

인공 신경회로망을 이용한 유도전동기 드라이브의 속도 동정

이영실, 이정철, 이홍균, 정택기, 정동화
국립순천대학교 정보통신공학부

Identification of Speed of Induction Motor Drive using Artificial Neural Networks

Young-Sil Lee, Jung-Chul Lee, Hong-Gyun Lee, Tack-Gi Jung, Dong-Hwa Chung
School of Information & Communication Engineering, Suncheon National Univ.

Abstract - This paper is proposed a newly developed approach to identify the mechanical speed of an induction motor based on artificial neural networks technique. The back propagation neural network technique is used to provide a real time adaptive estimation of the motor speed. The error between the desired state variable and the actual one is back propagated to adjust the rotor speed, so that the actual state variable will coincide with the desired one. The back propagation mechanism is easy to derive and the estimated speed tracks precisely the actual motor speed. This paper is proposed the theoretical analysis as well as the simulation results to verify the effectiveness of the new method.

1. 서 론

일반적으로 전동기 드라이브는 동적 지령속도에 양호하게 추종해야 하며 드라이브 및 부하에서 변동하는 파라미터에 고속 추종할 수 있는 고성능 및 강인성 등이 요구된다.

대부분 가변속 드라이브 시스템에서 엔코더와 리졸버와 같은 센서를 사용하여 속도와 위치의 정보를 얻는다. 그러나 이러한 센서는 실제의 적용분야에서 많은 문제점이 도출되므로 유도전동기 드라이브의 적용분야가 제한된다. 이러한 고 정밀 센서는 고가이며 시스템의 가격을 증가시킨다. 그리고 센서의 정확성에 제한을 주는 온도, 습도 및 먼지 등 환경적인 요인에 민감하며 드라이브의 강인성을 저감시키고 정·동적 마찰이 축에 전달된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.[1]

STC, MRAC, SMC 및 EKF등의 다양한 적응제어 기법이 제시되었다[2] 그러나 이러한 기법은 수학적 모델링에 기초하고 계산시간이 많이 소요되는 알고리즘이기 때문에 매우 복잡하였다.

최근, 인공 신경회로망의 진가가 인정되어 많은 관심을 가지게 되었으며 함수를 근사화하기 위하여 다양하게 사용되고 있다.[3] 3층 인공 신경회로망은 함수가 연속적이고 다중 시스템에서 나타나는 비선형 함수를 근사시키는 방법을 제시하고 있다. 유도전동기를 동정하고 제어하기 위하여 속도를 피드백하고 페루프 속도제어를 수행할 수 있는 연구도 발표되었다.[4]

본 연구에서는 인공 신경회로망을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 동정을 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 동정한다. 본 연구에서 제시한 인공 신경회로망의 추정성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. 신경회로망의 속도 추정

역전파 기법에 의한 2층 구조의 신경회로망은 속도를 추정하는데 사용한다. 그림 1은 신경회로망에 의한 속도 동정을 나타낸다. 신경회로망 모델의 하층은 속도와 시정수와 같은 전동기 파라미터로 선정된다.

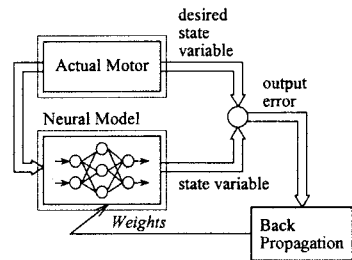


Fig. 1 Speed identification with neural network

유도전동기 드라이브에서 신경회로망을 이용하여 회전자 자속을 추정하기 위하여 두개의 독립 관측기가 필요하다. 하나의 관측기는 속도를 포함하지 않으므로 회전자 자속 Φ_r 의 요구치를 발생한다. 다른 관측기는 속도를 포함하고 있으며 조절 하층에 의한 신경모델이다. 요구되는 회전자 자속 Φ_r 와 신경모델에 의한 회전자 자속 $\hat{\Phi}_r$ 사이의 오차는 하층을 조절하는데 사용한다. 이 하층은 회전자 속도 $\hat{\omega}_r$ 를 의미한다. 유도전동기 d-q축 등가회로를 이용하여 다음과 같은 식을 구할 수 있다.

