

인덕션 서보 모터 드라이브 시스템의 적응 고차 신경망 제어

Adaptive High-Order Neural Network Control of Induction Servomotor Drive System

정진혁*, 박성민*, 황영호*, 양해원*

* 한양대학교 전자전기제어계측공학과(전화:(031)419-2313, 팩스:(031)501-1538, E-mail : jjh9504072@hanmail.net)

Abstract : In this paper, adaptive high-order neural network controller(AHONNC) is adopted to control of an induction servomotor. A algorithm is developed by combining compensation control and high-order neural networks. Moreover, an adaptive bound estimation algorithm was proposed to estimate the bound of approximation error. The weight of the high-order neural network can be online tuned in the sense of the Lyapunov stability theorem; thus, the stability of the closed-loop system can be guaranteed. Simulation results for induction servomotor drive system are shown to confirm the validity of the proposed controller.

Keywords : High-Order Neural Control, Direct Adaptive Control, Compensation Control

I. 서론

고도로 발달된 산업사회에서 서보모터는 높은 정밀도가 요구되는 분야에서 사용되어진다. 특히, 인덕션 서보모터는 가격이 싸고 유지 보수가 편리한 반면에 모델 동적 방정식이 다른 서보모터에 비해 훨씬 복잡하다. 그리고 실제 시스템에 존재하는 비선형성, 불확실한 파라미터 또는 외부로부터의 알 수 없는 외란이 존재한다. 그러므로 대부분의 기존 연구들은 적응제어, 피지 제어, 슬라이딩 모드, 입-출력 선형화 기법을 사용하여 제어가 이루어지며, 선형화에 따른 오차에 의해 정밀한 제어가 이루어지지 않는 단점을 가지고 있다.

이를 극복하기 위해 [3]은 인덕션 서보모터를 제어하기 위해 피지 제어를 사용하였으며, 추적오차를 보상하기 위한 보상 제어기를 사용하였다. 그러나 추적오차가 줄어들지 않는 단점을 알 수 있다. 따라서, 추적오차를 현저히 줄여주기 위한 새로운 제어기에 대한 연구가 요구된다.

본 논문에서는, 인덕션 서보 모터 드라이브 시스템을 제어하기 위해 적응 고차 뉴럴 제어기를 제시하였다. 제시된 제어기는 고차 신경망 제어기와 보상 제어기로 구성되어 있다. 적응 고차 뉴럴 제어기는 선형 궤환 제어치를 추정하기 위해 이용하였으며, 보상제어기는 피드백 선형화 제어기법을 사용하여 얻은 제어기와 고차 뉴럴 제어기에서의 차이를 보상하기 위해 설계되었다. 그리고, Lyapunov 이론을 이용하여 안정도를 증명하였으며, 인덕션 서보 모터 드라이브에 적용하여 모의 실험을 통해 제어기의 성능을 증명하였다.

II. 본론

2-1. 인덕션 서보모터의 수학적 모델링

본 논문에서 다루고자 하는 전기적인 서보 드라이브의 기계적인 방정식은 다음과 같다.

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

여기서, 각각 시스템의 파라미터는 다음과 같이 정의할 수 있다.

- J : 모터의 관성계수
- B : 모터의 점성 마찰계수
- θ : 모터의 회전자의 위치
- T_l : 마찰과 불확실성이 결합된 외부의 부하
- T_e : 전기적인 시스템에 의한 토크

식(1)에서 전기적인 토크는 다음과 같이 표현된다.

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

여기서, K_t 은 토크상수, i 는 제어전류이다.

