

적응 백스테핑과 MRAS를 이용한 유도전동기 제어

이선영, 박기광, 양해원  
한양대학교

Induction Motor Control Using Adaptive Backstepping and MRAS

Lee Sun Young, Park Ki Kwang, Yang Hai Won  
Hanyang University

**Abstract** - This paper presents to control speed of induction motors with uncertainties. We use an adaptive backstepping controller with fuzzy neural networks(FNNs) and model reference adaptive system(MRAS) at indirect vector control method. The adaptive backstepping controller using FNNs can control speed of induction motors even we have a minimum of information. And this controller can be used to approximate most of uncertainties which are derived from unknown motor parameters, load torque such as disturbances. MRAS estimates to rotor resistance and also can find optimal flux to minimize power losses of induction motor. Indirect vector PI current controller is used to keep rotor flux constant without measuring or estimating the rotor flux. Simulation and experiment results are verified the effectiveness of this proposed approach.

1. 서 론

유도전동기는 비선형 제어 기법을 연구하기 위한 제어대상으로 많이 이용되고 있으며 그 중 백스테핑(backstepping) 제어기법[1]의 기본 개념은 가상제어입력을 사용하여 복잡한 비선형제어의 설계문제를 단순화된 문제들로 분해하고 다음 설계단계에 대한 기준을 제공함으로써 제어기를 반복적으로 설계하는 것이다. 백스테핑 제어의 중요한 특징은 적응제어기법과 쉽게 결합되어 아주 간단하게 시스템 파라미터의 불확실성을 보상할 수 있다는 것이다.[2] 또한 최근 퍼지 신경회로망을 이용한 적응 제어기법은 우수한 근사성능 때문에 퍼지의 비선형 함수를 갖는 비선형 시스템을 제어하기에 아주 효과적인 것으로 알려졌다.

MRAS(model reference system)는 회전자 저항에 독립적인 출력 값과 의존하는 출력 값의 양을 비교하여 추정하기 때문에 회전자 저항의 정확한 정보 없이 그 양만을 고려하여 추정이 가능하다.[3]

본 논문에서는 유도전동기 불확실성을 추정하는 퍼지 신경회로망을 이용한 적응 백스테핑 제어기를 제안하고 자속제어를 위해 MRAS를 사용하여 최적의 전류 값을 얻게 되는 것을 보여주고자 한다.

2. 본 론

2.1 유도전동기 모델

유도전동기의 고정자좌표계에서 계자지향(field oriented)모델식으로 변환된 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{d\omega}{dt} &= \mu\psi_d i_q - \frac{T_L}{J} - \frac{B}{J}\omega \\ \frac{di_q}{dt} &= -\gamma i_q - n_p \beta \omega \psi_d - n_p \omega i_d - \alpha M \frac{i_q i_d}{\psi_d} + \frac{1}{\sigma} u_q \\ \frac{d\psi_d}{dt} &= -\alpha \psi_d + \alpha M i_d \\ \frac{di_d}{dt} &= -\gamma i_d + \alpha \beta \psi_d + n_p \omega i_q - \alpha M \frac{i_q^2}{\psi_d} + \frac{1}{\sigma} u_d \\ \frac{d\rho}{dt} &= n_s \omega + \alpha M \frac{i_q}{\psi_d} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서,  $\omega, i, \psi, u$ 는 유도전동기의 회전자 속도, 전류, 자속, 고정자 전압을 나타내고, 계수는  $\sigma = L_s(1 - M^2/L_s L_r)$ ,  $\mu = n_p M/JL_r$ ,  $\alpha = R_r/L_r$ ,

$\beta = M/\sigma L_r$ ,  $\gamma = (M^2 R_r + L_r^2 R_s)/\sigma L_s L_r^2$ 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 마찰계수이다. 간접벡터 제어기법은 먼저 슬립속도  $w_s$ 를 식 (1)으로부터 다음과 같이 구한다.

