

신경 회로망 속도 추정 기법을 이용한 유도전동기의 속도 센서리스 벡터 제어

金成奐, 朴太植, 柳志潤, 朴貴泰

Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation Scheme

Seong-Hwan Kim, Tae-Sik Park, Ji-Yoon Yoo, Gwi-Tae Park

요 약

본 논문에서는 새로운 신경 회로망 유도 전동기 속도 추정 방법을 제안하고, 추정된 속도를 이용하여 속도 센서리스 벡터 제어를 구현한다. 제안된 신경 회로망 속도 추정 방법은 정상 상태뿐 아니라 과도 상태에서도 정확한 속도를 추정한다. 또한 off-line 에 의한 사전 학습을 필요로 하지 않고, 유도 전동기의 구동과 동시에 on-line 학습을 통하여 속도를 실시간으로 추정함으로써 구현이 용이하다. 디지털 시뮬레이션과 2.2kW 유도 전동기 구동 시스템을 이용한 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 효율성과 성능을 입증한다.

ABSTRACT

In this paper, a new speed estimation method using neural networks is proposed and speed sensorless vector control is realized with the estimated speed. The proposed neural network speed estimation method can estimate speed accurately in the steady states as well as in the transient states. Also, the method can be realized easily because it does not need off-line training previously but is trained on-line. The training starts with the induction motor operation simultaneously and estimate the speed in real time. The effectiveness and the usefulness of the proposed algorithms are thoroughly verified with digital simulations and experiments on the fully-digitalized 2.2kW induction motor drive systems.

Key Words: Neural Networks, Speed Sensorless Vector Control, Speed Estimation, Induction Motor

1. 서 론

유도 전동기의 고성능, 고정밀 속도 제어를 실현하기 위해서는 회전자에 정확한 속도 정보가 필요하고, 이는 리졸버, 펄스 엔코더 등의 기계적인 센서를 이용하여 얻게 된다. 그러나 이들 센서들을 이용하여 정밀한 속도 정보를 얻는데는 운전 속도에 따라서 한계를 가질 수 있으므로 구동 시스템의 성능 향상에 문제 요소로 작용하게 된다. 또한 구동장치의 설치 환경에 따라 센서를 사용하는 것이 허용되지 않거나, 전체 구동 시스템의 가격 상승의 원인이 되기도 한다.^[2~6]

이에 따라 1980년대 후반에 들어 추정된 속도 정보 대신

추정된 속도를 이용한 전동기 운전에 대한 본격적인 연구가 진행되기 시작했다. 센서리스 운전에 관한 초기의 연구에는 전동기의 상전압과 전류를 측정하여 전동기 모델로부터 속도를 연산하는 방식을 취해 왔으나, 근래에는 현대 제어 이론을 적용하여 좀더 견실한 속도 추정 및 센서리스 운전을 위한 다양한 연구가 시도되고 있다.

Schauder^[3] 등은 MRAS(Model Reference Adaptive System) 기법을 유도전동기의 속도 추정에 적용했으나 과도 상태에서는 추정이 곤란하고 정상 상태에서도 속도 오차를 수반하여 좋은 결과를 얻지는 못했다. Hori^[4] 등은 회전자 속도 및 전동기 파라미터 변화에 따른 감도 함수를 정의하여 자

속을 추정하고 MRAS법을 적용하여 속도 추정 및 제어를 구현했으나 가변속 기준치 변화에 대한 만족스런 과도 및 정상 상태 속도 응답을 제시하지는 못하였다. Kubota^[5] 등은 전차 윈 관측기를 설계하여 회전자 자속을 추정하여 적응 제어 기법에 의한 속도 센서리스 직접 벡터 제어를 수행하였으나 속도 변화에 따른 관측기 이득 선정에 대한 충분한 고려가 뒤따르지 않아 넓은 속도 영역에서의 안정된 속도 추정 및 제어 응답을 제시했다고 보기 어렵다. 1991년 Henneberger^[6] 등은 유도전동기의 비선형성을 고려하여 Extended Kalman Filter를 전동기 매개변수 추정에 적용하는 것을 시작으로 다수의 연구에서 속도 추정 및 속도 센서리스 벡터 제어에 적용하여 종래 방식에 비해 개선된 성능을 보였으나 이 방법의 경우 정확한 공분산값을 설정해야 된다는 어려움과 알고리즘을 수행하는데 상당한 시간을 요하므로 이로 인해 과도 상태에서 응답 특성이 저하되게 된다. 유도 전동기는 고정자와 회전자 사이의 결합 효과와 토크 발생에 있어서 강한 비선형성을 지니며 운전 조건에 따라 특성 변화가 심하고, 측정이 어려운 다양한 외란 성분을 갖기 때문에 이러한 종래의 속도 센서리스 제어 방식들로는 유도 전동기의 전 속도 영역과 과도 상태에서 만족할 만한 성능을 얻기가 어렵다.

