

회전자 저항 추정기를 가지는 유도전동기 구동용 모델추종 적응제어기 설계

Model Following Adaptive Controller with Rotor Resistance Estimator for Induction Motor Servo Drives

김 상 민, 한 우 용, 이 창 구
(Sang-Min Kim, Woo-Yong Han, and Chang-Goo Lee)

Abstract : This paper presents an indirect field-oriented (IFO) induction motor position servo drives which uses the model following adaptive controller with the artificial neural network(ANN)-based rotor resistance estimator. The model reference adaptive system(MRAS)-based 2-layer ANN estimates the rotor resistance on-line and a linear model-following position controller is designed by using the estimated rotor resistance value. At the end, a fuzzy logic system(FLS) is added to make the position controller robust to the external disturbances and the parameter variations. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords : induction motor, FLS, MRAS, ANN, model following

I. 서론

최근 전력소자와 전자기술의 눈부신 발달로 유도전동기 제어 분야에 벡터제어나 폐환선형화 기법을 적용할 수 있게 되었다. 복잡한 비선형성을 가지는 유도전동기는 벡터 제어기법을 이용하면 선형비간섭 타여자식 직류전동기처럼 제어할 수 있다. 즉, 고정자 전류에 의하여 유도전동기의 토오크성분과 자속성분을 독립적으로 제어할 수 있다 [1][2].

유도전동기의 간접벡터제어기법은 저속영역에서의 우수한 특성과 자속추정을 필요로하는 직접벡터제어기법에 비해 비교적 간단한 구조를 가지기 때문에 고성능분야에 폭넓게 사용되고 있다. 간접벡터제어기법에서 자속과 토오크를 비간섭시키기 위해 필요한 단위벡터는 회전자 속도 측정값과 회전자 시정수에 의존하는 슬립속도 계산값을 이용하여 구할 수 있다. 그런데 회전자 시정수는 온도와 자화레벨, 표피효과에 따라 크게 변한다. 회전자 시정수가 변화하게 되면 단위벡터에 오차가 발생되고, 따라서 자속 생성 전류와 토오크 생성 전류 사이에 간섭 현상이 발생한다. 이것은 결국 토오크 응답에 오버슈트와 정상상태 오차를 일으킨다. 한편, 제어성능은 회전자 저항 변화에 가장 큰 영향을 받는다[3].

Koyama는 회전자 시정수 변화에 관계된 수정함수를 이용하여 점진적으로 회전자 시정수를 추정하는 방법을 제안하였다[4]. 이 방법은 계산량이 많다는 점과 추정시간이 길다는 단점을 가지고 있다. Ohnishi는 모델기준 적응 시스템에 기반한 방법을 제시하였는데, 복잡하고 부하외란의 영향을 받는다는 단점이 있다[5]. Matsuo는 작은 섭동전류를 인가하여 대응하는 전압을 측정하는 방식을 사

용하였는데, 이것은 추가적인 하드웨어가 필요하고 토오크성분에 강한 2차고조파를 발생시킨다는 단점이 있다[6]. Kataoka는 Kalman 필터를 이용한 추정기를 제안하였는데, 유도전동기의 5차 상태방정식을 사용하기 때문에 알고리즘이 복잡하다[7].

따라서 본 논문에서는 간접벡터 유도전동기의 위치제어를 위해 신경망을 이용한 회전자 저항 추정기와 퍼지논리를 이용한 모델추종 적응제어기를 제안하였다.