$$p\phi_{dr} = \frac{L_r}{L_m}[v_{ds} - (R_s i_{ds} - \sigma L_s p i_{ds})] \tag{1}$$

$$p\phi_{qr} = \frac{L_r}{L_m}[v_{qs} - (R_s i_{qs} - \sigma L_s p i_{qs})] \tag{2}$$

여기서, 누설계수 $\sigma = 1 - L_m^2 / L_s L_r$ 이다.

식(1)과 (2)는 유도전동기의 속도를 측정하기 위한 기존모델 관측기에 사용된다. $\hat{\omega}_r$ 성분이 포함된 추종모델 출력 $\hat{\Phi}_r$ 관한 방정식을 유도한다. 회전자는 단락되어 있으므로 $v_{dr} = v_{qr} = 0$ 이며 고정 좌표계에서 $\omega_e = 0$ 이다. 이 조건을 이용해 다음과 같은 식을 구할 수 있다.

$$p\phi_{dr} = -\frac{R_r}{L_r}\phi_{dr} - \omega_r\phi_{qr} + \frac{L_m}{L_r}i_{ds} \tag{3}$$

$$p\phi_{qr} = -\frac{R_r}{L_r}\phi_{qr} + \omega_r\phi_{dr} + \frac{L_m}{L_r}i_{qs} \tag{4}$$

식(3)과 (4)는 유도전동기의 속도를 추정하기 위한 추정모델 관측기에 사용된다. 식(1)과 (2)는 행렬 형태로 정리하면 다음과 같다.

$$P\Phi_r = \frac{L_r}{L_m} \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s + \sigma L_s P & 0 \\ 0 & R_s + \sigma L_s P \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (5)$$

그리고 식(3)과 (4)도 행렬 형태로 표현한다.

$$P\hat{\Phi}_r = \left(\frac{-1}{T_r} I + \hat{\omega}_r J \right) \begin{bmatrix} \hat{\phi}_{dr} \\ \hat{\phi}_{qr} \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서, $T_r = \frac{L_r}{R_r}$: 회전자 시정수,

$$\Phi_r = \begin{bmatrix} \phi_{dr} \\ \phi_{qr} \end{bmatrix}, \hat{\Phi}_r = \begin{bmatrix} \hat{\phi}_{dr} \\ \hat{\phi}_{qr} \end{bmatrix}, I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \text{이다.}$$

식(6)은 유도전동기의 속도를 추정하기 위한 추정모델 관측기에 사용된다. 식(6)은 역방향 미분법을 이용하여 이산 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\hat{\Phi}_r(k) = \left(1 - \frac{T}{T_r} I + T\hat{\omega}_r J \right) \hat{\Phi}_r(k-1) + \frac{TL_m}{T_r} i_s(k-1) \quad (7)$$

여기서, T : 샘플링 주기, $i_s = [i_{ds} \ i_{qs}]^T$

식(7)을 신경회로망에 적용하기 위하여 다음 식으로 표현한다.

$$\hat{\Phi}_r(k) = (W_1 I + W_2 J) \hat{\Phi}_r(k-1) + W_3 i_s(k-1) \quad (8)$$

여기서, $W_1 = 1 - \frac{T}{T_r}$, $W_2 = T\hat{\omega}_r$, $W_3 = \frac{TL_m}{T_r}$ 이다.