식(2)를 식(1)에 대입하면 전기적인 서보 드라이브 시스템은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

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

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

2-2. 고차 신경망의 구조

일반적인 고차 신경망 구조는 다음과 같은 구조로 구성되어진다[1].

$$\begin{aligned}
 g(W, z) &= W^T S(z), \quad W, S(z) \in R^l \\
 S(z) &= [s_1(z), s_2(z), \dots, s_l(z)]^T \\
 s_i(z) &= \prod_{j \in I_i} [s(z_j)]^{d_j(i)}, \quad i=1, 2, \dots, l \\
 z &= [z_1, z_2, \dots, z_{n+2}] \in \Omega_z \subset R^{n+2}
 \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, 양의 정수 l 은 신경망의 노드수(은닉층 뉴런 개수), $\{I_1, I_2, \dots, I_l\}$ 는 $\{1, 2, \dots, n+2\}$ 의 l 개의 not-order red subsets의 모음, $d_j(i)$ 는 음이 아닌 정수, W 는 가중치 벡터, $s(z_j)$ 는 아래와 같은 hyperbolic tangent function이다.

$$s(z_j) = \frac{e^{z_j} - e^{-z_j}}{e^{z_j} + e^{-z_j}} \quad (5)$$

아래의 그림 1은 고차 신경망 구조를 나타내고 있다. 입력층은 n 개의 입력노드로 구성되며, 출력층은 1 개이다. 그리고 은닉층은 그림1과 같은 Π 또는 Σ 함수로 이루어지며, 1차에서 k 차까지의 복잡한 함수들로 구성된다.

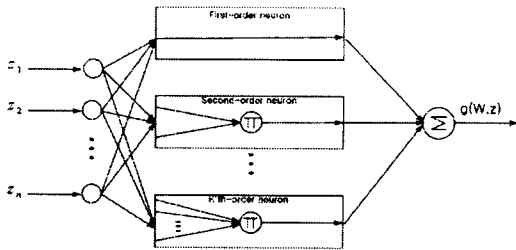


그림 1. 고차 신경망 구조

2-3. 고차 신경망 설계

시스템의 오차 동특성 방정식에 대한 궤환 제어치를 추정하기 위해서 고차 신경망을 설계한다.[2] 벡터 x, x_d, e 그리고 추가된 오차 벡터 e_s 를 다음과 같이 정의한다.

$$x = [\theta, \dot{\theta}]^T, x_d = [\theta, \dot{\theta}]^T, e = [e_1, e_2]^T, e_s = [\lambda \quad 1]^T \quad (6)$$

여기서, x 는 입력 신호 벡터, x_d 는 기준 신호 벡터, 추적 오차 벡터 $e = x - x_d$ 이고, λ 는 양의 상수로 선택한다. 다음과 같은 추적오차 e_1 은 proper stable transfer function $H(s)$ 를 포함한 $e_1 = H(s)e_2$ 로 표현할 수 있다. 여기서, $e_2 \rightarrow 0$ 에 따라 $e_1 \rightarrow 0$ 을 뜻한다.

식(6)의 추가된 오차 벡터 e_s 를 통해서 다음과 같은 동특성 방정식을 얻는다.

$$\dot{e}_s = A_p \dot{\theta}(t) + D_p T_1 + B_p u(t) + v_s \quad (7)$$

여기서, $v_s = -\dot{\theta}_r + [0 \quad \lambda] e$ 이다.

만일 시스템의 상태변수 $\theta(t)$, $\dot{\theta}(t)$ 를 측정가능하다면, 시스템의 제어입력을 다음과 같이 설계할 수 있다.

$$u^* = -B_p^{-1}(A_p \dot{\theta}(t) + D_p T_1 - \dot{\theta}_r + [0 \quad \lambda] e + k e_s) \quad (8)$$

여기서, k 는 양의 상수로 선택한다.

실제 우리는 시스템의 상태변수 $\theta(t)$ 만을 알기 때문에 식(8)의 제어입력을 사용할 수 없다. 그러므로 다음과 같은 고차 신경망을 통해 $u^*(t)$ 를 추정하려고 한다. 이상적인 고차 신경망은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 u^*(t) &= \hat{u}_{HONN} + \varepsilon \\
 &= W^{*T} S(z) + \varepsilon
 \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, ε 는 reconstruction error로써, $|\varepsilon| < E$ 을 만족한다. 최적의 신경망 가중치는 다음과 같이 정의한다.

$$W^* = \arg \min_{W \in R^l} \left\{ \sup_{z \in \Omega} |W^T S(z) - u^*(z)| \right\} \quad (10)$$

$u^*(t)$ 를 추정하기 위해 \hat{u}_{HONN} 를 정의하면 다음과 같다.

$$\hat{u}_{HONN} = \hat{W}^T S(z) \quad (11)$$

제어 입력은 다음과 같다.

$$u = \hat{u}_{HONN} + u_s \quad (12)$$

여기서, \hat{u}_{HONN} 는 고차 신경망 제어기이고, u_s 은 보상 제어기이다.

