

Adaptive High-Order Neural Network Control of Induction Servomotor System

金 度 佑[†] · 鄭 基 澈^{*} · 李 承 學^{**}
(Do-Woo Kim · Ki-Chull Chung · Seng-Hak Lee)

Abstract - In this paper, adaptive high-order neural network controller(AHONNC) is adopted to control 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.

Key Words : Induction Servomotor Drive System, High-order Neural Network Controller, Adaptive Control

1. 서 론

고도로 발달된 산업사회에서 서보모터는 높은 정밀도가 요구되는 분야에서 사용되어진다. 특히, 유도기 서보모터는 가격이 싸고 유지 보수가 편리한 반면에 모델 동적 방정식이 다른 서보모터에 비해 훨씬 복잡하다. 그래서 대부분의 기존연구들은 피드백 선형화 기법을 사용하여 제어가 이루어지며, 선형화에 따른 오차에 의해 정밀한 제어가 이루어지지 않는 단점을 가지고 있다. E.B. Kosmatopoulos, M.M. Polycarpou, M.A. Christodoulou, P.A. Ioannou는 적응 퍼지 슬라이딩 모드 제어를 사용하여 유도기 서보모터를 제어하였다[1]. 또, 신경망과 퍼지이론, 유전알고리즘을 사용하여 피드백 선형화 기법을 사용하여 얻은 제어를 추종하기 위해 사용되어졌다. 특히 S. S. Ge, C.C. Hang & T. Zhang는 고차 신경망 제어를 사용하여 계산은 복잡하지만 비선형 시스템을 추정하는데 좋은 성능을 얻을 수 있었다[2].

본 논문에서는, 유도기 서보 모터 드라이브 시스템을 제어하기 위해 적응 고차 뉴럴 제어를 제시하였다. 여기서 제시된 제어기는 고차 신경망 제어기와 보상 제어기로 구성되어 있다. 적응 고차 뉴럴 제어기는 선형 궤환 제어기를 추정하기 위해 이용하였으며, 보상제어기는 피드백 선형화 제어기법[6]을 사용하여 얻은 제어기와 고차 뉴럴 제어기에서의 차이를 보상하기 위해 설계되었다. 그리고, 유도기 서보 모터 드라이브에 적용하여 모의실험을 통해 제어기의 성능을 증명하였다.

2. 본 론

2.1 유도기 서보모터의 수학적 모델링

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

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

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.

$$\ddot{\alpha}(t) = -\frac{B}{J}\dot{\alpha}(t) + \frac{K_t}{J}i - \frac{1}{J}T_L \quad (3)$$

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 구성되어 있다[1].

[†] 교신저자, 正會員 : 大德大學 Microrobot科 教授 · 工博
E-mail : kimdwoo@mail.ddc.ac.kr

^{*} 正會員 : 大德大學 Microrobot科 教授 · 工博

^{**} 正會員 : 大德大學 電氣學科 教授 · 工博

接受日字 : 2005年 8月 22日

最終完了 : 2005年 9月 15日

$$g(W, z) = W^T S(z), \quad W, S(z) \in R^l \quad (4)$$

$$S(z) = [s_1(z), s_2(z), \dots, s_l(z)]^T, \quad s_i(z) = \prod_{j=1}^{d_i} [s(z, z_j)]^{a_{ij}}, \quad i=1, 2, \dots, l$$

$$z = [z_1, z_2, \dots, z_{n+2}] \in \Omega_z \subset R^{n+2}$$

여기서, 양의 정수 l 은 신경망의 노드수 (은닉층 뉴런개수), $\{I_1, I_2, \dots, I_l\}$ 는 $\{1, 2, \dots, n+2\}$ 의 l 개의 not-ordered subsets의 모음, d_i 는 음이 아닌 정수, W 는 가중치 벡터, $s(z_j)$ 는 식(5)와 같은 hyperbolic tangent function이다.