II. 유도전동기 동적 상태 방정식

3상 유도전동기의 동적 상태방정식을 고정자 기준 dq 고정좌표계 상에서 표현하면 (1)과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{di_{ds}^s}{dt} &= -a_1 i_{ds}^s + a_2 \phi_{dr}^s + a_3 n_p \omega_r \phi_{qr}^s + a_0 V_{ds}^s \\ \frac{di_{qs}^s}{dt} &= -a_1 i_{qs}^s + a_2 \phi_{qr}^s - a_3 n_p \omega_r \phi_{dr}^s + a_0 V_{qs}^s \\ \frac{d\phi_{dr}^s}{dt} &= -a_4 \phi_{dr}^s - n_p \omega_r \phi_{qr}^s + a_5 i_{ds}^s \\ \frac{d\phi_{qr}^s}{dt} &= -a_4 \phi_{qr}^s + n_p \omega_r \phi_{dr}^s + a_5 i_{qs}^s \end{aligned} \quad (1)$$

여기서,

a_0	$1/(\sigma L_s)$,
a_1	$a_0(R_s + L_m^2/(L_r T_r))$
a_2	$a_0 L_m/(L_r T_r)$,
a_3	$a_0 L_m/L_r$,
a_4	$1/T_r$,
a_5	L_m/T_r
T_r	L_r/R_r
σ	$1 - L_m^2/(L_s L_r)$, leakage coefficient
i_{ds}^s, i_{qs}^s	stator currents
ϕ_{dr}^s, ϕ_{qr}^s	rotor fluxes
V_{ds}^s, V_{qs}^s	stator voltages
R_s, R_r	stator and rotor resistance
L_s, L_r	stator and rotor inductance
L_m	magnetizing inductance
ω_r	rotor angular speed
n_p	number of pole pairs

접수일자 : 2000. 7. 12., 수정완료 : 2000. 11. 3.
 김상민 : 전북대학교 전자공학과(smkim74@orgio.net)
 한우용 : 전주공업대 전기과(wyhan@jtc.ac.kr)
 이창구 : 전북대학교 전자정보공학부(changgoo@moak.chonbuk.ac.kr)

토크 방정식은 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$T_e = \frac{3}{2} p \frac{L_m}{L_r} (\phi_{dr}^s i_{qs}^s - \phi_{qr}^s i_{ds}^s) \quad (2)$$

그림 1은 회전자 저항 추정기를 가지는 간접벡터 유도전동기 구동 시스템을 나타낸다. 회전자 저항(R_r) 추정값을 이용하여 슬립속도(ω_{sl})를 계산하고, 이 슬립속도와 회전자 속도를 합산·적분한 값(θ_e)을 이용하여 단위벡터 $\cos \theta_e + j \sin \theta_e$ 를 만든다.

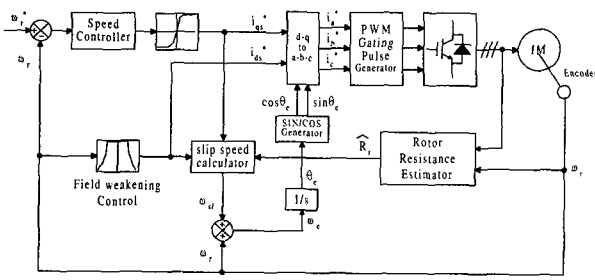


그림 1. 회전자 저항 추정기를 가지는 간접벡터 유도전동기 구동 시스템.
Fig. 1. IFO IM drives with Rr estimator.

III. 회전자 저항 추정

그림 2는 MRAS에 기반한 회전자 저항 추정기로서 신경망을 적응모델로 이용하였다.

(1)로부터 회전자 자화 전류 방정식은 (3),(4)와 같이 유도될 수 있다.

$$p \begin{bmatrix} i_{md}^s \\ i_{mq}^s \end{bmatrix} = \frac{L_r}{L_m^2} \left\{ \begin{bmatrix} V_{ds}^s \\ V_{qs}^s \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s + \sigma L_s n_p & 0 \\ 0 & R_s + \sigma L_s n_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \right\} \quad (3)$$

$$p \begin{bmatrix} i_{md}^s \\ i_{mq}^s \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} -1/T_r & -w_r \\ w_r & -1/T_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{md}^s \\ i_{mq}^s \end{bmatrix} + \frac{1}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 p 는 미분연산자 d/dt 이고, 회전자 시정수 T_r 은 L_r/R_r 이다. (3)은 R_r 을 포함하지 않으므로 기준모델로 선정하고, (4)는 R_r 을 포함하므로 적응모델로 선정한다[8].

