

RBFN을 이용한 로봇 매뉴플레이터의 실시간 제어

· 김정대, 이민종, 최영규, 김성신
부산대학교 전기공학과

The Neuro-Adaptive Control of Robotic Manipulators using RBFN

· Jung-Dae Kim, Min-Joong Lee, Young-Kiu Choi, Sungshin Kim
Department of Electrical Eng. Pusan National Univ.

Abstract - This paper investigates the direct adaptive control of nonlinear systems using RBFN(radial basis function networks). The structure of the controller consists of a fixed PD controller and a RBFN controller in parallel. An adaptation law for the weight adjustment is developed based on the Lyapunov stability theory to guarantee the stability of the overall control scheme. Also, the tracking errors between the system outputs and the desired outputs converge to zero asymptotically. To evaluate the performance of the controller, the proposed method is applied to the trajectory control of the two-link manipulator.

1. 서 론

로봇 제어에 있어서 고정밀, 고속도 채적 추적은 반드시 필요한 기능 중의 하나이다. 로봇 매뉴플레이터는 비선형성이 매우 강한 시스템이기 때문에 산업용 로봇에 사용되고 있는 기존의 제어기는 부하가 변동하는 경우나 외란이 존재할 시 좋은 성능을 기대하기가 어렵다. 이처럼 부하 변동이나 외란이 존재할 경우에도 만족스러운 성능을 얻기 위한 목적으로 적용 제어 기법이 제안되었다[3]. 적용 제어의 전역적 안정성은 로봇 동역학이 선형적으로 파라메트릭 된다는 가정 하에서만 보장될 수 있다. 그러나, 임의의 어떤 시스템을 수학적으로 모델링 한 것은 실제 시스템을 완전히 나타내지 못한다는 것은 주지의 사실이다. 따라서 적용 제어 기법은 외란이 존재하거나 시스템의 동특성을 정확히 알지 못하는 경우에는 제어 시스템의 안정성을 완벽히 보장하지는 못한다. 결과적으로 시스템 동역학에 대한 자세한 사전 지식 없이도 비선형 보상기의 역할을 할 수 있는 학습 기법이 필요하며 그 대안 중의 하나가 신경 회로망이다.

최근 몇 년 동안 시스템 제어에 신경 회로망을 사용하는 방안이 연구되어 왔으며[5,6]. 주로 신경 회로망의 학습 기능을 이용하여 시스템의 특성이 불확실하더라도 견실한 제어 성능을 얻는데 사용되고 있다[7-10].

본 논문에서는 로봇 매뉴플레이터의 궤적 제어를 위해 RBFN을 이용한 적용 제어 기법을 사용하였다. RBFN은 비선형 함수를 근사화하는데 널리 쓰이고 있다[4,6]. 다중 퍼셉트론에 비해 RBFN은 간단한 구조를 가지고 있으며 Recursive least squares 방법과 같은 가중치의 빠른 수렴성을 보이는 기법을 사용할 수 있다. m 개의 basis function과, 입력 x , 그리고 출력 y 일 경우 RBFN은 다음과 같다.

동역학의 구조와 이 동역학이 가지는 유용한 특성들에 대해 논하였다. 3절에서는 논문에서 사용하고 있는 RBFN을 소개하는 동시에 제안한 제어기의 구조를 설명하였다. 제안한 제어기의 효율성을 입증하기 위해서 4절에서는 2 자유도를 가지는 로봇 매뉴플레이터의 궤적 추적 제어에 적용하여 성능을 보였다.

2. 로봇 동역학

마찰이나 외란이 없는 경우, n 자유도를 가지는 로봇 매뉴플레이터의 동역학은 Euler-Langrange 방정식을 통하여 다음과 같이 표현된다[1,2].

$$D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (1)$$

여기서, $q(t) \in R^n$ 은 관절의 각이며, $D(q) \in R^{n \times n}$ 은 관성 행렬이고, $C(q, \dot{q})\dot{q} \in R^n$ 은 코리올리 원심력이다. 그리고 $G(q) \in R^n$ 은 중력이다. 위의 동역학은 다음과 같은 유용한 특성을 가지고 있다[2].

특성 1: 관성 행렬 $D(q)$ 는 대칭이며 양의 한정 행렬이다.

특성 2: 행렬 $D(q) - 2C(q, \dot{q})$ 는 역대칭이며 $x^T(D(q) - 2C(q, \dot{q}))x = 0$ 이다.