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

그림 1은 고차 신경망 구조를 나타내고 있다. 입력층은 n 개의 입력노드로 구성되며, 출력층은 1개이다. 그리고 은닉층은 그림 1과 같이 l 과 Σ 함수로 이루어지며, 1차에서 k 차까지의 복잡한 함수들로 구성된다.

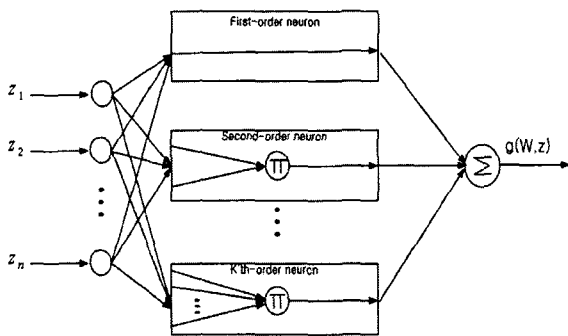


그림 1. 고차 신경망 구조
Fig 1. The structure of High-Order Neural Network

2.3 고차 신경망 설계

시스템의 오차 동특성 방정식에 대한 제한 제어책을 추정하기 위해서 고차 신경망을 설계한다. 벡터 x, x_d, e 그리고 추가된 오차 벡터 e_s 를 다음과 같이 정의한다.

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

여기서, x 는 입력 신호벡터, x_d 는 기준 신호벡터, $e = x - x_d$ 는 추적 오차벡터이고, λ 는 양의 상수로 선택한다. 다음과 같은 추적오차 e_1 은 proper stable transfer function $H(s)$ 를 포함한 $e_1 = H(s)e_s$ 로 표현할 수 있다. 여기서, $e_s = \theta$ 에 따라 $e_1 = \theta$ 을 뜻한다. 식(6)의 추가된 오차 벡터 e_s 를 통해서 다음과 같은 동특성 방정식을 얻는다.

$$\dot{e}_s = A_p \dot{e}_s + D_p T_L + B_p \dot{e}_s + \nu_s \quad (7)$$

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

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

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

여기서, k 는 양의 상수로 선택한다.

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

따라서 이상적인 고차 신경망을 식(9)와 같이 정의하면 다음과 같다.

$$u^*(t) = u_{HONN}^* + \epsilon = W^* T S(z) + \epsilon \quad (9)$$

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

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

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

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

제어 입력 u 는 다음과 같다.

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

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

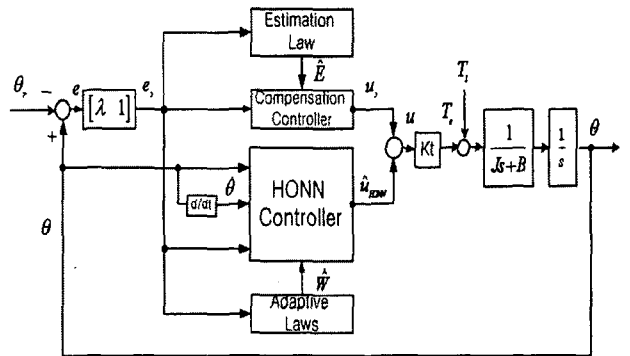


그림 2. 제시한 고차 신경망 제어기 블록선도
Fig 2. The Block of High-Order Neural Network controller

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

따라서 식(12)를 식(7)에 대입하면 다음과 같다.

$$\dot{e}_s = A_p \dot{e}_s + D_p T_L + B_p (W^T S(z) + u_s W^T S(z) - \epsilon) + B_p u^* - \dot{\theta}_r + [0 \ \lambda] e \quad (13)$$

식(8)을 식(13)에 대입하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$\dot{e}_s = B_p (W^T S(z) + u_s - W^T S(z) - \epsilon) - k_e e \quad (14)$$

