 된다.}$$

두개의 신경망을 하나의 행렬로 표현하였고, 신경망의 출력층은 선형이고 기울기는 1이며, 식(1)과 같다.

$$u_N = N_1^T W_2 \tag{1}$$

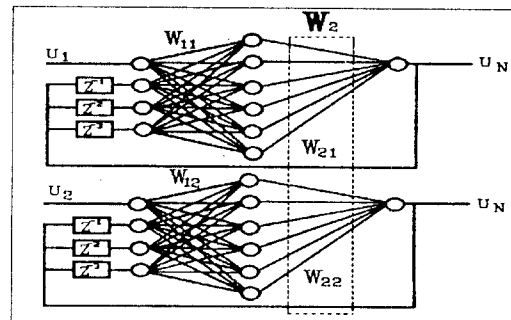


그림 1. 신경회로망 레귤레이터의 구조

Fig 1. The structure of Neural Network Regulator

3. 신경망 적응제어기 (neural network adaptive controller)

3.1 시스템의 구성

기준모델 적응제어기는 선형 시불변 시스템인 기준모델과 실제 플랜트의 동적모델로 되어있고, 플랜트의 출력이 기준모델의 출력을 추정하도록 제어하는 기법으로, 파라미터를 모르거나 환경의 변화에 적당한 제어기이다[6]. 본 논문에서 제안하는 기준모델 적응제어기는 그림 2. 와 같다. 전방향(feedforward) 제어입력은 신경회로망의 출력이고, 부궤환(feedback) 제어입력은 적응메카니즘(adaptive mechanism)에서 만들어진다. 여기서, 신경망 레귤레이터는 적응메카니즘이 보정치 못한 미세한 부분을 보정해준다. 제어대상을 2자유도 매니플레이터로 정하고, 각 링크의 기준 모델은 다음과 같이 정하였다.

$$G(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (2)$$

여기서, 감쇄율 ζ 와 자연주파수 ω_n 은 매니플레이터의 바람직한 동작하게 하기위한 값으로 선정한다. 본 논문에서는 두개의 모델의 감쇄율 ζ 와 자연주파수 ω_n 를 다음과 같이 설정하였다. $\zeta = 1$, $\omega_n = 2$ (rad/s). 기준모델은 선형 시불변(LTIV)으로 상태 방정식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\dot{x} = A_M x + B_M u \quad (3)$$

$$u = [u_1, u_2]^T \quad (4)$$

여기서,

$$A_M = \begin{bmatrix} 0, & I \\ -\Omega, & -Z\Omega \end{bmatrix} \quad B_M = \begin{bmatrix} 0 \\ \Omega \end{bmatrix}$$

$$\Omega = \begin{bmatrix} \omega_{n1}^2, & 0 \\ 0, & \omega_{n2}^2 \end{bmatrix} \quad Z\Omega = \begin{bmatrix} 2\zeta_1\omega_{n1}, & 0 \\ 0, & 2\zeta_1\omega_{n2} \end{bmatrix}$$

그리고, 비선형 시변(NLTIV)인 매니플레이터의 방정식은 일반적으로 다음과 같이 정리된다.

$$M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) = \tau \quad (5)$$

이 식을 상태방정식으로 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\dot{y} = A_P y + B_P u_p \quad (6)$$

$$A_P = \begin{bmatrix} 0, & I \\ -M^{-1}C, & -M^{-1}G \end{bmatrix} \quad B_P = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1}G \end{bmatrix}$$

그림 2로부터 제어입력이 다음과 같이 됨을 알수 있다.

$$u_p = u_N - K(e, t)y \quad (7)$$

$$u_N = N_1^T W_2 \quad (8)$$

u_N 은 신경회로망 레귤레이터로부터 나오는 제어입력분이며, $K(e, t)y$ 은 부궤환으로 얻어지는 제어입력분이다. W_2 은 두개의 신경회로망의 중간층과 출력층의 연결강도를 나타내며, Lyapunov 안정도에 의해서 얻어지는 행렬이다. Lyapunov 안정도에 관해서는 다음절에서 자세히 설명되어 진다.

