

2단 신경 회로망을 이용한 유도전동기의 센서리스 제어

이창민* · 최철* · 박성준** · 김철우*
 부산대학교* · 동명대학**

Speed Sensorless of Induction Motor using 2 layer Neural Networks

Chang -Min Lee* · Cheul-Choi* · Sung-Jun Park** · Cheul-U Kim*
 Pusan National University* · Tongmyong College**

ABSTRACT

This paper investigates a novel speed identification of induction motor using 2 layer neural networks. The proposed control strategy is based on neural networks using model of full order state observer. In the proposed neural networks system, the error between the desired variable and the adaptive variable is back-propagated to adjust the rotor speed, so that the adaptive variable will coincide with the desired variable. The proposed control algorithm is verified through simulation and experiment using the digital signal processor of TMS320C31

추종하는 연구가 활발히 진행되고 있다 [3-4]. 이에 따라 본 논문에서는 2단 신경회로망(2 layer Neural Networks)을 사용하여 유도전동기의 속도를 실시간으로 추종함으로써 속도 센서리스 벡터제어를 실현하는 것을 연구 목적으로 한다. 이를 위하여 2단 신경회로망을 이용한 새로운 속도 추종 방법을 제안한다. 제안된 속도 추종 모델은 전차원 상태 관측기를 기반으로 한 2 layer 신경회로망 모델이 사용되며[5], 추종 알고리즘은 모니터링 된 stator 전류를 desire 값으로 하고 신경회로망에서 추종한 stator 전류를 adaptive 값으로 한다. 신경회로망의 weight는 역전파(back propagation)을 통하여 학습시킴으로서 정확한 모터의 속도를 검출하게 된다. 제안된 알고리즘의 타당성은 5.5[kw]의 유도전동기를 사용하여 디지털 시뮬레이션 과정과 실험을 통해 입증한다. [1]

1. 서 론

농형 유도전동기는 구조가 간단하고 견고하며 가격이 저렴한 장점으로 인해 산업현장에 많이 이용되고 있다. 또한 근래 전력소자의 개발 및 응용기술의 급속한 발전으로 산업동력의 대부분을 차지하는 유도전동기의 가변속 제어분야는 눈부신 발전을 하게 되었다. 유도전동기의 벡터제어는 필수적으로 속도 및 위치정보를 필요로 하게 된다. 그러나 속도 및 위치센서는 일반적으로 전자회로가 내장되어 있어 사용될 환경조건이 유도전동기의 환경조건보다 협소하고 특히 60[°C] 이상의 고온이나 -40[°C] 이하의 저온에서 정밀도가 한정되고 가격 또한 비싸진다. 그러므로 위와 같은 제약과 문제점을 극복하기 위하여 속도센서가 없는 벡터제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다 [1-2]. 최근에 인공 지능 신경망(Artificial Neural Networks)을 사용하여 비선형 시스템 인 유도전동기의 제어 와 파라메타

2. 본 론

2.1 제안된 속도 모델

제안된 속도 추정기는 전차원 상태 관측기를 기반으로 한 신경회로망을 사용하여 속도를 추정한다. 그림1은 제안된 신경회로망을 사용하여 속도 추정기의 모델을 나타낸 것이다. 본 논문에서 사용된 신경회로망은 2 layer 로 구성되어 있고, 역전파 방법을 통하여 각 뉴런을 학습시킨다. 전체적 동작 메카리즘은 stator 전류를 모니터링 하여 그 값을 desire 값으로 하고 전차원 상태 관측기를 기반으로 한 신경회로망에서 추정한 stator 전류를 adaptive 값으로 한다. 신경 회로망에서 학습 할 weight 는 추정하여야 할 모터의 속도정보가 포함되어 있는 값을 선택한다. desire 값과 adaptive 값을 비교하여 그 오차가 최소가 되는 방향으로 각 weight의 값을 역전파 알고리즘을 사용하여 학습시킨다.

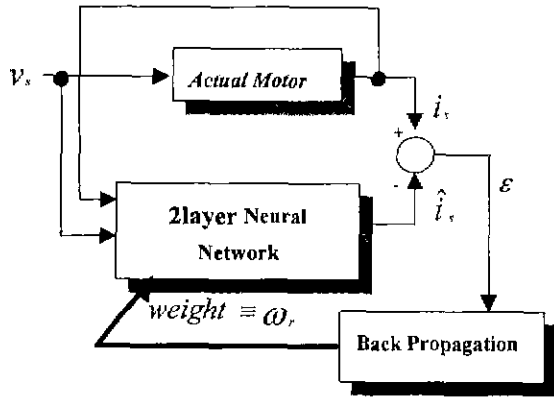


그림 1. 제한된 속도 추정기 알고리즘

결과적으로 모터의 속도를 포함한 weight 가 학습함으로써 추정해야 할 모터의 속도정보 역시 학습을 하여 정확한 모터의 속도를 실 시간적으로 추정할 수 있다.