특성 3: Euler-Langrange 방정식은 모르는 파라미터에 대해 선형 관계가 성립한다. 즉, 식(1)은 다음과 같이 표현된다.

$$D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = Y(q, \dot{q}, \ddot{q})\theta = \tau \quad (2)$$

여기서, $Y(q, \dot{q}, \ddot{q}) \in R^{n \times r}$ 은 regressor라고 불리는 알고 있는 시간 함수이며, $\theta \in R^r$ 는 알 수 없는 파라미터로 이루어진 벡터이다.

3. 제어기 설계

3.1 Radial Basis Function Networks

Radial basis function networks(RBFN)는 비선형 함수를 근사화하는데 널리 쓰이고 있다[4,6]. 다중 퍼셉트론에 비해 RBFN은 간단한 구조를 가지고 있으며 Recursive least squares 방법과 같은 가중치의 빠른 수렴성을 보이는 기법을 사용할 수 있다. m 개의 basis function과, 입력 x , 그리고 출력 y 일 경우 RBFN은 다음과 같다.

$$y = \sum_{i=1}^m c_i \phi_i(x) \quad (3)$$

여기서, c_i 는 RBFN의 가중치이며, $\phi_i(x)$ 는 basis function이다. 일반적으로 basis function은 다음과 같은 Gaussian 함수를 많이 사용한다.

본 논문은 다음의 순서로 구성하였다. 2절에서는 로봇

$$\phi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - u_i\|^2}{\sigma_i^2}\right) \quad (4)$$

여기서, $u_i \in R^n$ 은 중심 벡터이며, $\sigma_i^2 \in R$ 은 variance이다. 우리는 여기서 RBFN을 로봇 매뉴플레이터를 실시간으로 모델링하는데 사용하여 파라메터 변동이나 외란이 있을 시에도 만족할만한 성능을 얻고자 한다. 다음 절에서는 Lyapunov 안정도 이론에 근거하여 가중치 학습 규칙을 구하고 제안한 제어기의 구조를 설명한다.

3.2 신경망 적용 제어기

신경 회로망을 사용한 적응 제어기를 RBFN과 PD 제어기를 병렬로 연결하여 다음과 같이 설계하였다.

$$\tau = Y\theta - K_d s = \phi^T \hat{c} - K_d s \quad (5)$$

여기서, $s = \dot{e} + \lambda e$ 이며 $e = q - q_d$ 이다. 그리고 K_d 와 Γ 는 대각, 대칭이며 양의 한정 행렬이다. 전체 제어 시스템의 전역적 안정도 보장과 가중치 학습 규칙을 구하기 위하여 Lyapunov 후보 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$V = \frac{1}{2} s^T D s + \frac{1}{2} \hat{c}^T \Gamma^{-1} \hat{c} \quad (6)$$

여기서, $\hat{c} = c^* - \hat{c}$ 는 최적의 가중치 c^* 와 추종한 가중치 \hat{c} 의 오차이다. 위의 식(6)을 시간에 대해 미분하여 정리하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s^T D s + \frac{1}{2} s^T D s + \hat{c}^T \Gamma^{-1} \hat{c} \\ &= -s^T K_d s - \hat{c}^T (\phi s + \Gamma^{-1} \hat{c}) \end{aligned} \quad (7)$$

추종 가중치 \hat{c} 를 아래와 같이 식(8)과 같이 변화시키면

$$\hat{c} = -\Gamma \phi s \quad (8)$$

식(7)은 다음과 같이 된다.

$$\dot{V} = -s^T K_d s \leq 0 \quad (9)$$

식(8)(9)로부터 출력 오차는 $s=0$ 인 평면으로 간다는 것을 알 수 있다. 즉, e 와 \dot{e} 가 시간이 무한대로 감에 따라 0으로 수렴하게 된다. 따라서, 제어 시스템의 전역적 안정도와 궤적 추적 오차의 수렴성이 보장된다.

