

로봇 시스템의 신경망 포화 및 퍼지 데드존 보상

장 준 오
 위덕대학교 정보전자공학과

NN Saturation and FL Deadzone Compensation of Robot Systems

Jun Oh Jang

Uiduk University, Department of Information and Electronic Eng.

요약 - 로봇 시스템의 신경망 포화 및 퍼지 데드존 보상을 제안한다. 퍼지논리 함수의 분류특성과 신경회로망의 함수 근사화 능력은 포화와 데드존에 의해 유발되는 오차를 제거하기 위한 보상기 설계를 가능케 한다. 포화 및 데드존 보상이 적응적이고 추적오차와 파라미터 추정치가 유계가 되는 신경망 가중치와 퍼지논리 파라미터 동조알고리즘과 안정도 증명을 제시한다. 신경망 포화 및 퍼지 데드존 보상을 모의실험으로 포화 및 데드존의 해로운 영향을 줄이는 효과를 보여준다.

Abstract -A saturation and deadzone compensator is designed for robot systems using fuzzy logic (FL) and neural network (NN). The classification property of FL system and the function approximation ability of the NN make them the natural candidate for the rejection of errors induced by the saturation and deadzone. The tuning algorithms are given for the fuzzy logic parameters and the NN weights, so that the saturation and deadzone compensation scheme becomes adaptive, guaranteeing small tracking errors and bounded parameter estimates. Formal nonlinear stability proofs are given to show that the tracking error is small. The NN saturation and FL deadzone compensator is simulated on a robot system to show its efficacy.

1. 서 론

XY 테이블[1], 오버헤드 크레인[2], 로봇 팔 [3-5] 등과 같은 기계 구조물은 정확한 제어 동작을 요구한다. 이러한 시스템에서 구동기 비선형성은 성능 저하의 주요 원인이 된다. 구동기 비선형성은 주로 포화, 데드존, 백래쉬, 히스테리시스로 분류된다. 포화 비선형성은 대부분의 시스템에 존재하고 큰 오버슈트, 긴 정정시간을 유발하여 성능을 저하시키고 시스템의 안정성을 해친다. 이런 현상의 일반적 용어로 리셋 와인드업(reset wind up)이라 부르며 이런 현상을 막는 용어로 안티 리셋 와인드업(anti reset wind up)이라 부른다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 Astrom 과 Wittenmark [6] 는 포화 보상법을 제안하였고, Hanus 와 Peng [7]은 조건 제어를 설계하였고, Walgama 와 Sternby 는 관측기 기반 포화 보상기를 설계하였다[8]. Niu는 조건과 외란을 고려한 리아프노프에 기반을 둔 건설 포화 보상기를 설계하였다[9]. Chan 은 적분기 수와 관련된 포화 안정도에 관해 조사하였다[10]. Annaswamy는 시간 지연이 존재하는 시스템에 포화 보상기를 설계 하였다[11].

데드존은 시스템의 작은 신호에 반응하지 않은 비선형 성분이다. 데드존 현상이 필요한 부분도 있지만 대부분의 시스템에서 데드존은 필요하지 않다. 또한 데드존은 정보의 손실로 간주되어 리미터 사이클을 유발하며 추적오차 등 여러 가지 문제를 일으킨다. 따라서 적응적이고 조직적인 데드존 보상 방법이 연구 되었다[12]. 또 다른 데드존 보상 연구로 비대칭[13], 선형 시스템[14], 비선형 시스템[15]에 대해 이루어 졌다.

최근에 비선형 시스템의 제어를 설계할 때 근사화된 모델을 이용하여 제어를 설계하는 기존의 방법과는 달리 학습에 의해 비선형 시스템을 다루는 신경제어 방식이 여러 분야에 응용 되고 있다[16]. 이는 신경회로망에 내재된 뉴런에 의해 병렬 분산처리, 비선형 함수의 학습, 환경변화에 대한 적응성을 가능케 함으로서 비선형 시스템을 제어하는 새로운 접근방식으로 인식되고 있다. 명령추종, 외란제거, 시스템의 안정화를 보장하는 리아프노프 접근방식과 시스템의 피드백 안정화와 신경망의 합성 등에 관한 연구가 많이 진행 되었다[17-21].

퍼지논리를 이용한 시스템은 피드백 제어를 포함한 여러 분야에서 최근 빠르게 발달하고 있다[22]. 퍼지논리 데드존 보상기 설계는 여러 문헌들에 언급되어 있다[23, 24]. 퍼지논리 제어에서 특히 중요한 점은 퍼지논리 시스템의 일반적인 함수 근사화로 접근 가능하다는 점이다[25, 26]. 퍼지논리 시스템은 추정 파라미터에서 선형성을 요구하지 않고 각각 시스템에 대한 구체적인 역행렬 계산을 필요로 하지 않아, 적응제어보다 상당히 유리함을 보여준다. 구동기 비선형성들은 일반적으로 동작변수 영역에 따라 부분적인 선형구간 함수로 볼 수 있다. 퍼지논리 함수 근사 특성과 퍼지논리 시스템의 기능은 다양한 입력 영역에 대한 기본적인 정보를 구분하는 능력으로 표현되고, 비분석적인 구동기 비선형성에 대해서 보상기로 이용 되게 한다.

