

신경망을 이용한 유도 전동기의 센서리스 속도제어

김정곤\*, 박성욱\*\*, 서보혁\*  
\*경북대 전기공학과, \*\*구미1대학

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

Jung-Gon Kim\*, Seong-Wook Park\*\*, Bo-Hyeok Seo\*,  
\*Kyungpook Nat. Univ, \*\*Kumi College

**Abstract** - In this paper, a novel speed estimation method of an induction motor using neural networks(NNs) is presented. The NN speed estimator is trained online by using the error backpropagation algorithm, and the training starts simultaneously with the induction motor working. The neural network based vector controller has the advantage of robustness against machine parameter variation. The simulation results using Matlab/Simulink verify the useful of the proposed method.

1. 서 론

유도전동기의 속도제어는 높은 성능과 정밀성을 위해 정확한 속도정보가 필수적이다. 일반적으로 타코 제너레이터나 펄스 엔코드를 이용하여 속도신호를 측정한다. 그러나 이러한 센스는 대체적으로 가격이 비싸고 부피가 크며 시스템의 신뢰도를 떨어뜨린다. 특히 열악한 환경에서는 노이즈와 같은 신호에 특별한 주의를 요하게 된다[1].

1980년대 후반부터 최근까지 속도 추정을 통한 유도 전동기의 속도센스가 없는 제어 방법들이 연구되어져 왔으며 낮은 가격과 높은 신뢰성으로 인해 정밀한 성능을 요구하지 않는 응용분야에서 많이 사용되어지고 있다. 그 예로, 전류와 추종된 고정자 자속으로부터 속도정보를 얻는 속도 추정법이 있으며 MRAS, 상태 추정기법, 칼만 필터, 그리고 신경망을 이용한 방법들이 소개되어져 왔다[2]-[6].

하지만, 유도전동기는 비선형 동적 플랜트와 파라미터 변동, 동작 조건 등과 관계하고있기에 고 성능을 얻는 것이 매우 어렵다. 그래서 이러한 센서리스 기법들의 성능평가는 얼마나 넓은 속도 범위에서 좋은 성능을 보이는가와 전동기 파라미터들의 변동에 얼마나 덜 민감한가로 볼 수 있다.

본 논문에서는 상태 추정기법을 바탕으로 비선형 동적 시스템에 강인하며 어떤 원하는 정확성으로 근사가 가능한 신경망을 이용하여 유도전동기의 속도를 추정하였으며 저속시와 파라미터 변동시에도 강인한 성능을 내는 센서리스 벡터제어를 제안하며 그 타당성을 시뮬레이션을 통해 보였다.

2. 본 론

2.1 유도전동기 모델링

유도전동기의 전압과 자속을 정지좌표계상에서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$V_s^s = r_s i_s^s + \frac{d}{dt} \lambda_s^s \quad (1)$$

$$0 = r_r i_r^s + \frac{d}{dt} \lambda_r^s - w_r J \lambda_r^s \quad (2)$$

$$\lambda_s^s = L_s i_s^s + L_m i_r^s \quad (3)$$

$$\lambda_r^s = L_m i_s^s + L_r i_r^s \quad (4)$$

여기서,

$V_s^s = [V_{ds}^s \ V_{qs}^s]^T$ : 고정자 전압,

$i_s^s = [i_{ds}^s \ i_{qs}^s]^T$ ,  $i_r^s = [i_{dr}^s \ i_{qr}^s]^T$ : 고정자와 회전자 전류,

$\lambda_s^s = [\lambda_{ds}^s \ \lambda_{qs}^s]^T$ ,  $\lambda_r^s = [\lambda_{dr}^s \ \lambda_{qr}^s]^T$ : 고정자-회전자 자속,

$r_s$ : 고정자 저항,  $L_m$ : 상호 인덕턴스,

$L_s$ ,  $L_r$ : 고정자-회전자 인덕턴스,

$$J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \text{이다.}$$

위 식으로부터 고정자 전류와 회전자 자속의 미분식으로 정리하면 유도전동기의 상태방정식은 다음 식과 같은 4×4행렬의 형태로 표현할 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_s \\ \lambda_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s \\ \lambda_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ 0 \end{bmatrix} V_s \quad (5)$$

$$= AX + BV_s$$

$$i_s = CX \quad (6)$$

여기서,

$$A_{11} = -\left\{ \frac{r_s}{\sigma L_s} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right\} I = a_{n11} I,$$

$$A_{12} = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \left\{ \frac{1}{\tau_r} I - w_r J \right\} = a_{n12} I + a_{n2} J,$$