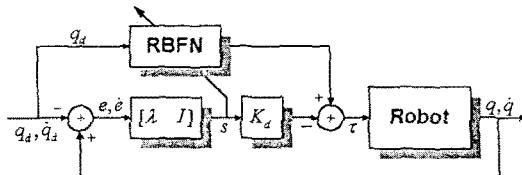


그림 1. 제안된 제어기의 구조

Fig. 1. Structure of the proposed controller

4. 시뮬레이션 및 결과

제안한 제어기의 성능을 평가하기 위해 간단한 구조를 가지는 2 자유도 SCARA 로봇에 적용하였다. 동특성 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} D(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) &= \tau \\ d_{11} &= \frac{1}{3} m_1 l_1^2 + \frac{1}{3} m_2 l_2^2 + m_2(l_1^2 + l_1 l_2 \cos q_2) \\ d_{12} &= \frac{1}{3} m_2 l_1^2 + \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \cos q_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} d_{21} &= d_{12} \\ d_{22} &= \frac{1}{3} m_2 l_2^2 \\ h_1 &= -m_2 l_1 l_2 \sin q_2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 - \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \sin q_2 \dot{q}_1^2 \\ h_2 &= \frac{1}{2} m_2 l_1 l_2 \sin q_2 \dot{q}_1^2 \end{aligned}$$

로봇의 관절 파라메터 값은 각각 $m_1 = 10.71[\text{kg}]$, $l_1 = 0.35[\text{m}]$, $m_2 = 9.65[\text{kg}]$, $l_2 = 0.26[\text{m}]$ 이다. 제어기의 파라메터 값은 각각 $\lambda = [5 \ 4]^T$, $K_d = \text{diag}(10, 10)$, $\Gamma = \text{diag}(0.04, 0.06)$ 이다. 그리고 RBFN의 node 수는 10 개이다. Joint 좌표계에 있어서의 기준 궤적은 각각 $q_{d1} = 40 \sin(0.5t)$ 과 $q_{d2} = 40 \cos(0.5t)$ 으로 하였다.

시뮬레이션은, 파라메터 변동이나 외란이 없는 경우, 파라메터 변동이 있는 경우, 그리고 파라메터 변동과 외란이 둘다 존재할 경우에 있어서 실행하였다. 여기서 각각의 PD 제어기의 이득은 서로 같다.

그림 2와 3은 PD 제어기만을 사용했을 경우와 제안된 제어기를 사용했을 경우에 대해 궤적 추적 오차를 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 제안된 제어기가 더 나은 성능을 보임을 알 수 있다. 그리고 제안된 제어기의 궤적 추적 오차의 초기 진동은 RBFN의 학습에 영향을 받은 것이다. 이때의 가중치 변화를 그림 4에서 보였다. 그림 5와 6에서는 $m_2(t) = 9.65 + 3 \sin(5t)$ 의 같은 파라메터 변동이 있는 경우 두 제어기가 가지는 궤적 추적 오차를 도시하였고 마찬가지로 그림 7과 8에서는 위와 같은 파라메터 변동뿐만 아니라 $\tau_d(t) = 1 + 2 \sin(10t)$ 와 같은 외란이 존재할 경우에 있어서의 궤적 추적 오차를 나타내었다. 결과에서 알 수 있듯이 고정 이득 PD 제어기와 RBFN 제어기가 병렬로 연결된 제안한 제어기는 고정 이득 PD 제어기만을 썼을 경우보다 우수한 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다.

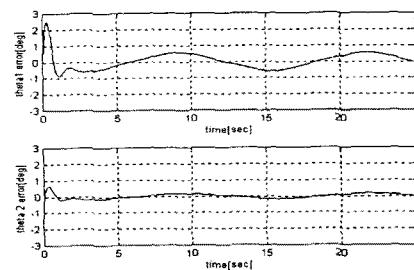


그림 2. PD 제어기의 궤적 오차
Fig. 2. Tracking errors of PD controller

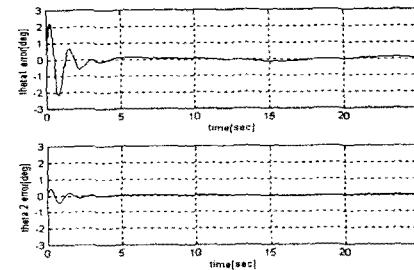


그림 3. 제안된 제어기의 궤적 오차
Fig. 3. Tracking errors of proposed controller

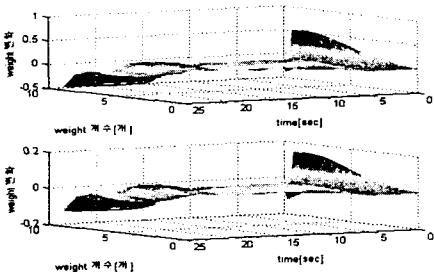


그림 4. 제안된 제어기의 가중치 변화
Fig. 4. Weights of proposed controller

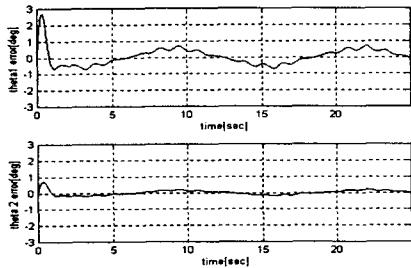


그림 5. 파라메터 변동 시 PD 제어기의 궤적 오차
Fig. 5. Tracking errors of PD controller under time varying parameter

