

제한된 입력 전압을 갖는 전기 구동 로봇 매니플레이터에 대한 분산 강인 적응 신경망 제어

Decentralized Robust Adaptive Neural Network Control for Electrically Driven Robot Manipulators with Bounded Input Voltages

신 진 호[†] · 김 원 호^{*}
Jin-Ho Shin and Won-Ho Kim

(Received September 22, 2015 ; Revised October 26, 2015 ; Accepted October 27, 2015)

Key Words : Robot Manipulator(로봇 매니플레이터), Bounded Input Voltage(제한된 입력 전압), Decentralized Control(분산 제어), Radial Basis Function Neural Network(방사형 기저 함수 신경망), Robust Adaptive Control(강인 적응 제어)

ABSTRACT

This paper proposes a decentralized robust adaptive neural network control scheme using multiple radial basis function neural networks for electrically driven robot manipulators with bounded input voltages in the presence of uncertainties. The proposed controller considers both robot link dynamics and actuator dynamics. Practically, the controller gain coefficients applied at each joint may be non-linear time-varying and the input voltage at each joint is saturated. The proposed robot controller overcomes the various uncertainties and the input voltage saturation problem. The proposed controller does not require any robot and actuator parameters. The adaptation laws of the proposed controller are derived by using the Lyapunov stability analysis and the stability of the closed-loop control system is guaranteed. The validity and robustness of the proposed control scheme are verified through simulation results.

1. 서 론

로봇 매니플레이터는 여러 로봇 응용 분야에서 많이 이용되고 있다. 다양하며 복잡한 작업을 수행하기 위해 다관절 로봇이 많이 이용되고 있다. 다관절 로봇 매니플레이터의 운동 방정식은 높은 비선형성과 링크 상호간의 결합된 동적 특성을 가지고 있다. 이러한 로봇을 제어하기 위해서는 상호 결합된 운동 특성을 한꺼번에 고려해 로봇을 제어할 수도

있으나, 링크간의 상호 연결된 동역학적 특성을 분리해 각 관절에 대한 추종 제어를 각각의 관절 값으로만 대체해 제어하는 방식을 많이 이용하고 있다. 이러한 방식을 독립 관절 제어(independent joint control) 또는 분산 제어(decentralized control)라고 부른다. 산업용 로봇에서는 이렇게 각 관절을 각각의 제어 입력으로 분산하여 제어하는 방식을 많이 이용하고 있다. 이러한 제어 방식은 각 관절 제어기를 통해 전체 링크간의 동적 결합을 보상시킬 수 있어 관절이 많더라도 편리하고 간편하게 제어를 구

[†] Corresponding Author ; Member, Dept. of Mechatronics Engineering, Dong-eui University
E-mail : jhshin7@deu.ac.kr
^{*} Dept. of Mechatronics Engineering, Dong-eui University

[‡] Recommended by Editor Il Kwon Oh

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

성할 수 있다^(1~5).

또한, 로봇 링크의 동역학만을 고려하여 제어하는 방법도 많이 있으나, 액추에이터(actuator)의 기전 동역학 방정식과 로봇 링크의 동역학을 결합하여 액추에이터 입력 전압을 제어 입력으로 고려하여 제어하는 방법이 보다 실제적이라고 볼 수 있다^(6~8).

그리고 물리적으로 그리고 전기적으로 액추에이터 입력 전압은 제한될 수 있으며, 제어 입력이 제어기 이득 계수의 변동으로 미지의 값으로 변형되어 로봇 제어 시스템의 성능을 저하시킬 수 있다. 이러한 실질적 영향을 제어기에서 보상시켜 성능을 개선하며 시스템의 안정도를 보장하여야 한다. 시스템에 적용된 제어 입력이 제한될 때 다양한 제어 기법이 제시되었다^(9~14). 기존에 제시된 제한된 입력을 가진 로봇 제어 기법은 제어 입력에서의 이득 계수 변형을 고려하지 않았다. 제어 명령은 액추에이터 및 드라이브 전자회로 동적 과열 등의 원인으로 인하여 로봇 액추에이터에 정확히 전달되지 않을지 모른다. 이러한 부분적 관절 고장은 로봇의 궤적 추종 성능을 저하시킬 수 있다⁽¹⁵⁾.

따라서, 입력 전압이 제한되며 제어 입력 계수의 변동과 불확실성이 있을 때, 액추에이터 동역학을 통합한 전기 구동 로봇 매니플레이터에 대한 분산 제어 방법을 제시하고 전체 로봇 제어 시스템의 안정도를 증명한 연구가 필요하다.

이 논문은 이러한 점들을 고려하여 로봇의 성능을 저하시킬 수 있는 모델 불확실성, 외란, 액추에이터 입력 전압 포화, 제어 입력 계수의 변형, 그리고 링크 상호 간의 동적 결합을 보상하는 분산 강인 적응 신경망 제어를 제안한다. 로봇 모델에서 나타나는 여러 개의 비선형 함수를 각각 방사형 기저 함수 신경망(radial basis function neural network, RBFNN)으로 근사화하여 제어기 설계에 이용한다.

이 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 전기 구동 다관절 로봇 매니플레이터의 모델을 보인다. 3장에서는 입력 전압 제한을 고려한 분산 강인 적응 신경망 제어 기법이 제안되며, 4장에서는 제어 시스템의 안정도가 증명된다. 5장에서는 제안된 제어기의 검증에 대한 시뮬레이션 결과가 주어지며, 6장에서 결론을 맺는다.

2. 전기 구동 로봇 매니플레이터의 모델

일반적인 n 개의 관절을 가지는 로봇 매니플레이터의 비선형 운동 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) + F_v(\dot{q}) = \tau + d(t) \tag{1}$$

여기서 $q \in \mathbb{R}^n$, $\dot{q} \in \mathbb{R}^n$, $\ddot{q} \in \mathbb{R}^n$ 는 각각 로봇의 관절 위치, 속도, 가속도 벡터를 나타내며, $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 는 대칭 양한정 관성 행렬이며, $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^n$ 는 코리올리력 및 원심력 벡터, $G(q) \in \mathbb{R}^n$ 는 중력 벡터, $F_v(\dot{q}) \in \mathbb{R}^n$ 는 마찰력 벡터, $\tau \in \mathbb{R}^n$ 는 입력 토크 벡터, $d(t) \in \mathbb{R}^n$ 는 외란 벡터를 나타낸다.

독립적으로 관절을 제어하기 위한 분산 제어 방식을 이용하고자 식(1)을 다음과 같이 변환하여 쓸 수 있다.

$$M_{ii}(q)\ddot{q}_i + \left(\sum_{j=1, j \neq i}^n M_{ij}(q)\ddot{q}_j + C_i(q, \dot{q}) + G_i(q) + F_{vi}(\dot{q}) \right) = M_{ii}(q)\ddot{q}_i + F_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \tau_i + d_i(t), \quad i=1, 2, \dots, n \tag{2}$$

여기서, $M_{ii}(q)$ 는 $M(q)$ 의 스칼라 대각 원소이며, $M_{ij}(q)$ 는 $M_{ii}(q)$ 를 제외한 $M(q)$ 의 스칼라 원소이다. 또한 $C_i(q, \dot{q})$, $G_i(q)$, $F_{vi}(\dot{q})$, τ_i , $d_i(t)$ 는 각각 $C(q, \dot{q})$, $G(q)$, $F_v(\dot{q})$, τ , $d(t)$ 의 i -번째 스칼라 원소를 나타낸다. 또한 $\sum_{j=1, j \neq i}^n M_{ij}(q)\ddot{q}_j + C_i(q, \dot{q}) + G_i(q) + F_{vi}(\dot{q}) = F_i(q, \dot{q}, \ddot{q})$ 이라 놓았다.

