

RBFN을 이용한 로봇 매니퓰레이터의 적응제어 방법

An Adaptive Control Method of Robot Manipulators using RBFN

이민중*, 최영규**, 박진현***

* 부산대학교 전기공학과(Tel : 82-051-510-1445; Fax : 82-051-513-0212 ;
E-mail: mnjlee@hanmail.net)

** 부산대학교 전기전자컴퓨터공학부(Tel : 82-051-510-2371; Fax : 82-051-513-0212 ;
E-mail: ykicho@hyowon.pusan.ac.kr)

*** 진주산업대학교 자동화공학부(Tel : 82-055-751-3386; Fax : 82-055-751-3389 ;
E-mail: jh-park@chcc.chinju.ac.kr)

Abstract: In this paper, we propose an adaptive controller using RBFN(radial basis function network) for robot manipulators. The structure of the proposed controller consists of a RBFN and VSC-like control. RBFN is used in order to approximate unknown system, and VSC-like control to guarantee robustness. On the basis of the Lyapunov stability theorem, we guarantee the stability for the total system. And the learning law of RBFN is established by the Lyapunov method.

Finally, we apply the proposed controller to tracking control for a 2 link SCARA type robot manipulator.

Keywords : Radial Basis Function Network, Adaptive Control, Lyapunov Stability Theorem, Robustness

1. 서론

산업용 로봇은 비선형성이 강한 시스템으로 기존에 많이 사용되고 있는 일정이득 PID 제어기는 부하가 변동하는 경우나 외란이 존재할 때에 좋은 성능을 기대하기 어렵다. 그래서 부하변동이나 외란이 존재할 경우에도 만족스러운 성능을 얻기 위한 목적으로 적응 제어(adaptive control) 기법이 연구되고 있다[1,2]. 그러나 기존의 적응 제어는 로봇 매니퓰레이터의 regression 행렬 계산에 많은 시간이 소요된다. 위와 같은 문제점을 해결하기 위해서 최근에 지능 제어 기법을 이용하여 실시간 적응 제어기 설계에 관하여 많은 연구가 되고 있다 [3-8].

지능제어 기법의 한 종류인 신경회로망은 학습능력을 가지 고 있으므로 시스템 동조, identification-based (indirect) 제어기, 그리고 direct closed-loop 제어기로 많이 사용되고 있다. 최근에는 RBFN 구조가 다층 신경회로망에 비해 구조가 간단하고, 빠른 수렴성의 특징을 갖고 있기 때문에 시스템의 동조와 제어기로 많이 사용되고 있다.

본 논문에서는 RBFN의 장점을 이용하여 플랜트의 불확실성과 외란이 존재할 때 로봇 매니퓰레이터의 성능을 향상시키기 위해서 적응제어기를 설계하고자 한다. 본 논문에서 제안된 제어기의 구조는 유사가변구조 제어기와 RBFN 제어기를 병렬로 연결한 구조를 사용하였다. 그리고 외란과 RBFN의 모델링 오차가 존재하는 상황하에서 전체시스템의 안정도를 보장하였다. 또한 본 논문에서는 로봇 매니퓰레이터 제어 시스템의 안정도를 보장하면서 RBFN의 파라미터들을 실시간으로 학습시키기 위해서 Lyapunov 안정도 방법으로 학습규칙을 세웠다.

그리고 시뮬레이션을 통하여 제안된 제어기 성능의 우수성과 강인성을 확인하였다.

2. 로봇 매니퓰레이터

n 자유도 로봇 매니퓰레이터의 Euler-Lagrangian 동역학식은 다음과 같다.

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

여기서 $q \in R^n$ 은 일반화된 좌표축(각 링크의 위치)을 나타내고, $D(q) \in R^{n \times n}$ 은 대칭이고, 양의 한정인 관성 행렬이다.

그리고 벡터 $C(q,\dot{q})\dot{q} \in R^n$ 은 코리올리력과 원심력을 나타내고, $G(q) \in R^n$ 은 중력 성분을 나타낸다. 또한 $\tau_d (\leq b_d) \in R^n$ 과 $\tau \in R^n$ 은 각각 외란 토크와 각 링크에 인가되는 토크를 나타낸다. b_d 는 외란 토크의 upper bound를 나타낸다. 로봇 매니퓰레이터의 동역학은 다음과 같은 구조적인 성질을 가지고 있다.

성질 1 : 관성행렬 D 는 대칭(symmetric)이고, 양의 한정(positive definite)이다.

성질 2 : $\dot{D} - 2C$ 는 역 대칭이다. 그러므로 식(1)에서 $D(q)$ 와 $C(q,\dot{q})$ 의 관계는 다음을 만족한다.

$$x^T(\dot{D} - 2C)x = 0, \forall x \in R^n$$

성질 3 : 식(2)와 같이 로봇 매니퓰레이터의 파라미터들(질량 등)에 의존하는 벡터 $\theta \in R^r$ 이 존재한다.

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

여기서 $Y(q,\dot{q},\ddot{q}) \in R^{n \times r}$ 은 시간의 함수인 regressor이고, θ 는 파라미터 벡터이다.

3. 적응 제어기 설계

3.1 RBFN

RBFN은 Moody, Darken, Powell, Broomhead 와 Lowe 등이 제안하였으며, 다층 신경회로망에 비하여 빠른 수렴속도를 갖고 있으므로 비선형 함수의 근사에 많이 사용되고 있다. 또한 RBFN은 FIS(fuzzy inference system)과 구조적으로 3 가지의 비슷한 특징을 가지고 있다. 첫 번째 특징은 RBFN의 출력값은 퍼지의 Sugeno 방법과 비슷한 가중치 합과 가중치의 평균형태로 구할 수 있다. 두 번째 특징은 RBFN의 은닉층은 FIS의 if-then 규칙에 해당된다. 그리고 세 번째 특징은 radial basis function은 FIS의 멤버쉽 함수와 유사하다[9]. 그림 1은 RBFN의 구조를 나타낸다.

RBFN의 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며, 은닉층의 뉴우런 수는 제어기 설계자에 의해서 결정된다. 그리고 일반적