본 논문에서는 로봇 시스템의 신경망 포화 및 퍼지논리 데드존 보상기법을 제안한다. 퍼지논리 함수의 분류특성과 신경회로망의 함수 근사화 능력은 포화와 데드존에 의해 유발되는 오차를 제거하기 위한 보상기 설계를 가능케 한다. 증명과 함께 제어기 설계 절차가 주어지며, 포화 및 데드존 보상을 위한 퍼드포워드 루프에서 적응 퍼지논리 및 신경망 포화 보상과 비례미분(PD) 추적루프로 이루어 진다. 추적오차 방정식의 분석으로부터 추적 오차의 실제적인 유계(bound)를 얻을 수 있고, 컴퓨터 시뮬레이션 통해 로봇 시스템의 신경망 포화 및 퍼지논리 데드존 보상기의 성능을 조사한다.

2. 신경망 포화 및 퍼지 논리 데드존 보상

신경망 포화 보상기와 퍼지논리 데드존 보상기를 제안하였다. 신경망은 학습과 적응능력으로 인해 임의의 미분 가능한 함수를 근사화 할 수 있는 능력을 가진다. 또한 퍼지논리는 스위칭 논리와 지시 함수에 기반을 둔 모든 접근을 총망라한다[27]. 멤버십 함수를 사용하여 구동기 비선형성의 정교한 보상을 가능케 한다[28]. 이번 장에서는 시스템의 신경망 포화 및 퍼지논리 데드존 보상에 관하여 자세히 기술된다.

2.1 포화 및 데드존 비선형성

시스템의 포화 데드존 비선형성은 그림 1에 있다. 포화, $T_s = sat(u)$, 는 일반적으로

$$T_s = \begin{cases} T_{max} & u(t) \geq T_{max}/m \\ mu(t) & T_{min}/m < u(t) < T_{min}/m \\ T_{min} & u(t) \leq T_{max}/m \end{cases} \quad (1)$$

이고 T_{max} 과 T_{min} 은 포화 상하 한계값이다. 입력 $u(t)$ 가 구동기 영역 밖으로 이탈시 포화 현상이 일어난다. 따라서 입력 $u(t)$ 가 구동기에 의해 충분히 전달이 되지 않는다. 구동기에 의해 전달이 되지 않은 부분을 $\delta(t)$ 라고 정의하면

$$\delta(t) = T_s(t) - u(t) = \begin{cases} T_{max} - u(t) & u(t) \geq T_{max}/m \\ (m-1)u(t) & T_{min}/m < u(t) < T_{min}/m \\ T_{min} - u(t) & u(t) \leq T_{max}/m \end{cases} \quad (2)$$

이다. 식 (2)로부터 구동기 포화는 $\delta(t)$ 로 표현 가능하다. 여기서 신경회로망으로 $\delta(t)$ 를 근사화가 가능하다.

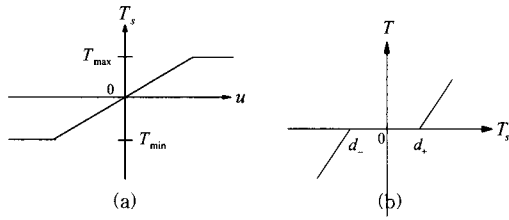


그림 1: (a) 포화 (b) 데드존.
Fig. 1. (a) Saturation and (b) deadzone nonlinearity.

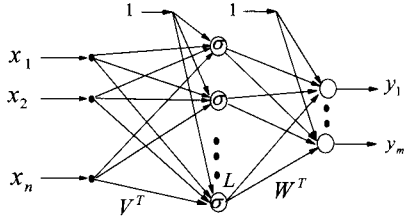


그림 2. 신경회로망
Fig. 2. Neural networks.

비선형 데드존 비선형성은

$$T = D_d(T_s) = \begin{cases} T_s - d_- & T_s < d_- \\ 0 & d_- \leq T_s < d_+ \\ T_s - d_+ & d_+ \leq T_s \end{cases} \quad (3)$$

이다. 여기서 T_s 와 T 는 스칼라이다. 파라미터 벡터 $d = [d_+, d_-]^T$ 는 시스템 데드존의 폭이다. 실제 시스템에서 데드존의 폭은 알 수 없으며 보상도 어렵다. 대부분의 보상도 대칭($d_- = d_+$)인 경우의 데드존 보상이 일반적이다.