$$w_s = \alpha M i_q / \psi_d \approx \alpha i_{qref} / i_{dref} \quad (3)$$

회전자계 속도  $w_e$ 는 회전자 전기속도  $w_r$ 과 슬립속도로부터 다음과 같이 구하여 진다.

$$w_e = d\rho/dt = w_r + w_s \quad (4)$$

d축전류 PI 제어기는 다음과 같다.  $k_{dp}$ 는 비례이득,  $k_{di}$ 는 적분이득이다.

$$u_d = k_{dp}(i_d - i_{dref}) + k_{di} \int_0^t (i_d - i_{dref}) dt \quad (5)$$

2.2 FNNs를 이용한 불확실 함수의 근사

FNNs 시스템은 기본적으로 IF-THEN 규칙과 퍼지 inference engine으로 구성되어 있다. IF-THEN 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} R^{(i)}: & \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } \\ & \text{THEN } y^i = G^i \end{aligned} \quad (6)$$

여기서  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 는 퍼지 시스템의 입력 성분이며,  $y^i$ 는  $i$ 번째 규칙의 출력성분을 나타낸다. 또한  $F_j^i$ 와  $G_j^i$  ( $j=1, 2, \dots, n$ )는 각각 입력과 출력의 퍼지 집합을 의미한다. 식(6)과 같은 규칙에 기초하여 퍼지 시스템을 product inference engine, 그리고 center average 비퍼지화 방법을 사용하여 구성하면 퍼지 시스템의 출력을 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$y(\underline{x}) = \frac{\sum_{i=1}^M \theta_i (\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j))}{\sum_{i=1}^M (\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j))} = \theta^T \xi(\underline{x}), \quad \xi_i(\underline{x}) = \frac{\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j)}{\sum_{i=1}^M (\prod_{j=1}^n \mu_{F_j^i}(x_j))} \quad (7)$$

여기서  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M]^T$ 은 적응파라미터 벡터이고,  $\xi(\underline{x}) = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M]^T$ 은 퍼지 지지 함수 벡터 이다. 또한  $M$ 은 퍼지 규칙의 총 수를 나타낸다.

2.3 적응 백스테핑 속도 제어기

여러 가지 불확실성에서도 유도전동기가 기준속도를 정확하게 추종할 수 있도록 적응 백스테핑 제어기를 다음과 같이 설계한다. 식 (1)의 속도와 관련된 처음 두 식에서 미지의 비선형 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} f_1(\omega) &= -\frac{T_L}{J} - \frac{B}{J}\omega \\ f_2(\omega, i_q, \psi_d, i_d) &= -\gamma i_q - n_p \beta \omega \psi_d - n_p \omega i_d - \alpha M \frac{i_q i_d}{\psi_d} \\ g_1(\psi_d) &= \mu \psi_d, \quad g_2 = \frac{1}{\sigma} \end{aligned} \quad (8)$$

미지의 비선형 함수를 사용하여 식(8)을 다시 쓰면 다음과 같다.

여기서  $g_1, g_2 > 0$ 이며,  $f_1, f_2, g_1, g_2$ 는 유계인 smooth 함수로 가정한다.

$$\begin{aligned} \dot{\omega} &= f_1(\omega) + g_1(\psi_d) i_q \\ \dot{i}_q &= f_2(\omega, i_q, \psi_d, i_d) + g_2 u_q \end{aligned} \quad (9)$$

[단계1] 속도제어

속도 추종오차와 그 도함수는 다음과 같이 정의하면

$$e_1 = \omega - \omega_{ref}, \quad \dot{e}_1 = f_1(\omega) + g_1(\psi_d) i_q - \dot{\omega}_{ref} \quad (10)$$

가상 제어입력을  $\alpha_1^* \approx i_q$ 로 선택하고 Lyapunov 함수를

$$V_{e1} = \frac{1}{2} e_1^2 \quad (11)$$

와 같이 선택하면 안정화함수를 다음과 같이 선택한다.