위 식(1)은 로봇 몸체의 토크 동역학 방정식이다. 실제로는 액추에이터 또는 전기 모터가 각 관절에 장착되어 구동되므로 액추에이터의 전압과 전류를 고려한 액추에이터 동역학 방정식을 추가한다. 다음과 같은 액추에이터 동역학이 일반적으로 많이 이용된다.

$$J_m \ddot{\theta}_m + B_m \dot{\theta}_m + \tau_{md} + N^{-1}\tau = \tau_m = K_T I_a \tag{3}$$

$$L_a \dot{I}_a + R_a I_a + K_b \dot{\theta}_m + U_d = U \tag{4}$$

여기서 τ_m 는 모터 토크, K_T 는 모터의 토크 상수, I_a 는 모터 전기 회로에 흐르는 전류, J_m 은 모터의 관성 모멘트, B_m 은 모터의 마찰 및 감쇠 계수, τ_{md} 는 미지의 모터 토크 외란, N 는 기어비, L_a 는 인덕턴스, R_a 는 전기 저항, K_b 는 역기전력 상수, $\dot{\theta}_m$ 는 모터의 각속도, $\ddot{\theta}_m$ 는 모터의 각가속도, U_d 는 미지의 전압 외란, U 는 액추에이터 입력 전압이다.

위의 모든 액추에이터 파라미터 행렬 K_T , J_m , B_m , N , L_a , R_a , K_b 는 양의 상수 대각 행렬로서 모두 미리 정확히 알려지지 않는다.

액추에이터 모터의 각속도와 로봇 관절의 속도와 관계를 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\dot{\theta}_m = N\dot{q} \tag{5}$$

앞에서 얻어진 액추에이터 동역학 관계식 (3)~(4)를 로봇의 동역학 (2)에 대입하면 액추에이터 동역학을 포함한 전기 구동 로봇의 동역학 모델을 구할 수 있다.

결론적으로 로봇 몸체의 동역학 및 액추에이터 동역학을 포함한 전기 구동 로봇 매니플레이터의 전체 동역학 모델은 다음과 같이 i -번째 관절에 대한 스칼라 방정식으로 쓸 수 있다.

$$\bar{M}_{ii}(q)\ddot{q}_i + \bar{F}_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \bar{\tau}_{mdi} - \bar{D}_i = I_{ai} \tag{6}$$

$$L_{ai}\dot{I}_{ai} + R_{ai}I_{ai} + K_{bi}N_i\dot{q}_i + U_{di} = U_i = sat(K_{ai}(t)U_{Ci}) \tag{7}$$

$i = 1, 2, \dots, n$

여기서 $\bar{M}_{ii} = \frac{M_{ii} + J_{mi}N_i^2}{N_iK_{Ti}} > 0$, $\bar{\tau}_{mdi} = \frac{\tau_{mdi}}{K_{Ti}}$,

$$\bar{F}_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) = \frac{F_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) + B_{mi}N_i^2\dot{q}_i}{N_iK_{Ti}}, \quad \bar{D}_i = \frac{d_i}{N_iK_{Ti}}.$$

보통 로봇을 비롯한 물리적 시스템은 입력이 제한되어 있다. 로봇의 각 관절에 장착된 액추에이터에 입력되는 전압은 다음과 같이 제한되어 있다.

$$U_i = sat(K_{ai}(t)U_{Ci}) \tag{8}$$

이 때, U_{Ci} 는 i -번째 관절의 제어 입력, t 는 시간을 나타내며, $K_{ai}(t)$ 는 i -번째 관절에 있는 액추에이터 및 시스템의 성능 저하를 가져올 수 있는 제어기 이득 계수이며, 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$K_{ai}(t) = \bar{K}_{ai} + \Delta K_{ai}(t) \tag{9}$$

여기서 $\bar{K}_{ai} \neq 0$ 는 알려진 공칭 상수이며, $\Delta K_{ai}(t)$ 는 미지의 시변 함수이다. $\bar{K}_{ai} = 1$, $\Delta K_{ai}(t) = 0$ 인 상태가 제어 입력의 변형이 없는 상태가 된다.

함수 $sat(\cdot)$ 는 다음과 같은 포화 함수를 나타낸다.

$$sat(K_{ai}(t)U_{Ci}) = \begin{cases} U_{i,max} & \text{if } K_{ai}(t)U_{Ci} \geq U_{i,max} \\ U_i & \text{if } K_{ai}(t)U_{Ci} > U_{i,min} \\ & \text{and } K_{ai}(t)U_{Ci} < U_{i,max} \\ U_{i,min} & \text{if } K_{ai}(t)U_{Ci} \leq U_{i,min} \end{cases} \tag{10}$$

액추에이터 입력 전압을 다음과 같이 놓을 수 있다.

$$U_i = sat(K_{ai}(t)U_{Ci}) = K_{ai}(t)U_{Ci} + \Delta U_i \tag{11}$$

여기서 ΔU_i 는 i -번째 관절의 실제 입력 전압과 포화된 전압과의 차이를 나타낸다.

성질 1: 양수 $\bar{M}_{ii}(q)$ 는 미지의 양의 상수 $\bar{M}_{ii,max}$ 에 의해 상한 경계된다. : $0 < \bar{M}_{ii}(q) \leq \bar{M}_{ii,max}$.

성질 2: $i \neq j$, $M_{ij}(q)$ 는 미지의 양의 상수 $M_{ij,max}$ 에 의해 상한 경계된다. : $|M_{ij}(q)| \leq M_{ij,max}$.

가정 1: 다음과 같이 모든 외란의 노음은 미지의 양의 상수 $\bar{\tau}_{m, dimax}$, $\bar{D}_{i,max}$, $U_{di,max}$ 에 의해 상한 경계된다. : $|\bar{\tau}_{mdi}| \leq \bar{\tau}_{m, dimax}$, $|\bar{D}_i| \leq \bar{D}_{i,max}$, $|U_{di}| \leq U_{di,max}$.

가정 2: 미지의 액추에이터 입력 계수의 변동 $\Delta K_{ai}(t)$ 는 미지의 양의 상수 $K_{ai,max}$ 에 의해 상한 경계된다. : $|\Delta K_{ai}(t)| \leq K_{ai,max}$.

3. 분산 강인 적응 신경망 제어기의 설계

로봇의 각 관절의 오차 E_i 를 다음과 같이 놓는다.

$$E_i = q_{di} - q_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{12}$$

여기서 $q_d \in \mathfrak{R}^n$, $\dot{q}_d \in \mathfrak{R}^n$, $\ddot{q}_d \in \mathfrak{R}^n$ 는 각각 관절의 목표 각도, 목표 각속도, 목표 각가속도이며, q_{di} , \dot{q}_{di} , \ddot{q}_{di} 는 각각 i -번째 관절의 목표 각도, 목표 각속도, 목표 각가속도이다.

이 때, 제어기 구성을 더 쉽게 하기 위해 증가된

각 관절의 오차 S_i 를 다음과 같이 놓자.

$$S_i = \dot{E}_i + \lambda_i E_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{13}$$

여기서 $\lambda_i > 0$ 는 상수 이득이다.

위 식을 미분하면,

$$\dot{S}_i = \ddot{E}_i + \lambda_i \dot{E}_i = \ddot{q}_{di} - \ddot{q}_i + \lambda_i \dot{E}_i \tag{14}$$

위 식에 로봇 운동 방정식 (6)을 대입하여 정리하면,

$$\begin{aligned} \bar{M}_{ii}(q)\dot{S}_i &= \bar{M}_{ii}(q)\ddot{q}_{di} - I_{ai} + \bar{F}_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \bar{\tau}_{mdi} - \bar{D}_i \\ &\quad + \bar{M}_{ii}(q)\lambda_i \dot{E}_i \\ &= \bar{M}_{ii}(q)\ddot{q}_{di} + \bar{F}_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \bar{\tau}_{mdi} - \bar{D}_i \\ &\quad + \bar{M}_{ii}(q)\lambda_i \dot{E}_i - I_{ai} + E_{ii} \end{aligned} \tag{15}$$

전류 추종 오차 E_{ii} 는 다음과 같이 정의된다.

$$E_{ii} = I_{di} - I_{ai} \tag{16}$$

여기서 I_{di} 는 i -번째 관절 액추에이터의 보조 전류 제어 입력이며, 이것은 나중에 설계된다.