고정자 전압과 고정자 전류, 유도전동기 파라미터들의 정확한 값이 주어지면 두 모델의 출력은 같게된다. 실제 파라미터와 추정된 파라미터 사이에 오차가 존재하면 두 모델의 출력값 사이에도 오차가 발생하고, 이 오차는 신경망의 가중치를 학습하는데 사용된다.

신경망에서 가중치 학습알고리즘을 구하기 위해 (4)를 이산시간형태로 변환하면 (5)와 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \hat{i}_{md}(k) \\ \hat{i}_{mq}(k) \end{bmatrix} = \left(1 - \frac{T}{L_r}\right) \begin{bmatrix} \hat{i}_{md}(k-1) \\ \hat{i}_{mq}(k-1) \end{bmatrix} + w_r T \begin{bmatrix} -\hat{i}_{mq}(k-1) \\ \hat{i}_{md}(k-1) \end{bmatrix} + \frac{T}{L_r} \begin{bmatrix} i_{ds}(k-1) \\ i_{qs}(k-1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 T 는 샘플링 주기이다. (5)를 가중치를 포함하는 식으로 표현하면 (6)이 된다.

$$\begin{bmatrix} \hat{i}_{md}(k) \\ \hat{i}_{mq}(k) \end{bmatrix} = W_1 \begin{bmatrix} \hat{i}_{md}(k-1) \\ \hat{i}_{mq}(k-1) \end{bmatrix} + W_2 \begin{bmatrix} -\hat{i}_{mq}(k-1) \\ \hat{i}_{md}(k-1) \end{bmatrix} + W_3 \begin{bmatrix} i_{ds}(k-1) - \hat{i}_{md}(k-1) \\ i_{qs}(k-1) - \hat{i}_{mq}(k-1) \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 $W_1=1$, $W_2=T\omega_r$, $W_3=T/L_r$ 이다. 가중치 W_1 와 W_2 는 상수이고 가중치 W_3 는 변수로써 회전자 저항값에 비례한다.

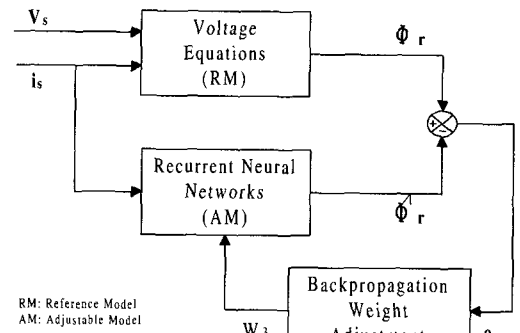


그림 2. 신경망을 적응모델로 하는 MRAS에 기반한 회전자 저항 추정기.

Fig. 2. MRAS-based rotor resistance estimator containing a ANN.

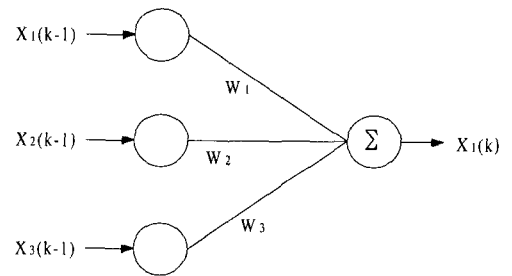


그림 3. 회전자 저항 추정기를 위한 2층 신경망.
Fig. 3. 2-layer ANN for rotor resistance estimation.

위의 (6)은 다음 (7)과 같은 벡터 형식으로 정리할 수 있다.

$$X_1(k) = W_1 X_1(k-1) + W_2 X_2(k-1) + W_3 X_3(k-1) \quad (7)$$

이 방정식은 그림 3과 같이 간단한 2층 신경망으로 그럴 수 있다.

가중치 W_3 는 아래 (8)이 최소가 되도록 학습시킨다.

$$E = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (8)$$

여기서 $e(k) = [i_{md}(k) - \hat{i}_{md}(k), i_{mq}(k) - \hat{i}_{mq}(k)]^T$ 이다.