2.2 신경망 포화 보상기

포화 보상에 신경망 응용이 기술된다. 신경망은 피드백 제어시스템에 많이 응용되었고 대부분의 적용은 증명이 없이 이루어졌다 [29, 30]. 그림 2는 삼층 신경망으로 입력층, 중간층, 출력층으로 구성된다. 중간층은 L 개의 뉴런 출력층은 m 개의 뉴런을 가진다. 신경망의 출력은

$$y_i = \sum_{k=1}^L [w_{ik} \cdot \sigma(\sum_{j=1}^n v_{kj} \cdot x_j + v_{k0})] + w_{i0}; \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

이다. 여기서 $\sigma(\cdot)$ 는 활성화함수, v_{kj} 는 입력층에서 중간층 사이의 가중치 w_{ik} 는 중간층에서 출력층 사이의 가중치이다. w_{i0} , v_{k0} 는 바이어스 항이다.

신경망 가중치 요소 v_{kj} 와 w_{ik} 를 행렬형태인 V^T 과 W^T 로 표현이 가능하다. 신경망 출력은

$$y = W^T \sigma(V^T x) \quad (5)$$

가 된다.

일반적인 함수 δ 는 신경망으로 근사화가 가능하다. 따라서

$$\delta = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon(x) \quad (6)$$

이고 ε 는 신경망 구조에 기인하는 오차이고 상수 ε_N 에 의해 유계된다[31, 32]. 가중치 V 는 임의로 선택되거나 조정되지는 않는다. 가중치 W 는 상수 값으로 유계된다고 가정한다. 즉, $\|W\| < W_M$, $\|\cdot\|$ 는 노름(norm)이다.

포화 제어입력은

$$u = u_c - \delta \quad (7)$$

이고 여기서 u_c 는 제어입력이다. δ 는 신경망 보상 함수

$$\delta = \widehat{W}^T \sigma(V^T x_{NN}) \quad (8)$$

가 되고 신경망 가중치 근사화 오차는

$$\widetilde{W} = W - \widehat{W} \quad (9)$$

이고 신경망 입력은 $x_{NN} = [y_d \ \dot{y}_d \ e \ \dot{e}]^T$ 이다.

2.3 퍼지 논리 데드존 보상기

데드존 보상에 퍼지논리 응용이 기술된다. 퍼지논리 시스템의 기능은 제어시스템 설계 경험에 기반을 둔 직관적인 지식을 가능하게 한다. 퍼지논리 분류특성은 독립변수 u_c 가 동작하는 영역에 따라 비선형성이 의존적일 때 두드러지게 강력해진다.

엔지니어의 경험을 이용한 데드존 보상은 불연속적이고 w 가 동작하는 영역에 따라 동작한다. 물을 이용하여 자연스럽게 묘사하면

$$\text{If}(w \text{ is positive}) \text{ then } (u_c = w + \widehat{d}_+)$$

$$\text{If}(w \text{ is negative}) \text{ then } (u_c = w + \widehat{d}_-) \quad (10)$$

가 된다. 여기서 $\widehat{d} = [\widehat{d}_+ \ \widehat{d}_-]$ 는 데드존 폭인, 파라미터 벡터 d 의 추정값이다.

수학적으로 멤버쉽 함수를 정의하면

$$X_+(w) = \begin{cases} 0, & w < 0 \\ 1, & 0 \leq w \end{cases}$$

$$X_-(w) = \begin{cases} 1, & w < 0 \\ 0, & 0 \leq w \end{cases} \quad (11)$$

가 되고, 보상은

$$u_c = w + w_F \quad (12)$$

로 표현 가능하다. 여기서 w_F 는 물 베이스

$$\text{If}(w \in X_+(w)) \text{ then } (w_F = \widehat{d}_+)$$

$$\text{If}(w \in X_-(w)) \text{ then } (w_F = \widehat{d}_-) \quad (13)$$

에 의해 주어진다. 물 베이스에 의한 퍼지논리 시스템의 출력은

$$w_F = \frac{\widehat{d}_+ X_+(w) + \widehat{d}_- X_-(w)}{X_+(w) + X_-(w)} \quad (14)$$

가 된다. 추정치 \widehat{d}_+ , \widehat{d}_- 값은 각각 $X_+(w)$ 와 $X_-(w)$ 의 제어표시 값이다. 이는 (단, $X_+(w) + X_-(w) = 1$)

$$w_F = \widehat{d}^T X(w) \quad (15)$$

가 된다. 여기서 퍼지논리 기본함수 벡터는

$$X(w) = \begin{bmatrix} X_+ \\ X_- \end{bmatrix} (w) \quad (16)$$

이고 w 가 가지는 어떤 값에 의해 쉽게 계산된다. 이에 따라 퍼지논리 보상을 표현하면

$$u_c = w + w_F = w + \widehat{d}^T X(w) \quad (17)$$

가 된다. 여기서 \widehat{d} 는 추정 데드존 폭이다.

식(11)과 같은 물 베이스로 퍼지논리 보상기가 주어지면, 보상기와 데드존을 합하면

$$T = w - \widetilde{d}^T X(w) + \widehat{d}^T \delta_d + \widehat{W}^T \sigma(V^T x_{NN}) + \varepsilon \quad (18)$$

가 된다. 여기서 데드존 구간 근사 예러는

$$\widetilde{d} = d - \widehat{d} \quad (19)$$

이다. 모델링하기 부적당한 구간 δ 은 어떤 스칼라 δ_M 에 대하여 $|\delta| < \delta_M$ 되게 유계된다.

