

퍼지 뉴럴 네트워크를 이용한 서보모터 드라이브의 강인 적응 위치 제어

황영호, 이안용, 김홍필, 양해원  
 한양대학교 전자전기제어계측공학과, 경일대학교 컴퓨터제어-전기공학부

Robust Adaptive Position Control for Servomotor Drive Using Fuzzy-neural Networks

Young Ho Hwang\*, An Yong Lee\*, Hong Pil Kim\*\*, Hai Won Yang\*

\*Dept. of Elec. Elec. Con. & Inst. Eng. Hanyang Univ., \*\*Sch. of Com. Con. Elec. Eng. Kyungil Univ.

**Abstract** - A robust adaptive position control algorithm is proposed for servomotor drive system with uncertainties and load disturbance. The proposed controller is comprised of a nominal controller and a robust control. The nominal controller is designed in the condition without all the external load disturbance, nonlinear friction and unpredicted uncertainties. The robust controller containing lumped uncertainty approximator using fuzzy-neural network(FNN) is designed to dispel the effect of uncertainties and load disturbance. The interconnection weight of the FNN can be online tuned in the sense of the Lyapunov stability theorem, thus asymptotic stability of the proposed control system can be guaranteed. Finally, simulation results verify that the proposed control algorithm can achieve favorable tracking performance for the induction servomotor drive system.

1. 서 론

전기 서보 드라이브(DC, IM, PMSM)을 위한 위치 제어기술은 다양하다. 그러나 이러한 서보 시스템은 내부 불확실성이나 외란에 의하여 제어성능이 낮아지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 다양한 적응제어 기법이 소개되었다[1][2]. 대부분 제안된 방법은 슬라이딩 모드 기법을 소개하고 있다. 그러나 이러한 슬라이딩 모드 기법은 제어기의 강인성을 보장 받을 수는 있으나 불연속 제어입력에 의한 떨림 현상이 존재하고 있는 단점이 함께 존재한다. 그러므로 본 논문에서는 시스템 내부의 모든 불확실한 성분과 외란을 하나의 미지의 함수로 정의하고 이 함수를 적응 FNN을 이용하여 추정하고자 한다. 적응 FNN 알고리즘은 미지의 유계 연속 함수를 추정하는데 뛰어난 성능 특성을 갖고 있다[3][4]. 이렇게 근사화 된 함수 값은 강인 제어기에 이용된다. 제시된 제어기의 성능을 보이기 위하여 유도전동기의 서보 드라이브 시스템에 적용하였다.

2. 본 론

2.1 DC 서보모터 시스템

전기적 서보모터 드라이브 시스템의 기계적 방정식은 다음과 같다[5].

$$J\ddot{\theta}_r(t) + B\dot{\theta}_r(t) + T_l = T_e \quad (1)$$

여기서  $J$ 는 회전자축의 관성이고,  $B$ 는 점성 마찰 계수  $\theta_r(t)$ 는 회전자 위치이다. 그리고  $T_l$ 은 마찰과 불확실성이 결합된 외부 부하이고,  $T_e$ 는 전기적인 토크를 나타낸다.

식(1)에서 전기적인 토크는 다음과 같다.

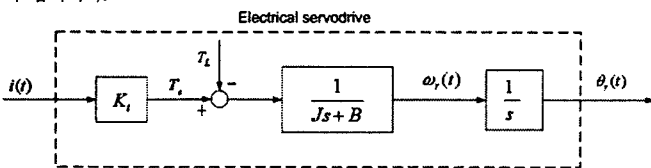
$$T_e = K_t i(t) \quad (2)$$

여기서  $K_t$ 는 모터의 토크상수이고,  $i(t)$ 는 제어 전류이다.