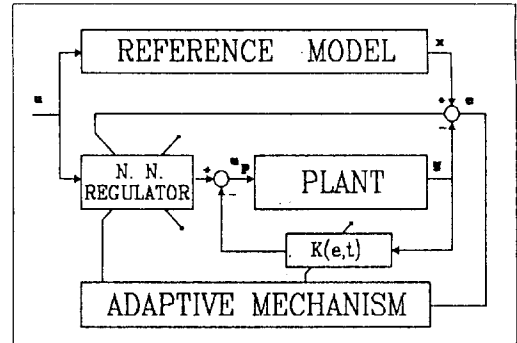


그림 2. 신경회로망 적응제어기구조

Fig 2. The structure of N.N. adaptive System

3.2 Lyapunov 안정도

여기서 사용되는 제어기의 신경회로망 적응시스템을 모델과 매니플레이터의 출력오차를 줄이기 위해 신경망의 중간층과 출력층 사이의 가중치행렬을 Lyapunov 이론에 의해 이끌어 내며, 적응기법에 의한 부궤환 입력을 얻어 내기위해 Lyapunov 함수를 다음과 같이 정한다.

$$V = e^T P e + W_2^T R W_2 \quad (9)$$

$e = x - y$: $2n \times 1$ 차원의 상태오차
 P : $2n \times 2n$ 차원의 양의 정칙 행렬
 W_2 : $2N \times 1$ 차원의 출력층 가중치 행렬
 $\omega = W^* - W_2$: 평형점에서의 가중치와의 오차

R : $2N \times 2N$ 차원의 양의 정칙 행렬

여기서 n , N 는 매니플레이터의 자유도 수와 신경망의 중간층 유닛트 수이다. 위의 Lyapunov 함수는 시스템의 오차를 줄이도록 정하였고, 이를 시간에 따라 미분하여 음이 되도록 제어입력 및 가중치를 구한다.

$$\begin{aligned} V &= 2 * e^T P e + W_2^T R \dot{\omega} + W_2^T R \omega \\ &= 2 * e^T P (A_M e + (A_M - A_P + B_P K(e, t)) y + B_M u - B_P N_1 W_2) \\ &\quad + W_2^T R \dot{\omega} + W_2^T R \omega \\ &= -e^T Q e + 2e^T P ((A_M - A_P + B_P K(e, t)) y + B_M u) \\ &\quad - 2e^T P B_P N_1^T W_2 + W_2^T R \dot{\omega} + W_2^T R \omega \\ &= -e^T Q e + 2\alpha + \beta \end{aligned} \quad (10)$$

여기서,

$$(e^T P A_M e)^T = e^T A_M^T P e \text{ 이며,}$$

$$\alpha = e^T P ((A_M - A_P + B_P K(e, t)) y + B_M u) \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \beta &= -2e^T P B_P N_1^T W_2 + W_2^T R \dot{\omega} + W_2^T R \omega \\ &= W_2^T (R \dot{\omega} - 2 N_1 B_P^T P e) + W_2^T R \omega \end{aligned} \quad (12)$$

$P A_M + A_M^T P = -Q$, 이기 위한 Q 를 양의정칙 행렬로 잡으면 양의정칙행렬인 P 를 구할수 있다. 식(10)에서 $\alpha = \beta = 0$ 되도록 하면 $V \leq 0$ 의 조건을 만족한다. 그런데 식(12)의 우변 두번째 항이 양의 값이고, 평형점(equilibrium point)에서의 최적 가중치를 알지 못하므로, 전체값이 음이 되는데 영향을 미치지 않게 하기위해 양의 정칙 행렬 R 을 다음과 같이 정한다.

$$R = r * I \quad (r \ll 1) \quad (13)$$

식(10)는 Lyapunov 안정도의 $V \leq 0$ 의 조건을 만족하며, 식(14)로 정리된다.

$$V = -e^T Q e \quad (14)$$

V 은 항상 양이고, V 는 ($A_M > 0$) 항상 음이면 오차와 차분 가중치는 점근적으로 영으로 간다. 위의 사실과 V 이 항상 시간에 따른 연속함수라면, 다음의 결론을 얻을수 있다.[7]

$$\lim_{t \rightarrow \infty} V = 0 \quad (15)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0 \quad (16)$$

또, 식(17)과 같이 새로운 제어입력과 가중치를 구할 수 있다.

$$K(e, t) = B_P^* (A_P y - A_M y - B_M u) \quad (17.1)$$

$$W_2 = 2 R^{-1} N_1 B_P^* P e \quad (17.2)$$

$B^* (= (B_P^T B_P)^{-1} B_P^T)$ 는 pseudo inverse이며, r 은 신경회로망의 학습율과 같은 역할을 한다는 것을 알 수있다. r 의 값이 적으면 $\dot{\omega}$ 의 값이 작으므로 가중치 변화량이 적어지고, 안정치 못하게 하는 이유가 된다.

