

입력 포화를 가지는 불확실한 전기 구동 로봇 시스템에 대해 PSO를 이용한 RBFNN 기반 분산 적응 추종 제어

신진호*, 한대현

RBFNN Based Decentralized Adaptive Tracking Control Using PSO for an Uncertain Electrically Driven Robot System with Input Saturation

Jin-Ho Shin* , Dae-Hyun Han

Dong-eui University, Department of Electronic Engineering

요약 본 논문은 입력 포화를 가지는 불확실한 전기 구동 로봇 시스템에 대해 입자 군집 최적화(PSO)를 이용한 방사형 기저 함수 신경망(RBFNN) 기반 분산 적응 추종 제어 기법을 제안한다. 실제적으로 로봇 시스템에서는 구동기의 포화로 인해 입력 전압과 전류 신호 크기가 제한된다. 제안된 제어기는 이러한 입력 포화를 극복하며, 어떠한 로봇 링크 및 구동기의 모델 파라미터들을 요구하지 않는다. 제시된 PSO 기법에서 쓰인 적합도 함수는 추종 오차만이 아니라 전압과 전류의 크기를 포함하는 다중 목적 함수로 표현된다. PSO 기법을 이용하여 제어 이득과 방사형 기저 함수의 개수가 자동으로 조정되어 제어 시스템의 성능이 개선된다. 리아푸노프 안정도 해석에 의해 전체 제어 시스템의 안정도가 보장된다. 제안된 제어 기법의 타당성과 강인성이 시뮬레이션 결과를 통해 검증된다.

- 주제어 : 로봇 시스템, 분산 적응 제어, 입자 군집 최적화, 입력 포화, 방사형 기저 함수 신경망

Abstract This paper proposes a RBFNN(Radial Basis Function Neural Network) based decentralized adaptive tracking control scheme using PSO(Particle Swarm Optimization) for an uncertain electrically driven robot system with input saturation. Practically, the magnitudes of input voltage and current signals are limited due to the saturation of actuators in robot systems. The proposed controller overcomes this input saturation and does not require any robot link and actuator model parameters. The fitness function used in the presented PSO scheme is expressed as a multi-objective function including the magnitudes of voltages and currents as well as the tracking errors. Using a PSO scheme, the control gains and the number of the RBFs are tuned automatically and thus the performance of the control system is improved. The stability of the total control system is guaranteed by the Lyapunov stability analysis. The validity and robustness of the proposed control scheme are verified through simulation results.

- Key Words : Robot system, Decentralized adaptive control, Particle swarm optimization, Input saturation, Radial basis function neural network

Received 14 June 2018, Revised 19 June 2018, Accepted 24 June 2018

* Corresponding Author Jin-Ho Shin, Department of Electronic Engineering, Dong-eui University, 176 Eomgwangno, Busanjin-gu, Busan, Korea, E-mail: jhshin7@deu.ac.kr

I. 서론

로봇 시스템은 산업용 로봇 매니퓰레이터만이 아니라, 인간형 로봇까지 복잡하고 다양한 작업 제어를 위해 많은 관절과 링크를 가지고 있다[1-7, 9]. 다관절 로봇에서는 로봇 링크의 상호 연결된 동적 특성을 고려하면서 각 관절에서 독립적으로 제어하는 분산 제어 방식이 간편하게 제어를 구성할 수 있다.

로봇 관절은 구동기로 전기 모터로 많이 구동되며, 모터의 전기-기계 방정식과 로봇 링크의 동역학을 결합하여 모터 전압을 제어 입력으로 많이 쓴다.

제어 입력이 제한될 때 다양한 로봇 제어 기법이 제시되었다[5-7]. 실제로 모터 및 모터 드라이브 회로에 의해 모터 입력 전압뿐만 아니라 입력 전류까지도 크기가 제한되어 있으며, 모터는 크기가 제한된 전압 및 전류에서 동작한다.

따라서 본 논문은 로봇 파라미터 불확실성 및 변동, 다양한 외란, 모터 입력 전류와 전압의 포화 등을 극복하는 분산 적응 궤적 추종 제어를 제안한다. 제안된 제어기는 방사형 기저 함수 신경망(Radial Basis Function Neural Network : RBFNN)에 의해 비선형 함수를 근사하며, 입자 군집 최적화(Particle Swarm Optimization : PSO)에 의해 RBFNN에서 쓰이는 RBF의 개수와 제어 이득을 자동으로 조정하여 제어 성능을 개선한다.

II. 전기 구동 로봇 시스템의 모델링

일반적인 n개의 관절을 가지는 로봇 시스템의 운동 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

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

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

관절마다 독립적인 분산 제어 방식을 이용하기 위하

여 식 (1)을 다음과 같이 쓸 수 있다.

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

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 $C_i(q, \dot{q})$, $G_i(q)$, $F_{ri}(\dot{q})$, τ_i , $d_i(t)$ 는 각각 $C(q, \dot{q})$, $G(q)$, $F_r(\dot{q})$, τ_i , $d_i(t)$ 의 i-번째 스칼라 원소를 나타낸다.

실제는 구동기가 관절에 장착되므로 구동기 동역학 방정식을 고려한다. 본 논문은 구동기로서 다음과 같은 DC 모터 전기-기계 방정식을 이용한다.

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

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

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 모멘트로 대각 양한정 행렬이며, 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 구동기 입력 전압이다. 이 때, 모터 파라미터 K_T , J_m , B_m , N , L_a , R_a , K_b 는 양의 상수 대각 행렬로서 제어기 설계에서는 미지의 값으로 고려한다.

모터의 각속도와 로봇 관절의 속도와의 관계는 기어비에 의해 다음과 같다.

$$\dot{\theta}_m = N \dot{q} \quad (5)$$

로봇 몸체의 동역학 및 구동기 동역학을 포함한 전기 구동 로봇 시스템의 전체 동역학 모델은 식 (2)-(5)를 통합하여 다음과 같이 i-번째 관절에 대한 동역학 방정식으로 쓸 수 있다.

$$\overline{M_{ii}}(q)\ddot{q}_i + \overline{F_i}(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \overline{\tau}_{mdi} - \overline{D}_i = I_{ai} = \text{sat}(I_{aci}) \quad (6)$$

$$L_{ai}\dot{I}_{ai} + R_{ai}I_{ai} + K_{bi}N_i\dot{q}_i + U_{di} = U_i = \text{sat}(f_{vi}(t, U_{ci})), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$\text{여기서 } \overline{M_{ii}}(q) = \frac{M_{ii}(q) + J_{mi}N_i^2}{N_iK_{Ti}}, \quad \overline{\tau}_{mdi} = \frac{\tau_{mdi}}{K_{Ti}},$$

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

$\text{sat}(\cdot)$ 는 포화 함수를 나타낸다.