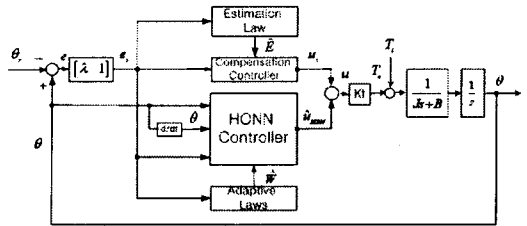


그림 2. 제한된 고차 신경망 제어기

그림 2는 제시한 고차 신경망 제어기와 보상제어기로 구성된 전체 시스템의 블록선도이다.

식(12)를 식(7)에 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \dot{e}_s &= A_p \dot{\theta}(t) + D_p T_1 + B_p (\hat{W}^T S(z) + u_s - W^{*T} S(z) - \varepsilon) \\
 &\quad + B_p u^* - \dot{\theta}_r + [0 \quad \lambda] e
 \end{aligned} \quad (13)$$

식(8)을 식(13)에 대입하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$\dot{e}_s = B_p (\hat{W}^T S(z) + u_s - W^{*T} S(z) - \varepsilon) - k e_s \quad (14)$$

2-4. 안정도 해석

고차 신경망의 적응척과 보상제어기를 얻기 위해 다음과 같은 Lyapunov 함수 후보를 선택하자.

$$V = \frac{1}{2} e_s^T e_s + \frac{B_p}{2} \hat{W}^T \Gamma^{-1} \hat{W} e_s + \frac{B_p}{2\eta} \hat{E}^T E \quad (15)$$

여기서, $\hat{W}^0 = \hat{W} - W^*$, $\hat{E} = \hat{E} - E$ 이다.

식(15)을 미분한 다음 식(14)를 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \dot{V} &= e_s^T \dot{e}_s + B_p \hat{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{W}} e_s + \frac{B_p}{\eta} \hat{E}^T (\dot{\hat{E}} - E) \dot{E} \\
 &= B_p \hat{W}^T (S(z) e_s + \Gamma^{-1} \dot{\hat{W}} e_s) + B_p e_s^T (u_s - \varepsilon) \\
 &\quad - k e_s^T + \frac{B_p}{\eta} \hat{E}^T \dot{E} - \frac{B_p}{\eta} \hat{E}^T E \dot{E}
 \end{aligned} \quad (16)$$

식(16)에서 고차 신경망 가중치의 적응칙 $\dot{W}^{\&}$ 와 보상 제어기 u_s 를 다음과 같이 선택하자.

$$\dot{W}^{\&} = -\Gamma S(z)e_s \quad (17)$$

$$u_s = -\hat{E} \cdot \text{sgn}(e_s) \quad (18)$$

식(17)과 식(18)을 식(16)에 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{e}_s &= B_p e_s \left(-\hat{E} \cdot \text{sgn}(e_s) - \varepsilon \right) - k e_s^2 + \frac{B_p}{\eta} \hat{E} \dot{E}^{\&} - \frac{B_p}{\eta} E \dot{E}^{\&} \\ &< \hat{E} B_p \left(-|e_s| + \frac{E^{\&}}{\eta} \right) + B_p |e_s| |e_s| - k e_s^2 - \frac{B_p}{\eta} E \dot{E}^{\&} \quad (19) \end{aligned}$$

식(19)에서 유계값에 대한 추정치 $E^{\&}$ 를 다음과 같이 선택하자.

$$\dot{E}^{\&} = \eta |e_s| \quad (20)$$

식(20)을 식(19)에 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &< |e| B_p |e_s| - k e_s^2 - E B_p |e_s| \\ &< (|e| - E) B_p |e_s| - k e_s^2 \quad (21) \end{aligned}$$

식(21)에서 $|e| < E$ 이므로, $\dot{V} < 0$ 을 만족하게 된다. 그러므로, Barbalat's lemma[4]에 의해, $t \rightarrow \infty$ 로 감에 따라 $e_s \rightarrow 0$ 로 수렴한다.