$$\alpha_1^* = -k_1 e_1 - \frac{1}{g_1(\psi_d)} [f_1(\omega) - \dot{\omega}_{ref}] \quad (12)$$

여기서,  $k_1$ 은 양의 제어이득이다. 식 (12)의  $\alpha_1^*$ 에서 미지의 항에 해당하는 새로운 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$F_1(Z_1) = \frac{1}{g_1(\psi_d)} [f_1(\omega) - \dot{\omega}_{ref}] \quad (13)$$

여기서,  $Z_1 = [\omega, \psi_{dref}, \dot{\omega}_{ref}]^T$ 이다. 불확실성  $F_1$ 을 근사화하기 위해 첫 번째 FNN을 사용하면 원하는 안정화함수  $\alpha_1^*$ 는 다음과 같고 신경회로망 연결 강도의 추정 값을 사용한 가상 제어입력은 다음과 같다.

$$\alpha_1^* = -k_1 e_1 - \widehat{W}_1^T H_1(Z_1) - \epsilon_1, \quad \alpha_1 = -k_1 e_1 - \widehat{W}_1^T H_1(Z_1) \quad (14)$$

새로운 오차변수  $e_2 = i_q - \alpha_1$ 을 도입하면 식(10)의 도함수식의 페르프 형태는 다음과 같다.

$$\dot{e}_1 = g_1 [e_2 - k_1 e_1 - \widehat{W}_1^T H_1(Z_1) + \epsilon_1] \quad (15)$$

여기서,  $\widehat{W}_1 = \widehat{W}_1 - W_1$ 는 연결강도의 추정오차이다. 연결강도에 대한 적응 칩을 얻기 위해 새로운 Lyapunov함수를 고려하여 연결 강도에 대한 적응 칩을 얻을 수 있다. 여기서,  $\gamma_1$ 은 양의 적응이득이다.

$$\dot{\widehat{W}}_1 = \gamma_1 H_1(Z_1) e_1 = -\gamma_1 H_1(Z_1) \frac{\partial V_1}{\partial F_1} \quad (16)$$

[단계2] 전류제어

새로운 오차 변수와 그 도함수는 다음과 같다.

$$e_2 = i_q - \alpha_1, \quad \dot{e}_2 = f_2(\omega, i_q, \psi_d, i_d) + g_2 u_q - \dot{\alpha}_1 \quad (17)$$

전체 시스템을 안정화시키기 위한 원하는 제어입력은 다음과 같다.

$$u_q^* = -e_1 - k_2 e_2 - \frac{1}{g_2} [f_2(\omega, i_q, \psi_d, i_d) - \dot{\alpha}_1] \quad (18)$$

$u_q^*$ 에서 미지의 항에 해당하는 새로운 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$F_2(Z_2) = \frac{1}{g_2} [f_2(\omega, i_q, \psi_d, i_d) - \dot{\alpha}_1] \quad (19)$$

여기서  $Z_2 = [\omega, i_q, \psi_{dref}, i_d, \phi_3]^T$ 이다. 불확실성  $F_2$ 을 근사하기 위해 다른 신경회로망 FNN2를 사용하면 원하는 제어입력과 신경회로망 연결강도의 추정 값을 사용한 실제 제어입력은 다음과 같다.

$$u_q^* = -e_1 - k_2 e_2 - \widehat{W}_2^T H_2(Z_2) - \epsilon_2, \quad u_d = -e_1 - k_2 e_2 - \widehat{W}_2^T H_2(Z_2) \quad (20)$$

제어 입력을 사용한 페루프 오차방정식은 다음과 같다.

$$\dot{e}_2 = g_2 (-e_1 - k_2 e_2 - \widehat{W}_2^T H_2(Z_2) + \epsilon_2) \quad (21)$$