2.2 2단 신경회로망의 구성

유도전동기는 고정 좌표계에서 다음과 같은 상태 방정식을 가진다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_s \\ \psi_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ \psi_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ 0 \end{bmatrix} v_s \quad (1)$$

$$\dot{x} = Ax + Bv_s$$

$$i_s = Cx$$

여기서

$x = [i_s, \psi_r]^T$: stator current and rotor flux

$i_s = [i_{ds}, i_{qs}]^T$: stator current

$\psi_r = [\psi_{dr}, \psi_{qr}]^T$: rotor flux

$v_s = [v_{ds}, i_{qs}]^T$: stator voltage

$$A_{11} = -\left[\frac{R_s}{\sigma L_s} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right] I$$

$$A_{12} = \frac{M}{\sigma L_s L_r} \left[\frac{1}{\tau_r} I - \omega_r J \right]$$

$$A_{21} = \frac{M}{\tau_r} I$$

$$A_{22} = -\left(\frac{1}{\tau_r} \right) I + \omega_r J$$

$$B_1 = \frac{1}{\sigma L_s} I$$

$$C = [I \ 0]$$

$$J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

R_s, R_r : stator and rotor resistance

L_s, L_r : stator and rotor self-inductance

M : Mutual inductance

τ_r : Rotor time constant

ω_r : Motor angular velocity

위의 상태 방정식을 수식(2) 와 같은 Forward Transform을 사용하여 sampled-data model로 변환하면 다음과 같다.

$$\text{Forward Transform:} \quad S = \frac{Z-1}{T_s} \quad (2)$$

$$\phi_{dr}(K+1) = W_1 \phi_{dr}(K) - W_2 \phi_{qr}(K) + W_3 i_{ds}(K) \quad (3)$$

$$\phi_{qr}(K+1) = W_1 \phi_{qr}(K) + W_2 \phi_{dr}(K) + W_3 i_{qs}(K) \quad (4)$$

$$i_{ds}(K+1) = W_4 \phi_{ds}(K) + W_4 \phi_{dr}(K) + W_5 \phi_{qr}(K) + W_6 v_{ds}(K) \quad (5)$$

$$i_{qs}(K+1) = W_4 i_{qs}(K) + W_4 \phi_{qr}(K) + W_5 \phi_{dr}(K) + W_6 v_{qs}(K) \quad (6)$$

$$W_1 = \left(1 - \frac{T_s}{\tau_r} \right)$$

$$W_2 = -\omega_r T_s$$

$$W_3 = \left[\frac{L_m}{\tau_r} \right] T_s$$

$$W_4 = \left(\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \frac{1}{\tau_r} \right) * T_s$$

$$W_5 = \left(\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} (-\omega_r) \right) T_s$$

$$W_6 = \frac{1}{\sigma L_s}$$

$$W_7 = 1 - \left(\left(\frac{R_s}{\sigma L_s} \right) + \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right) T_s$$

여기서

T_s : Sampling time

위의 수식들(3)~(6)은 신경회로망 모델로 사용할 수 있다. 그 이유는 전차원 상태 관측기 모델로 stator 전류(i_{ds}, i_{qs})를 예측 할 수 있으며 전차원 상태 관측기는 모터의 속도 항을 포함하고 있기 때문이다. 그래서 (3)~(6)의 수식을 바탕으로 신경 회로망 모델을 구성하면 그림2와 같이 나타낼 수 있다.