4. 모의실험 및 결과

그림 3. 은 제어대상인 2자유도를 갖는 로봇트 매니플레이터이다. 로봇트가 수행해야할 주행경로는 식(18)과 같이 크로바케적으로 결정하였다. 궤적 중간에는 미분 불가능한 지점이 있다.

로봇트 매니플레이터의 파라미터는 표 1 과 같다.

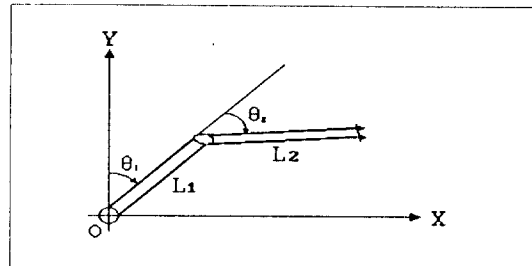


그림 3. 2자유도 매니플레이터
 Fig 3. 2 d.o.f. manipulator

표. 1 2축 로봇 매니플레이터의 파라미터

	Link 1	Link 2
Length	0.53 (m)	0.47 (m)
Mass	3.75 (kg)	3.0 (kg)

sampling time은 10(ms) 이고 주행경로는 식(18)처럼 설정하였다.

sampling time 이 630(*10ms) 이하일때

$$\begin{bmatrix} P_x(t) \\ P_y(t) \\ P_z(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.22 + 0.13 \sin t \\ 0.2 - 0.1 \cos t \sin t \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18.1)$$

sampling time 이 630(*10ms) 이상일때

$$\begin{bmatrix} P_x(t) \\ P_y(t) \\ P_z(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.22 + 0.1 \cos t \sin t \\ 0.2 + 0.13 \sin t \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18.2)$$

4.1 초기안정성

그림 4는 제안된 제어기의 첫번째 학습한 결과로 신경망이 안정한 동작을 이루고 있음을 보이고 있다. 기존의 적응제어기보다는 못한 결과이지만 신경회로망의 초기안정성에 큰미가 있다.

4.2 반복 학습시 결과

그림 5는 10번 학습한 결과로 기존 적응제어기보다 좋은 결과를 보인다. 이때 그림 6에서와 같이 신경망의 출력토크는 작은 값으로 적응제어기가 보정치 못한 미세한 부분을 조정해준다. 기존의 기준 모델 적응제어기와의 비교 오차곡선은 그림 7과 같다.

4.3 가중치(weight) 수렴정도

그림 8은 가중치의 수렴곡선을 나타낸다.

5. 결론

일반적인 신경회로망은 초기안정성을 보장하지 못한다. 한편, 적응제어기법은 수학적 기초위에 제어

하므로 안정성을 보장하나, 신경망처럼 학습능력이 부족하다. 본 논문에서는 기존의 적응제어시스템에 쉽게 적용할수있고, 신경망의 장점과 적응시스템의 장점을 충분히 살리려고 시도하였고, 이를위해 오차 역전과 알고리즘을 변형함으로, 로봇가 외란을 받거나, 마모하여 정확한 제어동작이 요구되는 곳에서, 실시간으로 안정한 동작을 이룰 수 있었다.