1943년 McCulloch와 Pitts에 의해 연구되기 시작한 신경 회로망은 학습을 통하여 연결강도를 조절하므로써 수학적으로 모델을 구하기 어려운 어떠한 비선형 시스템이라 할지라도 입·출력 특성을 묘사할 수 있으며, 입력 정보의 왜곡, 잡음 등에 강인한 특성을 갖는다. 또한 다수개의 입·출력으로 구성되어 다변수 시스템의 모델링이 용이한 특성을 가지며, 이러한 신경 회로망의 특성들로 인하여 패턴 인식, 이미지 처리와 음성 인식 등에 관한 응용 분야에 주로 적용되었으며, 최근에는 비선형 다이내믹 시스템의 identification과 제어에 응용하고자 하는 연구도 많이 진행되고 있다.^[7-9] 이에 따라 1990년대 이후에 PWM 인버터의 전류 제어, 직류 전동기 제어 등의 전력 전자 분야에 대한 응용 연구가 시작되었으며, 최근 수년간 유도 전동기의 파라미터 추정 및 제어에 관한 많은 연구 결과가 진행되었으며, 최근에 신경 회로망을 이용한 유도 전동기의 속도 추정에 관한 몇가지 연구 결과도 발표되었다.^[10-13]

Ben-Brahim^[12] 등은 2-layer 선형 신경 회로망을 이용하여, 속도를 on-line으로 추정하였다. 이 방법은 좋은 속도 추정 결과를 얻었으나, 추정속도가 신경 회로망의 출력이 아닌 연결 강도 중의 하나에서 얻어지고, 오차를 감소시키기 위한 학습에서 연결강도 중 오직 하나만을 조절하기 때문에 파라미터 변동시 정확한 속도 추정이 어렵게 된다.

D. Fodor^[15] 등은 다층 퍼셉트론을 이용하여, 미리 얻어진 입 출력 데이터를 사용한 off-line 학습으로 속도 추정기를 구성하였으며, 파라미터 변동에 강인한 속도 추정이 가능하였

다. 하지만 이 방법은 부하 변동시 추정 속도에 오차가 발생하고, 만족할 만한 추정 성능을 얻기 위하여는 충분한 입 출력 데이터에 의한 사전 학습이 필요하여 실제 시스템에 응용하기에 부적합하다.

본 논문에서는 신경 회로망을 이용한 새로운 유도 전동기의 속도 추정 방식을 제안하고, 추정된 속도를 궤환하여 유도 전동기의 속도 센서리스 운전을 행한다. 제안된 방법은 off-line에 의한 사전 학습을 필요치 않고, 유도 전동기 구동과 동시에 on-line 학습에 의하여 속도를 추정하므로 실제 구현이 용이하다. 또한 다층 퍼셉트론을 사용하여 모든 연결강도를 조절함으로써 신경 회로망의 견실한 특성으로 부하 변동, 속도 기준치 변화 등의 운전 상황 변화에도 정확한 속도 추정 성능을 나타내며, 속도 센서리스 운전은 극저속영역을 포함한 전 속도 영역과 과도 상태에서도 만족할 만한 제어성능을 나타낸다.

2. 신경회로망을 이용한 속도 추정

신경 회로망을 이용하여 유도 전동기의 속도를 추정하기 위하여 식 (1), (2)와 같은 유도 전동기의 전압 식과 전류식을 근간으로 하는 자속 모델이 필요하며, 유도 전동기의 전압과 전류는 고정자측에서 측정되므로 고정자측 모델로 표현하는 것이 편리하다.

$$p \begin{bmatrix} \lambda_{dr}^s \\ \lambda_{qr}^s \end{bmatrix} = \frac{L_r}{L_m} \begin{bmatrix} v_{ds}^s \\ v_{qs}^s \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s + \sigma L_s p & 0 \\ 0 & R_s + \sigma L_s p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$p \begin{bmatrix} \lambda_{dr}^s \\ \lambda_{qr}^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1/T_r & -\omega_r \\ \omega_r & -1/T_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_{dr}^s \\ \lambda_{qr}^s \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 T_r 은 회전자 시정수이며, 다른 변수들은 관례에 따른다.