3. 적응 포화 신경망 및 퍼지논리 데드존 보상 시스템

이상에서는 로봇 시스템의 신경망 포화 보상과 퍼지논리 데드존 보

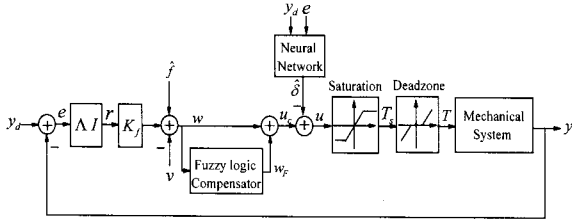


그림 3. 신경망 포화 및 퍼지 데드존 보상 시스템.
Fig. 3. NN saturation and FL deadzone compensator of systems.

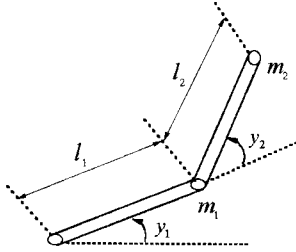


그림 4. 이축 로봇 팔
Fig. 4. Two-link robot arm.

상방법이 기술된다. 제안된 구조는 그림 3과 같다. 제어입력은 포화와 데드존 비선형성을 거쳐 시스템으로 입력된다. 추적오차의 제한이 보장되고 내부 상태가 유계가 되는 포화 및 데드존 보상을 위한 신경망 가중치와 퍼지논리 파라미터를 조정하는 방법을 보인다.

로봇 시스템의 다이내믹스는

$$J(y) \ddot{y} + B(y, \dot{y}) \dot{y} + G(y) + T_d = T \quad (20)$$

로 표현 가능하고, $y(t)$ 는 위치이고, $J(y)$ 는 관성, $B(y, \dot{y})$ 는 코리올리와 중심력, $G(y)$ 는 중력, T_d 는 미지의 외란이고, T 는 시스템 입력이다. $J(y)$ 는 양한정 행렬이고 $m_1 I \leq J(y) \leq m_2 I$ 이며, 여기서 m_1 과 m_2 는 양수이다. 행렬 $\dot{J} - 2B$ 는 skew-symmetric 이다. 알려진 정수 τ_d 에 대해서 $|T_d| < \tau_M$ 라 가정한다.

원하는 신호를 y_d 라 하고, 추적 오차는 $e = y_d - y$, 필터된 추적오차는

$$r = \dot{e} + \Lambda e \quad (21)$$

이다. 여기서 Λ 는 양한정 설계변수이다. 필터된 추적오차 $r(t)$ 가 유계되면 $e(t)$ 는 유계(bound)되고, 식(21)은 안정된 시스템이 된다.

(21)식을 미분하고 (20)식을 이용하여 시스템의 다이내믹스는 필터된 추적오차로 쓸 수 있다.

$$J\dot{r} = -Br - T + f(x) + T_d \quad (20)$$

여기서 비선형 플랜트 함수 f 는

$$f(x) = J(y)(\ddot{y}_d + \Lambda \dot{e}) + B(y, \dot{y})(\dot{y}_d + \Lambda e) + G(y) \quad (23)$$

가 된다. 벡터 x 를 포함한 모든 시간신호는 $f(\cdot)$ 계산시 필요로 하고, 이를테면 $x \equiv [y_d \ \dot{y}_d \ \ddot{y}_d \ e \ \dot{e}]^T$ 처럼 정의 내릴 수 있다. 함수 $f(x)$ 는 모든 식별할 수 없는 함수를 잠재적으로 포함하고 있다. 식(23)에서 J, B 를 제외한 나머지는 뒤에 안정성 증명에서 상세된다.

추적제어를 설계하면

$$w = \hat{f} + K_f r - v \quad (24)$$

가 된다. 여기서 비선형 구간 $f(x)$ 의 추정치는 $\hat{f}(x)$ 이고, $v(t)$ 는 실화 항, $K_f > 0$ 이다.

데드존 보상은

$$u_c = w + \hat{d}^T X(w) \quad (25)$$

로 쓸 수 있고, $X(w)$ 는 식(16)에 의해 주어진다. 포화보상은

$$u = u_c - \delta \quad (26)$$

이고, δ 는 (8)식에서 주어지고 (18)에서 전체적인 식을 볼 수 있다.

(25), (26) 과 (18) 식을 (22)에 대입하여 계산하면 페루프 오차 다이나믹스는

$$\begin{aligned} J\dot{r} = & -(K_f + B)r + \hat{d}^T X(w) - \hat{d}^T \delta_d - \bar{W}^T \sigma(V^T x_{NN}) \\ & + [\hat{f} + T_d + v - e] \end{aligned} \quad (27)$$

이다. 여기서 비선형 함수의 추정오차는 $\tilde{f} = f(x) - \hat{f}(x)$ 에 의해 주어진다.

