

ANN에 의한 유도전동기의 회전자 저항 추정

(Rotor Resistance Estimation of Induction Motor by ANN)

고재섭* · 최정식 · 정동화**

(Jae-Sub Ko · Jung-Sik Choi · Dong-Hwa Chung)

요 약

본 논문은 드라이브의 간접벡터제어에서 ANN을 이용하여 유도전동기의 회전자 저항을 온라인 추정하기 위한 새로운 기법을 제시한다. 역전파 알고리즘은 신경회로망의 학습을 위해 사용된다. 신경회로망의 실제 상태값과 유도전동기의 요구값 사이의 오차는 신경회로망 모델의 하중값 조절을 위하여 역전파 하여 실제값이 요구값을 추정하도록 한다.

드라이브의 회전자 저항, 토크, 자속응답 성능등 이러한 추정기의 성능은 고유값으로부터 회전자 저항을 연구하게 된다. 회전자 저항은 유도전동기 드라이브의 벡터제어에서 제시된 ANN을 사용하여 추정한다.

Abstract

This paper proposes a new method of on-line estimation for rotor resistance of the induction motor in the indirect vector controlled drive, using artificial neural network (ANN). The back propagation algorithm is used for training of the neural networks. The error between the desired state variable of an induction motor and actual state variable of a neural network model is back propagated to adjust the weight of a neural network model, so that the actual state variable tracks the desired value.

The performance of rotor resistance estimator and torque and flux responses of drive, together with these estimators, are investigated variations rotor resistance from their nominal values. The rotor resistance are estimated analytically, using the proposed ANN in a vector controlled induction motor drive.

Key Words : Induction Motor Drive, Ann, Neural Network, Rotor Estimation, Estimation Performance

1. 서 론

유도전동기의 벡터제어는 고속 토크응답을 얻을 수 있으므로 다양한 산업적응에 호응을 받고 있다. 벡터제어 드라이브의 성능은 측정 고정자 전류로부터 얻은 추정 회전자 자속에 영향을 받는다. 실제 회전자 자속과 추정 회전자 자속의 불일치는 실제 토

* 주저자 : 순천대학교 공대 전기공학과 석사과정
** 교신저자 : 순천대학교 정보통신공학부 교수
Tel : 061-750-3543, Fax : 061-752-9841
E-mail : kokos22@naver.com
접수일자 : 2006년 1월 19일
1차심사 : 2006년 1월 26일, 2차심사 : 2006년 3월 10일
심사완료 : 2006년 3월 23일

크와 추정 토크 사이에 오차를 발생시켜 동적 성능을 악화시킨다. 전동기를 정밀하게 제어할 경우에는 추정된 회전자 저항값에 매우 민감하므로 정확한 추정이 요구된다. 회전자 저항은 회전자의 과열 및 열적 모델 또는 온도 센서 등에 의하여 변동한다. 회전자 저항의 변동에 대한 문제점을 해결하기 위하여 오프-라인으로 파라미터 추정하는 기법이 제시되었다[1]. 이 기법에서는 전동기의 파라미터를 자동적으로 조절하고 매우 정밀한 조절을 하는 데는 효율성이 있었다. 그러나 이러한 추정기법은 전동기의 운전 동안 변동하는 파라미터를 동적으로 보상하기 어렵고 파라미터를 추정하기 위한 특별한 동작패턴이 필요하였다. 또한 오프-라인 추정은 계산이 복잡하고 시간이 많이 소요되는 문제점도 있었다. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 온-라인 추정기법이 제시되었다[2]. 그러나 이 기법에서는 자동 학습기능으로 추정하는 방법 및 파라미터의 동적 최적화는 얻는 방법은 제시하지 않았다.

유도전동기의 벡터제어 드라이브에서 파라미터의 민감도를 최소화하는 기법이 제시되었다. 이 기법은 기준모델을 이용한 적응기법[3], 적응 피드백 선형화에 의한 회전자 저항의 변동을 보상하는 기법[4], 인공 주입신호에 의해 출력신호 변동을 검출하는 기법[5] 등이다. 또한 EKF(Extended Kalman Filter)[6] 및 관측기[7] 등 적응제어 기법도 개발되었다. 그러나 이러한 기법은 수학적 모델링에 기초하고 계산시간이 많이 소요되는 알고리즘이기 때문에 매우 복잡하였다.