전류 추종 오차 E_{ii} 에 대한 오차 동적 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} L_{ai}\dot{E}_{ii} &= -R_{ai}E_{ii} + L_{ai}\dot{I}_{di} + R_{ai}I_{di} + K_{bi}N_i\dot{q}_i + U_{di} - U_i \\ &= -R_{ai}E_{ii} + L_{ai}\dot{I}_{di} + R_{ai}I_{di} + K_{bi}N_i\dot{q}_i + U_{di} \\ &\quad - \bar{K}_{ai}U_{Ci} - \Delta\bar{K}_{ai}U_{Ci} - \Delta U_i \end{aligned} \tag{17}$$

로봇 제어 시스템의 안정도에 기반한 분산 강인 적응 신경망 제어를 제안하기 위해 다음과 같은 i -번째 관절의 리아푸노프 함수 후보를 고려해보자.

$$V_{ii} = \frac{1}{2}\bar{M}_{ii}(q)S_i^2 + \frac{1}{2}L_{ai}E_{ii}^2 \tag{18}$$

식(18)을 시간에 대해 미분하여 식(15)와 식(17)을 대입하면,

$$\begin{aligned} \dot{V}_{ii} &= \bar{M}_{ii}(q)S_i\dot{S}_i + \frac{1}{2}\dot{\bar{M}}_{ii}(q)S_i^2 + L_{ai}E_{ii}\dot{E}_{ii} \\ &= S_i(\xi_{Si} - I_{di}) + S_i(\bar{\tau}_{mdi} - \bar{D}_i) + S_iE_{ii} - R_{ai}E_{ii}^2 \\ &\quad + E_{ii}(\xi_{ii} - \bar{K}_{ai}U_{Ci}) + E_{ii}(\Delta K_{ai}(t)U_{Ci} - \Delta U_i) \\ &\quad + E_{ii}U_{di} \end{aligned} \tag{19}$$

$$\text{여기서, } \xi_{Si} = \bar{M}_{ii}(q)\ddot{q}_{di} + \bar{F}_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \frac{1}{2}\dot{\bar{M}}_{ii}(q)S_i,$$

$$\xi_{ii} = L_{ai}\dot{I}_{di} + R_{ai}I_{di} + K_{bi}N_i\dot{q}_i.$$

위의 비선형 함수 ξ_{Si} 와 ξ_{ii} 는 다음의 신경회로망 RBFNN을 사용하여 근사화될 수 있다.

$$\xi_{Si} \cong W_{Si}^T \Phi_{Si}(x_{Si}) + \varepsilon_{Si}, \quad W_{Si} \in \mathfrak{R}^{N_{Si}}, \tag{20}$$

$$\Phi_{Si}(x_{Si}) = \exp\left(-\frac{\|x_{Si} - c_{Si}\|^2}{2\sigma_{Si}^2}\right) \in \mathfrak{R}^{N_{Si}}, \tag{21}$$

$$\xi_{ii} \cong W_{ii}^T \Phi_{ii}(x_{ii}) + \varepsilon_{ii}, \quad W_{ii} \in \mathfrak{R}^{N_{ii}}, \tag{22}$$

$$\Phi_{ii}(x_{ii}) = \exp\left(-\frac{\|x_{ii} - c_{ii}\|^2}{2\sigma_{ii}^2}\right) \in \mathfrak{R}^{N_{ii}}, \tag{23}$$

$$\Delta U_i \cong W_{Ui}^T \Phi_{Ui}(x_{Ui}) + \varepsilon_{Ui}, \quad W_{Ui} \in \mathfrak{R}^{N_{Ui}}, \tag{24}$$

$$\Phi_{Ui}(x_{Ui}) = \exp\left(-\frac{\|x_{Ui} - c_{Ui}\|^2}{2\sigma_{Ui}^2}\right) \in \mathfrak{R}^{N_{Ui}}, \tag{25}$$

여기서 $\Phi_{Si}(x_{Si}), \Phi_{ii}(x_{ii}), \Phi_{Ui}(x_{Ui})$ 는 각각 방사형 기저 함수(radial basis function)이며, 일반적인 가우시안 함수(gaussian function)를 이용한다. $\|\cdot\|$ 는 벡터 노름(vector norm)을 나타내며, N_{Si}, N_{ii}, N_{Ui} 는 각각 $\xi_{Si}, \xi_{ii}, \Delta U_i$ 의 방사형 기저 함수의 개수, c_{Si}, c_{ii}, c_{Ui} 는 각각 N_{Si}, N_{ii}, N_{Ui} 개의 가우시안 함수의 중심이며, $\sigma_{Si}, \sigma_{ii}, \sigma_{Ui}$ 는 각각 N_{Si}, N_{ii}, N_{Ui} 개의 가우시안 함수의 폭을 나타낸다. 또한, $x_{Si} = (\ddot{q}_{di} \ q_i \ \dot{q}_i \ S_i \ I_{ai})^T \in \mathfrak{R}^5$, $x_{ii} = (\dot{I}_{di} \ I_{di} \ \dot{q}_i)^T \in \mathfrak{R}^3$, $x_{Ui} = (U_i \ U_{Ci})^T \in \mathfrak{R}^2$ 는 각 RBFNN의 입력 변수, W_{Si}, W_{ii}, W_{Ui} 는 각 비선형 함수를 근사하기 위해 결정되는 미지의 목표 파라미터 벡터들, 그리고 $\varepsilon_{Si}, \varepsilon_{ii}, \varepsilon_{Ui}$ 는 근사화 오차 벡터들이다.

정리 1: 다음의 분산 제어 법칙과 적응 법칙 (26)~(33)이 전기 구동 로봇 매니퓰레이터 (6)~(7)에 적용된다면, i -번째 관절 추종 오차 S_i, E_i, \dot{E}_i 전류 오차 E_{ii} 는 UUB(uniformly ultimately boundedness) 안정도^(16,17)가 보장된다.

$$U_{Ci} = \frac{1}{K_{ai}}(S_i + K_{ii}E_{ii} + \hat{\xi}_{ii} - \hat{\xi}_{ii} + U_{ri}), \tag{26}$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

$$\hat{\xi}_h = \hat{W}_h^T \Phi_h, \quad \hat{\xi}_{U_i} = \hat{W}_{U_i}^T \Phi_{U_i}, \quad U_{ri} = \hat{\Theta}_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{E_h}{|E_h| + \delta_{U_i}}, \quad (27)$$

$$\dot{W}_h = \Gamma_h \Phi_h E_h \in \mathfrak{R}^{N_h}, \quad \dot{W}_{U_i} = -\Gamma_{U_i} \Phi_{U_i} E_h \in \mathfrak{R}^{N_{U_i}}, \quad (28)$$

$$\dot{\Theta}_{U_i} = \Gamma_{\Theta_{U_i}} \left(\Psi_{U_i} \frac{E_h^2}{|E_h| + \delta_{U_i}} - \gamma_{U_i} |E_h| \hat{\Theta}_{U_i} \right) \in \mathfrak{R}^2, \quad (29)$$

$$\Psi_{U_i} = (1 \quad |U_{Ci}|)^T \in \mathfrak{R}^2,$$

$$I_{di} = K_{Si} S_i + \hat{\xi}_{Si} + I_{ri}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (30)$$

$$\hat{\xi}_{Si} = \hat{W}_{Si}^T \Phi_{Si}, \quad I_{ri} = \hat{\Theta}_h^T \Psi_h \frac{S_i}{|S_i| + \delta_h}, \quad (31)$$

$$\dot{W}_{Si} = \Gamma_{Si} \Phi_{Si} S_i \in \mathfrak{R}^{N_{Si}}, \quad (32)$$