Lyapunov함수를 확장하여 두 번째 신경회로망 FNN2의 연결강도에 대한 적응칙을 구하면 다음과 같다.

$$\dot{\widehat{W}}_2 = \gamma_2 H_2(Z_2) e_2 \quad (22)$$

2.4 MRAS를 이용한 자속제어

제안된 MRAS에서는 슬립 각속도에 독립적인 기준 모델에서 출력 값인 순시무효전력( $Q_{ref}$ )은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Q_{ref} = v_{qs} \dot{i}_{ds} - v_{ds} \dot{i}_{qs} \quad (23)$$

또한 슬립 각속도에 의존하는 조절 모델에서 출력 값인 정상상태의 무효전력( $Q_{est}$ )은 다음과 같다.

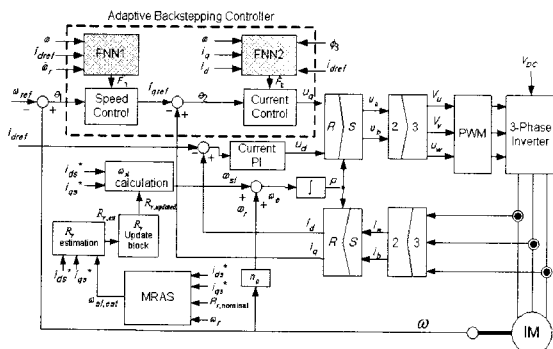
$$Q_{est} = \sigma L_s \omega_c (i_{ds}^2 + i_{qs}^2) + \omega_c \frac{L_r^2}{L_r} i_{ds}^2 \quad (24)$$

이 두 값의 차이인 오차( $\epsilon = Q_{ref} - Q_{est}$ )를 이용하므로 회전자 저항을 고려하지만 정확한 정보 없이도 슬립 각속도( $\omega_{sl,est}$ )의 추정이 가능하다는 것을 알 수 있다. 추정된 슬립 각속도를 통해 최적의 전류 값을 얻어 에너지 효율 면에서도 효과가 있다.

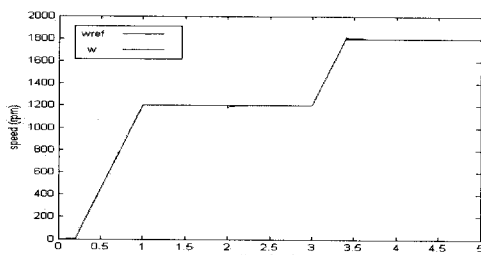
3. 모의실험 및 실험

제안된 제어기의 성능을 검증하기 위해 5초동안 모의실험을 하였다. 기준 속도는 0에서 시작하여 1초에서 1200[rpm]으로, 3.4초에서는 정격속도 이상인 1800[rpm]까지 증가시켰다. 부하토크 외란은 2초에서 7[Nm], 3.4초에서 3.5[Nm]이다. 자속제어 PI 설계상수  $k_{dp} = 10$ ,  $k_{di} = 100$ 로 설정하였다.

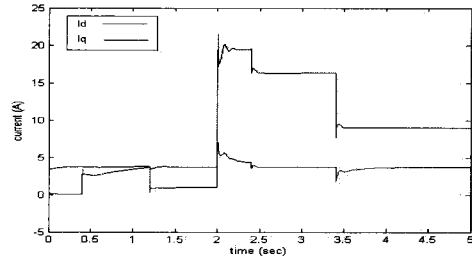
그림 2의 (a)는 갑작스런 부하변동에도 약간의 추종오차를 제외하고 추종오차가 매우 적음을 알 수 있다. (b)는 이때의 전류성분의 값이며 (c)는 MRAS 알고리즘을 사용하여 회전자 저항을 고려한 슬립각속도의 추정을 보여주고 있다. 불확실성을 포함하는 경우는 기준속도가 변화되거나 부하토크 외란이 인가되는 순간에 더욱 크게 변동됨을 알 수 있다. 이상의 모의실험 결과에서 속도 추종 성능이 우수하고 부하변동에 강한 것을 알 수 있다. 그림 3의 경우 실제 실험에서의 결과이며 모의실험 결과와 비교하였을 때 약간의 성능저하가 보이지만 제어가 됨을 보여주고 있다.