ANN(Artificial Neural Network)은 학습능력을 가지고 있으므로 공정제어를 위한 매력적인 도구로 인식되었다. 본 논문에서는 온-라인 학습을 이용하여 다층 퍼드포워드 ANN에 의한 회전자 저항을 추정을 제시한다. 다층 퍼드포워드의 신경회로망은 다양한 근사 기법, 역전파 알고리즘에 의한 학습으로 다양한 시스템의 비선형 관계를 처리할 수 있는 능력을 가지고 있다. 역전파 알고리즘에 의한 2층 ANN에 의해 회전자 저항을 추정한다. 상태변수의 추정을 위하여 두 모델을 사용하며 이 모델은 실제 유도전동기의 출력과 ANN 모델의 출력이다. 요구 상태모델과 실제 상태모델 사이에서 나타나는 오차

는 ANN 모델의 하층을 조절하기 위하여 역전파된다. 따라서 ANN 모델의 출력을 실제 모델과 일치시킨다. 속도제어기는 적응 FNN(Fuzzy-Neural Network)을 이용한다[8]. 본 논문에서 제시한 기법의 추정 성능을 분석하고 타당성을 입증한다.

2. 유도전동기의 모델링

그림 1은 동기 회전 좌표계에서 d-q 축 등가회로를 나타낸다.

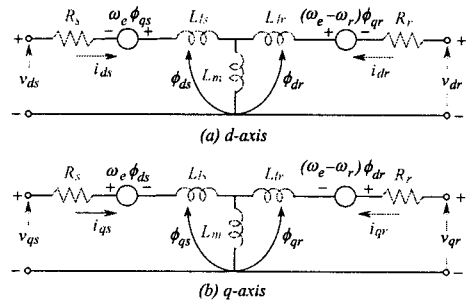


그림 1. 동기회전 좌표계에서 d-q 등가회로
Fig. 1. d-q equivalent circuit at synchronously rotating reference frame

그림 1의 등가회로에서 전압방정식을 구하면 다음과 같다.

$$v_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} + \omega_e \phi_{ds} \quad (1)$$

$$v_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} - \omega_e \phi_{qs} \quad (2)$$

$$v_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} + (\omega_e - \omega_r) \phi_{dr} \quad (3)$$

$$v_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} - (\omega_e - \omega_r) \phi_{qr} \quad (4)$$

고정자와 회전자의 쇄교 자속은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi_{ds} &= L_{ls} i_{ds} + L_m (i_{ds} + i_{dr}) \\ &= L_s i_{ds} + L_m i_{dr} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \phi_{qs} &= L_{ls}i_{qs} + L_m(i_{qs} + i_{qr}) \\ &= L_s i_{qs} + L_m i_{qr} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \phi_{dr} &= L_{lr}i_{dr} + L_m(i_{ds} + i_{dr}) \\ &= L_r i_{dr} + L_m i_{ds} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \phi_{qr} &= L_{lr}i_{qr} + L_m(i_{qs} + i_{qr}) \\ &= L_r i_{qr} + L_m i_{qs} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 $L_s = L_{ls} + L_m$, $L_r = L_{lr} + L_m$

v_{ds}, v_{qs} : 고정자전압, i_{ds}, i_{qs} : 고정자전류

L_s, L_r : 고정자, 회전자 인덕턴스

R_s, R_r : 고정자, 회전자의 저항

L_m : 상호 인덕턴스

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r} \quad \text{: 누설계수}$$

유도전동기의 기계적인 방정식은 다음과 같다.

$$T_e = J \frac{d\omega_m}{dt} + B\omega_m + T_l \quad (9)$$

$$\omega_r = \frac{P}{2} \omega_m \quad (10)$$

발생토크를 구하면 다음과 같다.