$$\dot{\Theta}_h = \Gamma_{\Theta_h} \left(\Psi_h \frac{S_i^2}{|S_i| + \delta_h} - \gamma_h |S_i| \hat{\Theta}_h \right) \in \mathfrak{R}, \quad (33)$$

$$\Psi_h = 1$$

여기서 K_{Si} 와 K_{hi} 는 양의 이득 상수 행렬이며, $\Gamma_h \in \mathfrak{R}^{N_h \times N_h}$, $\Gamma_{U_i} \in \mathfrak{R}^{N_{U_i} \times N_{U_i}}$, $\Gamma_{Si} \in \mathfrak{R}^{N_{Si} \times N_{Si}}$, $\Gamma_{\Theta_{U_i}} \in \mathfrak{R}^{2 \times 2}$, $\gamma_{U_i} \in \mathfrak{R}^{2 \times 2}$ 는 양의 적응 이득 행렬이며, Γ_{Θ_h} 와 γ_h 는 양의 적응 이득 상수, δ_{U_i} 와 δ_h 는 제어 입력의 떨림(chattering) 현상을 완화하기 위한 양의 작은 상수로 정의된다. 그리고 파라미터 추정 벡터 $\hat{\Theta}_h(t)$ 과 $\hat{\Theta}_{U_i}(t)$ 의 초깃값은 $\hat{\Theta}_h(0) \geq 0$ 과 $\hat{\Theta}_{U_i}(0) \geq 0$ 인 값으로 설정한다.

정리 1은 i -번째 로봇 관절의 제어 입력은 타 관절과 분리하여 i -번째 오차만을 이용해 구해지며, i -번째 관절 추종 오차의 안정도를 각각 보장한 것이다.

정리 2: 위의 정리 1에서 제안한 로봇의 각 관절에 대한 분산 제어 법칙과 적응 법칙 (26)~(33)이 n -링크 전기 구동 로봇 매니퓰레이터에 적용된다면, 이 전체 로봇 시스템의 모든 관절에 대한 추종 오차 벡터 $S \in \mathfrak{R}^n$, $E \in \mathfrak{R}^n$, $\dot{E} \in \mathfrak{R}^n$ 과 전류 오차 $E_i \in \mathfrak{R}^n$ 는 UUB 안정도가 보장된다.

다음 장의 리아푸노프 안정도 해석을 통해 정리 1에서 제안한 제어 법칙과 적응 법칙이 도출되며, 정리 1과 정리 2가 증명된다.

4. 안정도 증명

먼저 정리 1을 증명하기 위해 i -번째 로봇 관절에 대한 다음과 같은 리아푸노프 함수 후보를 추가해보자.

$$V_{i2} = \frac{1}{2} \tilde{W}_{Si}^T \Gamma_{Si}^{-1} \tilde{W}_{Si} + \frac{1}{2} \tilde{W}_h^T \Gamma_h^{-1} \tilde{W}_h + \frac{1}{2} \tilde{W}_{U_i}^T \Gamma_{U_i}^{-1} \tilde{W}_{U_i} \quad (34)$$

$$V_{i3} = \frac{1}{2} \tilde{\Theta}_h^T \Gamma_{\Theta_h}^{-1} \tilde{\Theta}_h + \frac{1}{2} \tilde{\Theta}_{U_i}^T \Gamma_{\Theta_{U_i}}^{-1} \tilde{\Theta}_{U_i} \quad (35)$$

식 (18), (34), (35)를 모두 통합하면, 다음과 같은 i -번째 로봇 관절 제어기에 대한 리아푸노프 함수 후보를 생각한다.

$$V_i = V_{i1} + V_{i2} + V_{i3} = \frac{1}{2} z_i^T P_i z_i \leq \frac{1}{2} \lambda_{r\max}(P_i) \|z_i\|^2 \quad (36)$$

여기서 $N_{RBFNN} = N_{Si} + N_{hi} + N_{U_i}$,

$$z_i = (S_i \quad E_h \quad \tilde{W}_{Si}^T \quad \tilde{W}_h^T \quad \tilde{W}_{U_i}^T \quad \tilde{\Theta}_h \quad \tilde{\Theta}_{U_i})^T \in \mathfrak{R}^{5+N_{RBFNN}},$$

$P_i = \text{diag}(\bar{M}_h(q), L_{ai}, \Gamma_{Si}^{-1}, \Gamma_h^{-1}, \Gamma_{U_i}^{-1}, \Gamma_{\Theta_h}^{-1}, \Gamma_{\Theta_{U_i}}^{-1})$, $\text{diag}(\cdot)$ 은 대각 정방 행렬을 나타내며, $\lambda_{r\max}(P_i)$ 는 행렬 P_i 의 최대 고윳값을 나타낸다.

위에서 제안한 리아푸노프 함수를 미분하고, 제안된 분산 제어기 (26)~(33)을 대입하여 정리하면,

$$\begin{aligned} \dot{V}_i &= -K_{Si} S_i^2 - (R_{ai} + K_{hi}) E_h^2 - \tilde{W}_{Si}^T \Phi_{Si} S_i \\ &\quad - S_i (I_{ri} - \bar{\tau}_{mdi} + \bar{D}_i - \varepsilon_{Si}) - \tilde{W}_h^T \Phi_h E_h \\ &\quad - E_h (U_{ri} + \Delta K_{ai}(t) U_{Ci} + \Delta U - U_{di} - \varepsilon_{Si}) \\ &\quad + \tilde{W}_{Si}^T \Gamma_{Si}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{Si} + \tilde{W}_h^T \Gamma_h^{-1} \dot{\tilde{W}}_h + \tilde{W}_{U_i}^T \Gamma_{U_i}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{U_i} \\ &\quad + \tilde{\Theta}_h^T \Gamma_{\Theta_h}^{-1} \dot{\tilde{\Theta}}_h + \tilde{\Theta}_{U_i}^T \Gamma_{\Theta_{U_i}}^{-1} \dot{\tilde{\Theta}}_{U_i} \end{aligned} \quad (37)$$

위 식을 가정 1과 가정 2를 참조하여 정리하면,

$$\begin{aligned} \dot{V}_i &\leq -K_{Si} S_i^2 - (R_{ai} + K_{hi}) E_h^2 \\ &\quad - \hat{\Theta}_h^T \Psi_h \frac{S_i}{|S_i| + \delta_h} + \Theta_h \Psi_h |S_i| + \tilde{W}_{U_i}^T \Phi_{U_i} E_{U_i} \\ &\quad - \hat{\Theta}_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{S_i}{|S_i| + \delta_{U_i}} + |E_h| (\Theta_{U_i} + K_{ai\max} |U_{Ci}|) \\ &\quad + \tilde{W}_{U_i}^T \Gamma_{U_i}^{-1} \dot{\tilde{W}}_{U_i} + \tilde{\Theta}_h^T \Gamma_{\Theta_h}^{-1} \dot{\tilde{\Theta}}_h + \tilde{\Theta}_{U_i}^T \Gamma_{\Theta_{U_i}}^{-1} \dot{\tilde{\Theta}}_{U_i} \end{aligned} \quad (38)$$

여기서, 적응 법칙 (28)~(29), (32)~(33)을 대입하면,

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -K_{S_i} S_i^2 - (R_{a_i} + K_{h_i}) E_{h_i}^2 \\ & - \hat{\Theta}_{h_i}^T \Psi_{h_i} \frac{S_i^2}{|S_i| + \delta_{h_i}} + \Theta_{h_i}^T \Psi_{h_i} \frac{|S_i| (|S_i| + \delta_{h_i})}{|S_i| + \delta_{h_i}} \\ & - \hat{\Theta}_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{E_{h_i}^2}{|E_{h_i}| + \delta_{U_i}} + \Theta_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{|E_{h_i}| (|E_{h_i}| + \delta_{U_i})}{|E_{h_i}| + \delta_{U_i}} \\ & + \tilde{\Theta}_{h_i}^T \left(\Psi_{h_i} \frac{S_i^2}{|S_i| + \delta_{h_i}} - \gamma_{h_i} |S_i| \hat{\Theta}_{h_i} \right) \\ & + \tilde{\Theta}_{U_i}^T \left(\Psi_{U_i} \frac{E_{h_i}^2}{|E_{h_i}| + \delta_{U_i}} - \gamma_{U_i} |E_{h_i}| \hat{\Theta}_{U_i} \right) \end{aligned} \quad (39)$$