각 관절의 모터에 입력되는 전압과 전류는 다음과 같이 크기가 제한되어 있다.

$$\text{sat}(I_{aci}) = \begin{cases} I_{ai_{\max}} & \text{if } I_{aci} \geq I_{ai_{\max}} \\ I_{aci} & \text{if } I_{aci} < I_{ai_{\min}} \\ & \text{and } I_{aci} > I_{ai_{\max}} \\ I_{ai_{\min}} & \text{if } I_{aci} \leq I_{ai_{\min}} \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{sat}(U_{ci}) = \begin{cases} U_{i_{\max}} & \text{if } U_{ci} \geq U_{i_{\max}} \\ U_{ci} & \text{if } U_{ci} < U_{i_{\min}} \\ & \text{and } U_{ci} > U_{i_{\max}} \\ U_{i_{\min}} & \text{if } U_{ci} \leq U_{i_{\min}} \end{cases} \quad (9)$$

모터의 입력 전류와 입력 전압을 다음과 같이 놓을 수 있다.

$$I_{ai} = \text{sat}(I_{aci}) = I_{aci} + \Delta I_{ai} \quad (10)$$

$$U_i = \text{sat}(U_{ci}) = U_{ci} + \Delta U_i \quad (11)$$

여기서 ΔI_{ai} 와 ΔU_i 는 i -번째 관절의 모터에서 각각 실제 전류와 포화된 전류의 차이 그리고 실제 전압과 포화된 전압과의 차이를 나타낸다.

다음에 제시되는 모든 성질들과 가정들은 제어기 설계에서 타당하다고 할 수 있다.

성질 1: $|\overline{M_{ii}}(q)| \leq M_{ii_{\max}}$ 인 미지의 양의 상수 $M_{ii_{\max}}$ 가 존재한다.

성질 2: $\left| \frac{\partial M_{ii}(q)}{\partial q_1} \right| \leq M_{iip1}, \quad \left| \frac{\partial M_{ii}(q)}{\partial q_2} \right| \leq M_{iip2},$
 $\dots, \left| \frac{\partial M_{ii}(q)}{\partial q_n} \right| \leq M_{iipn}$ 인 미지의 양의 상수들 $M_{iip1},$

$M_{iip2}, \dots, M_{iipn}$ 가 존재한다.

성질 3: $i \neq j, \quad |M_{ij}(q)| \leq M_{ij_{\max}}$ 인 미지의 양의 상수 $M_{ij_{\max}}$ 가 존재한다.

가정 1: $|\dot{q}_i| \leq q_{vi}, \quad |\ddot{q}_i| \leq q_{ai}$ 인 미지의 양의 상수들 q_{vi} 와 q_{ai} 가 존재한다.

가정 1은 모터 입력 전압과 전류가 포화되므로 타당한 가정이라 할 수 있다.

가정 2: 각 외란 크기 $|\overline{\tau}_{mdi}| \leq \tau_{mdi_{\max}},$
 $|\overline{D}_i| \leq \overline{D}_{i_{\max}}, \quad |U_{di}| \leq U_{di_{\max}}$ 인 미지의 양의 상수들 $\tau_{mdi_{\max}}, D_{i_{\max}}$ 와 $U_{di_{\max}}$ 가 존재한다.

가정 2도 시스템에 입력되는 외란들이 크기가 제한되어 입력될 수 있다는 것을 나타내며, 이러한 가정은 일반적이어서 타당한 가정이다.

성질 4: 성질 3, 가정 1에 의해 $|\overline{F_i}(q, \dot{q}, \ddot{q})| \leq \overline{\theta}_{fi}$ 인 미지의 양의 상수 $\overline{\theta}_{fi}$ 가 존재한다.

III. 제어기 설계 및 PSO 기법

3.1 제어기 설계

로봇의 i -번째 관절의 오차 E_i 를 다음과 같이 정의한다.

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

여기서 $q_d \in R^n, \quad \dot{q}_d \in R^n, \quad \ddot{q}_d \in R^n$ 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.

가정 3: $|q_{di}| \leq q_{dpi}, \quad |\dot{q}_{di}| \leq q_{dvi}, \quad |\ddot{q}_{di}| \leq q_{dai}$ 인 미지의 양의 상수들 q_{dpi}, q_{dvi} 와 q_{dai} 가 존재한다.

이 때, 제어기를 더 쉽게 구성하기 위해 i -번째 관절의 증가된 추종 오차 S_i 를 다음과 같이 놓는다.

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

여기서 $\lambda_i > 0$ 는 상수 제어 이득이다.

위 식을 미분하면,

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

위 식에 로봇의 운동 방정식 (6)을 대입하여 정리하면,

$$\begin{aligned} \overline{M}_{ii}(q)\dot{S}_i &= \overline{F}_i(q, \dot{q}, \ddot{q}) + \overline{\tau}_{m di} - \overline{D}_i - I_{aci} \\ &\quad - \Delta f_{\hat{R}}(t, I_{aci}) - \Delta I_{ai} \\ &\quad + \overline{M}_{ii}(q)(\ddot{q}_{di} + \lambda_i \dot{E}_i) \end{aligned} \quad (15)$$

전류 추종 오차 $E_{\hat{R}}$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$E_{\hat{R}} = I_{di} - I_{aci}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

여기서 I_{di} 는 i -번째 로봇 관절에 장착된 구동기의 가상 전류 제어 입력이며, 실제 전류는 아니다. 이것은 아래에서 설계된다.

전류 추종 오차 $E_{\hat{R}}$ 에 대한 동적 방정식은 식 (7)과 (16)를 미분하여 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} L_{ai}\dot{E}_{\hat{R}} &= L_{ai}\dot{I}_{di} + R_{ai}I_{di} - R_{ai}E_{\hat{R}} + R_{ai}\Delta I_{ai} \\ &\quad + K_{\hat{R}i}N_i\dot{q}_i + U_{di} - U_{ci} - \Delta U_i \end{aligned} \quad (17)$$

리아푸노프 안정도에 기반하여 RBFNN을 이용한 분산 적응 추종 로봇 제어를 설계하기 위해 다음과 같은 i -번째 로봇 관절의 오차에 대한 리아푸노프 함수 후보를 고려해보자.

$$V_{i1} = \frac{1}{2}\overline{M}_{ii}(q)S_i^2 + \frac{1}{2}L_{ai}E_{\hat{R}}^2 \quad (18)$$

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

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i1} &= \overline{M}_{ii}(q)S_i\dot{S}_i + \frac{1}{2}\dot{\overline{M}}_{ii}(q)S_i^2 + L_{ai}E_{\hat{R}}\dot{E}_{\hat{R}} \\ &= S_i(\xi_{\mathcal{S}} + \overline{\tau}_{m di} - \overline{D}_i - I_{di}) \\ &\quad + E_{\hat{R}}(S_i + \xi_{\hat{R}} + U_{di} - R_{ai}E_{\hat{R}} \\ &\quad - U_{ci} - \Delta U_i) \\ &= S_i(W_{\mathcal{S}i}^T\Phi_{\mathcal{S}} + \epsilon_{\mathcal{S}} - I_{di}) + S_i(\overline{\tau}_{m di} - \overline{D}_i) \\ &\quad + E_{\hat{R}}(S_i - R_{ai}E_{\hat{R}} + W_{\hat{R}}^T\Phi_{\hat{R}} + \epsilon_{\hat{R}} - U_{ci}) \\ &\quad - E_{\hat{R}}(W_{\hat{U}}^T\Phi_{\hat{U}} + \epsilon_{\hat{U}}) + E_{\hat{R}}U_{di} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\text{여기서 } \xi_{\mathcal{S}} = \overline{M}_{ii}(\ddot{q}_{di} + \lambda_i \dot{E}_i) + \overline{F}_i + \frac{1}{2}\dot{\overline{M}}_{ii}S_i - \Delta I_{ai},$$

$$\xi_{\hat{R}} = L_{ai}\dot{I}_{di} + R_{ai}I_{di} + K_{\hat{R}i}N_i\dot{q}_i + R_{ai}\Delta I_{ai}.$$