$$A_{21} = \frac{L_m}{\tau_r} I = a_{r21} I,$$

$$A_{22} = -\frac{1}{\tau_r} I + w_r J = a_{r22} + a_{22} J,$$

$$B_1 = \frac{1}{\sigma L_s} I = b_1 I, \quad C = [I \ 0], \quad I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

$$a_{n11} = -\left\{ \frac{r_s}{\sigma L_s} + \frac{(1-\sigma)}{\sigma \tau_r} \right\},$$

$$a_{n12} = \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \cdot \frac{1}{\tau_r} = \frac{1}{c} \cdot \frac{1}{\tau_r},$$

$$a_{n2} = -\frac{L_m}{L_s L_r} w_r = -\frac{1}{c} w_r, \quad a_{r22} = -\frac{1}{\tau_r},$$

$$a_{r21} = w_r, \quad a_{r21} = \frac{L_m}{\tau_r}, \quad b_1 = \frac{1}{\sigma L_s},$$

$$c = \frac{\sigma L_s L_r}{L_m}, \quad \tau_r = \frac{L_r}{r_r}, \quad \sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$$

2.2 상태 추정기와 신경망을 사용한 속도 추정  
고정자 전류와 회전자 자속을 함께 추정하는 상태 추  
정기는 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \hat{X} = \hat{A} \hat{X} + B V_s + G(\hat{i}_s - i_s) \quad (7)$$

여기서,

$$G = \begin{bmatrix} g_1 & g_2 & g_3 & g_4 \\ -g_2 & g_1 & -g_4 & g_3 \end{bmatrix}^T$$

식(7)에서 사용된  $\hat{\cdot}$  은 추정된 값을 의미하고 G는  
관측기의 이득 행렬이며 식(7)을 다시 정리하면 다음과  
같이 된다.

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \hat{i}_{ds}^s \\ \hat{i}_{qs}^s \\ \hat{\lambda}_{dr}^s \\ \hat{\lambda}_{qr}^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{r11} & 0 & a_{r12} & -a_{r12} \\ 0 & a_{r11} & a_{r12} & a_{r12} \\ a_{r21} & 0 & a_{r22} & -a_{r22} \\ 0 & a_{r21} & a_{r22} & a_{r22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{i}_{ds}^s \\ \hat{i}_{qs}^s \\ \hat{\lambda}_{dr}^s \\ \hat{\lambda}_{qr}^s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 & 0 \\ 0 & b_1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds}^s \\ V_{qs}^s \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} g_1 & -g_2 \\ g_2 & g_1 \\ g_3 & -g_4 \\ g_4 & g_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{i}_{ds}^s - i_{ds}^s \\ \hat{i}_{qs}^s - i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (8)$$

식 (5)와 식(7)로부터, 고정자 전류와 회전자 자속의  
추정오차를 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} (X - \hat{X}) &= (AX - \hat{A} \hat{X}) - G(\hat{i}_s - i_s) \\ \frac{d}{dt} e &= (AX - (A + \Delta A) \hat{X}) - GC(X - \hat{X}) \\ &= (A - GC)e - \Delta A \hat{X} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서,

$$\begin{aligned} e &= X - \hat{X}, \quad \Delta A = \hat{A} - A = \begin{bmatrix} 0 & -\Delta w_r J/c \\ 0 & \Delta w_r J \end{bmatrix}, \\ c &= \frac{\sigma L_s L_r}{L_m}, \quad \Delta w_r = \hat{w}_r - w_r \end{aligned}$$

그리고, 위의 상태추정기 수식들을 바탕으로 신경망을  
이용하여 속도를 추정한다. 이것을 블록도로 표현하면  
아래 그림 1과 같다.

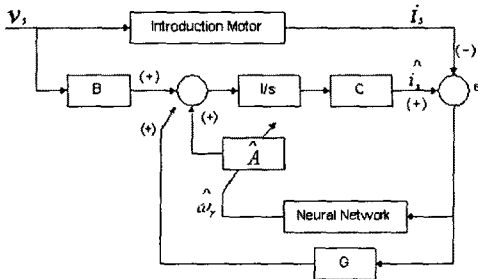


그림 1. 상태추정기와 신경망을 사용한 속도추정 블록도

그림 1에서 사용한 속도 추정을 위한 신경망은 3층  
구조를 사용하였으며 입력층의 입력으로는 유도전동기에  
서 나온 고정자 전류, 상태 추정기와 신경망을 통해 나

온 추정전류, 그리고  $\hat{w}_r(k-1)$ 을 사용하였다. 신경망  
의 출력은  $\hat{w}_r(k)$ 이며 신경망의 연산시간을 줄이기 위  
해서 입력  $|i_s^s(k)|$ ,  $|\hat{i}_s^s(k)|$ 를 사용하였고 이것을 그림  
으로 표현하면 그림 2와 같다.