위 식을 다시 정리하면,

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -K_{S_i} S_i^2 - (R_{a_i} + K_{h_i}) E_{h_i}^2 \\ & + \Theta_{h_i}^T \Psi_{h_i} \frac{|S_i| \delta_{h_i}}{|S_i| + \delta_{h_i}} + \Theta_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{|E_{h_i}| \delta_{U_i}}{|E_{h_i}| + \delta_{U_i}} \\ & - |S_i| \tilde{\Theta}_{h_i}^T \gamma_{h_i} \hat{\Theta}_{h_i} - |E_{h_i}| \tilde{\Theta}_{U_i}^T \gamma_{U_i} \hat{\Theta}_{U_i} \end{aligned} \quad (40)$$

여기서, $-\tilde{\Theta}_{h_i}^T \gamma_{h_i} \hat{\Theta}_{h_i} \leq \frac{1}{2} (\Theta_{h_i}^T \gamma_{h_i} \Theta_{h_i} - \tilde{\Theta}_{h_i}^T \gamma_{h_i} \tilde{\Theta}_{h_i})$, $-\tilde{\Theta}_{U_i}^T \gamma_{U_i} \hat{\Theta}_{U_i} \leq \frac{1}{2} (\Theta_{U_i}^T \gamma_{U_i} \Theta_{U_i} - \tilde{\Theta}_{U_i}^T \gamma_{U_i} \tilde{\Theta}_{U_i})$ 이 성립한다는 것을 쉽게 알 수 있다. 이 관계식을 이용해 위 식 (40)을 정리하여 쓰면,

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -K_{S_i} S_i^2 - (R_{a_i} + K_{h_i}) E_{h_i}^2 \\ & - \frac{1}{2} |S_i| \tilde{\Theta}_{h_i}^T \gamma_{h_i} \tilde{\Theta}_{h_i} - \frac{1}{2} |E_{h_i}| \tilde{\Theta}_{U_i}^T \gamma_{U_i} \tilde{\Theta}_{U_i} \\ & + \frac{1}{2} |S_i| \Theta_{h_i}^T \gamma_{h_i} \Theta_{h_i} + \frac{1}{2} |E_{h_i}| \Theta_{U_i}^T \gamma_{U_i} \Theta_{U_i} \\ & + \Theta_{h_i}^T \Psi_{h_i} \frac{|S_i| \delta_{h_i}}{|S_i| + \delta_{h_i}} \\ & + \Theta_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{|E_{h_i}| \delta_{U_i}}{|E_{h_i}| + \delta_{U_i}} \end{aligned} \quad (41)$$

위 식을 다시 정리하면 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_i \leq & -K_{S_i} S_i^2 - (R_{a_i} + K_{h_i}) E_{h_i}^2 - \frac{1}{2} \tilde{W}_{S_i}^T \Gamma_{S_i}^{-1} \tilde{W}_{S_i} \\ & - \frac{1}{2} \tilde{W}_{h_i}^T \Gamma_{h_i}^{-1} \tilde{W}_{h_i} - \frac{1}{2} \tilde{W}_{U_i}^T \Gamma_{U_i}^{-1} \tilde{W}_{U_i} - \frac{1}{2} |S_i| \tilde{\Theta}_{h_i}^T \gamma_{h_i} \tilde{\Theta}_{h_i} \\ & - \frac{1}{2} |E_{h_i}| \tilde{\Theta}_{U_i}^T \gamma_{U_i} \tilde{\Theta}_{U_i} + \eta_i \end{aligned} \quad (42)$$

여기서

$$\begin{aligned} \eta_i = & \frac{1}{2} \tilde{W}_{S_i}^T \Gamma_{S_i}^{-1} \tilde{W}_{S_i} + \frac{1}{2} \tilde{W}_{h_i}^T \Gamma_{h_i}^{-1} \tilde{W}_{h_i} + \frac{1}{2} \tilde{W}_{U_i}^T \Gamma_{U_i}^{-1} \tilde{W}_{U_i} \\ & + \frac{1}{2} |S_i| \Theta_{h_i}^T \gamma_{h_i} \Theta_{h_i} + \frac{1}{2} |E_{h_i}| \Theta_{U_i}^T \gamma_{U_i} \Theta_{U_i} \\ & + \Theta_{h_i}^T \Psi_{h_i} \frac{|S_i| \delta_{h_i}}{|S_i| + \delta_{h_i}} + \Theta_{U_i}^T \Psi_{U_i} \frac{|E_{h_i}| \delta_{U_i}}{|E_{h_i}| + \delta_{U_i}}. \end{aligned} \quad (43)$$

위 식 (42)을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V}_i \leq -\frac{1}{2} z_i^T Q_i z_i + \eta_i \leq -\frac{1}{2} \lambda_{i, \min}(Q_i) \|z_i\|^2 + \eta_i \quad (44)$$

여기서 $Q_i = \text{diag}(2K_{S_i}, 2(R_{a_i} + K_{h_i}), \Gamma_{S_i}^{-1}, \Gamma_{h_i}^{-1}, \Gamma_{U_i}^{-1}, |S_i| \gamma_{h_i}, |E_{h_i}| \gamma_{U_i})$.

위 식 (44)를 식 (36)을 이용해 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V}_i \leq -\mu_i V_i + \eta_i \quad (45)$$

여기서 $\mu_i = \frac{\lambda_{i, \min}(Q_i)}{\lambda_{i, \max}(P_i)} > 0$, $\lambda_{i, \min}(Q_i)$ 는 행렬 Q_i 의 최소 고유값을 나타낸다. 식 (45)로부터 다음을 알 수 있다.

$$V_i(z_i(t)) \leq \frac{\eta_i}{\mu_i} + \left[V_i(z_i(0)) - \frac{\eta_i}{\mu_i} \right] \exp(-\mu_i t) \quad (46)$$

여기서 $\exp(\cdot)$ 는 지수함수를 뜻한다.

위 식 (46)로부터 리아푸노프 함수는 상한 경계되며, 식 (44)에서 $\Sigma_{z_i} = \left\{ z_i(t) \mid 0 \leq \|z_i(t)\| \leq \sqrt{\frac{2\eta_i}{\lambda_{i, \min}(Q_i)}} \right\}$

의 밖에서는 항상 $\dot{V}_i < 0$ 가 된다. 따라서 집합 Σ_{z_i} 의 밖에 있을 때마다 오차 $\|z_i(t)\|$ 는 항상 감소하며, $\|z_i(t)\|$ 는 집합 Σ_{z_i} 내에 존재한다. 따라서 i -번째 로봇 관절의 각각의 오차 벡터는 UUB되며, i -번째 로봇 관절의 증가 추종 오차 S_i , 각도 추종 오차 E_i , 각속도 추종 오차 \dot{E}_i 는 모두 UUB된다는 것을 알 수 있다.

정리 1에서는 i -번째 각각의 로봇 관절에 대해 제안한 제어기의 안정도를 증명하였다. 모든 n 개의 관절을 포함하는 전체 로봇 제어 시스템의 안정도는 정리 2에서 제시된다. 이것을 증명하기 위해 i -번째 관절에 대한 리아푸노프 함수 (36)을 모든 관절에

대해 통합해 다음과 같은 전체 로봇 시스템에 대한 리아푸노프 함수를 통해 쉽게 증명될 수 있다.

$$V = \sum_{i=1}^n (V_i) = \frac{1}{2} z^T P z \leq \frac{1}{2} \lambda_{\max}(P) \|z\|^2 \quad (47)$$

여기서 $z = (z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n)^T \in \mathfrak{R}^{(5+N_{RBFNN})n}$, 대각 양한정 행렬 $P = \text{diag}(P_1, P_2, \dots, P_n)$ 이다. $\lambda_{i \max}(\cdot)$ 는 행렬의 최대 고윳값을 나타낸다.

