

신경 회로망 속도 추정을 이용한 유도 전동기의 속도 센서리스 벡터 제어

김 성환, 박 태식, 유 지윤, 박 귀태
고려대학교 전기공학과

Speed Sensorless Vector Control an Induction Motor using Neural Network Speed Estimation

Seong-Hwan Kim, Tae-Sik Park, Ji-Yoon Yoo, Gwi-Tae Park
Dept. of Electrical Engineering, Korea University

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 effectiveness and the usefulness of the proposed algorithms are thoroughly verified with the experiments on the fully-digitalized 2.2kW induction motor drive systems.

2. 신경 회로망을 이용한 속도 추정

신경 회로망을 이용하여 유도 전동기의 속도를 추정하기 위하여 다음 식과 같은 유도 전동기의 전압 식과 전류 식을 근간으로 하는 자속 모델이 필요하며, 유도 전동기의 전압과 전류는 고정자측에서 측정되므로 모델을 고정자측으로 표현하는 것이 편리하다.

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

1. 서 론

유도 전동기의 고성능, 고정밀 속도 제어를 실현하기 위해서는 회전자의 정확한 속도 정보가 필요하고, 이는 리졸버, 펄스 엔코더 등의 기계적인 센서를 이용하여 얻게 된다. 그러나 이들 센서들을 이용하여 정밀한 속도 정보를 얻는 데는 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. 이에 따라 1980년대 후반에 들어 측정된 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. (1)-(3)

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

그림 1은 신경 회로망을 이용한 유도 전동기 속도 추정기의 블록도를 나타낸다. 전압 방정식을 식 (1)을, 전류 방정식은 식 (2)를 의미한다.

하지만 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 종류의 속도 센서리스 제어 방식들로는 유도 전동기의 전 속도 영역과 과도 상태에서 만족할 만한 성능을 얻기가 어렵다.

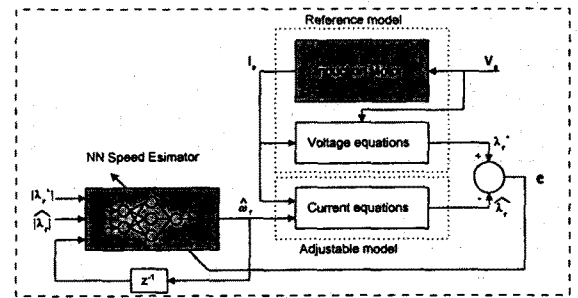


그림 1 신경 회로망 속도 추정기의 블록도

1943년 McCulloch와 Pitts에 의해 연구되기 시작한 신경회로망은 학습을 통하여 연결강도를 조절함으로써 수학적 모델로 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 다이나믹 시스템의 identification과 제어에 응용하고자 하는 연구도 많이 진행되고 있다. (4)-(7)

그림 1에서와 같이 두 개의 독립적인 자속 관측기를 구성하고, ω_r 성분이 포함되지 않은 전압 방정식을 기준 모델로, ω_r 성분이 포함된 전류 방정식을 추정모델로 정의한다. 신경 회로망의 출력은 추정속도 $\hat{\omega}_r$ 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.

본 논문에서는 이러한 특성을 갖는 신경 회로망을 이용한 새로운 유도 전동기의 속도 추정 방식을 제안하고, 추정된 속도를 제환하여 유도 전동기의 속도 센서리스 운전을 행한다. 제안된 속도 센서리스 운전방식은 극저속영역을 포함한 전속도 영역과 과도 상태에서도 만족할 만한 제어성능을 나타낸다.

본 논문에서 제안된 신경 회로망 추정기는 신경 회로망 직접 적용 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 $\lambda_{dr}^s(k)$ 와 시간 지연항, 전류 모델의 출력 $\lambda_{qr}^s(k)$ 와 시간지연항, 그리고 $\hat{\omega}_r(k)$ 의 시간지연항으로

구성할 수 있다.

하지만 속도 추정기의 입력으로 $\lambda_{dr}^*(k)$, $\hat{\lambda}_r(k)$ 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 $\lambda_{dr}^*(k)$, $\hat{\lambda}_r(k)$ 의 정보를 가지면서 입력 노드 수를 줄일 수 있도록 그림 2에서와 같이 $|\lambda_{dr}^*(k)|$, $|\hat{\lambda}_r(k)|$, $\hat{\omega}_r(k-1)$ 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.