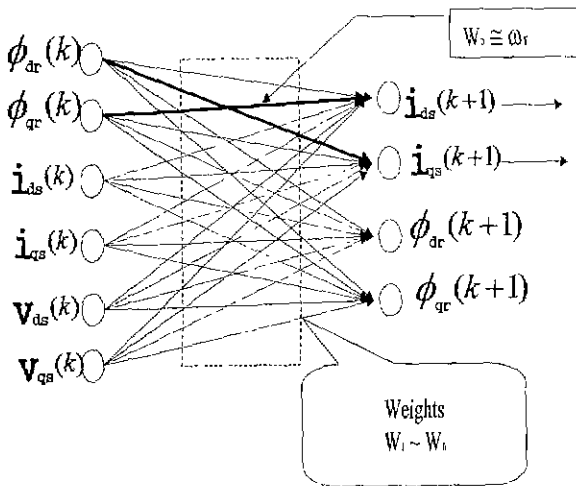


그림2. 제안된 신경회로망 모델

전체 weight ($W_1 \sim W_7$)중 W_5 은 기계적 모터 속도 향에 비례하게 된다. 그러므로 추정된 모터의 속도 (ω_r)은 W_5 가 학습함에 따라 비례적으로 학습하기 때문에 실시간 적으로 정확한 모터의 속도를 추정할 수 있다. 학습방식은 아래의 형식에 의해 얻어진다. 모니터링 된 stator 전류와 신경회로망에서 예측한 stator 전류 사이에 오차는 다음과 같다.

$$\epsilon(K+1) = i_s(K+1) - \hat{i}_s(K+1)$$

뉴런사이의 weight는 에너지 함수(식 3)를 최소화하는 방향으로 조절된다.

$$E(K+1) = \frac{1}{2} \epsilon(K+1)^2 \quad (3)$$

weight의 조절은 chain rule을 적용하여 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W_5(K+1) &= -\eta \frac{\partial E(K+1)}{\partial W_5} \\ &= -\eta \frac{\partial E(K+1)}{\partial \hat{i}_s(K+1)} \frac{\partial \hat{i}_s(K+1)}{\partial W_5} \end{aligned} \quad (4)$$

식 4를 각각 계산하면 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(K+1)}{\partial \hat{i}_s(K+1)} &= \frac{1}{2} \frac{\partial [\epsilon^2(K+1)]}{\partial \hat{i}_s(K+1)} \\ &= \frac{1}{2} \frac{\partial [(i_s(K+1) - \hat{i}_s(K+1))^2]}{\partial \hat{i}_s(K+1)} \\ &= -\epsilon^T(K+1) \\ \frac{\partial \hat{i}_s(K+1)}{\partial W_5} &= [-\phi_{qr}(K) \phi_{dr}(K)]^T \end{aligned}$$

위에서 계산된 결과를 토대로 weight 5의 조절량은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta W_5(K+1) &= -\eta \frac{\partial E(K+1)}{\partial W_5} \\ &= \eta \epsilon^T(K+1) [-\phi_{qr}(K) \phi_{dr}(K)]^T \end{aligned}$$

W_5 는 모터의 속도향에 비례하기에 ($W_5 = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \omega_r$) 추정된 모터의 속도는 식 (5)를 통해 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_5(K+1) &= \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} (-\Delta \omega_r(K+1)) \\ \Delta \omega_r(K+1) &= -\frac{\sigma L_s L_r}{L_m} \eta (\Delta W_5(K+1)) \\ \therefore \omega_r(K+1) &= \omega_r(K) + \Delta \omega_r(K+1) \\ &\quad + \alpha \Delta \omega_r(K) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서

η : Learning rate

α : Momentum rate

2.3 시뮬레이션

제안한 속도 추정 알고리즘의 타당성을 검증하기 위해서 컴퓨터 시뮬레이션을 하였다. 본 시뮬레이션에 사용된 유도전동기의 정격은 표1에 나타내었다.

종류	농형 유도전동기
정격	5.5[kw], 4극, 1740[rpm]
L_m	0.1221[H]
L_s	0.1294[H]
R_s	0.1330[Ω]
R_r	1.4416[H]

표 1. 사용된 전동기 상수

모든 시뮬레이션 조건은 실제실험에 사용되는 제어기 조건과 동일하게 하기 위해, 속도제어기는 2[msec], 전류제어기는 0.2[msec] 마다 수행하였고 스위칭 기법은 min-max PWM 방식을 사용하였다. 본 시뮬레이션에 사용된 learning rate = 0.3, 그리고 momentum rate = 0.1로 설정하였다. 저속에서의 특성을 파악하기 위해서 50rpm을 지령치로 설정하였을 경우의 특성을 그림 3에 나타내었고 정 역회전 특성을 파악하기 위해서 -600rpm에서 600rpm을 지령치로 설정하였을 경우의 특성을 그림 4에 나타내었다.