이 때, RBFNN은 비선형 함수를 근사할 수 있다는 성질을 가진다[8]. 이러한 성질을 이용하여 $\xi_{\mathcal{S}}$, $\xi_{\hat{R}}$, ΔU_i 는 RBFNN에 의해 다음과 같이 근사화될 수 있다.

$$\begin{aligned} \xi_{\mathcal{S}} &= W_{\mathcal{S}}^T\Phi_{\mathcal{S}} + \epsilon_{\mathcal{S}} \\ \xi_{\hat{R}} &= W_{\hat{R}}^T\Phi_{\hat{R}} + \epsilon_{\hat{R}} \\ \Delta U_i &= W_{\hat{U}}^T\Phi_{\hat{U}} + \epsilon_{\hat{U}} \end{aligned} \quad (20)$$

여기서 $\epsilon_{\mathcal{S}}$, $\epsilon_{\hat{R}}$, $\epsilon_{\hat{U}}$ 는 근사화 오차이며, 다음 가정으로 크기가 제한된다.

가정 4: 근사화 오차 $\epsilon_{\mathcal{S}}$, $\epsilon_{\hat{R}}$, $\epsilon_{\hat{U}}$ 는 다음과 같이 크기가 제한되며 $|\epsilon_{\mathcal{S}}| \leq \epsilon_{\mathcal{S}\max}$, $|\epsilon_{\hat{R}}| \leq \epsilon_{\hat{R}\max}$, $|\epsilon_{\hat{U}}| \leq \epsilon_{\hat{U}\max}$ 인 미지의 양의 상수들이 존재한다.

성질 5: 성질 1~성질 4, 가정 1~가정 4에 의해 $\|\epsilon_{\mathcal{S}} + \overline{\tau}_{m di} - \overline{D}_i\| \leq \theta_{\mathcal{S}}$, $\|\epsilon_{\hat{R}} - \epsilon_{\hat{U}} + U_{di}\| \leq \theta_{\hat{U}}$ 인 미지의 양의 상수 $\theta_{\mathcal{S}}$ 와 $\theta_{\hat{U}}$ 가 존재한다.

다음 정리 1은 로봇의 각 관절에 대한 제어기이며, 관절 제어기는 모든 관절에 분산되어 적용된다.

정리 1: 다음의 RBFNN 기반 분산 제어 법칙과 적응 법칙 (21)-(23)을 전기 구동 로봇 시스템에 적용된다면, i -번째 관절 추종 오차 S_i , \dot{E}_i , E_i 와 전류 오차 $E_{\hat{R}}$ 는 UUB(Uniformly Ultimately Boundedness) 안정도가 보장된다.

$$I_{di} = K_{\mathcal{S}}S_i + W_{\mathcal{S}}^T\Phi_{\mathcal{S}} + I_{ri}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (21)$$

$$\hat{W}_{\mathcal{S}} = \Gamma_{\mathcal{S}}\Phi_{\mathcal{S}}(x_{\mathcal{S}})S_i,$$

$$I_{ri} = \hat{\Theta}_{\hat{R}} \frac{S_i}{|S_i| + \delta_{\hat{R}}}$$

$$\hat{\Theta}_{\hat{R}} = \Gamma_{\theta_{\hat{R}}} \left(\frac{S_i^2}{|S_i| + \delta_{\theta_{\hat{R}}}} - \gamma_{\theta_{\hat{R}}} |S_i| \hat{\Theta}_{\hat{R}} \right)$$

$$U_{ci} = S_i + K_{\dot{r}_i} E_{\dot{r}_i} + W_{\dot{r}_i}^T \Phi_{\dot{r}_i} - W_{\dot{r}_i}^T \Phi_{\dot{r}_i} + U_{ri}, \quad (22)$$

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

$$\dot{W}_{\dot{r}_i} = \Gamma_{\dot{r}_i} \Phi_{\dot{r}_i}(x_{\dot{r}_i}) E_{\dot{r}_i},$$

$$\dot{W}_{\dot{r}_i} = -\Gamma_{\dot{r}_i} \Phi_{\dot{r}_i}(x_{\dot{r}_i}) E_{\dot{r}_i},$$

$$U_{ri} = \frac{E_{\dot{r}_i}}{\widehat{\Theta}_{\dot{r}_i} |E_{\dot{r}_i}| + \delta_{\dot{r}_i}}$$

$$\dot{\Theta}_{\dot{r}_i} = \Gamma_{\dot{r}_i} \left(\frac{E_{\dot{r}_i}^2}{|E_{\dot{r}_i}| + \delta_{\dot{r}_i}} - \gamma_{\dot{r}_i} |E_{\dot{r}_i}| \widehat{\Theta}_{\dot{r}_i} \right)$$

여기서 $K_{\dot{r}_i}$ 와 K_{r_i} 는 양의 이득이며, $\Gamma_{\dot{r}_i}$, Γ_{r_i} , $\Gamma_{\dot{r}_i}$, $\Gamma_{\theta_{r_i}}$, $\gamma_{\theta_{r_i}}$, $\Gamma_{\theta_{r_i}}$, $\gamma_{\theta_{r_i}}$ 는 양의 상수 이득 대각 행렬이며, $\delta_{\dot{r}_i}$ 와 δ_{r_i} 는 제어 입력의 떨림(Chattering) 현상을 완화하기 위한 양의 작은 상수로 정의된다. 그리고 파라미터 추정 벡터 $\widehat{\Theta}_{\dot{r}_i}(t)$ 와 $\widehat{\Theta}_{r_i}(t)$ 의 초기값은 $\widehat{\Theta}_{\dot{r}_i}(0) \geq 0$ 과 $\widehat{\Theta}_{r_i}(0) \geq 0$ 인 값으로 설정한다. 위의 제어기에서 주어진 RBFNN에서 방사형 기저 함수(Radial Basis Function)로 쓰인 가우시안 함수는 다음과 같다.

$$\Phi_{\dot{r}_i}(x_{\dot{r}_i}) = \exp\left(-\frac{\|x_{\dot{r}_i} - c_{\dot{r}_i}\|^2}{2\sigma_{\dot{r}_i}^2}\right) \in R^{N_{\dot{r}_i}} \quad (23)$$

$$\Phi_{r_i}(x_{r_i}) = \exp\left(-\frac{\|x_{r_i} - c_{r_i}\|^2}{2\sigma_{r_i}^2}\right) \in R^{N_{r_i}}$$

$$\Phi_{\dot{r}_i}(x_{\dot{r}_i}) = \exp\left(-\frac{\|x_{\dot{r}_i} - c_{\dot{r}_i}\|^2}{2\sigma_{\dot{r}_i}^2}\right) \in R^{N_{\dot{r}_i}}$$

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

여기서 $N_{\dot{r}_i}$, N_{r_i} , $N_{\dot{r}_i}$ 는 각 관절에 대한 가우시안 함수의 개수이며, $c_{\dot{r}_i}$, c_{r_i} , $c_{\dot{r}_i}$ 는 각 관절에 대한 가우시안 함수의 중심, $\sigma_{\dot{r}_i}$, σ_{r_i} , $\sigma_{\dot{r}_i}$ 는 각 관절에 대한 가우시안 함수의 폭을 나타낸다. 또한 식 (23)에서 보인 각 관절에 대한 3개의 RBFNN의 입력 벡터는 각각 $x_{\dot{r}_i} = (\ddot{q}_{\dot{r}_i} \quad \dot{q}_{\dot{r}_i} \quad \dot{q}_{\dot{r}_i} \quad S_i \quad I_{\dot{r}_i} \quad \Delta I_{\dot{r}_i})^T$, $x_{r_i} = (\dot{I}_{r_i} \quad I_{r_i} \quad \dot{q}_{r_i} \quad \Delta I_{r_i})^T$, $x_{\dot{r}_i} = \Delta U_{\dot{r}_i}$ 이다.