식(2)를 식(1)에 대입하면 전기적인 서보모터 드라이브 시스템은 다음과 같이 다시 표현된다.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r(t) &= -\frac{B}{J}\dot{\theta}_r(t) + \frac{K_t}{J}i(t) - \frac{1}{J}T_l \\ &= A_p\dot{\theta}_r(t) + B_p u(t) + D_p T_l \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $A_p = -B/J$ ,  $B_p = K_t/J > 0$ ,  $D_p = -1/J$  그리고  $u(t) = i(t)$ 는 제어 입력이다.



<그림 1> 서보모터 드라이브 시스템의 블록 선도

외부 부하, 비선형의 마찰력, 내부 시스템의 불확실성을 포함한 불확실성이 없는 상태에서의 서보모터 드라이브의 모델 식은 다음과 같다.

$$\ddot{\theta}_r(t) = \bar{A}_p \dot{\theta}_r(t) + \bar{B}_p u(t) \quad (4)$$

여기서  $\bar{A}_p = -\bar{B}/J$ ,  $\bar{B}_p = -\bar{K}_t/J > 0$ 은 각각  $A_p$ 와  $B_p$ 의 정상값이다.  $J$ 와  $\bar{B}$ 은 각각  $J$ 와  $B$ 의 정상값이다.

이번에는 외부 부하, 비선형의 마찰력 내부시스템의 불확실성을 고려한 서보모터 드라이브 모델을 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r(t) &= (\bar{A}_p + \Delta A)\dot{\theta}_r(t) + (\bar{B}_p + \Delta B)u(t) + D_p T_l + \beta \\ &= \bar{A}_p \dot{\theta}_r(t) + \bar{B}_p u(t) + L(t) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $\Delta A$ 와  $\Delta B$ 는 시스템 파라미터의 불확실성을 표현한 것이다.  $\beta$  모델링 오차이다. 그리고  $L(t)$ 은 모든 불확실성이 포함된 함수로서 다음과 같이 표현된다.

$$L(t) = \Delta A \dot{\theta}_r(t) + \Delta B u(t) + D_p T_l + \beta \quad (6)$$

여기서 모든  $t \in (0, \infty)$ 에서  $|L(t)| < \rho_1$ 으로 가정한다.  $\rho_1$ 은  $L(t)$ 의 상한값이다. 우리는 알지 못하는 함수  $L(t)$ 를 퍼지 뉴럴 네트워크를 이용한 근사기를 통하여 추정하고자 한다.

2.2 퍼지 뉴럴 네트워크(FNN) 시스템

미지의 함수  $L(t)$ 를 퍼지 뉴럴 네트워크를 이용한 근사기를 통하여 추정하고자 한다. FNN 시스템은 기본적으로 IF-THEN 규칙과 fuzzy inference engine으로 구성되어 있다.  $i$ 번째 IF-THEN 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} R^{(i)}: & \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^i \\ & \text{THEN } y^i = G^i \end{aligned} \quad (7)$$

여기서  $F_j^i$ ,  $G^i$ 는 퍼지 집합이다.

퍼지화의 방법으로 singleton 퍼지화 방법을 사용하고 추론 엔진으로서 product inference engine, 그리고 center-average 비퍼지화 방법을 사용하였다. FNN 시스템의 출력은 다음과 같다.

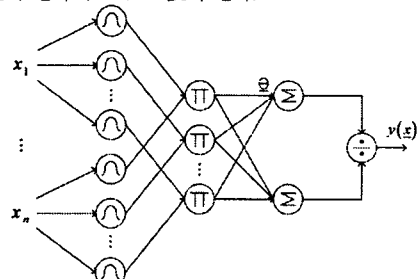
$$y(\underline{x}) = \frac{\sum_{i=1}^M y^i \left( \prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j) \right)}{\sum_{i=1}^M \left( \prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j) \right)} = \hat{\theta}^T \xi(\underline{x}) \quad (8)$$

여기서  $\mu_{F_j^i}(x_j)$ 는 입력측 membership 함수,  $M$ 은 IF-THEN 집합의 총수,  $\hat{y}^i$ 는 출력의 singleton 퍼지화 값이고,  $\hat{\theta} = [\hat{y}^1, \hat{y}^2, \dots, \hat{y}^M]^T$ ,  $\xi(\underline{x}) = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M]^T$ 은 각각 조절 가능한 적응 파라미터 벡터이다. 그리고 fuzzy basis 함수는 다음과 같다.

$$\xi_i(\underline{x}) = \frac{\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \left( \prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j) \right)} \quad (9)$$

식(8)에서 소개된 FNN 시스템은 다음 장에서 미지의 함수를 근사화 하는데 이용된다.