$$T_e = \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right) (\phi_{ds} i_{qs} - \phi_{qs} i_{ds}) \quad (11)$$

3. ANN에 의한 회전자 저항추정

그림 2는 ANN에 의한 회전자 저항의 추정의 블록도를 나타낸다. 상태변수의 추정을 위하여 두 모델을 사용하며 이 모델은 실제 유도전동기의 출력과 ANN 모델의 출력이다. ANN 상태모델과 실제 상태모델 사이에서 나타나는 오차는 역전파 알고리즘을 통하여 ANN 모델의 하중을 조절한다. 따라서 ANN 모델의 출력을 실제 모델과 일치시킨다.

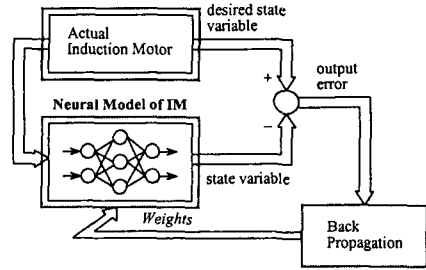


그림 2. ANN을 이용한 파라미터 추정
Fig. 2. Parameter estimation using ANN

유도전동기의 기준모델 관측기에 의한 방정식을 구하면 다음 식과 같다.

$$p\phi_r = \frac{L_r}{L_m} [v_s - R_s i_s - \sigma L_s p i_s] \quad (12)$$

여기서, $\phi_r = \begin{bmatrix} \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix}$, $v_s = \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix}$, $i_s = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}$

추정모델 관측기에 의한 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} p\hat{\phi}_r &= \left(\frac{-1}{T_r} \mathbf{I} + \hat{\omega}_r \mathbf{J} \right) \hat{\phi}_r + \frac{L_m}{T_r} i_s \\ &= -\frac{1}{T_r} \mathbf{I} \hat{\phi}_r + \hat{\omega}_r \mathbf{J} \hat{\phi}_r + \frac{L_m}{T_r} i_s \end{aligned} \quad (13)$$

여기서,

$$\hat{\phi}_r = \begin{bmatrix} \hat{\phi}_{dr} \\ \hat{\phi}_{qr} \end{bmatrix}, i_s = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}, \mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

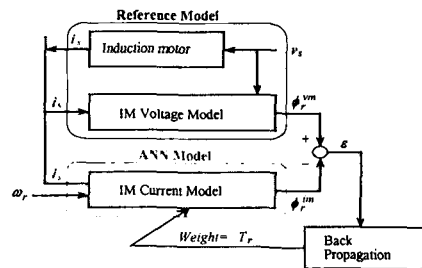


그림 3. R_r 추정을 위한 ANN 시스템의 구조
Fig. 3. Structure of the ANN system for R_r estimation

ANN에 의한 유도전동기의 회전자 저항 추정

식 (12)와 (13)에서 다음 식을 구한다.

$$P \begin{bmatrix} \phi_{dr}^{vm} \\ \phi_{qr}^{vm} \end{bmatrix} = \frac{L_r}{L_m} \left\{ \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - R_s \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} - \sigma L_s P \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \right\} \quad (14)$$

$$P \begin{bmatrix} \phi_{dr}^{im} \\ \phi_{qr}^{im} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_r} & -\omega_r \\ \omega_r & -\frac{1}{T_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{dr}^{im} \\ \phi_{qr}^{im} \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (15)$$

식 (15)는 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$\phi_r^{im} = \left(-\frac{1}{T_r} \mathbf{I} + \omega_r \mathbf{J} \right) \phi_r^{im} + \frac{L_m}{T_r} \mathbf{i}_s \quad (16)$$

여기서,

$$\phi_r^{im} = \begin{bmatrix} \phi_{dr}^{im} \\ \phi_{qr}^{im} \end{bmatrix}, \mathbf{i}_s = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}, \mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, T_r = \frac{L_r}{R_r}$$

식 (16)을 샘플 데이터 모델로 나타내면 다음 식과 같다.