정리 1은 여러 성질과 가정 아래에서 각 관절에서 불확실성의 상한 경계 파라미터들에 대한 적응 법칙을 이용한 분산 제어기를 제안한다. 이 제어기가 모든 관절에 대한 전체 로봇 제어 시스템의 안정도를 보장한다는 것을 정리 2에서 제시한다.

정리 2: 위 정리 1에서 제안한 로봇의 각 관절에 대한 분산 제어 법칙과 적응 법칙 (21)-(23)을 n-링크 전기 구동 로봇 시스템에 적용된다면, 이 로봇 시스템의 모든 관절에 대한 추종 오차 벡터 $S \in R^n$, $E \in R^n$, $\dot{E} \in R^n$ 와 전류 오차 벡터 $E_I \in R^n$ 는 UUB 안정도가 보장된다.

3.2 PSO를 이용한 이득 및 RBFNN 개수 조정

PSO(Particle Swarm Optimization)[9]-[11]을 이용하여 제어 이득과 RBFNN 개수를 자동으로 조정한다. PSO 기법은 계산 지능 최적화 방법 중에서 병렬 처리, 구현의 용이성, 안정적인 수렴 특성을 가지고 있다. PSO 기법은 항상 전역적인 최적화를 보장하지는 않으나, 주어진 적합도 함수 값을 작게 하도록 파라미터를 조정할 수 있다.

제안된 제어기는 각 관절 당 3개의 RBFNN을 이용하며, 3개의 RBFNN의 개수($N_{\dot{r}_i}$, N_{r_i} , $N_{\dot{r}_i}$)와 제어 이득 2개($K_{\dot{r}_i}$, K_{r_i}), 다시 말해서 총 5개의 제어 파라미터를 그림 1에서 보인 PSO 기법으로 각 관절마다 다음과 같은 단계로 온라인으로 자동 조정한다. 제어 시스템에서 제어 이득과 적응 이득 개수가 많으나, 모든 이득 값을 자동으로 조정하면 좋지만, 많은 계산량이 필요하므로 본 제어기에서는 RBFNN의 개수와 제어 이득 중에서 중요한 2개를 선정하여 자동 조정한다.

- Initialization of the position and velocity of particle swarms.
- Execute and Repeat the following process ($k=1$)
 - (1) Evaluate the fitness function on-line for each particle while controlling a robot.
 - (2) Update $Pbest$ (Personal Best Position) for each particle.
 - (3) Update $Gbest$ (Global Best Position).
 - (4) Update new velocity and position for each particle using $Pbest$ and $Gbest$.
- Repeat the process (1) ~ (4) if the defined conditions are not satisfied. ($k=k+1$)
- Stop the process if the defined conditions are satisfied.

Fig. 1. Total process of a PSO scheme

PSO 기법에서 쓰이는 적합도 함수(Fitness Function)

또는 비용함수(Cost Function)은 다음과 같이 주어지며, 각 관절에 대해 적용된다. 다중 목적 최적화(Multi-Objective Optimization)를 위해 오차 크기와 입력 크기를 적합도 함수에서 포함한다.

$$\text{Fitness Function}(i) = w_{1i} |E_i| + w_{2i} |E_{ii}| \quad (24)$$

$$+ w_{3i} |S_i| + w_{4i} |U_i|$$

$$+ w_{5i} |L_i|$$

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

여기서 $w_{1i}, w_{2i}, w_{3i}, w_{4i}, w_{5i}$ 는 가중치이며 적절히 조정할 수 있다.

본 제어기에서 쓰인 PSO 기법은 다음과 같이 속도 V_i 와 위치 X_i 가 갱신한다.

$$V_i(k+1) = w V_i(k) + c_1 \gamma_1 (Pbest - X_i(k)) \quad (25)$$

$$+ c_2 \gamma_2 (Gbest - X_i(k))$$

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k) \quad (26)$$

여기서 $w, c_1, \gamma_1, c_2, \gamma_2$ 는 가중치이다. 또한, $Pbest$ 값은 이전의 위치 값이 작으면 갱신하게 된다. $Gbest$ 값은 적합도 함수에 적용해 일정한 조건이 만족될 때까지 계속 갱신하게 된다. 일정한 조건은 적합도 함수가 정한 값을 만족하거나 반복 회수를 완료했을 때이다.

IV. 제어 시스템의 안정도 증명

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

$$V_{i2} = \frac{1}{2} \widetilde{W}_{S_i}^T \Gamma_{S_i}^{-1} \widetilde{W}_{S_i} + \frac{1}{2} \widetilde{W}_{E_i}^T \Gamma_{E_i}^{-1} \widetilde{W}_{E_i} \quad (27)$$

$$+ \frac{1}{2} \widetilde{W}_{U_i}^T \Gamma_{U_i}^{-1} \widetilde{W}_{U_i} + \frac{1}{2} \Gamma_{\theta_{E_i}}^{-1} \widetilde{\Theta}_{E_i}^2$$

$$+ \frac{1}{2} \Gamma_{\theta_{U_i}}^{-1} \widetilde{\Theta}_{U_i}^2$$

식 (18)과 (27)을 통합하여 i -번째 로봇 관절 제어기에 대한 리아푸노프 함수 후보를 놓는다.

$$V_i = V_{i1} + V_{i2} = \frac{1}{2} z_i^T P_i z_i \quad (28)$$

$$\leq \frac{1}{2} \lambda_{i_{\max}}(P_i) \|z_i\|^2$$

$$z_i = (S_i \quad E_{E_i} \quad W_{S_i}^T \quad W_{E_i}^T \quad W_{U_i}^T \quad \widetilde{\Theta}_{E_i} \quad \widetilde{\Theta}_{U_i})^T \in R^{n_i}, \quad n_i = 4 + N_{S_i} + N_{E_i} + N_{U_i}$$

$P_i = \text{diag}(\overline{M}_{ii}, L_{ai}, \Gamma_{S_i}^{-1}, \Gamma_{E_i}^{-1}, \Gamma_{U_i}^{-1}, \Gamma_{\theta_{E_i}}, \Gamma_{\theta_{U_i}}^{-1}) \in R^{n_i \times n_i}$, $\text{diag}(\cdot)$ 은 대각 정방 행렬을 나타내며, $\lambda_{i_{\max}}(P_i)$ 는 행렬 P_i 의 최대 고유값을 나타낸다.