그림 2는 실제 적용된 신경 회로망 속도 추정기의 구조이다.

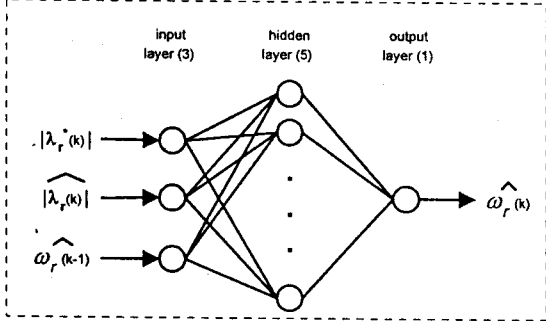


그림 2 신경 회로망 속도 추정기의 구조

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

$$e = [e_1 \ e_2]^T = [(\lambda_{dr}^* - \hat{\lambda}_{dr}) \ (\lambda_{qr}^* - \hat{\lambda}_{qr})]^T \quad (2)$$

$$E = \frac{1}{2} e^T e \quad (3)$$

일반화 델타 규칙(Generalized Delta Rule)에 의하여 연결 강도의 변화량은 다음 식으로 결정된다.

$$\Delta w_{ij}(k) = \eta \delta_{ij} o_{ij} + \alpha \Delta w_{ij}(k-1) \quad (4)$$

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

$$\begin{aligned} \delta_{ij} &= -\frac{\partial E}{\partial net_{ij}} = -\frac{\partial E}{\partial \hat{\omega}_r} \frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial net_{ij}} \\ &= -\frac{\partial E}{\partial \hat{\lambda}_r} \frac{\partial \hat{\lambda}_r}{\partial \hat{\omega}_r} \frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial net_{ij}} \end{aligned} \quad (5)$$

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

$\frac{\partial \hat{\lambda}_r}{\partial \hat{\omega}_r}$ 은 전류 모델의 Jacobian을 의미하며, 이는 정

확히 계산할 수 없으므로, 1988년 Psaltis가 증명한 바와

같이 다음 식으로 근사화 할 수 있다.

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

결과적으로 출력층에 대한 δ_{ij} 는 다음 식으로 정의된다.

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

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

$$\delta_{ij} = \left[\sum_k \delta_{jk} w_{kj} \right] f'(net_{ij}) \quad (8)$$

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.

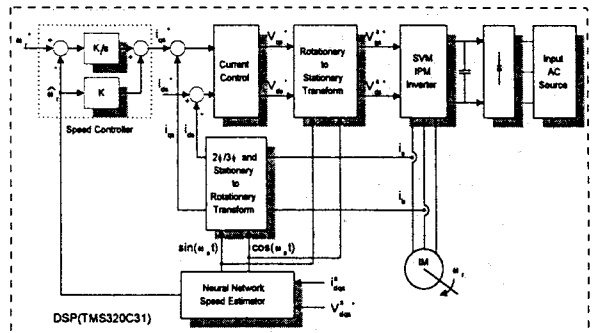


그림 3 신경회로망을 이용한 속도 센서리스 벡터 제어기의 블록도

3. 실험 결과

본 논문에서 제안된 신경 회로망을 이용한 속도 추정 및 속도 센서리스 제어 알고리즘의 성능을 고찰하기 위하여 2.2kW 유도 전동기 구동 시스템을 이용하여 실험을 행하였다.

속도 및 전류 제어 주기를 각각 1ms, 150 μ s 로 설정하였으며, 자속 및 속도 추정기의 추정은 전류 제어 주기마다 수행하였다. 신경 회로망 속도 추정기의 학습 파라미터인 η 는 0.8, α 는 0.3을 사용하였으며, 시그모이드 함수의 기울기는 0.8을 사용하였다.

그림 4는 저속 운전 영역인 기준 속도 10rpm에서 속도 센서리스 운전을 행한 경우 속도와 전류 제어 특성을 보여준다. 그림 5는 ± 1000 rpm의 기준 속도를 설정하여 가변속 센서리스 운전을 수행한 결과이다. 정상 상태와 과도 상태 모두 만족스러운 속도 센서리스 제어 특성을 나타낸다. 그림 6은 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 1은 속도 센서리스 운전시 정상 상태에서 기준 속도에 따른 실제 속도와 추정 속도, 평균 속도 제어 오차를 나타내며 10 rpm의 저속 영역에서부터 전 속도 영역에서 제안된 속도 센서리스 운전 성능이 우수함을 보인다.