$$\phi_r^{im}(k) = (W_1 \mathbf{I} + W_2 \mathbf{J}) \phi_r^{im}(k-1) + W_3 \mathbf{i}_s(k-1) \quad (17)$$

여기서,

$$W_1 = 1 - \frac{T_s}{T_r}, W_2 = \omega_r T_s, W_3 = \frac{L_m T_s}{T_r}$$

T_s 는 샘플링 주기이며 식 (17)은 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$\phi_r^{im}(K) = W_1 \mathbf{X}_1 + W_2 \mathbf{X}_2 + W_3 \mathbf{X}_3 \quad (18)$$

여기서,

$$\mathbf{X}_1 = \mathbf{I} \phi_r^{im}(k-1) = \begin{bmatrix} \phi_{dr}^{im}(k-1) \\ \phi_{qr}^{im}(k-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}_2 = \mathbf{J} \phi_r^{im}(k-1) = \begin{bmatrix} -\phi_{qr}^{im}(k-1) \\ \phi_{dr}^{im}(k-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}_3 = \mathbf{I} \mathbf{i}_s(k-1) = \begin{bmatrix} i_{ds}(k-1) \\ i_{qs}(k-1) \end{bmatrix}$$

식 (17)에서 나타낸 NN(Neural Network) 모델은 그림 4와 같다. 여기서 W_1, W_2, W_3 는 NN의 가중치를 나타내고 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ 는 NN의 3개의 입력이다. W_2 는 이미 알고 있는 값이며 W_1 과 W_3 는 갱신하는데 필요하고 이를 이용하여 T_r 를 추정할 수 있다.

신경세포 사이의 가중치 W_1 과 W_3 는 에너지 함수를 최소화하기 위하여 학습으로 찾는다.

$$E = \frac{1}{2} \epsilon^2(k) = \frac{1}{2} [\phi_r^{vm}(k) - \phi_r^{im}(k)]^2 \quad (19)$$

가중치 변화분은 다음 식과 같다.

$$\Delta W_1(k) = [\phi_r^{vm}(k) - \phi_r^{im}(k)] \mathbf{I} \phi_r^{im}(k-1) \quad (20)$$

여기서 η 는 학습계수이며 α 는 과거 가중치 변화의 영향에 의하여 결정된다.

$$W_1(k) = W_1(k-1) - \eta \delta X_1 + \alpha \Delta W_1(k-1) \quad (21)$$

$$\text{여기서, } \delta = \frac{\partial E}{\partial \phi_r^{im}} = [\phi_r^{vm}(k) - \phi_r^{im}(k)]^T$$

이와 유사하게 W_3 에 대한 가중치 변화분은 다음 식과 같다.

$$W_3(k) = W_3(k-1) - \eta \delta X_3 + \alpha \Delta W_3(k-1) \quad (22)$$

회전자 시정수 T_r 는 다음 식으로 계산한다.

$$T_r = \frac{T_s}{1 - W_1} \quad (23)$$

$$T_r = \frac{L_m T_s}{W_3} \quad (24)$$

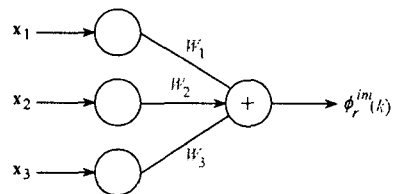


그림 4. 2층 NN 모델
Fig. 4. Two layered NN model

그림 5는 온-라인 회전자 저항을 추정하는 벡터제어 유도전동기 드라이브의 블록도를 나타낸다. ANN에 의해 회전자 저항을 추정하고 AFNN (Adaptive FNN)에 의해 속도를 제어한다[9].

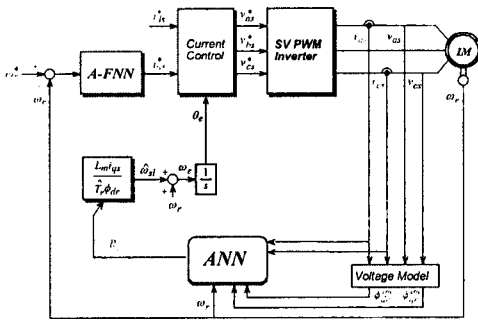


그림 5. 온라인 회전자 저항을 추정하는 벡터제어 유도전동기
Fig. 5. Vector controlled induction motor with on-line rotor resistance estimation

4. 시스템의 성능결과

본 연구에서 사용한 유도전동기의 파라미터는 표 1과 같다.

