

신경회로망을 이용한 유도전동기의 적응 백스테핑 제어

Adaptive Backstepping Control of Induction Motors Using Neural Network

이 은 옥*, 양 해 원**

(Eun Wook Lee and Hai Won Yang)

* 충청대학 전기정보과(전화:(043)230-2354, 팩스:(043)230-2279, E-mail:ewlee@ok.ac.kr)

** 한양대학교 전자컴퓨터공학부(전화:(031)400-5162, 팩스:(031)406-7769, E-mail:hwyang@hanyang.ac.kr)

Abstract : Based on a field-oriented model of induction motor, adaptive backstepping approach using neural network(RBFN) is proposed for the control of induction motor in this paper. In order to achieve the speed regulation with the consideration of avoiding singularity and improving power efficiency, rotor angular speed and flux amplitude tracking objectives are formulated. rotor resistance uncertainty is compensated by adaptive backstepping and mechanical lumped uncertainty such as load torque disturbance, inertia moment, friction by RBFN. Simulation is provided to verify the effectiveness of the proposed approach.

Keywords : adaptive backstepping control, neural network, induction motor

1. 서론

유도전동기는 신뢰성이 높고, 보수가 필요 없으며, 낮은 가격, 견고함 등의 이유로 산업현장에서 널리 사용되고 있다. 그러나 유도전동기는 비선형이고, 여러 상태변수들이 복잡하게 결합되어 있어 제어하기가 매우 어렵다. 예를 들어 회전자 저항은 동작 중 회전자 열의 발생으로 값이 변하기 쉽고, 부하토크 등은 대부분의 응용에서 알 수가 없다. 따라서 비선형제어를 연구하기 위한 기준 대상으로 많이 이용되고 있다.

산업현장에서 유도전동기의 제어를 위해 널리 사용되고 있는 방법은 제자저항제어로 최근에 많은 발전이 이루어 졌다. 비선형 적응 상태귀환 입출력 선형화 제어기법[1]은 회전자저항과 부하토크의 추정을 통해 속도와 자속의 분리된 제어가 가능하였다. 그러나 거의 불가능한 자속의 추정을 요구하므로 자속관측기의 설계에 대한 많은 연구가 수행되어 왔는데 회전자 저항의 변동에 민감하여 정확한 자속의 추정이 불가능할 수 있다. 고정자전압과 고정자 전류 등 기지의 양들로만 구성되고, 미지의 매개변수인 회전자저항은 사용되지 않는 자속관측기[2]가 제안되었다. 최근 비선형 적응제어 분야에서 새로이 적용되고 있는 적응 백스테핑(backstepping) 제어기법을 유도전동기에 도입하였지만 [3], 자속의 추정이나 추정이 없고, 모든 유도전동기의 파라미터를 알고 있어야 한다는 문제가 있었다. 선형 유도전동기에 신경회로망을 이용한 백스테핑 제어기법을 적용하였지만[5], 선형 유도전동기의 기계적 모델만을 고려했을 뿐 전기적 모델을 고려하지 않았다.

본 논문에서는 전기 및 기계적 특성을 모두 포함하는 유도전동기의 제자저항 모델에 기초하여

특이성을 회피하고 전력효율을 향상시킬 수 있도록 속도 및 자속추종을 위한 신경회로망 (RBFN)을 이용한 적응 백스테핑제어기를 설계함으로써, 유도전동기의 회전속도를 제어하고자 한다. 동작 중 발생하는 열에 의해 변동하기 쉬운 회전자 시정수와 같이 어느 정도 알고 있는 정보들은 적응 백스테핑으로써 제어하고, 적응 백스테핑으로 할 수 없는 부하토크 외란, 마찰력, 관성모멘트의 불확실 등과 같은 기계적 불확실성 집합은 신경 회로망을 이용하여 제어하는 것이다. 이러한 접근방식은 신경회로망의 연결강도 수를 줄일 수 있게 되며, 또한 학습시간도 단축할 수 있는 장점을 갖게 된다. 추정이 불가능한 회전자자속은 자속 관측기를 통하여 추정된 자속을 사용한다. 마지막으로 유도전동기에 대한 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안된 제어기법의 효과를 입증한다.