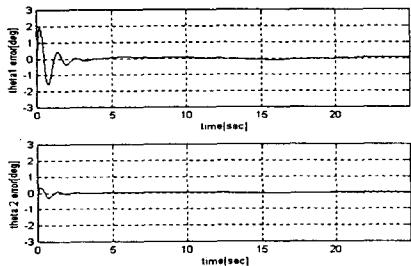


그림 6. 파라메터 변동 시 제안된 제어기의 궤적 오차
Fig. 6. Tracking errors of proposed controller under time varying parameter

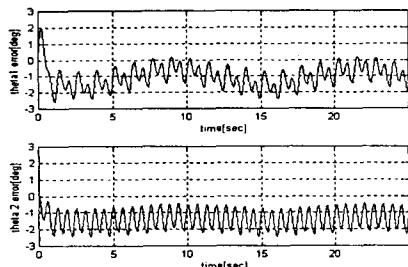


그림 7. 파라메터 변동과 외란 존재 시 PD 제어기의 궤적 오차
Fig. 7. Tracking errors of PD controller under time varying parameter and disturbance

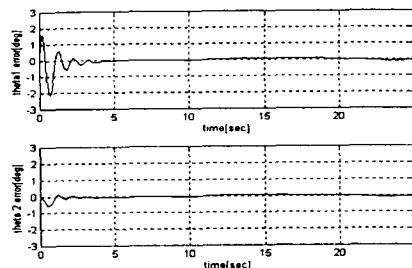


그림 8. 파라메터 변동과 외란 존재 시 제안된 제어기의 궤적 오차
Fig. 8. Tracking errors of proposed controller under time varying parameter and disturbance

5. 결 론

본 논문은 RBFN을 사용한 적응 제어 기법에 대해서 논하였다. 제어기는 feedforward 항 $\phi^T \hat{c}$ 와 간단한 PD 항 $K_d s$ 로 구성하였고, Lyapunov 안정도 이론에 근거하여 가중치 학습 규칙을 구하였다. 따라서 제어 시스템의 전역적 안정도와 궤적 추적 오차의 수렴을 보장하였다. 시뮬레이션 결과, 파라메터 변동이나 외란이 존재하는 경우 단순히 PD 제어기만을 사용했을 경우보다 제안한 제어기가 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

추후 좀더 비선형이 강한 시스템에도 적용하여 제안한 제어기의 성능을 검증하기 위해 연구를 계속 할 것이다.

〔参考 문헌〕

- [1] K.S.Fu, R.C.Gonzalez, C.S.G.Lee, *Robotics*, McGRAW-Hill International Editions, 1987
- [2] M.W.Spong, M.Vidyasagar, *Robot Dynamic and Control*, John Wiley & Sons, 1989
- [3] J.-J.E.Slotine, W. Li, *Applied Nonlinear Control*, Prentice Hall, 1991
- [4] J.-S.R.Jang, C.-T.Sun, E.Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice Hall, 1997
- [5] K.S.Narendra, K.Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, pp.4- 27, March 1990
- [6] M.A.Abido, Y.Abdel-Magid, "On-line Identification of Synchronous Machines Using Radial Basis Function Neural Networks," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 12, No. 4, Nov. 1997
- [7] A.S.Morris, S.Khemaisia, "A Neural Network Based Adaptive Robot Controller," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol. 15, pp.3-10, 1996
- [8] D.Y.Meddah, A.Benallegue, "A Stable Neuro-Adaptive Controller for Rigid Robot Manipulators," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol. 20, pp. 181-193, 1997
- [9] R.Carelli, E.F.Camacho, "A Neural Network Based Feedforward Adaptive Controller for Robots," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 25, No. 9, pp.1281-1288, Sep. 1995
- [10] M.Zhihong, H.R.Wu, M.Palaniswame, "An Adaptive Tracking Controller Using Neural Networks for a Class of Nonlinear Systems," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 9, No. 5, Sep. 1998