신경회로망 모델을 나타내는 추정치는 다음 식과 같다.

$$\hat{\Phi}_r(k) = W_1 x_1 + W_2 x_2 + W_3 x_3 \quad (9)$$

그림 2는 속도추정을 위한 신경회로망의 시스템 블록도를 나타낸다. 역전파 알고리즘에 의하면 출력 값의 오차에 따라 신경회로망의 가중치를 조절하고 이 오차가 영이 되면 신경회로망 모델과 유도전동기 모델이 같게 된다. 이를 위하여 다음의 출력오차를 이용한다.

$$e(k) = \Phi_r(k) - \hat{\Phi}_r(k) \quad (10)$$

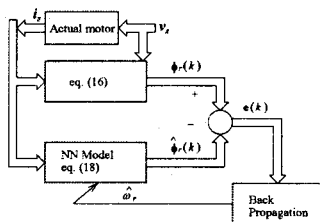


Fig. 2 System block diagram of neural network for speed estimation

출력오차의 에너지 함수를 E 라고 두면 다음과 같다.

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k) = \frac{1}{2} [\Phi_r(k) - \hat{\Phi}_r(k)]^2 \quad (11)$$

신경 회로망 사이의 하중은 에너지 함수를 최소화하기 위하여 동조한다. 따라서 역전파 알고리즘에 의한 가중치 변동 ΔW_2 와 W_2 는 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$\Delta W_2 = -\eta \Delta E(k) + \alpha \Delta W_2(k-1) \quad (12)$$

$$W_2(k+1) = W_2(k) + \Delta W_2(k) \quad (13)$$

여기서 η 는 학습계수이며 학습과정에서 학습율을 나타낸다. 계수 α 는 현재 하중에서 변동하는 과거 하중의 영향을 결정한다. $\Delta E(k)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta E(k) &= \frac{\partial E(k)}{\partial W_2} = \frac{\partial E(k)}{\partial \Phi_r} \cdot \frac{\partial \Phi_r}{\partial W_2} \\ &= -[\hat{\phi}_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k-1)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) + \\ &\quad [\hat{\phi}_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k-1)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \end{aligned} \quad (14)$$

식(14)를 식(12)에 대입하여 $\Delta W_2(k)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W_2(k) &= -\eta \Delta E(k) + \alpha \Delta W_2(k-1) \\ &= -\eta \{ -[\hat{\phi}_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k-1)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) + \\ &\quad [\hat{\phi}_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k-1)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \} + \alpha \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (15)$$

최종적으로 식(13), (14) 및 (15)를 이용하여 추정속도를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k) &= \hat{\omega}_r(k-1) + \Delta \hat{\omega}_r(k) \\ &= \hat{\omega}_r(k-1) - \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k-1) - \frac{\eta}{T} \{ -[\hat{\phi}_{qr}(k) - \hat{\phi}_{qr}(k-1)] \hat{\phi}_{dr}(k-1) + \\ &\quad [\hat{\phi}_{dr}(k) - \hat{\phi}_{dr}(k-1)] \hat{\phi}_{qr}(k-1) \} + \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (16)$$

그림 3은 신경회로망을 이용한 속도 추정자에 의한 벡터제어 시스템을 나타낸다.

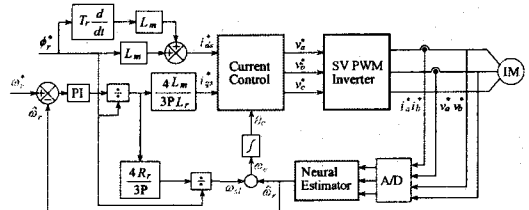


Fig. 3 Vector control system based on neural networks speed estimator

3. 시스템의 성능결과

그림 4는 본 연구에서 제시한 기법이며 지령속도를 0.2[sec]에서 정격인 1800[rpm]로 스텝으로 증가시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 그림 4(a)는 지령속도와 실제속도를 나타내며 그림 (b)는 지령속도와 추정속도를 나타낸다. 추종속도는 실제속도에 매우 양호하게 추종하고 있다. 그림 (c)는 발생토크, 그림 (d)는 q축 전류 및 그림 (e)는 a상 전류를 나타낸다. q축 전류가 발생토크와 유사한 형태로 나타나고 있으므로 센서

리스 벡터제어가 원활하게 수행되고 있다.

그림 5는 0.2[sec]에서 지령속도를 정격속도인 1800[rpm]로 스텝으로 운전하다가 1000[rpm]으로 속도를 감소시켰을 경우의 응답특성을 나타낸다. 속도 변화에도 추종속도는 실제속도에 양호하게 추종하고 있다.