II. 유도전동기 모델

$$\begin{aligned}
\frac{dw}{dt} &= \mu(\psi_a i_b - \psi_b i_a) - \frac{T_L}{J} - \frac{B}{J}w \\
\frac{d\psi_a}{dt} &= -(\alpha_N + \theta)\psi_a - n_p w \psi_b + (\alpha_N + \theta)M i_b \\
\frac{d\psi_b}{dt} &= n_p w \psi_a - (\alpha_N + \theta)\psi_b + (\alpha_N + \theta)M i_a \\
\frac{di_a}{dt} &= (\alpha_N + \theta)\beta\psi_a + n_p \beta w \psi_b - [(\alpha_N + \theta)\beta M + \delta]i_a + \frac{1}{\sigma}u_a \\
\frac{di_b}{dt} &= -n_p \beta w \psi_a + (\alpha_N + \theta)\beta\psi_b - [(\alpha_N + \theta)\beta M + \delta]i_b + \frac{1}{\sigma}u_b
\end{aligned} \tag{1}$$

자기회로가 선형이며 상호인덕턴스가 서로 같다고

가정하고 유도전동기의 전기 및 기계적 특성을 모두 고려하면, 고정된 고정자 기준좌표계에 대한 5차 비선형 모델식[1]은 식 (1)과 같다.

여기서, w, i, ψ, u 는 유도전동기의 회전속도, 전류, 자속, 고정자 전압을 나타내고, 계수는 $\sigma = L_s \left(1 - \frac{M^2}{L_s L_r}\right)$,

$\mu = \frac{n_p M}{J L_r}$, $\alpha_N = \frac{R_r N}{L_r}$, $\beta = \frac{M}{\sigma L_r}$, $\delta = \frac{R_s}{\sigma}$ 이다. 모터상수

n_p 는 극쌍(pole pair)의 수이고, R_s, R_r 는 저항, L_s, L_r 는 자기 인덕턴스, M 는 상호 인덕턴스, J 는 회전자의 관성모멘트, T_L 는 부하토크, B 는 마찰계수를 나타낸다.

회전자 시정수의 역수는 제어기의 특이성을 회피하기 위하여 $\alpha = \alpha_N + \theta$ 로 표시하고, α_N 는 공칭치(nominal value)를, θ 는 미지의 값으로 공칭치로부터의 변동을 나타낸다.

상기 모델은 여러 상태들이 복잡하게 결합된 비선형 시스템이므로 이 모델에 기초하여 유도전동기를 직접 제어하는 것은 매우 어렵다. 따라서 상태변환을 통하여 시스템을 단순화 시킬 필요가 있다. 이러한 목적을 위해 고정된 고정자 기준좌표계(a, b)로부터 자속벡터(ψ_a, ψ_b)를 따라 회전하는 계자 기준좌표계(d, q)로의 상태변환을 수행하는 계자지향(field-oriented) 기법이 널리 사용되고 있다. 상태변환을 다음과 같이 정의 하면

$$\begin{aligned} \psi_d &= \sqrt{\psi_a^2 + \psi_b^2}, \quad \psi_q = 0 \\ i_d &= \frac{\psi_a i_a + \psi_b i_b}{\psi_d}, \quad i_q = \frac{\psi_a i_b - \psi_b i_a}{\psi_d} \\ \rho &= \tan^{-1} \left(\frac{\psi_b}{\psi_a} \right) \end{aligned} \quad (2)$$

식 (1)은 다음과 같은 계자지향 모델식으로 변환된다.

$$\begin{aligned} \frac{dw}{dt} &= \mu \psi_d i_q - \frac{T_L}{J} - \frac{B}{J} w \\ \frac{di_d}{dt} &= -[(\alpha_N + \theta)\beta M + \delta] i_d - n_p \beta w \psi_d \\ &\quad - n_p w i_d - (\alpha_N + \theta) M \frac{i_q^2}{\psi_d} + \frac{1}{\sigma} u_q \\ \frac{d\psi_d}{dt} &= -(\alpha_N + \theta) \psi_d - M i_d \\ \frac{di_q}{dt} &= (\alpha_N + \theta)\beta [\psi_d - M i_d] - \delta i_q + n_p w i_d \\ &\quad + (\alpha_N + \theta) M \frac{i_d^2}{\psi_d} + \frac{1}{\sigma} u_d \\ \frac{d\rho}{dt} &= n_p w + (\alpha_N + \theta) M \frac{i_q}{\psi_d} \end{aligned} \quad (3)$$

계자지향 모델식은 고정자 전압 u_q 에 의해 제어되며 토크(속도 w)를 만드는 데 관계있는 고정자 전류성분(i_q)과 u_d 에 의해 제어되며 자속(ψ_d)을 만드는 데 관계 있는 전류성분(i_d)의 두개의 보조시스템으로 분리하여 독립적으로 제어할 수 있다.