그림 1은 신경 회로망을 이용한 유도 전동기 속도 추정기의 블록도를 나타낸다. 그림에서 전압 방정식과 전류 방정식은 각각 식 (1)과 식 (2)를 나타낸다.

그림 1에서와 같이 두 개의 독립적인 자속 관측기를 구성하고, ω_r 성분이 포함되지 않은 전압 방정식을 기준 모델(Reference Model)로, ω_r 성분이 포함된 전류 방정식을 추종모델(Adjustable Model)로 정의한다. 신경 회로망의 출력은 추정속도 $\hat{\omega}_r(k)$ 로 정의되어 추정 모델의 입력으로 사용된다. 추정 속도와 실제 속도에 오차가 발생하면 결과적으로 기준 자속과 추정 자속에도 오차가 발생하게 되고, 그 오차는 신경 회로망에 역전파되어 신경 회로망을 on-line 학습시킴으로써 신경 회로망의 출력은 실제 속도를 추정하게 된다.

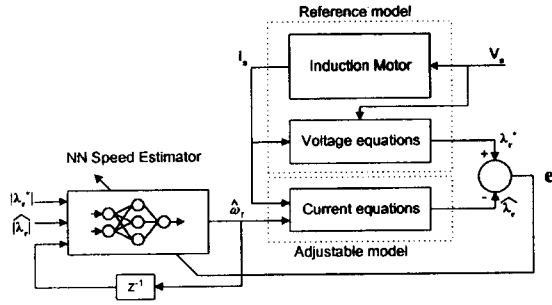


그림 1 신경 회로망 속도 추정기의 블록도
Fig. 1 Block Diagram of Speed Estimator using Neural Network

본 논문에서 제안된 신경 회로망 추정기는 신경 회로망 직접 적응 제어(Direct Adaptive Control)의 형태를 갖는다. 전압 모델은 기준 모델, 전류 모델은 plant 그리고 신경 회로망의 출력 $\hat{\omega}_r(k)$ 은 plant의 제어 입력으로 간주할 수 있다. 따라서 신경 회로망의 입력은 기준 모델의 출력 $\lambda_r^*(k)$ 와 시간 지연항, 전류 모델의 출력 $\hat{\lambda}_r(k)$ 와 시간 지연항, 그리고 $\hat{\omega}_r(k)$ 의 시간 지연항으로 구성할 수 있다.

하지만 속도 추정기의 입력으로 $\lambda_r^*(k)$, $\hat{\lambda}_r(k)$ 를 직접 사용할 경우에는 신경 회로망의 입력에 $\lambda_{dr}^*(k)$, $\lambda_{qr}^*(k)$, $\hat{\lambda}_{dr}(k)$, $\hat{\lambda}_{qr}(k)$ 와 $\hat{\omega}_r(k-1)$ 가 필요하고, 입력 노드의 수가 5개가 되어 신경 회로망의 전체 크기가 증대되므로 학습에 많은 연산 시간이 소요된다. 따라서 실제 속도 추정기의 입력에는 $\lambda_r^*(k)$, $\hat{\lambda}_r(k)$ 의 정보를 가지면서 입력 노드 수를 줄일 수 있도록 그림 2에서와 같이 $|\lambda_r^*(k)|$, $|\hat{\lambda}_r(k)|$, $\hat{\omega}_r(k-1)$ 을 입력으로 설정하였다. 신경 회로망의 은닉층의 개수는 시행착오를 통하여 5개로 설정하였으며, 은닉층의 활성화 함수에는 양방향 시그모이드 함수인 $\tanh(\cdot)$ 를 사용하였고 출력층에는 선형 함수를 사용하였다.

신경 회로망의 출력이 실제 속도를 추종하도록 다음과 같이 오차 함수와 오차의 에너지 함수를 정의하고, 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 속도 추정기를 on-line 학습시킨다.