이 때, 위의 각 관절에 대한 안정도 증명을 참조하여 위의 식 (47)을 미분하여 정리하면, 식 (44)에서 보인 것처럼 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} z^T Q z + \eta \leq -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|z\|^2 + \eta \quad (48)$$

여기서 대각 양한정 행렬 $Q = \text{diag}(Q_1, Q_2, \dots, Q_n)$ 이다. 위 식은 식 (47)을 이용해 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V} \leq -\mu V + \eta \quad (49)$$

여기서 $\mu = \frac{\lambda_{\min}(Q)}{\lambda_{\max}(P)} > 0$, $\eta = \sum_{i=1}^n \eta_i$. 위와 마찬가지로 식 (49)로부터 리아푸노프 함수는 다음과 같이 상한 경계됨을 알 수 있다.

$$V(z(t)) \leq \frac{\eta}{\mu} + \left[V(z(0)) - \frac{\eta}{\mu} \right] \exp(-\mu t) \quad (50)$$

식 (48)로부터 $\Sigma_z = \left\{ z(t) \mid 0 \leq \|z(t)\| \leq \sqrt{\frac{2\eta}{\lambda_{\min}(Q)}} \right\}$ 의 밖에서는 항상 $\dot{V} < 0$ 가 된다. 집합 Σ_z 의 밖에 있을 때마다 오차 $\|z(t)\|$ 는 항상 감소하며 UUB가 됨을 알 수 있다. 따라서 로봇의 모든 관절의 추종 오차와 전류 오차는 UUB가 된다.

5. 시뮬레이션 결과

이 논문에서 제안한 제어기의 타당성과 강인성을 보이기 위해 Fig. 1에서 보여진 2-링크 평면 로봇 매니퓰레이터의 궤적 추종 시뮬레이션을 수행하였다.

입력 전압 포화, 미지의 제어 입력 이득 계수 변동, 미지의 로봇 파라미터, 동적 파라미터의 변동,

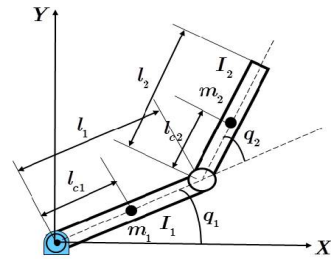


Fig. 1 A two-link planar robot manipulator

Table 1 Physical parameters of a robot manipulator

Link <i>i</i>	Length <i>l_i</i> of link <i>i</i> (m)	Length <i>l_{ci}</i> of center of mass of link <i>i</i> (m)	Mass <i>m_i</i> of link <i>i</i> (kg)	Moment of inertia <i>I_i</i> of link <i>i</i> (kgm ²)
1	0.5	0.25	2.0	0.08
2	0.3	0.15	1.0	0.07

외란이 모두 있을 때, 제안된 제어기의 추종 결과가 Figs. 2 ~ 8에서 제시된다.

로봇에 대한 기구적 파라미터와 동적 파라미터는 Table 1과 같다. 로봇 관절에 장착된 액추에이터의 파라미터는 다음과 같이 설정하였다. $N_1 = 100$, $N_2 = 75$, $J_{m1} = 0.003 \text{ kgm}^2/\text{rad}$, $J_{m2} = 0.002 \text{ kgm}^2/\text{rad}$, $B_{m1} = 0.002 \text{ Nm}\cdot\text{s}/\text{rad}$, $B_{m2} = 0.001 \text{ Nm}\cdot\text{s}/\text{rad}$, $K_{T1} = 0.5 \text{ Nm}/\text{A}$, $K_{T2} = 0.3 \text{ Nm}/\text{A}$, $L_{a1} = 0.2 \text{ H}$, $L_{a2} = 0.1 \text{ H}$, $R_{a1} = 1.5 \ \Omega$, $R_{a2} = 1.0 \ \Omega$, $K_{b1} = 0.03 \text{ V}\cdot\text{s}/\text{rad}$, $K_{b2} = 0.02 \text{ V}\cdot\text{s}/\text{rad}$. 또한, 마찰력은 다음과 같이 고려한다. $F_1(\dot{q}) = 0.5\dot{q}_1 + 0.3\text{sgn}(\dot{q}_1)$, $F_2(\dot{q}) = 0.2\dot{q}_2 + 0.1\text{sgn}(\dot{q}_2)$.

이 때, $\text{sgn}(\cdot)$ 은 시그넘 함수(signum function)를 나타낸다.

로봇 각도의 목표 궤적은 다음과 같이 주어진다. $q_{a1}(t) = 1 + \sin(t) \text{ rad}$, $q_{a2}(t) = -2 + \cos(t) \text{ rad}$. 로봇의 각 관절의 각도, 각속도 및 각가속도의 초기 값은 모두 0으로 주어진다. 다시 말해서, $q_1(0) = 0$, $q_2(0) = 0$, $\dot{q}_1(0) = 0$, $\dot{q}_2(0) = 0$, $\ddot{q}_1(0) = 0$, $\ddot{q}_2(0) = 0$. 또한 각 관절에 대해 3개의 신경망이 적용되었으며, 각 관절의 RBFNN에서 각각 $N_{Sj} = N_{Hj} = N_{Uj} = 25$ 개씩의 가우시안 기저 함수를 사용하였다. 적응 법칙에서 파라미터 추정값의 초기값은 모두 0으로 설정되었다.

제어 이득과 적응 이득은 다음과 같이 설정되었다. $K_{S1} = K_{S2} = 15$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 5$, $K_{I1} = K_{I2} = 5$, $\Gamma_{I1} = \Gamma_{I2} = \Gamma_{U1} = \Gamma_{U2} = \Gamma_{S1} = \Gamma_{S2} = 0.001 \cdot I_{25}$, $\Gamma_{\theta_{U1}} = \Gamma_{\theta_{U2}} = \gamma_{\theta_{U1}} =$

$= \gamma_{\theta_{i2}} = \text{diag}(0.001, 0.00000001)$, $\Gamma_{\theta_{i1}} = \gamma_{i1} = \Gamma_{\theta_{i2}} = \gamma_{i2}$
 $= 0.001$, $\delta_{U_{i1}} = \delta_{U_{i2}} = \delta_{i1} = \delta_{i2} = 0.001$, $I_{25} \in \mathbb{R}^{25 \times 25}$ 은 단
 위 행렬이다.

로봇 관절에 장착된 모터의 입력 전압 크기는 다
 음과 같이 제한된다. $U_{1\min} = U_{2\min} = -12 \text{ V}$, $U_{1\max} =$
 $U_{2\max} = 12 \text{ V}$.

제어기의 공칭 입력 계수는 정상적인 상태인
 $\bar{K}_{a1} = \bar{K}_{a2} = 1.0$ 이며, 제어 시스템의 성능 저하를 가
 져올 수 있는 미지의 제어 입력 이득 계수의 변동은
 5초 이전에는 $\Delta K_{a1}(t) = \Delta K_{a2}(t) = 0$ 과 같이 변동이
 없는 정상적이거나, 5초부터는 $\Delta K_{a1}(t) = 0.7 \sin(t)$,
 $\Delta K_{a2}(t) = 0.8 \cos(2t)$ 과 같이 변동한다고 가정한다.