식 (3)의 첫 번째 속도식을 다시 쓰면

$$\begin{aligned} \frac{dw}{dt} &= \mu \psi_d i_q - \frac{T_L}{J} - \frac{B}{J} w \\ &= \mu_N \psi_d i_q + \left(\Delta \mu \psi_d i_q - \frac{T_L}{J} - \frac{B}{J} w \right) \\ &= \mu_N \psi_d i_q + F \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, 공칭치 $\mu_N = \frac{n_p M}{J N L_r}$ 이고, $\Delta \mu$ 는 관성모멘트 J 의 불확실성에 기인한 변동을 나타낸다. F 는 관성모멘트의 불확실성, 부하토크, 마찰력뿐만 아니라 기계적 비모형화 등을 모두 포함하는 불확실성 집합으로 다음과 같다.

$$F = \Delta \mu \psi_d i_q - \frac{T_L}{J} - \frac{B}{J} w \quad (5)$$

불확실성 집합 F 는 RBFN 신경회로망 관측기에 의해 추정된다.

III. 제어기 설계

1. 신경회로망(RBFN) 관측기

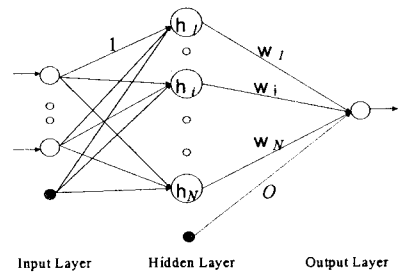


그림 1. RBFN의 구조

그림 1.은 본 논문에서 사용된 신경회로망인 RBFN의 구조를 나타내며, 입력층 관계는 다음과 같다.

$$F = W^T H, \quad h_i = e^{-\left(\frac{z_i - c_i}{\sigma_i}\right)^2} \quad (6)$$

여기서, N 은 중간층의 갯수이고, z_i 는 h_i 의 입력, $W = [w_1 w_2 \dots w_N 0]^T$, $H = [h_1 h_2 \dots h_N 1]^T$ 이다.

본 논문에서 RBFN의 출력은 불확실성 집합 F 로, 입력은 식 (5)에 의해 속도(w), q 성분 전류(i_q), 자속 크기(ψ_d)의 3개로 정하였다.

2. 적응 백스테핑제어기

주된 제어목적은 회전자저항과 같은 전기적 및 관성 모멘트, 부하토크, 마찰력과 같은 기계적 불확실성 하에서도 특이성을 회피할 수 있는 유도전동기의 제어기를 설계하여 기준속도와 기준자속을 추종하도록 하는 것이다. 이 때 기준속도(w_r)와 기준자속(ψ_{dr})은 2차까지 미분가능하며 유계(bounded)인 것으로 가정된다.

[단계 1] 속도 및 자속제어

추종오차를 다음과 같이 정의하면

$$e_1 = w - w_r, \quad e_3 = \psi_d - \psi_{dr} \quad (7)$$

오차 동태방정식은

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= \mu_N \psi_d i_q + F - \dot{w}_r \\ \dot{e}_3 &= -(\alpha_N + \theta) \psi_d + (\alpha_N + \theta) M i_d - \dot{\psi}_{dr} \end{aligned} \quad (8)$$

$\mu_N \psi_d i_q$ 와 $(\alpha_N + \theta) M i_d$ 을 가상 제어입력(virtual control)으로, 즉 $\alpha_1^* = \mu_N \psi_d i_q$, $\alpha_3^* = (\alpha_N + \theta) M i_d$ 로 선택하고 리아프노프함수 후보(Lyapunov function candidate)를

$$V_1 = \frac{1}{2} e_1^2 + \frac{1}{2} e_2^2 \quad (9)$$

와 같이 선택하면 V_1 의 도함수는

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= e_1 \dot{e}_1 + e_2 \dot{e}_2 \\ &= e_1 (\mu \psi_d \alpha_1^* + F - \dot{w}_r) + e_2 [-(\alpha_N + \theta) \psi_d + (\alpha_N + \theta) M \alpha_3^* - \dot{\psi}_d] \\ \dot{V}_1 &= -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 \leq 0 \text{ 이 되도록 하는 원하는 가상 제어 입력은} \\ \alpha_1^* &= -k_1 e_1 + \dot{w}_r - F \\ \alpha_3^* &= -k_2 e_2 + \dot{\psi}_d + (\alpha_N + \theta) \psi_d \end{aligned} \quad (10)$$