$$e = [e_1 \ e_2]^T = [(\lambda_{dr}^{s*} - \hat{\lambda}_{dr}^s)(\lambda_{qr}^{s*} - \hat{\lambda}_{qr}^s)]^T \quad (3)$$

$$E = \frac{1}{2} e^T e$$

일반화 델타 규칙(Generalized Delta Rule)에 의하여 연결 강도의 변화량은 다음 식으로 결정된다.^[7-9]

$$\Delta w_{ji}(k) = \eta \delta_{pj} o_{pi} + a \Delta w_{ji}(k-1) \quad (4)$$

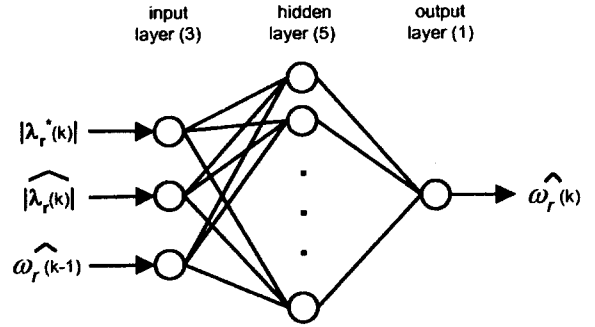


그림 2 신경 회로망 속도 추정기의 구조
Fig. 2 Structure of the NN Speed Estimator

출력층에 대한 δ_{pj} 는 연쇄 법칙을 이용하여 오차의 에너지 함수로부터 구할 수 있다.

$$\delta_{pj} = - \frac{\partial E}{\partial net_{pj}} = - \frac{\partial E}{\partial \hat{\omega}_r} \frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial net_{pj}}$$

$$= - \frac{\partial E}{\partial \hat{\lambda}_r} \frac{\partial \hat{\lambda}_r}{\partial \hat{\omega}_r} \frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial net_{pj}} \quad (5)$$

여기서 $-\frac{\partial E}{\partial \hat{\lambda}_r} = [e_1 \ e_2]$, $\frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial net_{pj}} = f'(net_{pj})$

$\frac{\partial \hat{\lambda}_r}{\partial \hat{\omega}_r}$ 은 전류 모델의 Jacobian을 의미하며, 이는 정확히 계산할 수 없으므로, 1988년 Psaltis가 증명한 바와 같이 다음 식으로 근사화 할 수 있다.

$$\frac{\partial \hat{\lambda}_r}{\partial \hat{\omega}_r} = \begin{bmatrix} \text{sgn}(\frac{\partial \hat{\lambda}_{dr}^s}{\partial \hat{\omega}_r}) \\ \text{sgn}(\frac{\partial \hat{\lambda}_{qr}^s}{\partial \hat{\omega}_r}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

결과적으로 출력층에 대한 δ_{pj} 는 다음 식으로 정의된다.

$$\delta_{pj} = [e_1 \ e_2] \begin{bmatrix} \text{sgn}(\frac{\partial \hat{\lambda}_{dr}^s}{\partial \hat{\omega}_r}) \\ \text{sgn}(\frac{\partial \hat{\lambda}_{qr}^s}{\partial \hat{\omega}_r}) \end{bmatrix} f'(net_{pj}) \quad (7)$$

은닉층에 대한 δ_{pj} 는 일반화 델타 규칙에 의하여 상위층의 오차 신호 (δ_{pk})를 이용하여 구해진다.

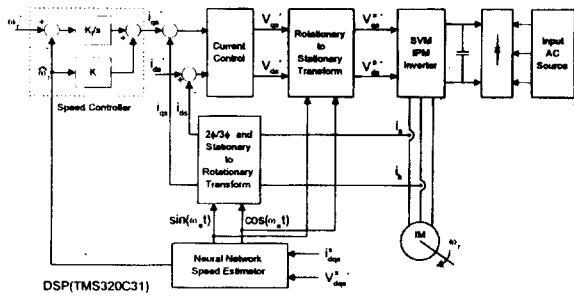


그림 3 신경회로망을 이용한 속도 센서리스 벡터 제어기의 블록도
Fig. 3 Block Diagram of Speed Sensorless Controller using Neural Network

$$\delta_{pj} = [\sum_k \delta_{pk} w_{kj}] f'(net_{pj}) \quad (8)$$

신경 회로망 속도 추정기의 전체적인 학습 알고리즘은 다음과 같다.

- [1단계] 연결강도를 -0.5와 0.5 사이의 임의의 값으로 초기화
- [2단계] 전압 모델에서 기준 자속 획득
- [3단계] 전류 모델에서 추정 자속 획득
- [4단계] 기준 자속과 추정 자속의 오차 연산
- [5단계] 신경 회로망의 연결 강도 조절
- [6단계] 학습된 연결 강도를 이용하여 신경 회로망의 출력 $\hat{\omega}_r$ 계산
- [7단계] 2단계 반복

그림 3은 유도 전동기의 속도 센서리스 운전을 위한 전체 드라이브 시스템의 블록도를 나타낸다. 전체 제어 시스템의 구성은 속도 제어기, 전류 제어기, 신경회로망 속도 추정기와 PWM 발생부 등으로 구성된다.