일반적으로 추정 값 \hat{f} 은 많은 방법에 의해 제공되었다. 함수 추정오차는 어떤 미지의 유계함수 $f_M(x)$ 에 대해 유계된다고 가정하면 $|\tilde{f}_M(x)| \leq f_M(x)$ 가 된다.

다음 정리는 제어기의 신경망과 퍼지 논리 보상을 동조하기 위한 알고리즘이다.

정리 1 : 식(27)으로 표현되는 시스템에서, 추적제어기 (24)식에 포화 및 데드존 보상기 (25) 와 (26) 식을 합한 것을 선택한다. 건설한 신호

$$v(t) = -(f_M(x) + \tau_M) \frac{r}{|r|} \quad (28)$$

를 이용하고, 신경망 가중치는 다음 동조 알고리즘은

$$\dot{\bar{W}} = \sigma(V^T x_{NN}) r^T - k_1 |r| \bar{W} \quad (29)$$

이고 k_1 는 설계 상수이다. 추정 데드존 폭은 다음과 같이 퍼지 논리 동조알고리즘에 의해 주어지며,

$$\dot{\hat{d}} = X(w) r^T - k_2 |\hat{d}| r \quad (30)$$

이다. 여기서 스칼라 $k_2 > 0$ 이다. 그러면 추적오차 r 은 실질적인 유계인 (40)의 우항으로 수렴한다.

증명 : 오차 다이내믹스 (27)의 리아프노프 후보 함수(Lyapunov Like function)를 정의하면

$$L = \frac{1}{2} r^T J r + \frac{1}{2} \text{tr}(\bar{W}^T \bar{W}) + \frac{1}{2} \hat{d}^T \hat{d} \quad (31)$$

이고 미분하면

$$\dot{L} = r^T J \dot{r} + \frac{1}{2} r^T \dot{J} r + \text{tr}(\dot{\bar{W}}^T \bar{W}) + \hat{d}^T \dot{\hat{d}} \quad (32)$$

가 되고, 식 (27)을 적용하면

$$\begin{aligned} \dot{L} = & r^T \left(\frac{1}{2} J \dot{r} - Br - K_f r + \hat{f} + v + T_d - e - \bar{W}^T \sigma(V^T x_{NN}) \right) \\ & + \hat{d}^T (X(w) r - \delta_d r + \dot{\hat{d}}) + \text{tr}(\dot{\bar{W}}^T \bar{W}) + \hat{d}^T \dot{\hat{d}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -r^T K_f r + r^T \left(\frac{1}{2} \dot{J} - B \right) r + r^T (\hat{f} + v + T_d - e) \\ & + \hat{d}^T (X(w) r - \delta_d r + \dot{\hat{d}}) + \text{tr}[\dot{\bar{W}}^T (\bar{W} - \sigma(V^T x_{NN}) r)] \end{aligned} \quad (3)$$

가 된다. 동조알고리즘 (29) 와(30), 건설항 (28)과 행렬 skew-symmetric 를 적용하면

$$\dot{L} = -r^T K_f r + r^T (\hat{f} + v + T_d - e) + k_1 |r| \text{tr}(\dot{\bar{W}}^T \bar{W}) + \hat{d}^T (-\delta_d r + k_2 \hat{d}) r \quad (34)$$

$$\dot{L} \leq -r^T K_f r - |r| |f_M + \tau_M| + |r| |\hat{f} + T_d| + |r| \epsilon_N + k_1 |r| \text{tr}(\dot{\bar{W}}^T (\bar{W} - \bar{W})) + \hat{d}^T (-\delta_d r + k_2 (\hat{d} - \bar{d}) r)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -K_f |r|^2 + |r| \epsilon_N + k_1 |r| \|\dot{\bar{W}}\| (\|\bar{W}_M\| - \|\bar{W}\|) - |\hat{d}| \delta_M |r| \\ & + k_2 d_M |\hat{d}| |r| - k_2 |\hat{d}|^2 |r| \\ \leq & |r| [-K_f |r| + k_1 \|\dot{\bar{W}}\| \|\bar{W}_M\| - k_1 \|\dot{\bar{W}}\|^2 + \epsilon_N - |\hat{d}| \delta_M + k_2 d_M |\hat{d}| - k_2 |\hat{d}|^2] \end{aligned} \quad (35)$$

이다. 가중치와 데드존 폭을

$$h = \begin{bmatrix} W \\ d \end{bmatrix} \quad (36)$$

로 정의하면

$$\dot{L} \leq -|r[K_f + B]|r - c|\bar{h} + k|\bar{h}|^2 \quad (37)$$

이고, 여기서 $c \equiv [c_1 \ c_2]$, $c_1 \equiv k_1 W_M$, $c_2 \equiv -\delta_M + k_2 d_M$, $k \equiv [k_1 \ k_2]$ 이다.