여기서, k_1, k_2 은 양의 설계상수이다. 안정화 함수 α_1^* 와 α_3^* 에서 불확실성 집합 F 와 회전자 저항의 변동에 기인한 θ 는 미지의 값이므로 추정치를 사용한 가상 제어 입력은

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= -k_1 e_1 + \dot{w}_r - \hat{F} \\ \alpha_3 &= -k_2 e_2 + \dot{\psi}_d + (\alpha_N + \hat{\theta}) \psi_d \end{aligned} \quad (11)$$

오차변수 $e_2 = \mu_N \psi_d \dot{i}_q - \alpha_1$, $e_4 = (\alpha_N + \hat{\theta}) M i_d - \alpha_3$ 을 도입하면 오차방정식은 결국

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= -k_1 e_1 + e_2 + \hat{F} \\ \dot{e}_3 &= -k_2 e_3 + e_4 - \hat{\theta} (\psi_d - M i_d) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, $\hat{F} = F - \hat{F}$, $\hat{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ 는 추정오차이다.

[단계 2] 토크 및 전류제어

새로운 오차변수들

$$e_2 = \mu_N \psi_d \dot{i}_q - \alpha_1, \quad e_4 = (\alpha_N + \hat{\theta}) M i_d - \alpha_3 \quad (13)$$

와 같이 도입하면 오차방정식은

$$\begin{aligned} \dot{e}_2 &= \phi_2 - \phi_1 \hat{\theta} + k_1 \hat{F} + \frac{\mu_N \psi_d}{\sigma} u_q \\ \dot{e}_4 &= \phi_4 + \phi_5 \hat{\theta} + \frac{(\alpha_N + \hat{\theta}) M}{\sigma} u_d \end{aligned} \quad (14)$$

여기서, ϕ_i ($i = 1, 2, 3, 4, 5$) 는 제어기와 미지의 θ 추정 에 사용되는 기지의 값들로 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \mu_N (\beta M + 1) \psi_d \dot{i}_q \\ \phi_2 &= k_1 (-k_1 e_1 + e_2) - \dot{w}_r + \hat{F} \\ &\quad - \mu_N \delta \psi_d \dot{i}_q - \mu_N n_p w \psi_d (\beta \psi_d + i_d) - (\alpha_N + \hat{\theta}) \phi_1 \\ \phi_3 &= (\alpha_N + \hat{\theta}) [(\beta M + 1)(\psi_d - M i_d) + M^2 \frac{i_q^2}{\psi_d}] \\ \phi_4 &= k_3 (-k_2 e_3 + e_4) - \dot{\psi}_d - \hat{\theta} (\psi_d - M i_d) \\ &\quad + (\alpha_N + \hat{\theta}) M (n_p w i_q - \delta i_d) + (\alpha_N + \hat{\theta}) \phi_3 \\ \phi_5 &= \phi_3 - k_5 (\psi_d - M i_d) \end{aligned} \quad (15)$$

제어칙과 적응칙을 구하기 위해 식 (9)의 리아프노프 함수를 확장하면 다음과 같다.

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2} e_3^2 + \frac{1}{2} e_4^2 + \frac{1}{2\gamma_1} \hat{\theta}^2 + \frac{1}{2\gamma_2} \hat{W}^T \hat{W} \quad (16)$$

여기서, γ_1, γ_2 는 적응이득으로 양의 상수이다.