FNN 시스템의 전체 구조는 그림2와 같다.



<그림 2> 퍼지-뉴럴 시스템 구조

2.3 관측기 설계

미지의 함수를 추정하기 위하여 다음과 같은 관측기를 고려해 보자.

$$\ddot{\theta}_r(t) = \bar{A}_p \dot{\theta}_r(t) + \bar{B}_p u(t) + \hat{L}(t) + \gamma_2(\dot{\theta}_r(t) - \hat{\dot{\theta}}_r(t)) + \gamma_1(\theta_r(t) - \hat{\theta}_r(t)) \quad (10)$$

여기서  $\gamma_1, \gamma_2$ 은 양수이다.

관측 오차는 다음과 같이 정의 한다.

$$\tilde{\theta}_r = \theta_r - \hat{\theta}_r \quad (11)$$

여기서  $\tilde{\theta}_r = [\tilde{\theta}_r, \dot{\tilde{\theta}}_r]^T$ ,  $\tilde{\theta}_r = \theta_r - \hat{\theta}_r$ 이다.

식(11)을 시간에 대하여 미분하면 다음과 같다.

$$\dot{\tilde{\theta}}_r = -\Gamma \tilde{\theta}_r + B_o(L(t) - \hat{L}(t)) \quad (12)$$

여기서  $\Gamma = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ \gamma_1 & \gamma_2 \end{pmatrix}$ ,  $B_o = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ 이다.

실제 함수  $L(t)$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$L(t) = W^T \Xi(\theta_r) + \epsilon \quad (13)$$

여기서  $\epsilon$ 은 재구성(reconstruction) 오차이다. 그리고  $\Xi(\theta)$ 은 식(9)에서 정의된 fuzzy basis 함수이다. 최적의 네트워크 가중치 벡터  $W$ 는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$W = \arg \min_{\hat{W} \in R^u} [\sup_{\theta_r \in R^s} |L(\theta_r) - \hat{L}(\theta_r; \hat{W})|]$$

최적의 근사 함수  $L^*(t)$ 는 다음과 같다.

$$L^*(t) = W^* T \Xi(\theta_r) \quad (14)$$

$L^*(t)$ 을 추정하기 위한 FNN 시스템의 출력 함수는 다음과 같다.

$$\hat{L}(t) = \hat{W}^T \Xi(\theta_r) \quad (15)$$

식(13), (14)으로부터 식(12)는 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{\tilde{\theta}}_r = -\Gamma \tilde{\theta}_r + B_o(\hat{W}^T \Xi(\theta_r) - L^*(t)) \quad (16)$$

다음과 같은 적응칙을 선택하자.

$$\dot{\hat{W}} = \eta \Xi \tilde{\theta}_r^T P B_o \quad (17)$$

다음과 같이 Lyapunov 함수 후보를 선택한다.

$$V = \frac{1}{2} \tilde{\theta}_r^T P \tilde{\theta}_r + \frac{1}{2\eta} \hat{W}^T \hat{W} \quad (18)$$

식(18)을 시간에 대하여 미분하면 다음과 같다.

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \tilde{\theta}_r^T P \dot{\tilde{\theta}}_r + \frac{1}{2} \tilde{\theta}_r^T P \tilde{\theta}_r + \frac{1}{2\eta} \dot{\hat{W}}^T \hat{W} + \frac{1}{2\eta} \hat{W}^T \dot{\hat{W}} \quad (19)$$

$$= -\frac{1}{2} \tilde{\theta}_r^T Q \tilde{\theta}_r + \frac{1}{\eta} (\hat{W} - \eta \Xi \tilde{\theta}_r^T P B_o)$$

식(18)에 식(16)을 대입하면 다음과 같다.