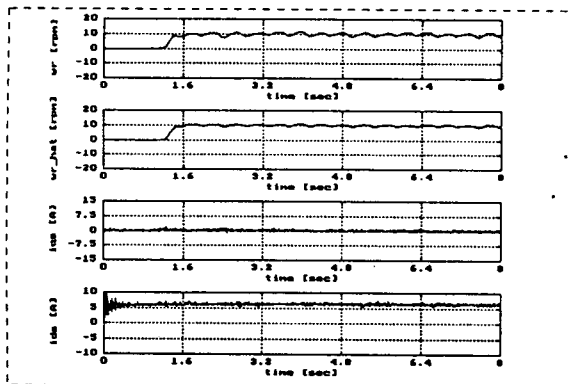


그림 4 속도센서리스제어시 속도 및 전류 응답 (10rpm)
(a)실제속도 (b)추정속도 (c)토크전류 (d)자속전류

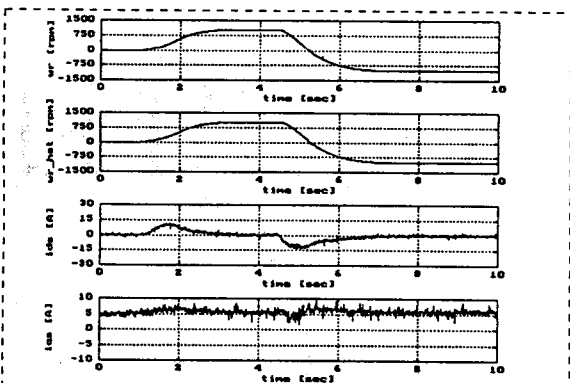


그림 5 속도 센서리스 제어시 속도 및 전류 응답 (± 1000 rpm)
(a)실제속도 (b)추정속도 (c)토크전류 (d)자속전류

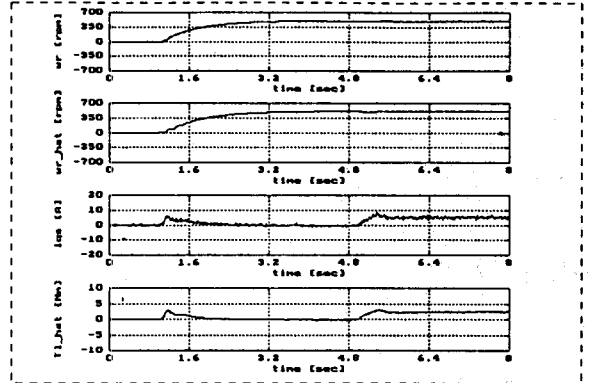


그림 14 부하 인가시 속도 센서리스 제어 특성
(a)실제속도 (b)추정속도 (c)토크 전류 (d)추정부하

표 1 속도센서리스제어시 정상상태에서의 속도제어 성능

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 %

3. 실험 결과

본 논문에서는 유도 전동기의 속도 센서리스 운전 성능 향상을 위하여 신경 회로망을 이용한 새로운 속도 추정 방법을 제안하였고, 실험을 통하여 제안된 방법의 효용성과 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, 추정 속도를 사용하지 않고 추정된 속도를 이용하여 속도 센서리스 운전을 행하여 제안된 방식의 과도 응답 특성과 가변속 운전 특성이 우수하며 안정성을 가짐을 입증하였다.

(참 고 문 헌)

- [1] C. Schauder, "Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motor without Rotational Transducers", IAS Ann. Mtg., pp. 493-499, 1989.
- [2] H. Tarnia and Y. Hori, "Speed Sensorless Field-Orientation Control of the Induction Machine," IEEE Trans. Ind. Appl., vol.29, No.1, pp.175-180, 1993.
- [3] Kubota, "DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor", IEEE Trans. Ind. Appl., vol.29, No.2, Mar., pp.344-348, 1993
- [4] K. S. Narendra and K.Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. Neural Networks, vol.1, No.1, pp.4-27, 1990
- [5] F. C. Chen and H. K. Khalil, "Adaptive Control of a Class of Nonlinear Discrete-Time Systems Using Neural Networks", IEEE Trans. Auto. Con., vol.1, No.5, pp.791-801, 1995
- [6] M. M. Gupta and N. K. Sinha, Intelligent Control Systems, IEEE Press, 1996
- [7] 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