이것은 괄호 항이 음이면 전체는 양이 된다. 이러한 조건을 만족하기 위해 완전제곱에서 \dot{L} 이 식(38)과 식(39)를 만족하면 전체적으로 음이 된다.

$$|r| > \frac{|d|^2}{4K_f |k|} \quad (38)$$

$$|\bar{h}| > \frac{|d|}{|k|} \quad (39)$$

리아프노프 정리에 따라서, 오차가 (38)식의 오른쪽 항보다 크면 추적 오차는 감소한다. 이는 실질적으로 추적 오차가 유계됨을 의미한다.

$$|r| \leq \frac{|d|^2}{4K_f |k|} \quad (40)$$

또한 리아프노프 확장 범위에서 포화 및 데드존 유계 폭, $|\bar{h}|$ 는 식 (40)의 오른쪽 방향으로 근접해서 유계되어진다. PD 제어기에서, K_f 는 PD 제어기 설계에 의해 결정되고, 크기도 마음대로 늘릴 수 없다. 하지만, PD 제어기와 견실 항이 전체 시스템의 안전성을 유지하는 범위 내에서 K_f 의 증가는 추적오차의 범위를 감소시킬 수 있다.

4. 모의실험

컴퓨터 시뮬레이션으로 로봇 시스템의 신경망 포화 및 퍼지 테드존 리 테드존 보상기의 유효성을 설명한다. 이측 로봇 팔에 관한 구조는 그림 4에 보여진다. 식 (20)에 의한 로봇 시스템 다이내믹스는

$$J(y) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2) l_1^2 + m_2 l_2^2 + 2m_2 l_1 l_2 \cos(y_2) & m_2 l_1^2 + m_2 l_1 l_2 \cos(y_2) \\ m_2 l_1^2 + m_2 l_1 l_2 \cos(y_2) & l_2^2 m_2 \end{bmatrix}$$

$$B(y, \dot{y}) \dot{y} = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 (2\dot{y}_2 \dot{y}_1 + \dot{y}_2^2) \sin(y_2) \\ m_2 l_1 l_2 \dot{y}_1^2 \sin(y_2) \end{bmatrix}$$

$$G(y) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2) g l_1 \cos(y_1) + m_2 g l_2 \cos(y_1 + y_2) \\ m_2 g l_2 \cos(y_1 + y_2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

이다 여기서 y_1 과 y_2 는 각 축의 각도이고, m_1 과 m_2 는 각 축의 질량이고, l_1 과 l_2 는 각 축의 길이이다.

이측 로봇 팔의 변수는 $m_1 = 3.0$, $m_2 = 2.3$, $l_1 = 1.1$, $l_2 = 1.0$ 이다. 포화와 데드존 변수는 : 첫번째 축 $T_{\max} = 20$, $T_{\min} = -20$, $m = 1.0$, $d_+ = 0.5$, $d_- = -0.48$ 이고, 두 번째 축 $T_{\max} = 20$, $T_{\min} = -18$, $m = 1.0$, $d_+ = 0.48$, $d_- = -0.51$ 이다.

신경망 중간층 뉴런 수는 $L = 4$ 이고 가중치는 V 는 -1과 1사이에 임의의 값으로 초기화 된다. 가중치는 W 는 0으로 초기화 된다. 이러한 가중치 초기화는 시스템의 안정도에 영향을 주지 않는다. 따라서 PD 제어기 외에 시스템의 입력이 없다. PD 제어기 파라미터는 $K_f = \text{diag}[350, 350]$, $\Lambda = \text{diag}[10, 10]$ 이다. 신경망 가중치와 퍼지 테드존 폭은 동조알고리즘의 변수 $k_1 = 0.002$ 이고 $k_2 = 0.01$ 이다. 원하는 기준 신호는 $y_{d1} = \sin(t)$, $y_{d2} = \cos(t)$ 이다.

그림 5-6은 로봇 시스템의 포화 및 데드존이 유무에 따른 시스템의 성능이다. 포화 및 데드존이 시스템의 성능을 저하시킴을 볼 수 있다. 신경망 포화 및 퍼지 테드존 보상기를 적용한 경우는 그림

7이다. 시뮬레이션 결과로부터 포화 및 데드존을 보상하는 방법으로 제안한 신경망 포화 및 테드존 보상기가 효율적임을 알 수 있다.

5. 결 론

로봇 시스템의 신경망 포화 및 퍼지 테드존 보상방법을 제안하였다. 포화 및 테드존 보상 신호는 구동기 제어 신호이고 안정도 기법을 이용하여 추적오차의 범위를 구하였다. 시뮬레이션과 결과로부터 시스템의 성능이 신경망 포화 퍼지 테드존 보상기에 의해 상당히 진전되었음을 알 수 있다.