위 식 (18)과 식 (27)을 시간에 대해 미분하여, 제안된 제어기 (21)-(22)를 대입하여 정리하면,

$$\dot{V}_i \leq -K_{S_i} S_i^2 - (R_{ai} + K_{E_i}) E_{E_i}^2 + |S_i| \Theta_{E_i} \quad (29)$$

$$- S_i I_{r_i} + |E_{E_i}| \Theta_{U_i} - E_{E_i} U_{r_i}$$

$$+ \Gamma_{\theta_{E_i}}^{-1} \widetilde{\Theta}_{E_i} \dot{\hat{\Theta}}_{E_i} + \Gamma_{\theta_{U_i}}^{-1} \widetilde{\Theta}_{U_i} \dot{\hat{\Theta}}_{U_i}$$

$$= -K_{S_i} S_i^2 - (R_{ai} + K_{E_i}) E_{E_i}^2 + |S_i| \Theta_{E_i} \quad (30)$$

$$- \hat{\Theta}_{E_i} \frac{S_i^2}{|S_i| + \delta_{E_i}} + |E_{E_i}| \Theta_{U_i}$$

$$- \hat{\Theta}_{U_i} \frac{E_{E_i}^2}{|E_{E_i}| + \delta_{U_i}} + \Gamma_{\theta_{E_i}}^{-1} \widetilde{\Theta}_{E_i} \dot{\hat{\Theta}}_{E_i}$$

$$+ \Gamma_{\theta_{U_i}}^{-1} \widetilde{\Theta}_{U_i} \dot{\hat{\Theta}}_{U_i}$$

위 식에 제어기의 적용 법칙을 대입한 후 정리하여 쓰면 다음과 같다.

$$\dot{V}_i \leq -K_{S_i} S_i^2 - (R_{ai} + K_{E_i}) E_{E_i}^2 \quad (31)$$

$$+ \Theta_{E_i} \frac{|S_i| \delta_{E_i}}{|S_i| + \delta_{E_i}} + \Theta_{U_i} \frac{|E_{E_i}| \delta_{U_i}}{|E_{E_i}| + \delta_{U_i}}$$

$$- |S_i| \gamma_{\theta_{E_i}} \widetilde{\Theta}_{E_i} \dot{\hat{\Theta}}_{E_i} - |E_{E_i}| \gamma_{\theta_{U_i}} \widetilde{\Theta}_{U_i} \dot{\hat{\Theta}}_{U_i}$$

식 (31)을 정리하여 쓰면,

$$\dot{V}_i \leq -K_{S_i} S_i^2 - (R_{ai} + K_{E_i}) E_{E_i}^2 \quad (32)$$

$$- \frac{1}{2} |S_i| \gamma_{\theta_{E_i}} \widetilde{\Theta}_{E_i}^2 - \frac{1}{2} |E_{E_i}| \gamma_{\theta_{U_i}} \widetilde{\Theta}_{U_i}^2 + \eta_i$$

$$\text{여기서} \quad \eta_i = \frac{1}{2} |S_i| \gamma_{\theta_{E_i}} \Theta_{E_i}^2 + \frac{1}{2} |E_{E_i}| \gamma_{\theta_{U_i}} \Theta_{U_i}^2$$

$$+ \Theta_{E_i} \frac{|S_i| \delta_{E_i}}{|S_i| + \delta_{E_i}} + \Theta_{U_i} \frac{|E_{E_i}| \delta_{U_i}}{|E_{E_i}| + \delta_{U_i}}.$$

위 식 (32)을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V}_i \leq -\frac{1}{2} z_i^T Q_i z_i + \eta_i \quad (33)$$

$$\leq -\frac{1}{2} \lambda_{i_{\min}}(Q_i) \|z_i\|^2 + \eta_i$$

여기서 Q_i 는 i -번째 관절의 대각 양한정 행렬로서 $Q_i = \text{diag}(2K_S, 2(R_{a_i} + K_B), \gamma_{\theta_i} |S_i|, \gamma_{\theta_{U_i}} |E_B|) \in R^{4 \times 4}$. 식 (28)과 식 (33)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V}_i \leq -\mu_i V_i + \eta_i \quad (34)$$

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 (34)로부터 다음을 알 수 있으며, 리아푸노프 함수는 상한 경계된다.

$$V_i(z_i(t)) \leq \frac{\eta_i}{\mu_i} + \left[V_i(z_i(0)) - \frac{\eta_i}{\mu_i} \right] \exp(-\mu_i t) \quad (35)$$

여기서 $\exp(\cdot)$ 는 지수함수를 뜻한다.

추종 오차 $z_i(t)$ 의 한계를 나타내는 집합 $\Sigma_{z_i} = \left\{ z_i(t) \mid 0 \leq \|z_i(t)\| \leq \sqrt{\frac{2\eta_i}{\lambda_{i,\min}(Q_i)}} \right\}$ 에서 집합 Σ_{z_i} 의 밖에서는 항상 $\dot{V}_i < 0$ 가 된다는 것을 식 (33)으로부터 알 수 있다. 따라서 집합 Σ_{z_i} 의 밖에 있을 때마다 오차 $\|z_i(t)\|$ 는 항상 감소하며, $\|z_i(t)\|$ 는 항상 집합 Σ_{z_i} 내에 존재한다. 따라서 i -번째 관절의 증가된 추종 오차 S_i 와 전류 추종 오차 E_B 는 UUB되며, S_i 가 UUB이므로 위치 추종 오차 E_i , 속도 추종 오차 \dot{E}_i 는 모두 UUB된다는 것을 알 수 있다. 이것으로 정리 1을 증명하였다.

정리 1의 증명에서는 i -번째 로봇 관절에 대해 제안한 제어기의 안정도를 증명하였다. 모든 n 개의 관절을 포함하는 전체 로봇 제어 시스템의 안정도 보장과 관련된 정리 2를 증명하기 위해 i -번째 관절에 대한 리아푸노프 함수 (28)을 모든 관절에 대해 통합해 다음과 같은 전체 로봇 시스템에 대한 리아푸노프 함수를 통해 쉽게 증명될 수 있다.

$$V = \sum_{i=1}^n V_i = \frac{1}{2} z^T P z \leq \frac{1}{2} \lambda_{\max}(P) \|z\|^2 \quad (36)$$

여기서 $z = (z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n)^T \in R^{n_i \times n}$, 대각 양한정 행렬 $P = \text{diag}(P_1, P_2, \dots, P_n) \in R^{(n_1 \times n) \times (n_1 \times n)}$ 이다.

$\lambda_{\max}(\cdot)$ 는 행렬의 최대 고유값을 나타낸다.

이 때, 정리 1의 안정도 증명을 참조하여 위의 식 (36)을 시간에 대해 미분하여 정리하면, 식 (33)에서 보인 것처럼 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} z^T Q z + \eta \leq -\frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \|z\|^2 + \eta \quad (37)$$

여기서 Q 는 전체 관절에 대한 대각 양한정 행렬로서 $Q = \text{diag}(Q_1, Q_2, \dots, Q_n) \in R^{4n \times 4n}$ 이다.

식 (37)은 식 (34)처럼 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\dot{V} \leq -\mu V + \eta \quad (38)$$

여기서 $\mu = \frac{\lambda_{\min}(Q)}{\lambda_{\max}(P)} > 0$, $\eta = \sum_{i=1}^n \eta_i$. 식 (38)로부터

리아푸노프 함수는 다음과 같이 상한 경계된다.