III. 모의 실험

서보 모터 드라이브 시스템에 제시된 제어기를 적용하여 추적성능을 검증하였다. 제어목표는 플랜트의 출력 θ 가 기준신호 $\theta_r = \cos(2\pi t)$ 를 따라가도록 입력 u 를 설계하는 것이다.

제어 모터 서보 드라이브의 파라미터는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \bar{K}_t &= 0.4851 N \cdot m / A \\ \bar{J} &= 4.78 \times 10^{-3} N \cdot m \cdot s^2 \\ \bar{B} &= 5.34 \times 10^{-3} N \cdot m \cdot s / \text{rad} \quad (22) \end{aligned}$$

제시된 제어기의 설계 파라미터는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Lambda &= 6.0, \Gamma = \text{diag}\{3.0\} \\ \eta &= 0.5, k = 2.0 \quad (23) \end{aligned}$$

시스템의 상태변수 초기조건은 $x = [\theta(0) \ \dot{\theta}(0)]^T = [0 \ 0]^T$ 이고, 외부부하는 $t \geq 4$ 일때, $T_f = \sin(2\pi t)$ 이다. 그리고, 고차 신경망의 입력 $z = [x^T, k e_s, v_s]^T$, 은닉층의 전체 노드 수는 14개이고, 신경망의 가중치 $W = [W_1, W_2, L, W_{14}]^T$ 이다.

아래의 그림 3은 출력오차 e_1 을 나타내고, 그림 4는 제어 입력 신호 u 를 나타낸다. 그림 3과 4에서 보는 바와 같이 4초뒤에 인덕션 서보모터에 외부부하가 들어가도 추적을 잘한다는 것을 알 수 있었다.

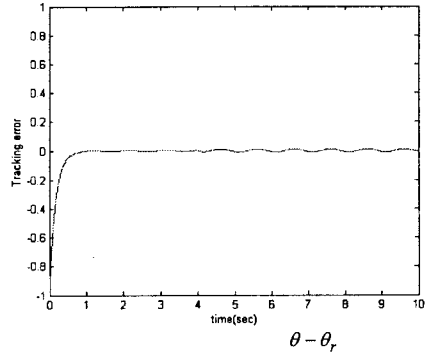


그림 3. 출력오차

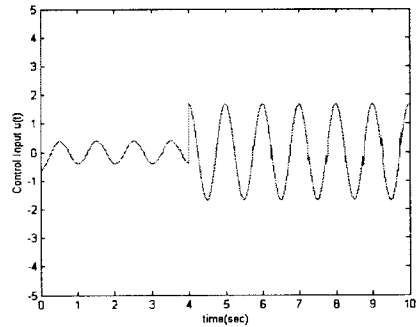


그림 4. 제어 입력 신호 u

IV. 결론

본 논문은 인덕션 서보 모터 드라이브 시스템을 제어하기 위해 고차 신경망 제어기와 보상 제어기를 제시하였다. 제시된 제어기의 성능을 알아보기 위해 모의실험을 통해서 성능을 확인하였다. 그리고, 인덕션 서보 모터 드라이브 시스템의 안정도를 증명하였다. 향후 복잡한 문제에 적용하여 더 향상된 성능을 얻기 위해 새로운 제어기를 개발할 필요성이 있다.

참고문헌

- [1] E.B. Kosmatopoulos, M.M. Polycarpou, M.A. Christodoulou, P.A. Ioannou, High-order neural network structures for identification of dynamical systems, IEEE Transactions on neural networks, vol. 6, pp. 422-431, 1995.
- [2] S. S. Ge, C.C. Hang & T. Zhang, A direct method for robust adaptive nonlinear control with guaranteed transient performance, System & Control Letters, vol. 37, pp. 275-284, 1999.
- [3] R.J. Wai, C.M. Lin, C.F. Hsu, Adaptive fuzzy sliding-mode control for electrical servo drive, Fuzzy Sets and Systems, 2003.
- [4] J.J.E. Slotine, W. Li, Applied Nonlinear Control, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1991.