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \tilde{\theta}_r^T Q \tilde{\theta}_r \quad (20)$$

위 식(20)이  $\dot{V} < 0$ 되고 Barbalat's Lemma을 통하여  $\tilde{\theta}_r \rightarrow 0$  as  $t \rightarrow \infty$  이 됨을 보여줄 수 있다.

## 2.4 강인 적응 위치 제어기 설계

추적 오차를 다음과 같이 정의 하자.

$$e(t) = \theta_r(t) - \theta_m(t) \quad (21)$$

정상 모델에서의 제어기는 다음과 같이 주어진다.

$$u_{nom}(t) = \bar{B}_p^{-1} \{ \dot{\theta}_m(t) - k_p e(t) - k_d \dot{e}(t) - \bar{A} \theta_r(t) \} \quad (22)$$

여기서  $k_p$ 와  $k_d$ 는 양의 값이다.

시스템의 불확실성과 외란에 대한 효과를 상쇄시키기 위한 강인 제어기는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$u_c = \bar{B}_p^{-1} \hat{L}(t) \quad (23)$$

그러므로 전체 제어기는 다음과 같다.

$$u(t) = u_{nom}(t) + u_c(t) \quad (24)$$

만약 근사기 오차  $\tilde{L}(t)$ 이 영으로 수렴한다면, 식(24)에 대한 식(5)는 다음과 같이 된다.

$$\ddot{e}(t) + K_d \dot{e}(t) + k_p e(t) = 0 \quad (25)$$

식(25)를 다시 표현하면 다음과 같다.

$$\dot{E} = AE \quad (26)$$

여기서  $E = [e \quad \dot{e}]^T$ ,  $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k_p & -k_d \end{bmatrix}$ 이다. 그리고  $k_p$ 와  $k_d$ 는  $A$  행렬이 Hurwitz가 되도록 선택함으로써 추적 오차를 영으로 감소시킬 수 있다.

## 2.5 모의실험

본 모의실험에서는 서보모터 드라이브 시스템에 대한 제한된 제어기를 적용하여 위치 추적 성능을 검증하고자 한다.

서보 드라이브 시스템의 정상모델의 파라미터들은 다음과 같다.

$\bar{K}_t = 0.4851 \text{ Nm/A}$ ,  $\bar{J} = 4.78 \times 10^{-3} \text{ Nms}^2$ ,  $\bar{B} = 5.34 \times 10^{-3} \text{ Nms/rad}$   
 시스템의 내부 파라미터 변화와 외란이 존재할 때의 실제모델 파라미터와 외란을 다음과 같이 가정한다.

$$J = 3 \times \bar{J}, B = 3 \times \bar{B}, T_L = 2.0 \times \cos(t - 5.5) \text{ Nm}$$

여기서 외란  $T_L$ 은 5.5초 이후에 존재한다.

FNN 시스템의 membership 함수는 다음과 같다.

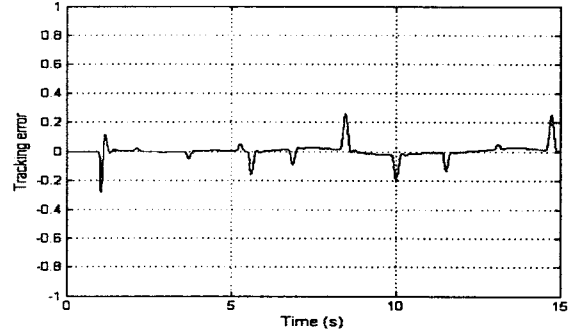
$$\mu_{F_1}(x_i) = 1/(1 + \exp(5 \times (x_i + 2.5))), \quad \mu_{F_2}(x_i) = \exp(-(x_i + 1.5)^2), \\ \mu_{F_3}(x_i) = \exp(-(x_i + 0.5)^2), \quad \mu_{F_4}(x_i) = \exp(-x_i^2)$$

$$\mu_{F_1}(x_i) = \exp(-(x_i - 0.5)^2), \quad \mu_{F_2}(x_i) = \exp(-(x_i - 1.5)^2)$$