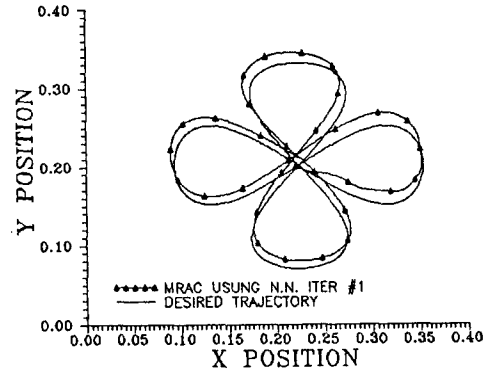


그림 4. 첫번째 학습시 로봇의 궤적

Fig 4. The trajectory of actual manipulator after first iteration

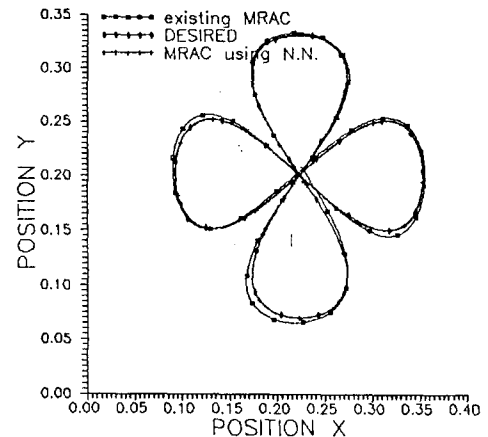


그림 5. 열번째 학습시 로봇의 궤적

Fig 5. The trajectory of the actual manipulator after tenth iteration

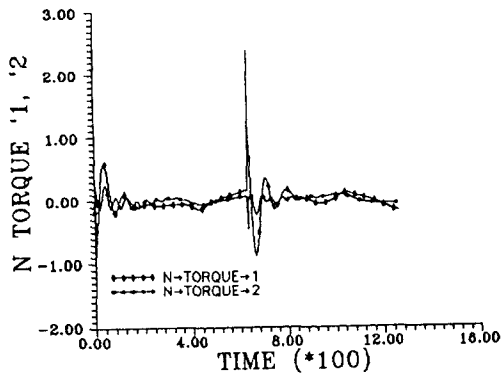


그림 6. 신경망의 출력 토크
Fig 6. The output torque of N.N. regulator

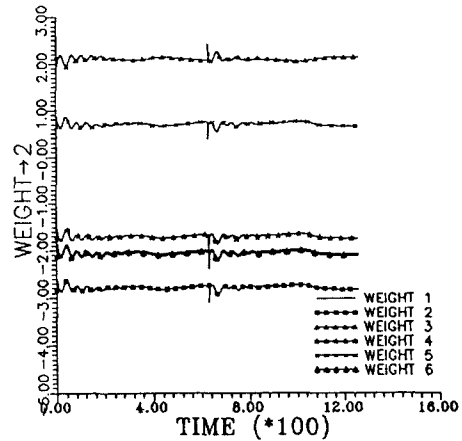


그림 8. 가중치 수렴곡선
Fig 8. The curve of weight convergency

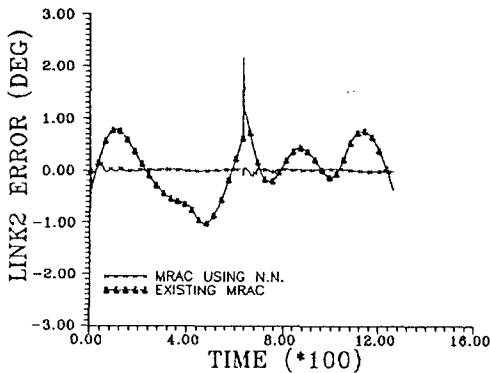
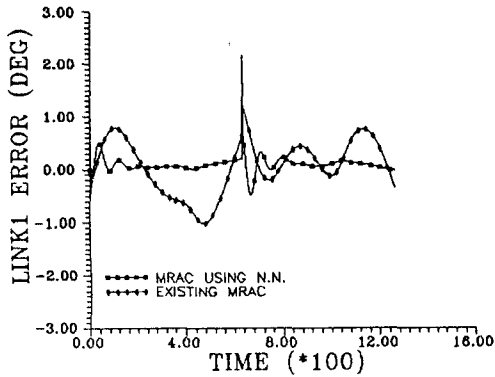


그림 7. 비교 오차곡선 (a)첫번째 링크, (b)두번째 링크

Fig 7. The output errors between the model reference and the actual manipulator (a) first link (b) second link

참고 문헌

- [1] T. Yabuta and T. Yamada, "Neural Network Controller Characteristics with Regard to Adaptive Control," IEEE Trans. SMC, vol 22, pp 170-177, 1992
- [2] D. E. Rumelhart, J.L. McClelland, and the PDP Reserch Group Parallel Distributed Processing. MIT Press, vol 1.1986
- [3] M.Riedmiller and H.Braun, "A direct adaptive method for faster backpropagation learning," IEEE, conf N.N. vol 1. pp 586-591, 1993
- [4] K. F. Fong and A. P. Loh, "MRAC of nonlinear system using neural networks with recursive least squares adaptation," IEEE, conf N.N. vol 1. pp 586-591, 1993
- [5] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical System Using Neural Networks," IEEE Tran. N. N. vol 1 no 1. pp. 4-27, 1990
- [6] Y. D. Landau, Adaptive Control - The Model Reference Adaptive Approach, N.Y. Marcel Dekker, 1979
- [7] K. S. Narendra, and R. V. Monopoli, Applications of Adaptive Control, N.Y.: Academic Press, 1980