위 식 (37)에서 알 수 있듯이, $z(t)$ 에 대한 집합 $\Sigma_z = \left\{ z(t) \mid 0 \leq \|z(t)\| \leq \sqrt{\frac{2\eta}{\lambda_{\min}(Q)}} \right\}$ 의 밖에서는 항상 $\dot{V} < 0$ 가 된다. 따라서 집합 Σ_z 의 밖에 있을 때마다 오차 $\|z(t)\|$ 는 항상 감소하여 UUB가 되므로 모든 로봇 관절의 오차 S , E , \dot{E} , E_B 는 모두 UUB가 된다는 것을 알 수 있다.

첨언 1: 제안된 제어기는 식 (21)~(23)와 같다. 또한 PSO 기법을 이용해 RBFNN의 개수와 제어 이득 값들이 자동적으로 조정되어 시스템 성능이 개선된다. 제안된 제어기는 PSO가 적용되더라도 자동적으로 조정되는 이득 값들이 온라인으로 계속 얻어지더라도 제어 시스템의 안정도에는 영향을 주지 않는다는 것을 정리 1과 정리 2의 안정도 증명으로부터 알 수 있다. 다시 말해서, PSO 기법으로 시스템 성능이 향상되며 전체 제어 시스템의 안정도는 UUB로서 보장된다.

V. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 2-링크 평면 로봇의 궤적 추종 시뮬레이션을 수행하였다. 입력 전류 및 전압 포화, 미지의 포화 크기, 미지의 로봇 및 모터 파라미터, 부하로 인한 동적 파라미터의 변동 및 다양한 외란이 있을 때, 제안된 로봇 제어 시스템의 시뮬레이션 결과가 그림 2

~ 그림 12에서 제시된다.

로봇의 i -번째 링크 파라미터들을 나타내는 링크 길이 l_i , 링크 질량 중심 길이 l_{ci} , 링크 질량 m_i , 링크 관성 모멘트 I_i 가 설정되었다.

또한, 로봇의 동적 모델에서 고려한 마찰력은 $F_{ri}(\dot{q}_i) = f_{i1}\dot{q}_i + f_{i2}sgn(\dot{q}_i)$ 로 표현했으며, q_i 는 i -번째 관절의 실제 각도, 관절의 마찰계수는 f_{11} , f_{12} , f_{21} , f_{22} 이며, $sgn(\cdot)$ 은 시그넘 함수(Signum Function)를 나타낸다.

시뮬레이션에서 쓰인 첫 번째 관절에 대한 로봇 링크 및 모터 파라미터들은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} N_1 &= 50, \quad J_{m1} = 0.003(kgm^2/rad), \\ B_{m1} &= 0.0007(Nm \cdot sec/rad), \quad K_{T1} = 0.5(Nm/A), \\ L_{a1} &= 0.2(H), \quad R_{a1} = 1.5(\Omega), \quad f_{11} = 0.5, \quad f_{12} = 0.3, \\ K_{b1} &= 0.03(V \cdot sec/rad), \quad l_1 = 0.75(m), \\ l_{c1} &= 0.375(m), \quad m_1 = 2(kg), \quad I_1 = 0.0938(kgm^2). \end{aligned}$$

두 번째 관절에 대한 로봇 링크 및 모터 파라미터들은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} N_2 &= 30, \quad J_{m2} = 0.002(kgm^2/rad), \\ B_{m2} &= 0.0005(Nm \cdot sec/rad), \quad K_{T2} = 0.3(Nm/A), \\ L_{a2} &= 0.1(H), \quad R_{a2} = 1.0(\Omega), \quad f_{21} = 0.2, \quad f_{22} = 0.1, \\ K_{b2} &= 0.02(V \cdot sec/rad), \quad l_2 = 0.5(m), \\ l_{c2} &= 0.25(m), \quad m_2 = 1(kg), \quad I_2 = 0.0208(kgm^2) \end{aligned}$$

목표 각도 궤적은 $q_{a1}(t) = \sin\left(\frac{1}{3}t\right)(rad)$, $q_{a2}(t) = \cos\left(\frac{1}{3}t\right)(rad)$ 이다. 로봇의 각 관절의 각도의 초기 값은 $q_1(0) = 1(rad)$, $q_2(0) = 0(rad)$ 이며, 각 관절의 각속도 및 각가속도의 초기 값은 모두 0으로 주어진다. 그리고 제어기의 적응 법칙에서 파라미터 추정값의 초기값은 모두 0으로 설정되었다.

제어 이득과 적응 이득은 다음과 같이 설정되었다. $\lambda_1 = \lambda_2 = 5$, $\Gamma_{s1} = \Gamma_{\dot{q}_1} = \Gamma_{\dot{q}_2} = \Gamma_{\theta_{v1}} = \Gamma_{\theta_{v2}} = 0.001$, $\Gamma_{s2} = \Gamma_{\dot{q}_2} = \Gamma_{\dot{q}_1} = \Gamma_{\theta_{v2}} = \Gamma_{\theta_{v1}} = 0.001$, $\gamma_{\theta_{v1}} = \gamma_{\theta_{v2}} = \gamma_{\theta_{v1}} = \gamma_{\theta_{v2}} = 0.001$, $\delta_{\dot{q}_1} = \delta_{\dot{q}_2} = \delta_{\dot{q}_1} = \delta_{\dot{q}_2} = 0.01$. 이 때, 제어 이득 K_{s1} , K_{s2} , $K_{\dot{q}_1}$, $K_{\dot{q}_2}$ 는 PSO 기법에 의해 자동 조정된다.

로봇 관절에 장착된 각 모터의 입력 전류와 입력 전

압 크기는 다음과 같이 제한된다. $|I_{a1}| \leq 1(A)$, $|I_{a2}| \leq 1(A)$, $|U_1| \leq 12(volt)$, $|U_2| \leq 12(volt)$. 전압 외란, 관절 토크 외란 및 모터 토크 외란은 크기가 최대 ± 0.1 이 되는 랜덤 잡음(random noise)으로 설정하였다.

또한 부하로 인한 로봇 파라미터 변동에 대한 로봇 제어기의 강인성을 검증하기 위해, 15초 이전에 파라미터 변동이 없다가 15초 이후에 로봇이 질량 $m_L = 0.25(kg)$, 관성 모멘트 $I_L = 0.01(kgm^2)$, 질량 중심 길이 $l_L = 0.01(m)$ 인 부하로 로봇 파라미터가 변동되었다고 설정하였다.

PSO 기법을 이용해 각 관절에 대해 5개, 2-링크 로봇이므로, 총 10개의 파라미터를 조정하였다. 조정한 파라미터는 RBFNN 개수 N_S , N_h , $N_{\dot{q}_i}$ 와 제어 이득 K_S , K_h 가 되며, 제어 과정에서 온라인으로 자동으로 조정하게 된다. PSO 기법에서 쓰인 값으로 개체수를 각 100개를 썼으며, 식 (24)에 보인 적합도 가중치 값은 다음과 같이 설정하였다. $w_{11} = w_{21} = 1.5$, $w_{12} = w_{22} = 1.0$, $w_{13} = w_{23} = 1.0$, $w_{14} = w_{24} = 0.1$, $w_{15} = w_{25} = 0.1$. 또한 식 (25)와 (26)에 보인 갱신 식에서 쓰인 가중치는 $w = 0.1$, $c_1 = c_2 = 0.5$, $\gamma_1 = \gamma_2 = 1$ 와 같다.