V_2 의 도함수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= e_1 \dot{e}_1 + e_2 \dot{e}_2 + e_3 \dot{e}_3 + e_4 \dot{e}_4 - \frac{1}{\gamma_1} \hat{\theta} \dot{\hat{\theta}} - \frac{1}{\gamma_2} \hat{W}^T \dot{\hat{W}} \\ &= -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 - k_3 e_3^2 - k_4 e_4^2 \\ &\quad + e_2 (e_1 + k_2 e_2 + \phi_1 + \frac{\mu_N \psi_d}{\sigma} u_q) \\ &\quad + e_4 [e_3 + k_4 e_4 + \phi_3 + \frac{(\alpha_N + \hat{\theta}) M}{\sigma} u_d] \end{aligned}$$

$$+ \hat{\theta} [-e_2 \phi_2 - e_3 (\psi_d - M i_d) + e_4 \phi_4 - \frac{\dot{\hat{\theta}}}{\gamma_1}]$$

$$+ \hat{W}^T [H (e_1 + k_1 e_2) - \frac{1}{\gamma_2} \dot{\hat{W}}]$$

여기서, k_3, k_4 은 양의 설계상수이고, 추정오차는 $\hat{F} = \hat{W}^T H$, $\hat{W} = W - \hat{W}$ 이다.

$V_2 = -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 - k_3 e_3^2 - k_4 e_4^2 \leq 0$ 이 되도록 하는 제어 입력과 적응칙을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} u_q &= -\frac{\sigma}{\mu_N \psi_d} (e_1 + k_2 e_2 + \phi_2) \\ u_d &= -\frac{\sigma}{(\alpha_N + \hat{\theta}) M} (e_3 + k_4 e_4 + \phi_4) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\dot{\hat{\theta}} = \gamma_1 [-e_2 \phi_1 - e_3 (\psi_d - M i_d) + e_4 \phi_5]$$

$$\dot{\hat{W}} = \gamma_2 [(e_1 + k_1 e_2) H]$$

두 번째 식에서 보는 바와 같이 회전자저항 공칭치로부터의 변동에 해당하는 θ 을 도입하여, 추정함으로써 특이성(singularity)을 거의 회피할 수 있다.

경사감소(gradient-descent)법에 의해

$$\dot{w}_i = \gamma_2 (e_1 + k_1 e_2) h_i = -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial w_i} = -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial \hat{F}} \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_i}$$

이 되므로 $\frac{\partial V_2}{\partial \hat{F}} = -(e_1 + k_1 e_2)$ 가 되어, RBFN 내의 다른

연결강도들에 대한 학습법칙은 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} \dot{c}_i &= -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial c_i} = -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial \hat{F}} \frac{\partial \hat{F}}{\partial h_i} \frac{\partial h_i}{\partial c_i} \\ &= 2\gamma_2 (e_1 + k_1 e_2) \frac{(z_i - c_i)}{\sigma^2} w_i h_i \\ \dot{\sigma}_i &= -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial \sigma_i} = -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial \hat{F}} \frac{\partial \hat{F}}{\partial h_i} \frac{\partial h_i}{\partial \sigma_i} \\ &= 2\gamma_2 (e_1 + k_1 e_2) \frac{(z_i - c_i)^2}{\sigma_i^3} w_i h_i \end{aligned} \quad (18)$$

$$\dot{\sigma} = -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial \sigma} = -\gamma_2 \frac{\partial V_2}{\partial \hat{F}} \frac{\partial \hat{F}}{\partial \sigma} = \gamma_2 (e_1 + k_1 e_2)$$

3. 자속관측기

실제로 회전자 자속은 측정이 거의 불가능하므로 일반적으로 추정치를 사용한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 Soto와 Yeung [2]가 제안한 관측기를 사용한다.

고정자자속은 고정자 전류와 전압에 의해 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$\frac{d\psi_{s\alpha}}{dt} = -R_s i_\alpha + u_\alpha, \quad \frac{d\psi_{s\beta}}{dt} = R_s i_\beta + u_\beta \quad (19)$$

결국 회전자자속은

$$\begin{aligned} \psi_\alpha &= \frac{L_r (\psi_{s\alpha} - L_s i_\alpha)}{M} + M i_\alpha \\ \psi_\beta &= \frac{L_r (\psi_{s\beta} - L_s i_\beta)}{M} + M i_\beta \end{aligned} \quad (20)$$

자속관측기는 고정자전압과 고정자 전류 등 기지의 양들로만 구성되고, 미지의 매개변수인 회전자저항은 사용되지 않는다.