위 식으로부터 가중치 학습알고리즘을 위한 수학적식은 다음 (9)와 같이 된다.

$$\begin{aligned} \Delta W_3(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_3} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \hat{i}_m(k)} \frac{\partial \hat{i}_m(k)}{\partial W_3} \\ &= e^T X_3 \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 η 는 학습계수이고 X_3 는 (10)과 같다.

$$X_3 = [i_{ds}(k-1) - \widehat{i_{md}}(k-1), i_{qs}(k-1) - \widehat{i_{mq}}(k-1)]^T \quad (10)$$

그리고 가중치 학습식을 간단하게 표현하면 (11)과 같다.

$$W_3(k) = W_3(k-1) + \Delta W_3(k) \quad (11)$$

학습속도를 높이기 위해서는 학습계수를 크게 해야하는데, 이것은 신경망 출력에 진동을 유발한다. 이러한 어려움을 극복하기 위해 (k-1)번째 가중치 변화를 고려한 모멘텀 항을 (11)에 추가한다. 이렇게 함으로써 알고리즘의 수렴속도를 높이고 진동을 막을 수 있다. 결과적으로 가중치 학습알고리즘은 (12)로 나타낼 수 있다.

$$W_3(k) = W_3(k-1) + \Delta W_3(k) + \alpha \Delta W_3(k-1) \quad (12)$$

여기서 α 는 모멘텀 상수이다. 가중치 W_3 는 R_r 에 비례하기 때문에 회전자 저항 추정값은 (13)로부터 얻을 수 있다.

$$\widehat{R}_r = \frac{T_r}{T} W_3 \quad (13)$$

IV. 모델추종 적응제어기

1. 기계적인 시스템 모델

비간섭제어를 이용함으로써 유도전동기 구동 시스템을 (14)와 같이 단순화시킬 수 있다.

$$\dot{x} = A_p x + B_p u \quad (14)$$

여기서

$$x = [\theta, \omega_r]^T, u = i_{qs}^*$$

이고

$$A_p = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -B/J \end{bmatrix}, B_p = \begin{bmatrix} 0 \\ K_t/J \end{bmatrix}$$

이다.

한편 변환행렬에 사용하는 단위 벡터 $\cos \theta_e + j \sin \theta_e$ 는 회전자 각속도 측정값과 다음 (15)의 슬립 각속도를 이용하여 만들어 낸다.

$$\omega_{sl} = \frac{L_r}{R_r} \frac{i_{qs}^*}{i_{ds}^*} \quad (15)$$

회전자 저항값은 운전조건에 따라 많이 달라지므로 저항 추정값을 사용하여 슬립각속도를 정확하게 추정하도록 한다. 이렇게 함으로써 회전자 저항값이 변하는 상황에서도 자속과 토크의 비간섭제어를 유지할 수 있다.

2. 선형 모델 추종 제어기(LMFC)

(14)를 제어하고자 하는 공정으로 보고 아래 (16)을 기준모델로 선정한다.

$$\dot{x}_m = A_m x_m + B_m u_m \quad (16)$$

그러면 공정이 기준모델을 추종하도록 (17)과 같은 제어규칙을 설계할 수 있다.

$$u_p = -k_p x_p + k_m x_m + k_u u_m \quad (17)$$

위의 (14),(16)-(17)에서 $A_m, B_m, A_p, B_p, k_m, k_p, k_u$ 는 적절한 크기의 상수행렬이다. 여기서 (A_p, B_p) 과 (A_m, B_m) 가 안정화 가능한 시스템이라면 A_m 은 안정한 행렬이다. 상태 오차 벡터를 (18)로 정의하면,

$$e_m = x_m - x_p \quad (18)$$

(14),(16)-(17)로부터 (19)의 상태오차방정식을 얻을 수 있다.

$$\dot{e}_m = (A_m - B_p k_m) e_m + [A_m - A_p + B_p(k_p - k_m)] x_p + (B_m - B_p k_u) u_m \quad (19)$$

(19)로부터 $(A_m - B_p k_m)$ 을 Hurwitz 행렬이 되도록 k_m 을 정한다.

$$\begin{aligned} k_m - k_p &= B_p^+ (A_m - A_p) \\ k_u &= B_p^+ B_m \end{aligned} \quad (20)$$

여기서, B_p^+ 는 B_p 의 의사 역행렬(pseudoinverse matrix)이다. 그러면 오차벡터 e_m 가 점근적으로 0에 접근하고 모델 추종의 목적을 이룰 수 있다[9][10].