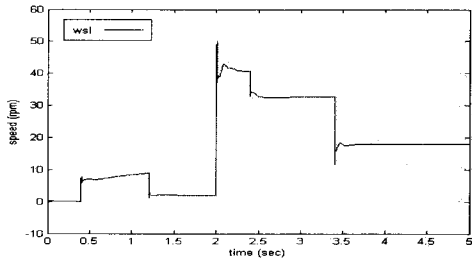
<그림 1> 제안된 제어기의 구성도



(a) 속도추종

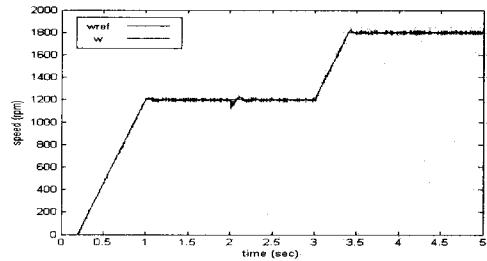


(b) d축전류 및 q축전류

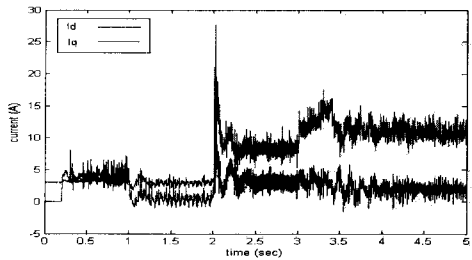


(c) MRAS로 추정된 슬립각속도

<그림 2> 제안된 제어기를 이용한 모의실험



(a) 속도추종



(b) d축전류 및 q축전류

<그림 3> 제안된 제어기를 이용한 실험

3. 결론

본 논문에서 여러 가지 불확실성을 갖는 유도전동기의 속도를 제어하기 위하여 FNNs를 이용한 적응 백스테핑제어기와 자속제어를 위한 MRAS를 이용한 간접 백터방식을 제안하였다. 유도전동기에 대한 최소한의 정보로도 속도 제어가 가능하도록 FNNs를 이용한 적응 백스테핑 제어기는 속도제어시 문제가 되는 미지의 전동기 파라미터, 부하토크 외란, 미지의 비선형성 등에 기인하는 대부분의 불확실성을 FNNs를 이용하여 보상함으로써 속도 추종 성능이 우수하고 전동기 파라미터 및 부하 변동에 강한 특성을 보여주었다. MRAS 기법은 기준 모델에서 계산되어 나오는 순시무효전력 값과 조절 모델에서 계산되어 나오는 정상상태 무효전력 값을 비교하여 그 오차를 이용해 슬립 각속도를 추정하여 회전자 저항의 정확한 정보 없이 MRAS를 통해 나오는 그 양만으로 자속 제어가 가능하도록 하였다.

[참고 문헌]

[1] F. Blaschke, "The Principle of Field Orientation Applied to the New Transvector Closed-loop Control System for Rotating Field Machine", Siemens Reviews, vol. 39, pp. 217-220, 1971  
 [2] 이은옥, "불확실성을 갖는 유도전동기의 적응 백스테핑 속도제어기 설계", 논문지명, 권호, 페이지, 출판년도  
 [3] Suman Maiti, Chandan Chakraborty, "Model Reference Adaptive Controller-Resistance-Based Rotor Resistance and Speed Estimation Techniques for Vector Controlled Induction Motor Drive Utilizing Reactive Power", IEEE Trans.Ind.Electro., Vol.55, pp.594-601, 2008