표 1. 유도전동기의 파라미터
Table 1. Parameter of induction motor

파라미터	유도전동기
정격전압	220[V]
정격전류	13.9[A]
출력	3.7[kW]
정격속도	1800[rpm]
극수 P	4[pole]
고정자 저항 R_s	0.59[Ω]
회전자 저항 R_r	0.18[Ω]
고정자 인덕턴스 L_s	0.06472[H]
회전자 인덕턴스 L_r	0.06472[H]
상호 인덕턴스 L_m	0.06191[H]
관성 모멘트 J	0.0056[kg·m ²]

그림 6은 PI와 ANN를 이용한 회전자 저항의 추정을 비교한 결과이다. 스텝 지령속도를 1500[rpm]로 운전 중, 0.5[sec]에서 실제 회전자 저항 R_r 을 2배로 변화시킬 경우의 응답특성을 나타낸다. ANN를 이용한 추정 기법이 PI제어기를 이용한 추정 기법보다 추정 회전자 저항은 실제치에 빠르게 추정하고 있다.

그림 7은 그림 6와 같은 조건에서 실제 회전자 저항을 0.5배로 하였을 경우의 응답특성을 비교한 결과이다. 이 경우에도 ANN를 이용한 추정 기법이 PI제어기를 이용한 추정 기법보다 실제치에 빠르게 추정하고 있다.

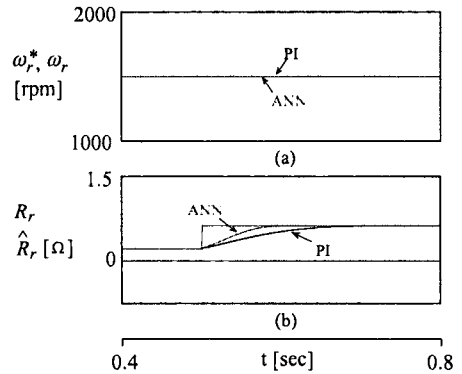


그림 6. PI와 ANN의 응답특성 비교($R_r = 2 \times R_r$)
Fig. 6. Comparison of responses characteristics with PI and ANN

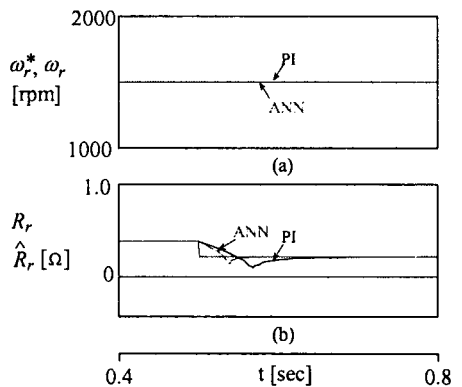


그림 7. PI와 ANN의 응답비교($R_r = 0.5 \times R_r$)
Fig. 7. Comparison of responses with PI and ANN

ANN에 의한 유도전동기의 외전자 저항 추정

그림 8은 스텝 지령속도를 1500[rpm]로 운전 중, 0.5[sec]에서 2[sec]사이에 다양하게 스텝 지령속도를 변화시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 또한 0.5[sec]에서 실제 회전자 저항 R_r 는 점차적으로 증가시켰다. 그림 8 (a)는 지령속도와 실제속도, 그림 8 (b)는 추정 회전자 저항과 실제 회전자 저항, 그림 8 (c)는 회전자 자속, 그림 8 (d)는 발생토크, 그림 8 (e)는 q 축 전류를 나타낸다. 스텝 지령속도를 다양하게 변화시킬 경우에도 추정 회전자 저항은 실제 회전자 저항에 양호하게 추정하였다.