그러나, LMFC의 성능은 파라미터 변화와 외부외란에 민감하다. 본 논문에서는 퍼지 논리 시스템(FLS)을 이용

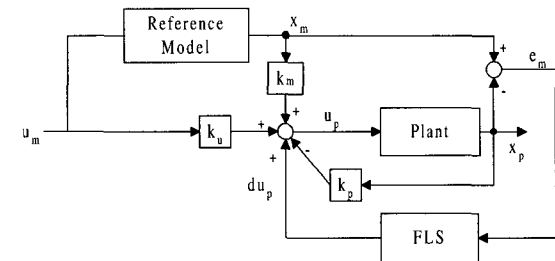


그림 4. FLS 보상기를 가진 모델추종 적응제어기.
Fig. 4. Model-following adaptive controller with FLS.

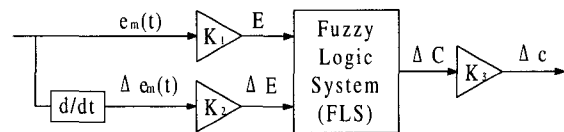


그림 5. FLS 보상기의 구조.
Fig. 5. FLS compensator.

한 보상항 Δu_p 를 인가하여 공정의 불확실성으로 인한 모델추종오차를 줄이도록 하였다. 결과적으로 제어규칙은 (21)과 같이 수정된다.

$$u_p = -k_p x_p + k_m x_m + k_u u_m + \Delta u_p \quad (21)$$

그림 4에 FLS를 이용한 모델추종 적응 제어기의 블록도를 보였다.

3. FLS를 이용한 보상

그림 5는 FLS를 이용한 보상기의 구조를 보인다. FLS는 오차벡터와 오차벡터의 변화량을 입력으로 하는 퍼지화, 추론, 비퍼지화의 3단계로 구성되어있다[11].

퍼지화 단계에서는 오차와 오차변화를 이득 K_1 과 K_2 에

의하여 정규화하고 퍼지화한다. 추론 단계에서는 표 1에 보인 25개의 규칙을 수행하는 추론엔진이 퍼지변수 E와 ΔE를 처리한다. 비퍼지화 단계에서는 무게중심법(COG)을 이용하여 퍼지 출력 변수 ΔC를 이산화 한다. 이산화된 출력 신호 Δc를 적분하여 다음과 같이 보상항을 만든다.

$$\Delta u_p(k) = \Delta u_p(k-1) + \Delta c(k) \quad (22)$$

V. 시뮬레이션 결과

앞절에서 제시한 추정기와 제어기의 성능을 평가하기 위하여 Matlab/Simulink 상에서 벡터제어 유도전동기의 시뮬레이션을 수행하였다. 이를 위하여 표 2에 제시한 상수값을 가지는 3상 유도전동기 모델을 사용하였다.

표 1. FLS의 규칙기반.
Table 1. Rule base for FLS.