액추에이터 전압 외란은 $U_{a1}(t) = 1.2(\cos(t) +$
 $\sin(3t))$, $U_{a2}(t) = 1.2(\sin(3t) + \cos(2t))$ 이며, 로봇의
 링크 동역학에서 각 관절의 토크 외란 $d(t)$ 은 크기가
 최대 ± 0.5 이 되는 랜덤 잡음(random noise)이고,
 각 모터 토크 외란은 $\tau_{md1}(t) = 0.5(\cos(3t) + \sin(2t))$,
 $\tau_{md2}(t) = 0.5(\sin(2t) + \cos(t))$ 로 설정하였다.

또한 로봇이 운동 중 부하로 인한 파라미터 변동
 이 있을 때, 제안된 제어기의 강인성을 검증하기 위
 해 부하 질량(m_L), 부하 관성 모멘트(I_L), 부하 질량
 중심 길이(l_L)를 다음과 같이 시간에 따라 변화하도
 록 설정하였다.

- (1) $0 \text{ s} \leq t < 6 \text{ s}$,
 $m_L = 0 \text{ kg}$, $I_L = 0 \text{ kgm}^2$, $l_L = 0 \text{ m}$.
- (2) $6 \text{ s} \leq t < 12 \text{ s}$,
 $m_L = 35 \text{ kg}$, $I_L = 1.5 \text{ kgm}^2$, $l_L = 0.3 \text{ m}$.
- (3) $12 \text{ s} \leq t < 18 \text{ s}$,
 $m_L = 1.5 \text{ kg}$, $I_L = 0.05 \text{ kgm}^2$, $l_L = 0.15 \text{ m}$.
- (4) $18 \text{ s} \leq t < 30 \text{ s}$,
 $m_L = 0 \text{ kg}$, $I_L = 0 \text{ kgm}^2$, $l_L = 0 \text{ m}$.

위의 부하 파라미터 변동에서 실질적으로 $m_L =$
 35 kg 와 같이 매우 무거운 부하를 시뮬레이션하고
 있는 로봇 모델에 가하는 것은 어려우나, 제어 성능
 의 변동을 확실히 보여주기 위해 적용하였다. 로봇
 무게에 대비해 합당한 크기와 무게의 부하 파라미터
 변동이 적용된다면 부하 파라미터 변동이 있어도 제
 어 성능은 큰 변동 없이 만족스러운 결과를 나타낸다.

Fig. 2와 Fig. 3은 로봇의 각 관절의 실제 궤적이 목
 표 궤적을 잘 추종하는 것을 보여주고 있다. Fig. 4와

Fig. 5는 각 관절의 위치 추종 오차와 속도 추종 오
 차를 각각 보였으며, 빠른 궤적 추종 성능을 알 수
 있다.

Fig. 6은 각 관절에 대한 제어 입력을 나타내며,
 초기 오차가 커서 빠른 추종을 위해 비교적 짧은 시
 간에 큰 제어 입력이 가해지는 것을 알 수 있다. 각
 관절의 제어기 이득 계수 $K_{a1}(t)$ 와 $K_{a2}(t)$ 을 Fig. 7
 에서 보인다. 5초 동안은 제어기 이득 계수가 변동
 이 없이 정상적이거나, 5초 이후에는 부분적 관절 고
 장 또는 굽셈 외란 등으로 인해 제어기 이득 계수가
 변동해 제어 입력의 변형을 가져 온다. 이 변동은
 설계자가 주는 제어 이득 값이 아니라 미리 알려지
 지 않는 미지의 불확실성이다.

Fig. 8은 각 관절에 입력되는 실제 입력 전압을
 보여준다. Fig. 6은 포화되지 않더라도 Fig. 8을 보면
 실제 입력 전압이 $\pm 12 \text{ V}$ 로 포화되고 있다는 것을
 분명히 보여준다. Fig. 6과 Fig. 8을 비교하면 액추에
 이터 입력 전압의 구속 조건인 크기 제한이 있으며,
 그런 포화 조건에서도 추종 오차는 진동이 거의 없
 이 만족스럽게 빠르게 줄어드는 것을 볼 수 있다.
 또한, 식 (10)과 같이 Fig. 6과 Fig. 7의 값을 곱하며
 포화를 시키면 Fig. 8이 된다.

모든 결과 그림에서 보듯이, 부하 파라미터 변동
 으로 인해 6초와 12초에 부하가 있을 때, 제어 성능
 과 입력의 변화가 있으며, 이러한 파라미터 변동에
 도 제안한 제어기는 강인한 추종 성능을 보여주고
 있다. 특히 6초에 큰 부하가 걸려도 일시적으로 제
 어 성능 변화가 비교적 크게 나타나지만, 곧 제어기
 만족스럽게 잘 작동하는 것을 알 수 있다.

시뮬레이션 결과로부터 제안된 제어기는 로봇 파
 라미터의 불확실성, 외란, 미지의 부하 파라미터

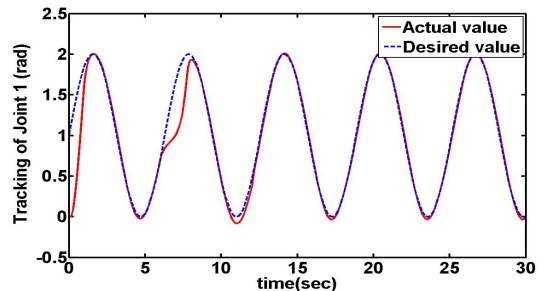


Fig. 2 Trajectory tracking performance of the first joint($q_{a1}(t)$, $q_1(t)$)

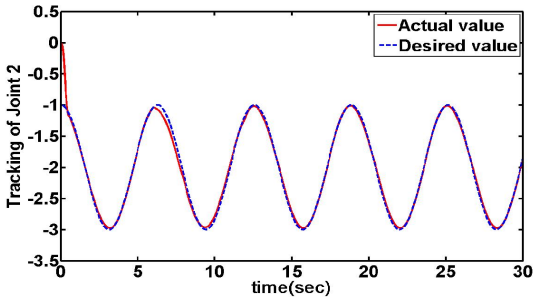


Fig. 3 Trajectory tracking performance of the second joint ($q_{d2}(t), q_2(t)$)