그림 9는 그림 8과 같은 조건에서 실제 회전자 저항을 점차적으로 감소하였을 경우의 응답특성이다. 이 경우에도 회전자 저항은 양호하게 추정하고 응답 특성도 양호하게 나타났다.

그림 10는 0.2[sec]에서 스텝 지령속도를 1800 [rpm]으로 운전하다가 0.5[sec]에서 0.7[sec]까지 부하토크를 5[N·m]인가하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 0.5[sec]에서 실제 회전자 저항을 2배로 변화시킬 경우의 응답특성이다. 부하토크를 인가하였을 경우에도 추정 회전자 저항은 실제 회전자 저항에 양호하게 추정하였다.

그림 11은 스텝 지령속도를 1500[rpm]로 운전 중, 0.5[sec]에서 스텝 지령속도를 -1500[rpm]으로 변화시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 초기 추정 회전자 저항 \hat{R}_r 을 실제 회전자 저항 R_r 의 2배로 하였다. 그림 11 (a)는 지령속도와 실제속도, 그림 11 (b)는 추정 회전자 저항과 실제 회전자 저항, 그림 11 (c)는 회전자 자속, 그림 11 (d)는 발생토크를 나타낸다. 스텝 지령속도를 변화시킬 때 오버슈트가 작게 나타나며 응답특성도 양호하게 나타난다. 추정 회전자 저항은 실제 회전자 저항에 양호하게 추정하였다.

그림 12는 스텝 지령속도를 -1500[rpm]로 운전 중, 0.5[sec]에서 스텝 지령속도를 1500[rpm]으로 변화시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 초기 추정 회전자 저항을 실제 회전자 저항의 2배로 하였다. 스텝 지령속도를 상승시킬 경우에도 오버슈트가 작게 나타나며 응답특성도 양호하게 나타난다. 추정 회전자 저항은 실제 회전자 저항에 양호하게 추정하였다.

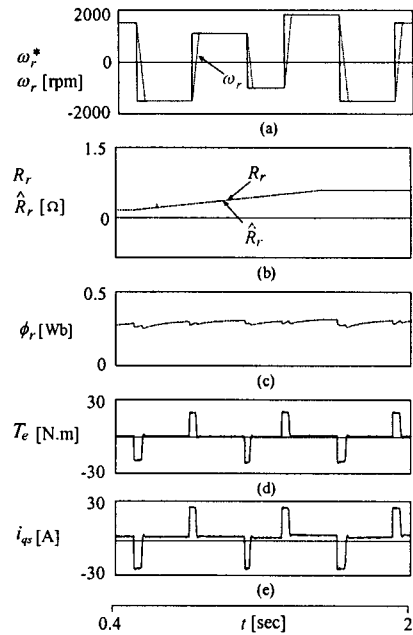


그림 8. 스텝 지령속도와 R_r 의 변화에 대한 응답특성
Fig. 8. Response comparison with change of step command speed and rotor resistance

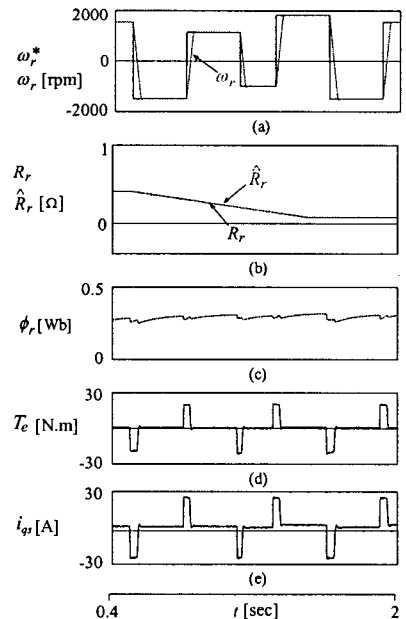


그림 9. 스텝 지령속도와 R_r 의 변화에 대한 응답특성
Fig. 9. Response comparison with change of step command speed and rotor resistance