$\Delta E \backslash E$	NB	N	ZE	P	PB
NB	NB	NB	N	N	ZE
N	NB	N	N	ZE	P
ZE	N	N	ZE	P	P
P	N	ZE	P	P	PB
PB	ZE	P	P	PB	PB

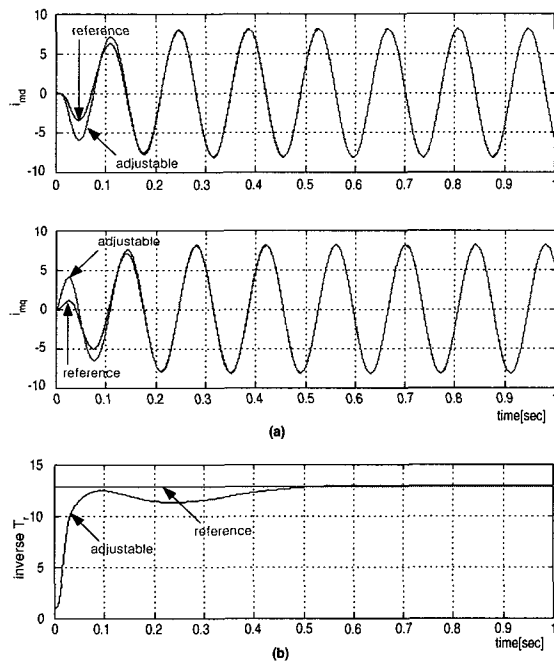


그림 6. 신경망을 이용하여 시정수의 역수를 추정한 시뮬레이션 결과. (a) 자화전류의 실제값과 추정값 비교, (b) 시정수의 추정값.

Fig. 6. Simulation results of $1/T_r$ estimation using RNN. (a) the real and estimated magnetizing currents, (b) the estimated value of $1/T_r$.

그림 6은 2층 신경망을 이용하여 시정수의 역수를 추정

한 결과이다. 학습률과 모멘텀 상수는 각각 0.12와 0.12×8 로 하였다. 회전자 저항 추정치는 (13)에 의하여 구할 수 있다. 자화전류 추정치는 그림 6(a)에 보인 것 처럼 0.45초

표 2. 유도전동기 파라미터 공칭값.

Table 2. Parameters at the nominal case.

정격전력, P_{rated}	2.2 [kW]
정격전류, I_{rated}	8.82 [A]
정격전압, V_{rated}	220 [V]
극수, p	2
고정자 저항, R_s	0.687 [Ω]
회전자 저항, R_r	0.842 [Ω]
고정자 인덕턴스, L_s	83.97 [mH]
회전자 인덕턴스, L_r	85.28 [mH]
자화 인덕턴스, L_m	81.36 [mH]
관성모멘트, J	0.03 [kgm^2]
마찰계수, B	0.01 [Nms/rad]

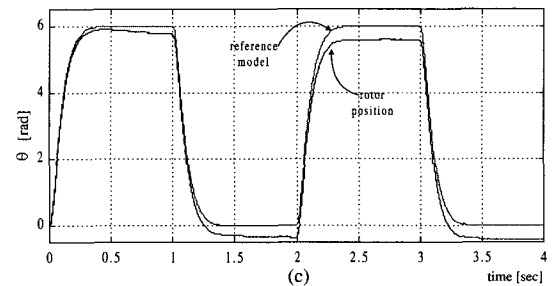
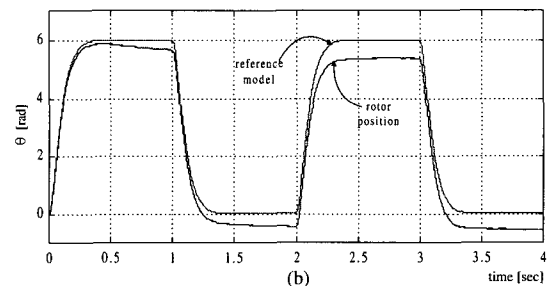
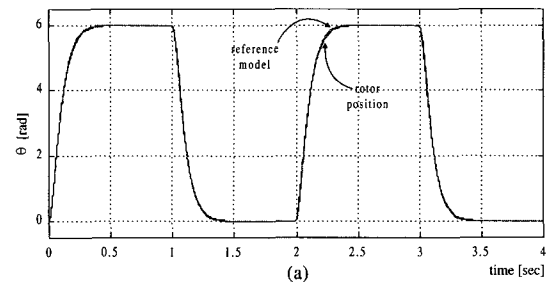


그림 7. 선형 모델 추종 제어를 이용한 유도전동기의 위치제어 시뮬레이션 결과. (a) $TL = 0$ [Nm] 일 때, (b) $TL = 20$ [Nm]일 때, (c) $TL = 20$ [Nm], $J = 2 \times J_n$, $B = 2 \times B_n$ 일 때.