PSO 기법을 쓰지 않은 RBFNN 기반 적응 제어기(RBFNN-AC)와 PSO 기법을 이용한 RBFNN 기반 적응 제어기(PSO-RBFNN-AC)를 로봇 시스템에 적용할 때, 각각 RMS(Root Mean Square) 위치 오차(E_i), RMS 전류 오차(E_h), RMS 증가 오차(S_i), RMS 입력 전압(U_i), RMS 입력 전류(I_{ai}), RMS 적합도 함수 값들을 표 1과 같이 비교하였다. 각 RMS 값들은 전체 제어 과정에 대한 2개 관절을 통틀어 계산되었다. 관절 1에 대한 위치 오차의 RMS 값 계산 경우를 예를 들면,

$RMS(E_1) = \sqrt{\frac{\|E_1\|}{N_T}}$ 이며, $\overline{E_1}$ 은 총 제어 과정 동안 관절 1에 대한 위치 오차 값을 나타내며, N_T 는 총 데이터 개수를 나타낸다. 본 시뮬레이션에서는 샘플링 주기를 0.01로 하였으며, 30초까지 제어를 하였으므로 총 데이터 개수는 3001개가 된다.

Table 1. The comparison of each RMS value when RBFNN-AC and PSO-RBFNN-AC are used in this simulation

		RMS of position error (E_i)	RMS of current error (E_{R_i})	RMS of augmented error (S_i)	RMS of motor voltage (U_i)	RMS of motor current (I_{ai})	RMS of fitness function
RBFNN-AC	Joint 1	0.1152	2.1225	0.4770	2.5520	0.2398	2.9826
PSO-RBFNN-AC	Joint 1	0.1153	0.7757	0.4754	1.6254	0.2256	1.5812
RBFNN-AC	Joint 2	0.1090	1.9373	0.4425	2.0267	0.2008	2.6952
PSO-RBFNN-AC	Joint 2	0.1091	0.7662	0.4411	1.5911	0.1879	1.5018

표 1에서 보듯이 RBFNN-AC와 PSO-RBFNN-AC가 주어진 로봇 시스템에 이용될 때, 관절 1과 관절 2의 RMS 값들을 비교해 보면, 적합도가 크게 개선되었으며, 위치 오차 및 증가 오차는 비슷하나, 전류 오차, 모터 전압 및 모터 전류가 개선되었다. 이것은 PSO를 이용해 적합도가 작아지는 방향으로 파라미터들을 자동으로 조정한 효과를 나타낸다. 전역적인 최적화를 완벽히 보장하지는 않으나, PSO 기법으로 다중 목적의 적합도 함수를 이용하여 추종 오차와 제어 입력을 모두 합리적으로 작게 만들어 성능을 개선하였다는 것을 알 수 있다.

다음 시뮬레이션은 PSO 기법을 이용한 RBFNN 기반 적응 제어기(PSO-RBFNN-AC)를 로봇에 적용한 결과 그래프를 보인다.

그림 2와 그림 3은 각각 관절 1과 관절 2의 위치 궤적 추종을 보이며, 그림 4와 그림 5는 각각 위치 오차와 증가 오차를 각각 보였다. 그림으로부터 비교적 빠른 궤적 추종 성능을 알 수 있다.

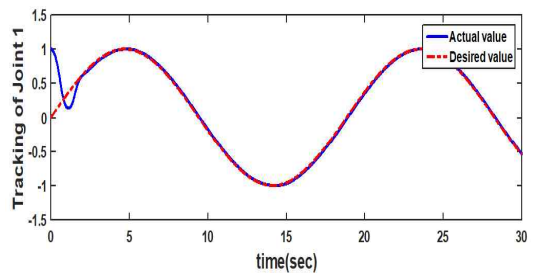


Fig. 2. Trajectory tracking of joint 1

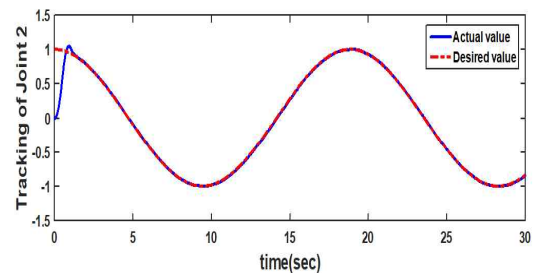


Fig. 3. Trajectory tracking of joint 2

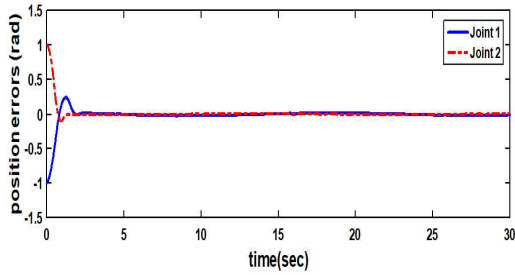


Fig. 4. Position tracking errors (E_1, E_2) of each joint

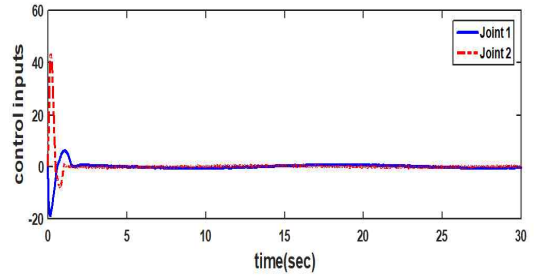


Fig. 7. Control inputs (U_{c1}, U_{c2}) of each joint

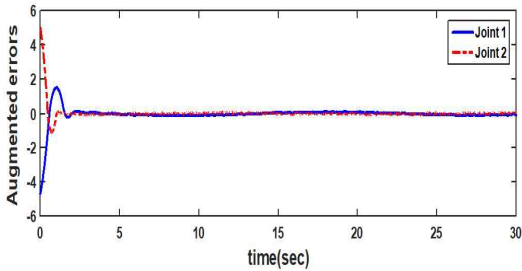


Fig. 5. Augmented tracking errors (S_1, S_2)

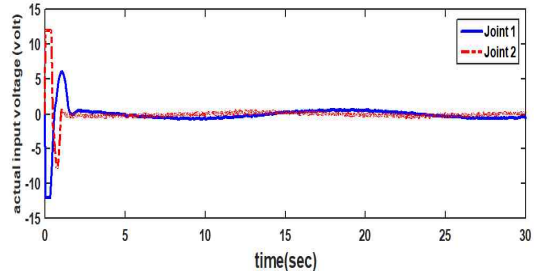


Fig. 8. Actual input voltages (U_1, U_2) of each actuator

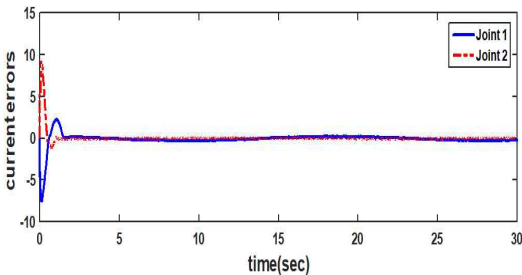


Fig. 6. Current errors (E_{11}, E_{12}) of each actuator

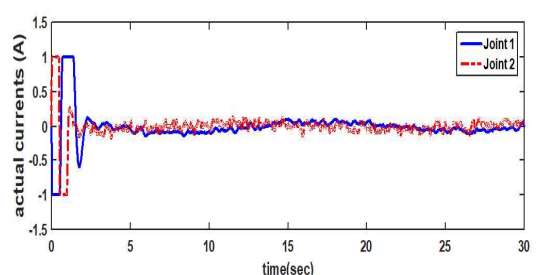


Fig. 9. Actual input currents (I_{a1}, I_{a2}) of each actuator

그림 6은 각 구동기의 전류 오차를 나타내며, 그림 7은 각 관절에 대한 제어 입력을 나타낸다. 그림 8은 각 관절 구동기에 입력되는 실제 입력 전압을 보여준다. 또한 그림 9는 각 관절 구동기에 입력되는 실제 입력 전류를 나타낸다. 그림 8과 그림 9에서 보듯이, 각 구동기에 입력되는 전압과 전류는 크기가 포화된다는 것을 볼 수 있다.