2-4. 안정도 해석

고차 신경망의 적응칙과 보상제어기를 얻기 위해 다음과 같은 Lyapunov 함수 후보를 선택한다.

$$V = \frac{1}{2} \dot{e}_s^2 + \frac{B_p}{2} \Delta W^T \Gamma^{-1} \Delta W + \frac{B_p}{2\eta} \Delta E^2 \quad (15)$$

여기서, $\Delta W = W - \tilde{W}$, $\Delta E = E - \tilde{E}$ 이다.
 식(15)을 미분한 다음 식(14)를 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \dot{e}_s \dot{e}_s + \frac{B_p}{2} \Delta W^T \Gamma^{-1} \dot{\Delta W} + \frac{B_p}{\eta} \Delta E (\dot{E} - \dot{\tilde{E}}) \quad (16) \\ &= \frac{B_p}{2} \Delta W^T (S(z) \dot{e}_s + \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}) + B_p \dot{e}_s (u_s - \dot{\tilde{e}}) \\ &\quad - k \dot{e}_s^2 + \frac{B_p}{\eta} \tilde{E}^T \dot{E} - \frac{B_p}{\eta} \dot{E}^T \tilde{E} \end{aligned}$$

식(16)에서 고차 신경망 가중치의 적응칙 $\dot{\tilde{W}}$ 와 보상제어기 u_s 를 다음과 같이 선택한다.

$$\dot{\tilde{W}} = -\Gamma S(z) \dot{e}_s \quad (17)$$

$$u_s = -\tilde{E} \cdot \text{sgn}(\dot{e}_s) \quad (18)$$

식(17)과 식(18)을 식(16)에 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= B_p \dot{e}_s (-\tilde{E} \cdot \text{sgn}(\dot{e}_s) - \dot{\tilde{e}}) - k \dot{e}_s^2 + \frac{B_p}{\eta} \tilde{E}^T \dot{E} - \frac{B_p}{\eta} \dot{E}^T \tilde{E} \quad (19) \\ &\leq EB_p \left(-|\dot{e}_s| + \frac{\tilde{E}}{\eta} \right) + B_p |\dot{e}_s| - k \dot{e}_s^2 - \frac{B_p}{\eta} \tilde{E}^T \tilde{E} \end{aligned}$$

식(19)에서 유계 값에 대한 추정치 \tilde{E} 를 식(20)과 같이 정하고

$$\tilde{E} = \eta |\dot{e}_s| \quad (20)$$

식(20)을 식(19)에 대입하면 다음과 같다.

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

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

3. 모 의 실험

본 절에서 유도기 서보 모터 드라이브 시스템에 대해 제안된 알고리즘에 의해 제시된 제어기를 적용하여 추적성능을 검증하였다. 본 모의실험에서의 제어목표는 유도기 서보 모터 드라이브 시스템의 출력 θ 가 기준신호 $\theta_r = \cos(2\pi t)$ 을 추종하도록 제어기 u 를 설계하는 것이다.

본 절의 유도기 서보 모터 드라이브 시스템의 파라미터는 다음과 같다.

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

제시된 제어기의 설계 파라미터는 다음과 같다.

$$A = 6.0, \quad \Gamma = \text{diag}(3.0), \quad \eta = 0.5, \quad k = 2.0 \quad (23)$$

시스템의 상태변수 초기조건은 $x = [\alpha(0) \quad \dot{\alpha}(0)]^T = [0 \quad 0]^T$ 이

고, 외부 부하는 $t \geq 4$ 일 때, $T_L = \sin(2\pi t)$ 이다.

그리고, 고차 신경망의 입력 $z = [x^T, k e_s, v_s]^T$, 은닉층의 전체 노드수는 14개이고, 신경망의 가중치 $W = [W_1, W_2, L, W_{14}]^T$ 이다.