속도 제어기는 전류 변화율이 완만하여, 속도 추정기의 정밀성과 안전성을 확보할 수 있는 IP 제어기를 구성하고, 전류 제어는 PI 비간섭 제어에 의한 전류 오차를 보상하고 공간 벡터 변조 방식을 이용한 전압 변조를 수행한다.

3. 시뮬레이션

본 논문에서 제안된 신경 회로망을 이용한 속도 추정 및 속도 센서리스 제어 알고리즘의 성능을 고찰하기 위하여 실험에 앞서 컴퓨터 시뮬레이션을 행하였다. 유도 전동기의 기계적, 전기적 시정수를 고려하여 속도 및 전류 제어 주기를 각각 1ms, 100μs로 설정하여 다중을 디지털 시뮬레이션을 행하였고, 자속 및 속도 추정기의 추정은 전류 제어 주기마다 수행하였다.

신경 회로망 속도 추정기는 2절에서 기술한 바와 같이 하나의 은닉층을 갖는 다층 퍼셉트론으로 구성하였으며, 입력에는 $|\hat{\lambda}_r^*(k)|$, $|\hat{\lambda}_r(k)|$, $\hat{\omega}_r(k-1)$ 를 사용하였고 은닉층의 노드 수는 5개로 설정하였다. 학습을 위한 파라미터인 η 는 0.8, α 는 0.3을 사용하였으며, 시그모이드 함수의 기울기는 0.8을 사용하였다.

시뮬레이션에 사용된 2.2kW 유도 전동기의 정격과 파라미터 값들은 표 1과 같다.

표 1 유도 전동기의 정격 및 파라미터

Table1 RATINGS AND PARAMETERS OF INDUCTION MOTOR

Voltage	150 [V]	Rs	0.385 [Ω]
Frequency	50 [Hz]	Rr	0.342 [Ω]
		Ls	0.03257 [H]
Current	14 [A]	Lr	0.03245 [H]
		Lm	0.03132 [H]
Rated Torque	14 [Nm]	J	0.0088 [Kg · m ²]
		B	0.007781 [Kg · m ² /s]

그림 4는 기준 속도 10rpm에 대하여 측정 속도를 사용하지 않고, 추정된 속도를 궤환하여 속도 센서리스 운전을 행하였을 때의 속도와 전류 응답 특성을 나타내며, 추정 속도가 실제 속도를 정확히 추종하며 우수한 속도 제어 성능을 보여 준다.

그림 5는 제안된 속도 센서리스 운전 기법의 과도 상태 특성을 확인하기 위하여 기준 속도 ± 500 rpm에 대하여 가변속 운전을 행하였으며, 과도 상태에도 만족할 만한 제어 성능을 나타냄을 보여준다.

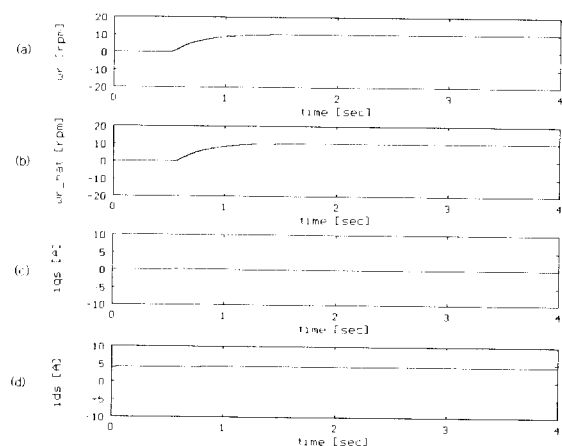


그림 4 속도센서리스 제어시 속도 및 전류 응답 (10 rpm)
Fig. 4 Speed and currents response of speed sensorless control (10 rpm) (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Flux current

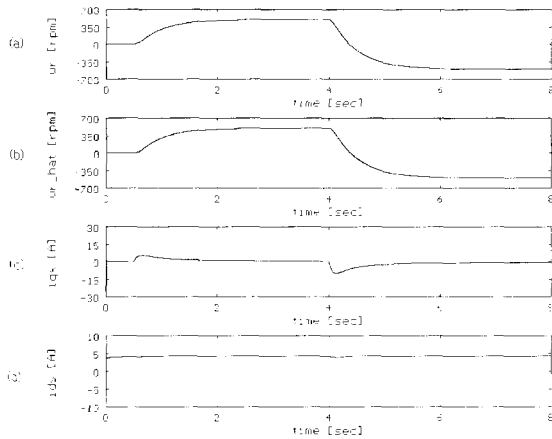


그림 5 속도센서리스 제어시 속도 및 전류 응답 (± 500 rpm)
 Fig. 5 Speed and currents response of speed sensorless control (± 500 rpm) (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Flux current