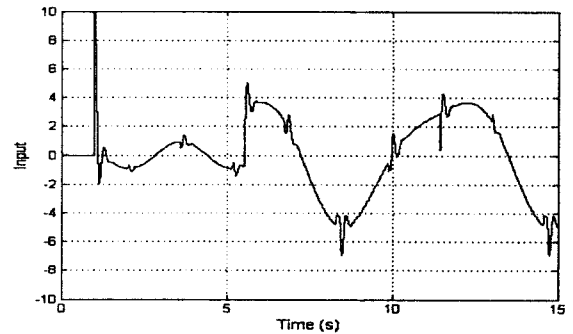
$$\mu_{F_3}(x_i) = 1/(1 + \exp(-5 \times (x_i - 2.5)))$$

설계 파라미터들은 각각  $k_p = 600$ ,  $k_d = 50$ ,  $\eta = 600$ 이다.

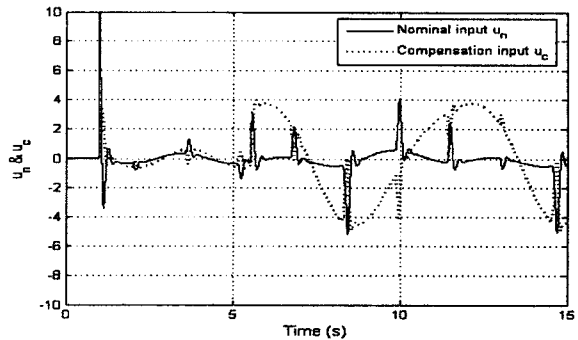
<그림 3>은 기준신호에 대한 출력 오차를 보여주고 있다. 여기서 사용된 기준신호는  $\theta_m = 7 \sin(2(t-1))$ 이다. <그림 4>는 입력 값을 나타내고 <그림 5>는 정상상태 제어입력 값과 강인 제어입력 값을 분리하여 보여주고 있다.



<그림 3> 추적오차



<그림 4> 전체입력



<그림 5> 정상모델 입력과 보상제어 입력

## 3. 결 론

본 논문에서는 내부 시스템의 변화와 외란이 존재하는 서보모터 드라이브 시스템에 대한 강인 적응 제어기를 제안하였다. FNN을 이용하여 미지의 함수를 추정할 수 있는 근사기를 설계하였다. 이러한 근사값을 제어기에 이용함으로써 제어기의 강인성을 높여주었다. 근사기의 오차가 수렴함을 Lyapunov 안정도 이론을 이용하여 증명하였다. 또한 유도전동기의 서보 드라이브 시스템에 대한 모의실험을 통하여 제어 성능을 보여주었다.

## [참 고 문 헌]

- [1] R. J. Wai, "Adaptive sliding-mode control for induction servomotor drive," *IEE Proc. Electric Power Appl.*, 2000, 147, pp.553-562.
- [2] C. M. Lin, "Adaptive fuzzy sliding-mode control for induction servomotor systems," *IEEE Trans.*, 2004, EC-19 pp. 362-368.
- [3] W. L. Xin, *A course in Fuzzy systems and control*. Prentice Hall, New Jersey, August 1996.
- [4] R. J. Wai and J. M. Chang, "Intelligent control of induction servo motor drive via wavelet neural network," in *Proc. Automatic Control Conf.*, Tao-Yuan, Taiwan, R.O.C., 2001, pp. 961-966.
- [5] B. K. Bos, *Power electronics and AC drives*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1986.