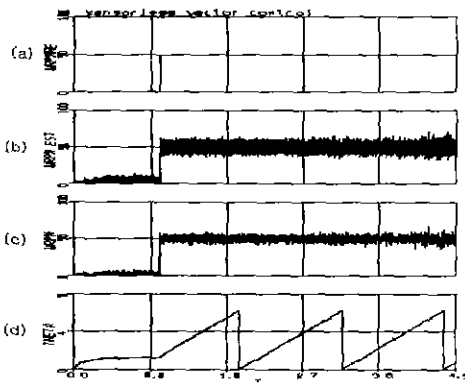


그림3. 속도지령치를 50rpm 설정시
(a)속도지령치 (b)예측된속도 (c)실제속도 (d)회전자각도

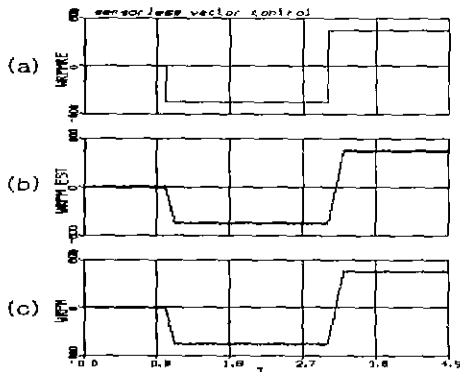


그림4. 속도지령치를 -600rpm~600rpm 설정시
(a)속도지령치 (b)예측된 속도 (c)실제속도

2.4 실험결과

본 논문의 타당성 검증을 위한 실험시스템은 고성능의 DSP TMS320C31을 사용하였고 속도제어기와 전류제어기 및 learning rate, momentum rate는 시뮬레이션 시와 동일하게 하였다. 그림5는 속도지령치를 50rpm으로 설정시 파형을 나타내었다.

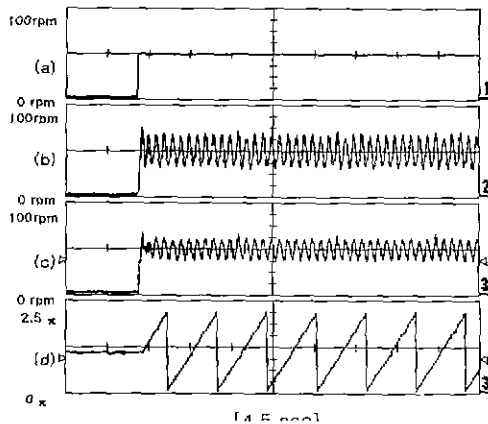


그림5. 속도지령치를 50rpm 설정시
(a)속도지령치 (b)예측된속도 (c)실제속도 (d)회전자각도

정 역회전 특성을 파악하기 위해서 속도지령치를 -600rpm~600rpm 설정시 파형을 그림6에 나타내었다.

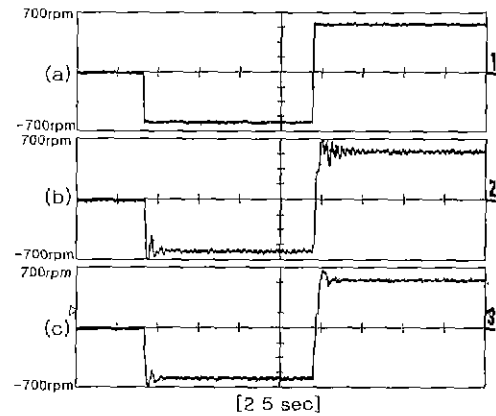


그림6. 속도지령치를 -600rpm~600rpm 설정시
(a)속도지령치 (b)예측된속도 (c)실제속도

3. 결 론

본 논문에서는 2단 신경회로망을 사용하여 새로운 방식의 속도 센서리스제어 알고리즘을 제안하였다. 제안된 제어 알고리즘은 저속 및 정상, 역상 시에 우수한 성능을 나타내었으며 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안된 알고리즘을 입증하였다.

참 고 문 헌

- [1] A.Fratta,A.Vagati,F.villata, "Vector Control of induction motors without shaft Transducers" *IEEE/PESC*,pp 839-846,1998
- [2]T.ohtani, N.Takeda,K.Tanaka " Vector Control of induction motor without shaft encoder",*IEEE Trans IndusAppli*,vol.28,No.1,pp.157-164 .1992
- [3]Michael T.wishart,Ronald G.Harley "Identification and Control of induction Machines using Artificial Neural Network" *IEEE Trans Indus Appli*, vol.31,No.3, pp612-119.1995
- [4] Chich-Yi Huang,Tien -Chi Chen, "Robust Control of induction motor with A Neural Networks Load Torque Estimator and A Neural Networks Identification " *IEEE Trans Indus Appli*, vol.46,No.5,pp. 990-997,1999
- [5] Lazhar Ben-Brahim, Ryoichi Kurosawa "Identification of induction motor speed using Neural Networks " *IPEC-yokohama*, pp.242-247,1993