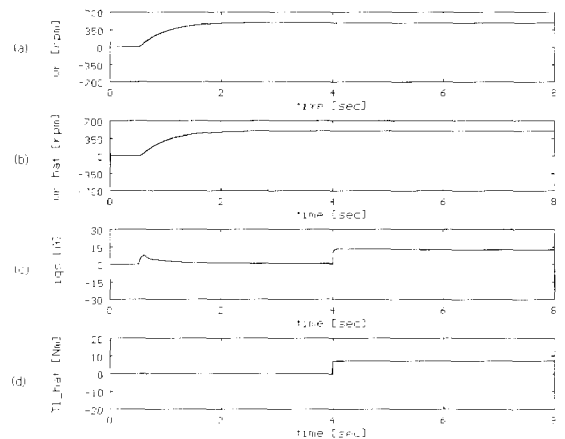


그림 6 부하 인가시 속도 센서리스 제어 특성
 Fig. 6 Speed sensorless control characteristics with step load applied (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Estimated load

그림 6은 속도 센서리스 운전의 부하 특성을 고찰하기 위하여, 4초에서 정격 부하의 50%(7[Nm])를 인가하였으며, 부하 토크 관측기^[4]에 의한 추정 부하를 전향 보상한 경우의 속도와 전류 응답 특성을 보여준다. 부하 인가시에도 정확한 속도 추정이 이루어지며 정밀한 속도 센서리스 제어가 수행됨을 알 수 있다.

4. 실험 결과

실험에 사용된 시스템은 2.2kW 유도 전동기, 600V-50A Intelligent Power Module (IPM)으로 구성된 전압형 인버터, 부하 실험을 위한 다이내모 시스템 그리고 DSP 제어 보드로 구성되었다. 유도 전동기의 정격과 파라미터는 시뮬레이션에 사용된 유도 전동기와 동일하다.

벡터 제어와 신경 회로망 속도 추정 알고리즘은 DSP (TMS320C31)를 주처리 연산자로 사용한 제어 보드에 의해 구현되었으며, 12-bit 고속 AD 변환기를 사용하여 전류를 샘플링 하였다. 속도 측정을 위한 M/T 회로와 공간 벡터 변조를 위한 게이트 펄스 발생 회로는 Erasable Programmable Logic Device(EPLD)를 사용하여 하드 웨어를 단순화 하고 신뢰성을 향상시켰다.

신경 회로망 속도 추정기의 구조와 학습 파라미터는 시뮬레이션과 동일한 값을 사용하였고, 신경 회로망 학습에 많은 시간이 소요되어 전류 제어 주기를 150 μ s, 속도 제어 주기를 1ms으로 설정하였다.

그림 7은 실제 속도를 사용하지 않고 추정된 속도를 궤환하여 저속 운전 영역인 기준 속도 10rpm에서 속도 센서리스 운

전을 행한 경우 속도와 전류 제어 특성을 보여준다. 제안된 속도 센서리스 운전 방식이 저속 영역에서도 우수한 속도 추정과 정밀한 벡터 제어가 수행됨을 알 수 있다.

그림 8은 기준 속도 1000rpm에 대하여 속도 센서리스 운전을 행한 결과이다. 저속 영역과 마찬가지로 정격 속도 영역에서도 우수한 속도 센서리스 제어 성능을 보여준다.

그림 9는 제안된 속도 센서리스 운전 방식의 가변속 제어 특성을 고찰하기 위하여 ± 500 rpm의 기준 속도를 설정하여 가변속 센서리스 운전을 수행한 결과이다. 영(零)속도

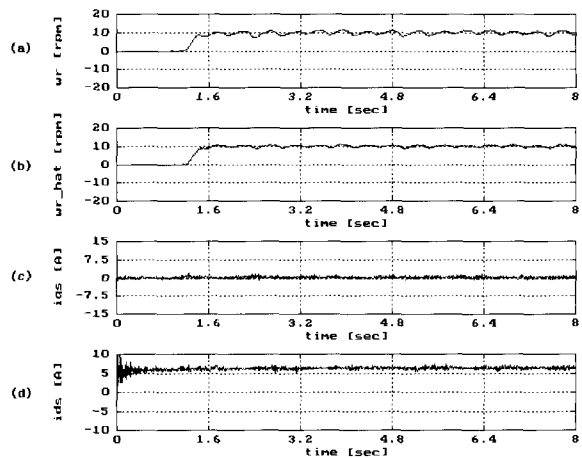


그림 7 속도센서리스 제어시 속도 및 전류 응답 (10 rpm)
 Fig. 7 Speed and currents response of speed sensorless control (10 rpm) (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Flux current