IV. 컴퓨터 모의실험

OTIS-LG사의 정격속도 180[rad/sec], 정격토크 14[Nm]의 2.2KW 3상 유도전동기에 대해 제안된 알고

리즘의 모의실험을 수행하였다. 유도전동기의 데이터는 표 1.에 주어진다. 이 때 회전자 저항 및 관성모멘트의 공칭치는 표 1.의 실제값의 50[%]로 하였고 부하토크와 마찰계수는 모르는 것으로 하였다.

설계상수는 $k_1 = 1000$, $k_2 = 1000$, $k_3 = 500$, $k_4 = 500$, $\gamma_1 = 0.00001$, $\gamma_2 = 0.05$ 로, RBFN의 초기치는 $N = 5$, $w_i(0) = 0.001$, $c_i(0) = 0.1$, $\sigma_i(0) = 1.0$, $O = 0$ 로 하였다. 샘플링 시간은 250[usec]로 하였고, 8초간 모의실험을 수행하였다.

표 1. 유도전동기 데이터

극쌍의 수	$n_p = 2$
고정자 저항	$R_s = 0.84$
회전자 저항	$R_r = 0.3858$
고정자 인덕턴스	$L_s = 0.0706$
회전자 인덕턴스	$L_r = 0.0706$
상호인덕턴스	$M = 0.0672$
관성 모멘트	$J = 0.02$
마찰 계수	$B = 0.01$

모의실험 결과는 다음 그림과 같다. 그림 2.는 속도 및 자속의 추종을 보여주는 데 추종성능이 아주 우수함을 알 수 있다. 그림 4.는 제어입력을 나타내는 데 고정자 입력전압이 상용 인버터의 가능 출력전압 내에 있음을 알 수 있다.

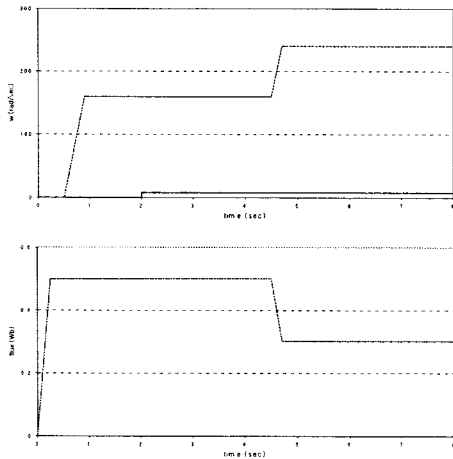


그림 2. 추종 성능

Fig. 2. tracking performance

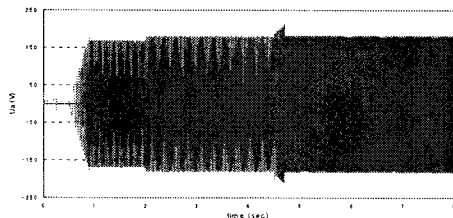


그림 3. 제어입력 전압

Fig. 3. Control input voltage

V. 결론

유도전동기의 계자지향 모델에 기초하여 특이성을 회피하고 전력효율을 향상시킬 수 있도록 속도 및 자속추종을 위한 신경회로망(RBFN)을 이용한 적응 백스테핑 제어를 제안하였다. 제안된 제어가 회전자저항의 변동에 의한 회전자시정수의 변동과 같은 전기적 불확실성 및 관성모멘트의 불확실, 부하토크 외란, 마찰력 등과 같은 기계적 불확실성을 확실하게 보상하여 제어목적 달성을 알 수 있었다.

그러나 아직도 제어가 유도전동기에 대한 많은 파라미터들을 알고 있어야 하므로, 유도전동기에 대해 많은 정보가 필요 없는 제어에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 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.
- [2] R. Soto and K.S. Yeung, "Sliding-mode control of an induction motor without flux measurement" *Proceedings of 27th Annual Meeting of IEEE Industry Applications Society*, 1992
- [3] I. Kanellakopoulos, P.T. Krein, and F. Disilbestro, "Nonlinear flux-observer-based control of induction motors," *Proceeding of the American Control Conference*, pp. 1700-1704, 1992
- [4] M. Kristic, I. Kanellakopoulos, and P. Kokotovic, *Nonlinear and Adaptive Control Design*, John Willy & Sons, 1995
- [5] F.J. Lin, R.J. Wai, W.D. Chou, and S.P. Hsu, "Adaptive Backstepping Control Using Recurrent Neural Network for Linear Induction Motor Drive," *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. 49, pp. 134-146, 2002