따라서, 이러한 제어 입력에 대한 그림 3은 유도기 서보 모터 드라이브 시스템의 출력오차 e_1 을 나타내고, 그림 4는 제어 입력 신호 u 를 나타낸다. 그림 3과 4에서 보는 바와 같이 4초뒤에 유도기 서보모터에 외부부하가 가해져도 출력 θ 가 기준신호 $\theta_r = \cos(2\pi t)$ 의 추종 제어 성능이 뛰어나 있음을 알 수 있다.

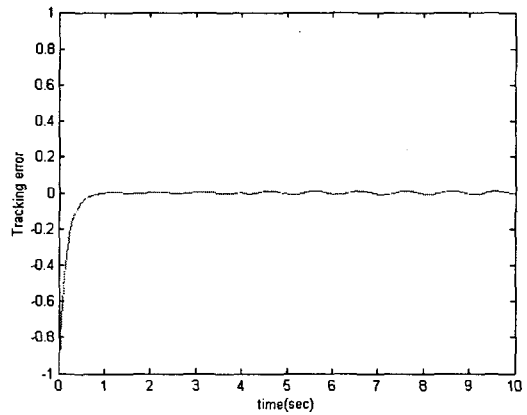


그림 3. 출력오차 $\theta - \theta_r$
 Fig 3. The output error $\theta - \theta_r$

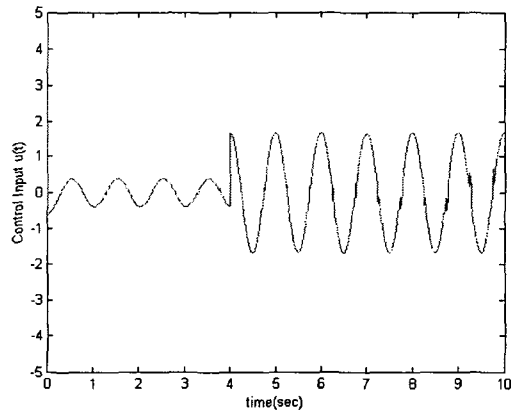


그림 4. 제어 입력 신호 u
 Fig 4. Control input u

4. 결 론

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

감사의 글

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초 전력연구원(R-2003-0-285) 주관으로 수행된 과제임.

참 고 문 헌

- [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.
- [5] B. K. Bose, "Power Electronics and AC Drives", Prentice-Hall, 1986
- [6] R. Marino, S. Peresada, and P. Valigi, "Adaptive input-output linearization control of induction motor," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 38, pp. 208-221, 1993.
- [7] W. Leonard, "Control of Electric Drives", Berlin : Springer-Verlag, 1985.

저 자 소 개



김 도 우(金 度 佑)

1969년 생. 1995년 한양대학교 전기공학과(학사). 1996년 (주)쌍용자동차 근무. 1998년 한양대학교 전기공학과(석사). 2003년 한양대학교 전기공학과(박사), 2001년~현재 대덕대학 마이크로로봇과 조교수

Tel : 042-866-0336

Fax : 042-866-0347

E-mail : kimdowoo@mail.ddc.ac.kr



정 기 철(鄭 基 澈)

1962년 생. 1988년 한양대학교 전기공학과(학사). 1990년 한양대학교 전기공학과(석사). 1990년 LG 산전연구소 주임연구원, 2000년 한양대학교 전기공학과(박사), 1993년 ~ 현재 대덕대학 마이크로로봇과 부교수

Tel : 042-866-0375

Fax : 042-866-0347

E-mail : kchung@mail.ddc.ac.kr



이 승 학(李 承 學)

1954년 생. 1979년 숭실대학교 전기공학과(학사), 1982년 숭실대학교 전기공학과(석사), 2004년 건국대학교 전기공학과(박사), 1974년~1998년 한전 전력연구원 선임연구원, 1999년 ~ 현재 대덕대학 전기과 교수.

Tel : 042-866-0373

Fax : 042-866-0339

E-mail : leeshak@mail.ddc.ac.kr