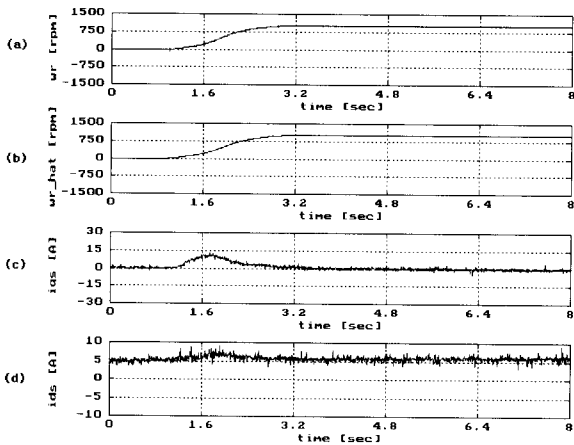


그림 8 속도센서리스 제어시 속도 및 전류 응답 (1000 rpm)
 Fig. 8 Speed and currents response of speed sensorless control (1000 rpm) (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Flux current

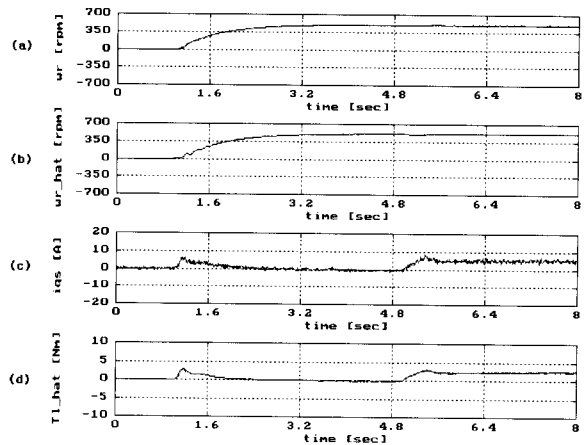


그림 10 부하 인가시 속도 센서리스 제어 특성
 Fig. 10 Speed sensorless control characteristics with load applied (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Estimated load

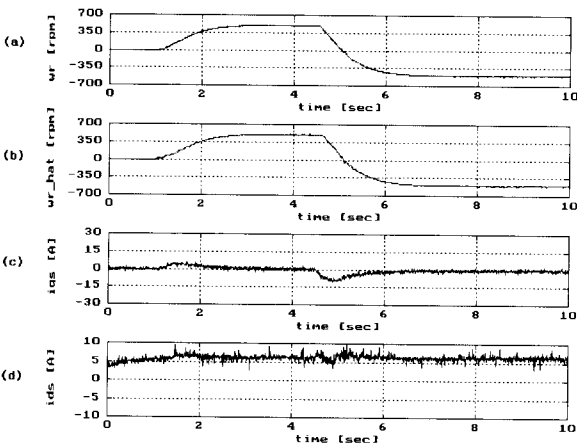


그림 9 속도 센서리스 제어시 속도 및 전류 응답 (±500 rpm)
 Fig. 9 Speed and currents response of speed sensorless control (±500 rpm) (a) Real speed (b) Estimated Speed (c) Torque current (d) Flux current

며 10 rpm의 저속 영역에서부터 전 속도 영역에서 제안된 속도 센서리스 운전 성능이 우수함을 보인다.

5. 결론

본 논문에서는 유도 전동기의 속도 센서리스 운전 성능 향상을 위하여 신경 회로망을 이용한 새로운 속도 추정 방법을 제안하였고, 디지털 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안된 방법의 효율성과 타당성을 입증하였다. 제안된 신경 회로망 속도 추정 기법은 실제 시스템 구현이 용이하고, on-line 학습을 통한 실시간 속도 추정이 가능하며, 극저속 영역을 포함한 전 속도 영역과 과도 상태에서 견실한 속도

추정 성능을 나타냄을 확인하였으며, 측정 속도를 사용하지 않고 추정된 속도를 이용하여 속도 센서리스 운전을 행하여 제안된 방식의 과도 응답 특성과 가변속 운전 특성이 우수하며 안정성을 가짐을 입증하였다.