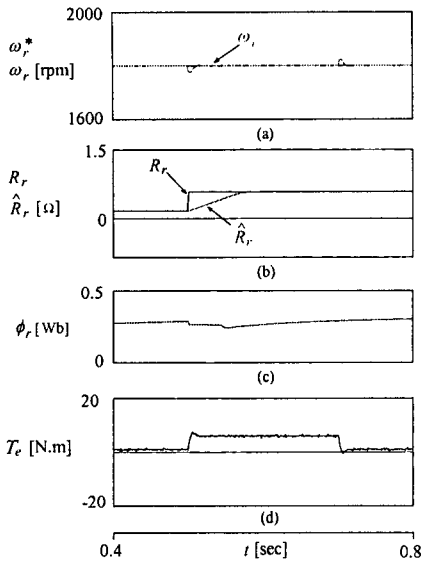


그림 10. 부하토크와 R_r 의 변화에 대한 응답특성 ($R_r = 2 \times R_r$)

Fig. 10. Response comparison with change of load torque speed and rotor resistance

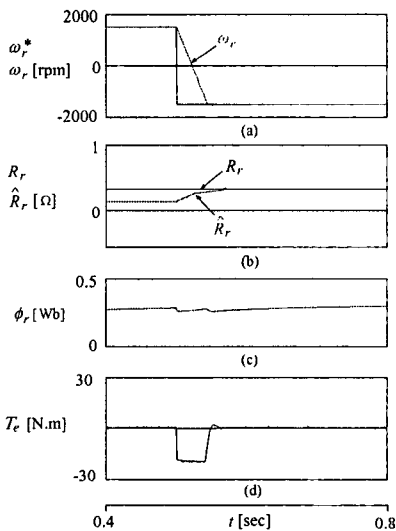


그림 11. 스텝 지령속도와 R_r 의 변화에 대한 응답특성 ($\hat{R}_r = 0.5 \times R_r$)

Fig. 11. Response comparison with change of step command speed and rotor resistance

그림 13은 스텝 지령속도를 4상한 운전으로 하였을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 13 (a)는 지령

속도와 실제속도, 그림 13 (b)는 추정 회전자 저항과 실제 회전자 저항, 그림 13 (c)는 회전자 자속, 그림 13 (d)는 발생토크를 나타낸다. 4상한 운전을 하였을 경우에도 추정 회전자 저항은 실제 회전자 저항에 양호하게 추정된다.

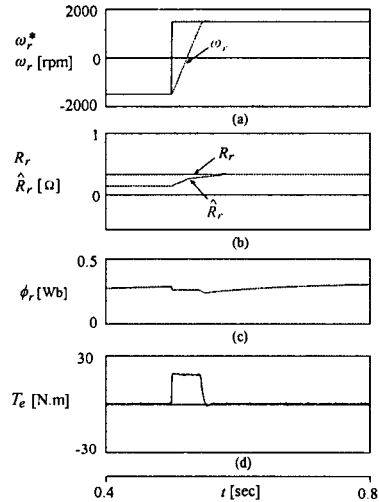


그림 12. 스텝 지령속도와 R_r 의 변화에 대한 응답특성 ($\hat{R}_r = 0.5 \times R_r$)

Fig. 12. Response comparison with change of step command speed and rotor resistance

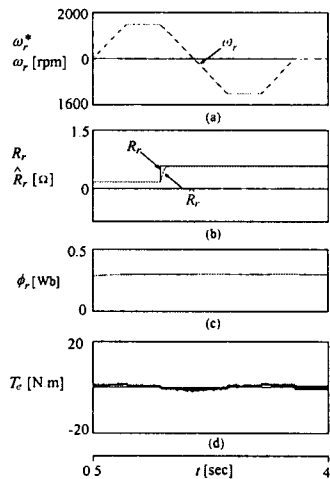


그림 13. 4상한 운전과 R_r 의 변화에 대한 응답특성 ($R_r = 2 \times R_r$)

Fig. 13. Response characteristics with quadrant drive and rotor resistance

5. 결 론

본 논문에서는 유도전동기 드라이브의 파라미터 추정을 위하여 ANN 기법을 제시하였다. 온라인 학습을 이용하여 역전과 알고리즘에 의한 2층 피드포워드 ANN를 적용하고 속도제어기는 A-FNN 제어기를 사용하였다. ANN의 알고리즘을 이용하여 유도전동기의 양호한 성능을 얻을 수 있었다.