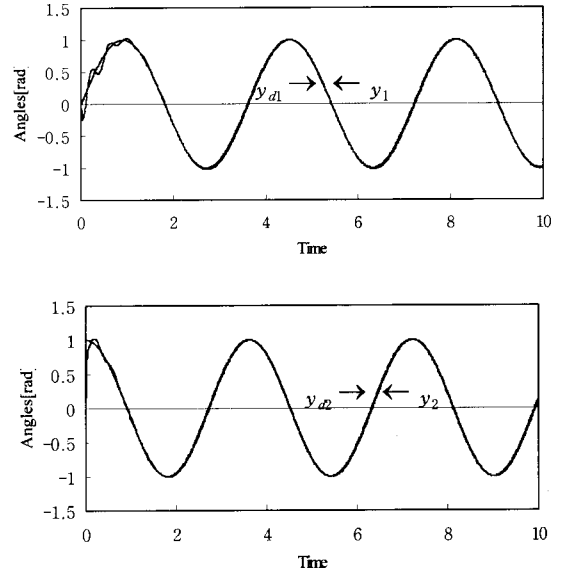


그림 5. 로봇 시스템 응답
Fig. 5. Robot system response without saturation and deadzone nonlinearity.

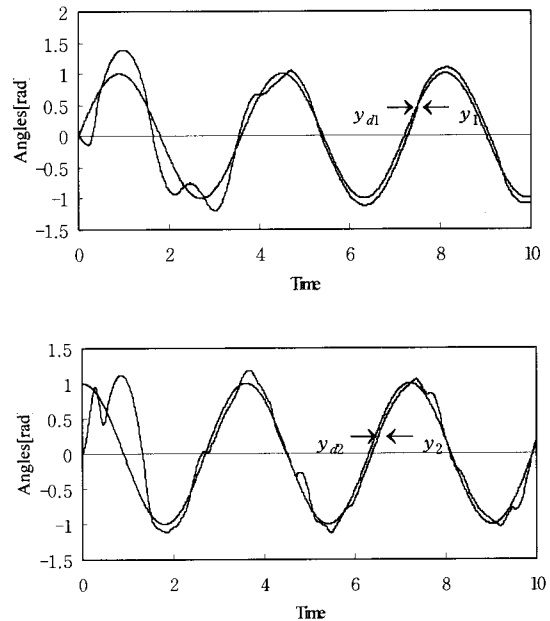


그림 6. 포화 및 데드존 응답
Fig. 6. System response with saturation and deadzone nonlinearity.

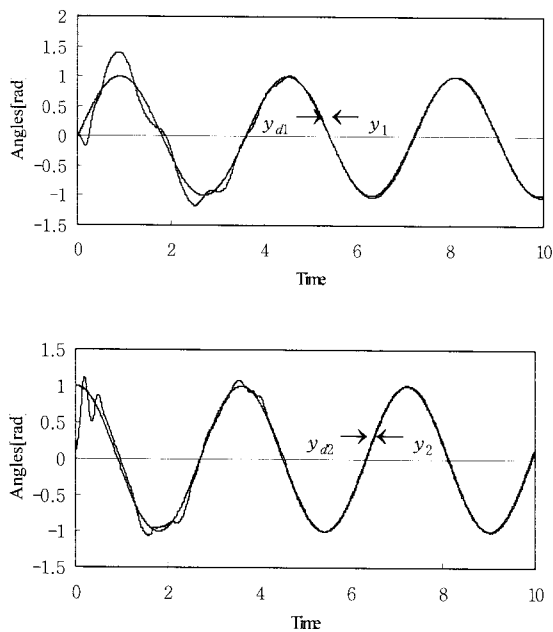


그림 7. 신경망 포화 및 퍼지 데드존 보상기 응답

Fig. 7. System response with an NN saturation and FL deadzone compensator.

[감사의 글]

이 연구 결과물은 2008학년도 위탁대학교 학술진흥연구비 지원에 의해 이루어 졌음.

[참 고 문 헌]

[1] W. Li and X. Cheng, "Adaptive high-precision control of positioning tables-Theory and experiment," *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.*, vol. 2, pp. 265-270, 1994.

[2] M. Mahfouf, C. H. Kee, M. F. Abbod, and D. A. Linkens, "Fuzzy logic based anti-sway control design for overhead cranes," *Neural Computing & Applications*, vol. 9, pp. 38-43, 2000.

[3] X. Zhang, W. Xu, S. S. Nair, and V. Chellaboina "PDE modeling and control of a flexible two-link manipulator," *IEEE Trans. Control System Technology*, vol. 13, no. 2, pp. 301-312, 2005.

[4] F. L. Lewis, S. Jagannathan, and A. Yesildirek, *Neural Network Control of Robot Manipulators and Nonlinear Systems*, Taylor and Francis, Philadelphia, PA, 1999.

[5] G. Alici and B. Shirzadeh, "Enhanced stiffness modeling, identification and characterization for robot manipulators," *IEEE Trans. Robotics*, vol. 21, no. 4, pp. 554-564, Aug. 2005.

[6] K. J. Astrom and B. Wittenmark, *Computer-Controlled systems: Theory and Design*, Prentice Hall; 3rd edition, Nov. 1996.