부근의 과도 상태에서 추정 속도와 실제 속도 사이에 약간의 오차가 발생하지만 만족스러운 가감속 제어 특성을 나타낸다. 그림 10은 부하 인가시의 속도 센서리스 운전 특성을 고찰하기 위하여 기준 속도 500rpm에서 5초에 다이내모 시스템을 사용하여 부하를 인가한 경우의 속도 및 전류와 부하 추정 특성을 나타낸다. 부하 인가시에도 추정 속도는 실제 속도를 정확하게 추정하고, 정밀한 속도 센서리스 제어가 수행됨을 보여준다.

표 2는 속도 센서리스 운전시 정상 상태에서 기준 속도에 따른 실제 속도와 추정 속도, 평균 속도 제어 오차를 나타내

표 2 속도센서리스 운전시 정상상태에서의 속도제어 성능
 Table 2 Speed control performance at steady states of speed sensorless drive

기준 속도 (rpm)	실제 속도 (rpm)	추정 속도 (rpm)	속도 제어 오차
10	10.06	10.07	0.6 %
100	99.05	100.07	0.95 %
500	496.84	500.20	0.63 %
1000	994.16	999.16	0.584 %

참고 문헌

- [1] P. Vas, Vector Control of AC Machines, Clarendon Press, Oxford, 1992.
- [2] T. Ohtani, N. Takada and K. Tanaka, "Vector Control of Induction Motor without Shaft Encoder", IEEE-IAS. Ann. Mtg., pp.500~507, 1989
- [3] C. Schauder, "Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motor without Rotational Transducers", in proc. IAS Ann. Mtg., pp.493~499, 1989.
- [4] H. Tamia and Y. Hori, "Speed Sensorless Field-Orientation Control of the Induction Machine", IEEE Trans. on Ind. Appl., vol. 29, No. 1, pp.175~180, 1993.
- [5] Kubota, "DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor", IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 29, No.2, Mar., pp.344~348, 1993
- [6] G. Henneberger, B. J. Bransbash and Th. Klepsch, "Field Oriented Control of Synchronous and Asynchronous Drives Without Mechanical Sensors Using a Kalman Filter", EPE Firenze, pp.664~671, 1991
- [7] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. on Neural Networks., vol. 1, No. 1, pp.4~27, 1990
- [8] F. C. Chen and H. K. Khalil, "Adaptive Control of a Class of Nonlinear Discrete-Time Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. on Auto. Con., vol. 1, No. 5, pp.791~801, 1995
- [9] M. M. Gupta and N. K. Sinha, Intelligent Control Systems, IEEE Press, 1996
- [10] M. G. Simoes and B. K. Bose, "Neural Network Based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive", IEEE Trans. on Ind. Appl., vol. 31, No. 3, pp.620~629, 1995
- [11] M. T. Wishart and R. G. Harley, "Identification and Control of Induction Machines Using Artificial Neural Networks", IEEE Trans. on Ind Appl., vol. 31, No. 3, pp.612~619, 1995
- [12] L. Ben-Brahim and T. Kudor, "Implementation of an Induction Motor Speed Estimator Using Neural Networks", IPEC, pp.52~57, 1995
- [13] D. Fodor, J. P. Six and D. Diana, "Neural Networks Applied for Induction Motor Speed Sensorless Estimation", ISIE'95, pp.181~186, 1995
- [14] M. Iwasaki and N. Matsui, "Robust Speed Control of IM with Torque Feedforward Control", IEEE Trans. on Ind. Elec., vol.4, No.6 pp.553~560, 1993.

〈 저 자 소 개 〉



김성환(金成煥)

1991년 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1995년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 현재 서울대 ERC-ACI 선임연구원.



박태식(朴太植)

1994년 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학과 박사 과정 수료. 현재 고려대 부설 정보통신연구소 연구원.



유지윤(柳志潤)

1955년 2월 25일생. 1977년 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 일본 와세다 대학 전기공학과 졸업(공학박). 1987년~1991년 창원대 공대 전기공학과 조교수. 현재 고려대 공대 전기공학과 교수. 당 학회 총무 이사.



박귀태(朴貴泰)

1947년 10월 25일생. 1975년 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1981년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학박). 1975년 한국 에너지 연구소 연구원, 1978년 광운대 공대 전기공학과 교수. 1984년~1985년 미국 일리노이대학 객원연구원. 현재 고려대 공대 전기공학과 교수. 서울대 ERC-ACI 연구위원.