일정 속도, 스텝 지령속도 변화, 다양한 속도변화, 부하변화 및 4상한 운전 등 다양한 파라미터의 변화에도 실제 회전자 저항의 증가와 감소에 대한 회전자 저항은 양호하게 추정하였다. 그리고 A-FNN 제어기를 이용한 속도제어기도 오버슈트가 작게 나타나고 빠르게 안정화되었다.

따라서 본 논문에서 제시한 ANN을 이용한 추정 알고리즘의 성능은 매우 양호하게 나타났으며 타당성을 입증할 수 있었다.

본 과제는 교육인적자원부와 산업자원부의 출연금 및 보조금으로 수행한 산학협력중심대학육성사업의 연구결과입니다.

References

- [1] C. Wang, D. W. Novotny and T. A. Lipo, "An automated rotor time constant measurement system for indirect field oriented drives," IEEE Trans. on IA, vol. 24, pp. 151-159, 1988.
- [2] T. Noguchi, S. Kondo and I. Takahashi, "Robust torque control of induction motor against variation of primary and secondary resistance," in IPEC-Tokyo Conf. Rec., pp. 1163-1168, 1995.
- [3] H. Sugimoto and S. Tamai, "Secondary resistance identification of an induction motor applied model reference adaptive system and its characteristics," in IEEE IAS Ann. Meet. Conf. Rec., pp. 613-620, 1985.
- [4] R. Marino, S. Persada and P. Valigi, "Adaptive input-output linearizing control of induction motors," IEEE Trans. on AC, vol. 38, pp. 208-221, 1993.
- [5] T. Matsuo and T. A. Lipo, "A rotor parameter identification scheme for vector controlled induction motor drives," IEEE Trans. on IA, vol. 21, pp. 624-632, 1985.
- [6] L. C. Zaiand T. A. Lipo, "An extended kalman filter approach in rotor constant measurement in PWM inverter induction motor drives," pp. 177-183, 1987.
- [7] D. Atkinson, P. Acarnley and J. Finch, "Observer for induction motor drives," IEEE Trans. IE, vol. 27, pp.

177-183, 1991.

- [8] H. G. Lee, J. C. Lee and D. H. Chung, "Adaptive FNN controller for speed control of IPMSM drive," The Trans. of KIEE, vol. 41-SC, no. 3, pp. 39-46, 2004.
- [9] J. C. Lee, H. G. Lee, S. M. Nam and D. H. Chung, "Speed control of induction motor drive using adaptive FNN controller," International Conference ICEMS'04, Conference no. PI-5(430-M09-052), 2004. (CD no. 2)

◇ 저자소개 ◇

고재섭 (高在涉)

1980년 2월 2일생. 2005년 순천대학교 공대 전기제어 공학과 졸업. 2005년 3월 순천대학교 대학원 전기공학과 석사과정.

Tel : 061-750-3543

Fax : 061-752-9841

E-mail : kokos22@naver.com

최정식 (崔正植)

1980년 2월 9일생. 2005년 순천대학교 공대 전기제어 공학과 졸업. 2005년 3월 순천대학교 대학원 전기공학과 석사과정.

Tel : 061-750-3543

Fax : 061-752-9841

E-mail : 1108cjs@daum.net

정동화 (鄭東和)

1955년 8월 15일생. 1979년 영남대 공대 전기공학과 졸업. 1981년 한양대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 동 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1988~1989년 현대중전기(주) 기술연구소 책임연구원. 1989년~현재 순천대학교 정보통신공학부 교수.

Tel : 061-750-3543

Fax : 061-752-9841

E-mail : hwa777@sunchon.ac.kr

WebPage : <http://pelab.sunchon.ac.kr/~hwa777>