Fig. 7. Simulation results of IM position control with only the linear model following control. (a) when $TL = 0$ [Nm], (b) when $TL = 20$ [Nm], (c) when $TL = 20$ [Nm], $J = 2 \times J_n$, $B = 2 \times B_n$.

정도 경과하면 실제값으로 수렴한다. 그리고 전류추정오차가 0에 접근하게 되면 그림 6(b)에 보인 것처럼 시정수의 역수는 실제값으로 수렴한다.

그림 7은 선형 모델 추종 제어를 이용한 유도전동기 위치 제어의 시뮬레이션 결과이다. 회전자 위치명령은 크기 6[rad]의 구형파로 하였다. 그림 7(a)는 부하토크 $TL=0[Nm]$, $J=J_n$, $B=B_n$ (J_n, B_n : 공칭값)으로 가정하였을 때의 결과이다. 또한 그림 7(b)는 $TL=20[Nm]$, $J=J_n, B=B_n$ 으로 가정하였을 때의 결과이다. 그리고 그림 7(c)는 $TL=20[Nm]$, $J=2 \times J_n$, $B=2 \times B_n$ 으로 가정하였을 때의 결과이다. 그림 7(b),(c)에서 볼 수 있는 것처럼 파라미터 변화와 부하토크로 인하여 회전자 위치가 위치명령을 제대로 추종하지 못하고 있다. 그림 8은 선형 모델 추종제어기에 FLS 보상기를 추가했을 때의 결과이다. 그림 8(a)-(c)는 그림 7(a)-(c)과 같은 조건하에서 시뮬레이션한 결과이다. FLS 보상기를 추가함으로써 제어기는 파라

미터 변화와 부하토크에 강인하게 된다. 따라서 그림에서 볼 수 있는 것처럼 회전자 위치가 위치명령(기준모델의 출력)을 정확하게 추종하게 된다.

VI. 결론

본 논문에서는 간접벡터 유도전동기의 위치제어를 위하여 신경망을 이용한 회전자 저항 추정기와 퍼지논리를 이용한 모델추종 적응제어기를 제시하였다. 제시한 방법을 이용하여 시뮬레이션한 결과 회전자 저항 추정값은 매우 빠르게 실제값으로 수렴하는 것을 알 수 있었다. 그러므로 회전자 저항 추정값을 이용하여 자속과 토크의 비간섭 제어를 유지할 수 있다. 또한 LMFC에 FLS 보상기를 추가함으로써 파라미터 변화와 부하 토크 외란에도 불구하고 우수한 추종성능을 보이는 것을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] B. K. Bose, *Power Electronics and AC Drives*, Prentice Hall, 1986.
- [2] W. Leonhard, *Control of Electrical Drives*, Springer, 1996.
- [3] Chan, Wang, "An effective method for rotor resistance identification for high-performance induction motor vector control", *IEEE Trans. Ind. Electron*, vol. 7, no. 6, pp. 477-482, 1990.
- [4] M. Koyama et al., "Microprocessor-based vector control system for induction motor drives with rotor time constant identification function", *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. IA-22, no. 3, pp. 453-459, 1986.
- [5] K. Ohnishi et al., "Model reference adaptive system against rotor resistance variation in the induction motor drive", *IEEE Trans. Ind. Electron*, vol. IE-33, no. 3, pp. 217-223, 1986.
- [6] T. Matsuo and T. A. Lipo, "A rotor parameter identification scheme for vector control induction motor drives", *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. IA-21, no. 4, pp. 624-632, 1985.
- [7] T. Kataoka, S. Toda, and Y. Sato, "On-line estimation of induction motor parameters by extended kalman filter", *Conf. Rec. EPE'93*, Brighton (UK), pp. 325-329, 1993.
- [8] T. Rowan, R. Kerkman, and D. Leggate, "A simple on-line adaptation for indirect field orientation of an induction machine", *IEEE Trans. Ind. Applicat.*, vol. IA-37, pp. 720-727, 1991.
- [9] Y. D. Landau, *Adaptive control : The model reference approach*, New York: Marcel Dekker, 1982.
- [10] 김우현, 윤경섭, 권우현, "선형 모델추종제어되는 유도전동기에서 견실제어기 설계", 제어·자동화·시스템공학 논문지, vol. 5, no. 4, pp. 411-418, 1999.
- [11] H. J. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory-and Its Applications*, Kluwer-Nijhoff Publishing, 1985.