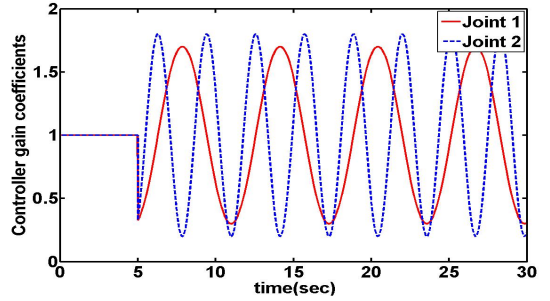


Fig. 7 Controller gain coefficients ($K_{a1}(t), K_{a2}(t)$) of each joint

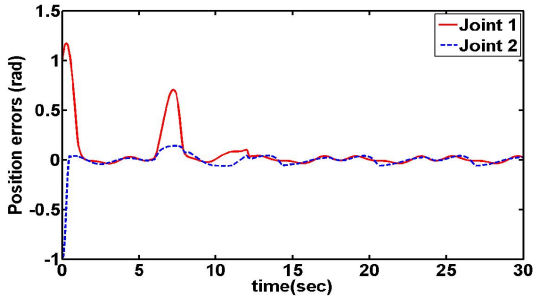


Fig. 4 Position tracking errors (E_1, E_2) of each joint

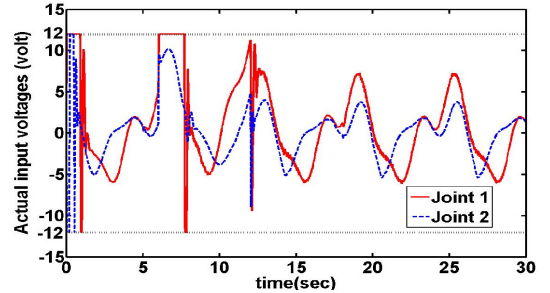


Fig. 8 Saturated actual input voltages (U_1, U_2) of each joint

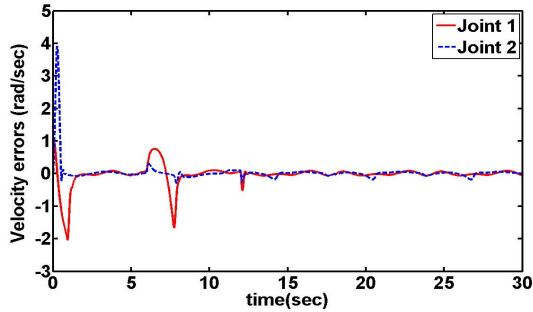


Fig. 5 Velocity tracking errors (\dot{E}_1, \dot{E}_2) of each joint

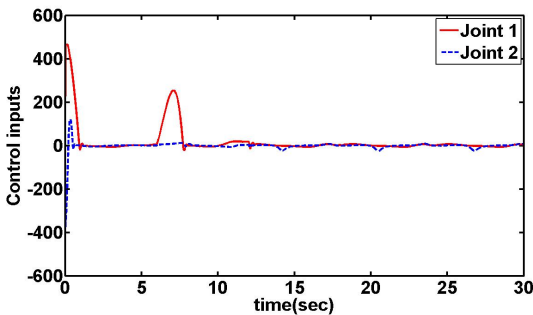


Fig. 6 Control inputs (U_{C1}, U_{C2}) of each joint

변동, 급센 외란을 나타내는 미지의 제어기 이득 계수의 변동, 액추에이터 입력 전압의 포화 등 로봇 제어 시스템에서 나타날 수 있는 여러 가지 다양한 미지의 불확실성 및 제한 조건을 극복하며, 안정하고 강인한 궤적 추종을 볼 수 있다.

6. 결론

이 논문에서는 액추에이터 입력 전압의 포화로 입력 크기 제한을 갖는 다관절 로봇 매니플레이터의 분산 강인 적응 신경망 제어를 제안하였다. 액추에이터 입력 전압의 포화로 인한 크기 제한, 미지의 제어기 이득 계수의 변동, 파라미터 불확실성, 미지의 부하 변동, 외란, 로봇 링크간의 동적 결합 등을 모두 미지의 불확실성으로 간주하여 이를 극복하는 강인 적응 신경망 제어를 구성하였다. 제안한 제어기는 분산 제어기로서 각 관절의 궤적 추종을 타관절과 독립적으로 분산하여 각 관절의 제어 입력이 해당 관절의 추종 오차만을 통해 그 관절의 목표 궤적을 안정적으로 추종한다.

제안된 제어 기법에서는 로봇의 기구적 파라미터, 동적 파라미터, 그리고 액추에이터 모델 파라미터의 정확한 파라미터 값들이 제어기에서 모두 요구되지 않는다. 리아푸노프 안정도 이론을 이용하여 전체 폐루프 제어 시스템의 안정도가 보장되었다. 실질적인 액추에이터 입력 전압의 포화와 다양한 불확실성이 존재하는 로봇 매니플레이터에 대한 제어 시뮬레이션을 통해 제안된 제어기의 궤적 추종이 타당하며 강인하다는 것을 검증하였다.

References

- (1) Hsu, S. H. and Fu, L. C., 2006, A Fully Adaptive Decentralized Control of Robot Manipulators, *Automatica*, Vol. 42, No. 10, pp. 1761~1767.
- (2) Tan, K., Huang, S. and Lee, T., 2009, Decentralized Adaptive Controller Design of Large-scale Uncertain Robotic Systems, *Automatica*, Vol. 45, No. 1, pp. 161~166.
- (3) Yang, Z. J., Fukushima, Y. and Qin, P., 2012, Decentralized Adaptive Robust Control of Robot Manipulators Using Disturbance Observers, *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, Vol. 20, No. 5, pp. 1357~1365.
- (4) Zhou, Q., Li, H. and Shi, P., 2015, Decentralized Adaptive Fuzzy Tracking Control for Robot Finger Dynamics, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 23, No. 3, pp. 501~510.
- (5) Vazquez, L. A., Jurado, F. and Alanis, A. Y., 2015, Decentralized Identification and Control in Real-time of a Robot Manipulator via Recurrent Wavelet First-order Neural Network, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2015, pp. 1~12.
- (6) Homayounzade, M., Keshmiri, M. and Ghobadi, M., 2015, A Robust Tracking Controller for Electrically Driven Robot Manipulators: Stability Analysis and Experiment, *International Journal of Automation and Computing*, Vol. 12, No. 1, pp. 83~92.
- (7) Shafiei, S. E. and Soltanpour, M. R., 2011, Neural Network Sliding-mode-PID Controller Design for Electrically Driven Robot Manipulators, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 7, No. 2, pp. 511~524.
- (8) Fateh, M. M., Ahmadi, S. M. and Khorashadizadeh, S., 2014, Adaptive RBF Network Control for Robot Manipulators, *Journal of AI and Data Mining*, Vol. 2, No. 2, pp. 159~166.
- (9) Moreno-Valenzuela, J., Santibanez, V. and Campa, R., 2008, On Output Feedback Tracking Control of Robot Manipulators with Bounded Torque Input, *International Journal of Control, Automations and Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 76~85.
- (10) Aguinaga-Ruiz, E. Zavala-Rio, A., Santibanez, V. and Reyes, F., 2009, Global Trajectory Tracking through Static Feedback for Robot Manipulators with Bounded Inputs, *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, Vol. 17, No. 4, pp. 934~944.
- (11) Shafiei, S. E. and Sepasi, S., 2010, Incorporating Sliding Mode and Fuzzy Controller with Bounded Torques for Set-point Tracking of Robot Manipulators, *Electronics and Electrical Engineering*, Vol. 104, No. 8, pp. 3~8.
- (12) Mendoza, M., Zavala-Rio, A., Santibanez, V. and Reyes, F., 2014, A PID-type Global Regulator with Simple Tuning for Robot Manipulators with Bounded Inputs, *Prof. of IEEE Conference on Decision and Control*, LA, USA, Dec. 15-17, pp. 6335~6341.
- (13) Loez-Araujo, D. J., Zavala-Rio, A., Santibanez, V. and Reyes, F., 2015, A Generalized Global Adaptive Tracking Control Scheme for Robot Manipulators with Bounded Inputs, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, Vol. 29, No. 2, pp. 180~200.
- (14) Lee, S. W. and Song, O. S., 2012, Robust Near Time-optimal Controller Design for a Driving System Using Lyapunov Stability, *Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering*, Vol. 22, No. 7, pp. 650~658.
- (15) Shin, J.-H. and Baek, W. B., 2004, Robust Adaptive Fault-tolerant Control for Robot Manipulators with Performance Degradation Due to Actuator Failures and Uncertainties, *Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 53D, No. 3, pp. 173~181.
- (16) Corless, M. J. and Leitmann, G., 1981, Continuous State Feedback Guaranteeing Uniform Ultimate Boundedness for Uncertain Dynamic Systems, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. AC-26,

No. 5, pp. 1139~1144.

(17) Farrell, J. A. and Polycarpou, M. M., 2006, Adaptive Approximation Based Control, John Wiley & Sons, Inc., New Jersey.



Jin-Ho Shin received the B.S. degree in electronic engineering from Hanyang University, Seoul, Korea, in 1991, and the M.S. and Ph.D. degrees in electrical engineering from KAIST, Daejeon, Korea, in 1993 and 1999, respectively. Since 2002, he has been with the Faculty of Dong-eui University, where he is currently a full Professor. His research interests are in the area of control theory, control applications, and robotics.



Won-Ho Kim received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in electronic engineering from Kyungpook National University, Daegu, Korea, in 1985, 1988, and 1999, respectively. From 1988 to 1993, he was a Researcher at Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon, Korea. He is currently a full Professor in the Department of Mechatronics Engineering, Dong-eui University, Busan, Korea. His research interests include robotics and embedded control systems.