PSO 기법으로부터 온라인 제어 동안에 얻는 Gbest 값들은 그림 10과 그림 11에서 보이며, 시간이 지나며 추종 오차가 많이 작아지면서 일정한 값으로 모두 수렴하는 것을 알 수 있다. 그림 12는 각 관절에 대한 적합도 함수 값을 나타낸다. 적합도 값도 초기에 큰 값이지만 빠르게 작아지는 것을 알 수 있다.

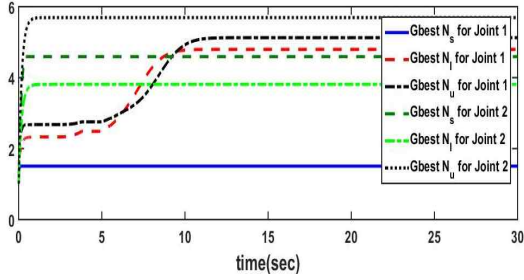


Fig. 10. Gbest values for RBF numbers (N_s , N_l , N_u) of each joint

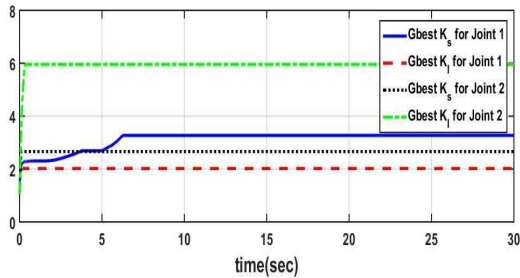


Fig. 11. Gbest values for control gains (K_s , K_l) of each joint

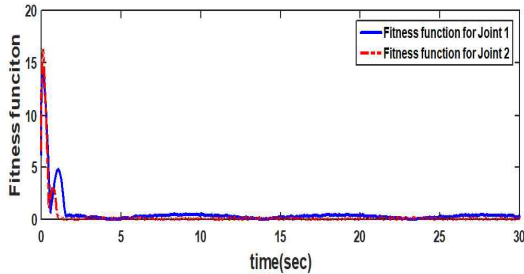


Fig. 12. Fitness function of each joint

시뮬레이션 결과로부터 제안된 제어기는 미지의 로봇 및 구동기 파라미터의 불확실성, 외란, 동적 파라미터 변동, 모터 입력 전류와 전압의 동시 포화, 미지의 최소 및 최대 포화 값 등 시스템에서 나타날 수 있는 매우 다양한 불확실성 및 제한 조건을 극복하면서 로봇 관절 궤적은 목표 궤적에 강인하게 추종하는 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 구동기 (모터) 입력 전류 및 전압의 포화, 로봇의 비선형성과 파라미터 불확실성, 부하 변동 및 외란 등 다양한 불확실성과 제한 조건을 갖는 로봇 시스템에 대한 RBFNN 기반 적응 추종 제어기를 제안하였다. 또한 PSO 최적화 기법을 이용해 제어 파라미터를 자동적으로 조정하였다.

제안된 제어 기법에서는 로봇 및 모터 관련된 모든 모델 파라미터 값들이 제어기에서 요구되지 않는다. 리아푸노프 안정도 이론을 이용하여 로봇 제어 시스템의 UUB 안정도가 보장되었다. PSO 기법을 이용하더라도 전체 제어 시스템의 안정도는 유효하다.

시뮬레이션을 통해 제안된 제어기의 궤적 추종과 다양한 불확실성에 강인하다는 것을 검증하였다.

REFERENCES

- [1] M. Homayounzade, M. Keshmiri, and M. Ghobadi, (2015, Feb.), 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.
- [2] H. S. Seo and Y. W. Sung, (2015, Oct.), Optimal manipulation for a hexapod walking robot, *Journal of the Institute of Signal Processing and Systems*, vol. 16, no. 4, pp. 168-174.
- [3] Z. J. Yang, Y. Fukushima, and P. Qin, (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] D. J. Loez-Araujo, A. Zavala-Rio, V. Sanibanez, and F. Reyes, (2015, Feb.), A generalized global adaptive tracking control scheme for robot manipulators with bounded inputs, *International*

Journal of Adaptive Control and Signal Processing, vol. 29, issue 2, pp. 180-200.

- [5] M. Mendoza, A. Zavala-Rio, V. Santibanez, and F. Reyes, "A PID-type global regulator with simple tuning for robot manipulators with bounded inputs", in *Proceedings of IEEE International Conference on Decision and Control*, LA, USA, Dec. 15-17, Feb. 2015, pp. 6335-6341.
- [6] H. Liu, Y. Zhang, and W. Wu, "Saturated adaptive back-stepping control for robot manipulators with RBF neural network approximation", in *Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Information and Automation*, China, 1-3 Aug. 2016, pp. 1550-1555.
- [7] J. H. Shin, (2016, Oct.), Design of a decentralized adaptive bounding controller for a robot system with bounded current and voltage inputs, *Journal of Korean Institute of Information Technology*, vol. 14, no. 10, pp. 19-27.
- [8] J. Park and I. W. Sandberg, (1991), Universal approximation using radial-basis-function networks, *Neural Computation*, vol. 3, pp. 246-257.
- [9] M. Vijay and D. Jena, (2017, May). PSO based neuro fuzzy sliding mode control for a robot manipulator, *Journal of Electrical Systems and Information*, vol. 4, issue. 1, pp. 243-256.
- [10] N. K. Goswami and P. K. Padhy, "Gain tuning of Lyapunov function based controller using PSO for mobile robot control, in *Proceedings of 2016 International Conference on Industrial and Information Systems*, 3-4 Dec., India, 2016, pp. 295-299.
- [11] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", in *Proceedings of IEEE*

International Conference on Neural Networks, 1995, pp. 1942-1948.

저자 소개

신 진 호 (Jin-Ho Shin)



1991년 2월 : 한양대학교

전자공학과(공학사)

1993년 2월 : KAIST

전기및전자공학과(공학석사)

1999년 8월 : KAIST

전기및전자공학과(공학박사)

2002년 3월 ~ 2016년 2월 :

동의대학교 메카트로닉스공학과 교수

2016년 3월 ~ 현재 : 동의대학교 전자공학과 교수

관심분야 : 로봇 제어, 제어 시스템 설계, 임베디드

시스템, 지능 제어, 지능형 로봇, 자동화 시스템, 자율

주행 시스템, 로봇 경로 계획 등

한 대 현(Dae-Hyun Han)



1986년 8월 경북대학교

전자공학과(공학사)

1990년 2월 포항공대

전자전기공학과(공학석사)

1996년 8월 : 포항공대

전자전기공학과(공학박사)

1999년 3월 ~ 현재 : 동의대학교

전자공학과 교수

관심분야 : 무선통신 소자 및 시스템