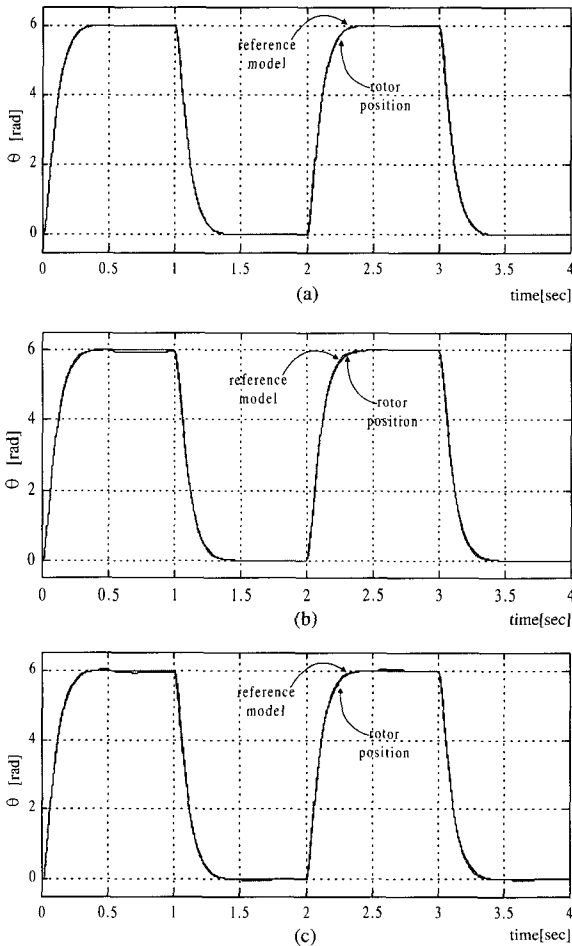
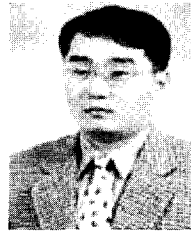


그림 8. 선형 모델 추종 제어기에 FLS 보상기를 추가하였을 때 유도전동기의 위치제어 시뮬레이션 결과. (a) $TL= 0[Nm]$ 일 때, (b) $TL=20[Nm]$ 일 때, (c) $TL=20[Nm]$, $J=2 \times J_n$, $B=2 \times B_n$ 일 때.

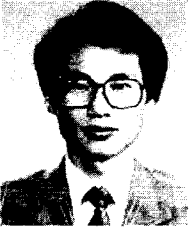
Fig. 8. Simulation results of IM position control with the linear model following control and FLS. (a) when $TL= 0[Nm]$, (b) when $TL=20[Nm]$, (c) when $TL=20[Nm]$, $J=2 \times J_n$, $B=2 \times B_n$.

**김 상 민**

1996년 전북대 제어계측공학과 졸업. 전북대 전기공학과 석사(1998). 1998년 ~ 현재 전북대 전자공학과 박사과정. 관심분야는 전력전자 및 전동기 제어, 지능제어.

**한 우 용**

1986년 전북대 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1990). 동대학원 박사(1994). 1994년 ~ 현재 전주공업대학교 전기과 부교수. 관심분야는 전력전자 및 전동기 제어.

**이 창 구**

1981년 전북대 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1990). 동대학원 박사(1991). 1983년 ~ 1992년 한국전자통신연구소 선임연구원. 1996년 Alberta대학 방문교수. 1999년 ~ 현재 전북대학교 전자정보공학부 부교수. 관심분야는 전

동기 제어 및 컴퓨터 응용제어.