[7] R. Hanus and Y. Peng, "Conditioning technique for controller with time delays", *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-37, pp. 689-692, May, 1992.

[8] K. S. Walgama and J. Sternby, "Inherent observer property in class of anti-windup compensators," *Int. J. Contr.*, vol. 52, no. 3, pp. 705-724, 1990.

[9] W. Niu and Tomizuka, "A robust anti-windup controller design for asymptotic tracking of motion control system subjected to actuator saturation," in *Proc. IEEE Conf. Decision and Control*, Tampa, pp. 447-451, 1998.

[10] C. W. Chan and K. Hui, "On the existence of globally stable actuator saturation compensators," *Int. J. Contr.*, vol. 69, no. 6, pp. 773-788, 1998.

[11] A. M. Annaswamy, S. Evesque, S. Niculescu, and A. P. Dowling, "Adaptive control of a class of time delay systems in the presence of saturation," *Adaptive Control of Nonsmooth Dynamic Systems*, Eds. G. Tao and F. Lewis, Springer-Verlag, New York, NY 2001.

[12] G. Tao and P. V. Kokotovic, *Adaptive control of systems with actuator and sensor nonlinearities*, John Wiley & Sons, New York, NY 1996.

[13] R. R. Selmic and F. L. Lewis, "Deadzone compensation in motion control systems using neural networks," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 45, no. 4, pp 602-613, April 2000.

[14] G. Tao and P. V. Kokotovic, "Adaptive control of plants with unknown deadzones," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 39, pp 59-68, Jan. 1994.

[15] D. A. Recker, P. V. Kokotovic, D. Rhode, and J. Winkelman, "Adaptive nonlinear control of systems containing a deadzone," in *Proc. IEEE Conf. Dec. Contr.*, 1991, pp. 2111-2115.

[16] J. O. Jang and G. J. Jeon, "A parallel neuro-controller for DC motors containing nonlinear friction," *Neurocomputing*, vol. 30, no. 1, pp. 233-248, Jan. 2000.

[17] J. O. Jang and G. J. Jeon, "Implementation of indirect neuro-control for nonlinear dynamic systems," *Mechatronics*, vol. 9, no. 6, pp. 675-686. Sep. 1999.

[18] J. O. Jang, "Implementation of indirect neuro-control for a nonlinear two-robot MIMO system," *Control Engineering Practice*, vol. 9, no. 1, pp. 89-95, 2001.

[19] J. O. Jang and P. G. Lee, "Neuro-fuzzy control for DC motor friction compensation," in *Proc. IEEE Conf. Decision and Control*, Sydney, Australia, Dec. 2000, pp. 3550-3555.

[20] F. L. Lewis, A. Yesildirek, and K. Liu, "Multilayer neural net robot controller with guaranteed tracking performance," *IEEE Trans. Neural networks*, vol. 7, no. 2, pp 1-11, 1996.

[21] T. Hu and Z. Lin, *Control systems with actuator saturation: analysis and design*, Birkhauser, Boston, 2001.

[22] M. Jamshidi, N. Vadiie, and T. J. Ross, *Fuzzy Logic and Control*, Englewood Cliffs, NJ: PrenticeHall, 1993.

[23] F. L. Lewis, W. K. Tim, L. Z. Wang, and Z. X. Li, "Deadzone compensation in motion control systems using adaptive fuzzy logic control," *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.*, vol. 7, no. 6, pp. 731-742, Nov. 1999.

[24] J. O. Jang, "A deadzone compensator of a DC motor systems using fuzzy logic control," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, C*, vol. 31, no. 1, pp. 42-48, Feb. 2001.

[25] X. J. Zeng and M. G. Singh, "Approximation theory of fuzzy systems-MIMO case," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 3, pp. 219-235, May 1995.

[26] L. X. Wang and J. M. Mendel, "Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, pp. 807-814, Sept. 1992.

[27] D. A. Recker, P. V. Kokotovic, D. Rhode, and J. Winkelman, "Adaptive nonlinear control of systems containing a deadzone," in *Proc. IEEE Conf. Decision and Control*, pp. 2111-2115, 1991.

[28] J. H. Kim, J. H. Park, S. W. Lee, and E. K. P. Cheng, "A two layered fuzzy logic controller for systems with deadzones," *IEEE Trans. Indust. Electron.*, vol. 41, pp. 155-162, Apr. 1994.

- [29] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 1, pp. 4-27, March 1990.
- [30] J. Leitner, A. Calise, and J. V. R. Prasad, "Analysis of adaptive neural networks for helicopter flight control," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 20, no. 5, pp. 972-979, Sep/Oct. 1997.
- [31] Cybenko, "Approximation by superpositions of a sigmoidal function," *Math. Contr. Signals, Syst.*, vol. 2, no. 4, pp. 303-314, 1989.
- [32] K. Hornik, M. Stinchcombe, and S. H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Neural Networks*, vol. 2, pp. 359-366, 1989.