그림 6은 1800[rpm]으로 운전하던 중, 0.5[sec]에서 0.7[sec]까지 부하토크 5[N·m]을 인가했을 경우의 응답특성이다. 부하를 인가했을 경우에도 실제속도에 양호하게 추종하고 있다.

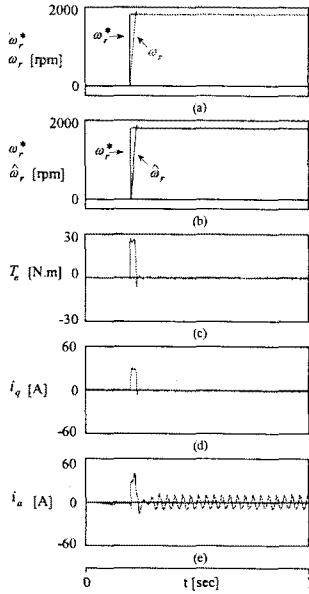


Fig. 4 Response characteristics with step command speed

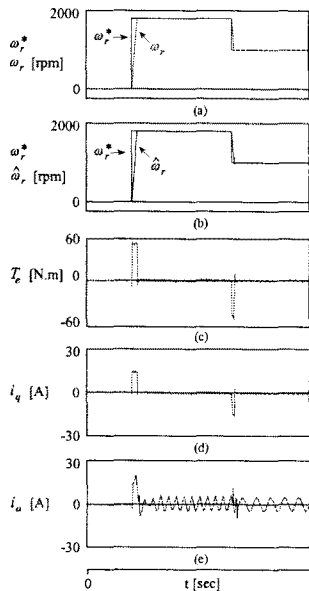


Fig. 5 Response characteristics with change of step command speed

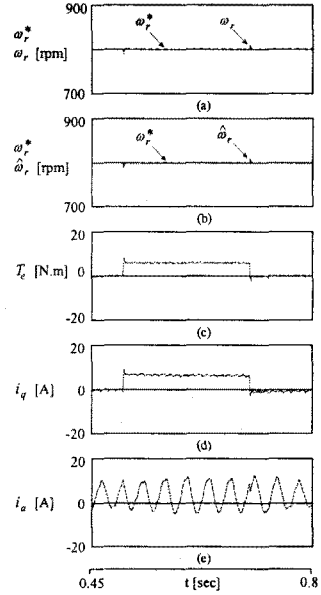


Fig. 6 Response characteristics with change of load torque

4. 결 론

본 연구에서는 인공 신경회로망을 이용하여 유도전동기 드라이브의 속도 동정을 제시하였다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA를 적용하여 유도전동기 드라이브의 속도를 동정하였으며 본 연구에서 얻은 결론은 다음과 같다.

- (1) 스텝 지령속도가 정격속도에서 추종속도는 실제 속도에 매우 양호하게 추종하였다.
- (2) 지령속도의 변화에도 추종속도는 실제속도에 양호하게 추종하였다.
- (3) 부하토크를 인가할 경우에도 추종속도는 실제 속도에 양호하게 추종하였다.

본 연구에서는 제시한 기법은 시스템의 응답특성이 양호하게 나타났으며 알고리즘의 타당성을 입증할 수 있었다.

[참 고 문 헌]

- [1] F. Z. Feng, T. Fukao, "Robust speed identification for speed sensorless vector control of induction motors," IEEE Trans. on IA, vol. 30, no. 5, pp. 1234-1240, 1994.
- [2] K.J. Astron and B. Wittenmark, "Adaptive control," Addison-Wesley, 1989.
- [3] Cybenko, "Approximations by superposition of a sigmoidal function," Mathematics of Contr., Signals and Syst., vol. 2, pp. 303-314, 1989.
- [4] M. T. Wishart and R. G. Harley, "Identification and control of induction machines using neural networks," IEEE Trans. IA, vol. 31, no. 3, pp. 612-619, 1995.