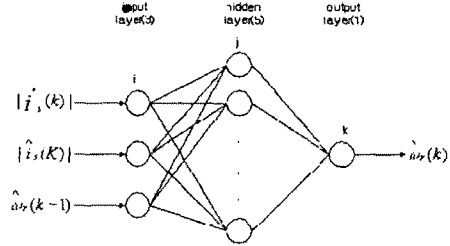


그림 2. 사용한 신경망 구조

그림 2의 은닉층은 활성화 함수로 시그모이드 함수를  
사용하였고 출력층은 선형함수를 사용하였다. 신경망은  
오류 역전과 알고리즘에 의해 학습되어지며 실제 속도를  
추정하기 위한 출력을 얻기 위해 에러와 그것의 에너지  
함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} e &= [e_1 \ e_2] = [ (i_{ds}^s - \hat{i}_{ds}^s) \ (i_{qs}^s - \hat{i}_{qs}^s) ]^T \\ E &= \frac{1}{2} e^T e \end{aligned} \quad (10)$$

델타 규칙으로부터 가중치는 수정되어지며 i 뉴런에서  
j 뉴런까지의 가중치 변화량은 아래의 수식으로 계산되  
어진다.

$$\Delta w_{ji}(k) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(k-1) \quad (11)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습률이고  $\delta_j$ 는 j 뉴런에서 일반화된  
오차신호이며  $o_i$ 는 i 뉴런에서의 출력신호, 그리고  $\alpha$ 는  
모멘텀 상수이다.

출력층의 일반화된 오차신호  $\delta_k$ 는 연쇄규칙을 이용  
하여 에러 에너지 함수로부터 아래의 수식과 같이 계산  
되어질 수 있다.

$$\delta_k = - \frac{\partial E}{\partial net_k} = - \frac{\partial E}{\partial w_r} \frac{\partial w_r}{\partial net_k} = - \frac{\partial E}{\partial i_s^s} \frac{\partial i_s^s}{\partial w_r} \frac{\partial w_r}{\partial net_k} \quad (12)$$

여기서,

$net_k = \sum_j w_{kj} o_j$ 이며  $\hat{w}_r = f(net_k)$ . 그리고 f는 선형  
활성화 함수이다.

식 (12)를 계산하여 정리한  $\delta_k$ 와 은닉층의 일반화된  
오류  $\delta_j$ 는 아래와 같다.

$$\delta_k = [e_1 \ e_2] \begin{bmatrix} \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial i_{ds}^s}{\partial w_r} \right) \\ \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial i_{qs}^s}{\partial w_r} \right) \end{bmatrix} f'(net_k) \quad (13)$$

$$\delta_j = \left( \sum_k \delta_k w_{kj} \right) f'(net_k) \quad (14)$$

### 2.3 시뮬레이션 결과 및 검토

본 논문에서 제안한 시스템의 타당성을 보이기 위해 매트랩 시뮬링크를 사용하여 그림 1과 같은 시스템을 구성하고 시뮬레이션을 하였다. 저속(30rpm)시와 고속(1000rpm)시 회전자 저항이 변할 때 속도의 추정능력을 검토해 보기 위해 제어기에 사용되는 회전자 저항( $\hat{r}_r$ )의 초기치를 실제 회전자 저항( $r_r$ )의 1.2배인 경우와 0.8배인 경우를 가정하여 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용된 전동기 정수 및 정격은 표 1과 같다.

표 1. 유도전동기의 정수 및 정격

정격출력	2.2[kW]	$r_r$	0.024[ $\Omega$ ]
정격전압	220[V]	$L_s$	13.35[mH]
정격속도	1765[rpm]	$L_r$	13.65[mH]
극 수	4극	$L_m$	13.25[mH]
$r_s$	0.041[ $\Omega$ ]	$J$	0.12[kg·m <sup>2</sup> ]

먼저 저속시 회전자 저항의 변화에 대한 특성을 살펴보면 아래와 같이 0.65초에서 1.4초까지 10(N/m)의 부하를 주었다.

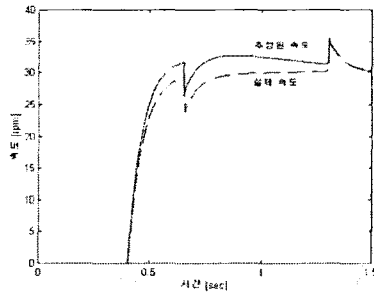


그림 3. 속도 30(rpm),  $r_r = 1.2 \hat{r}_r$ 일 경우

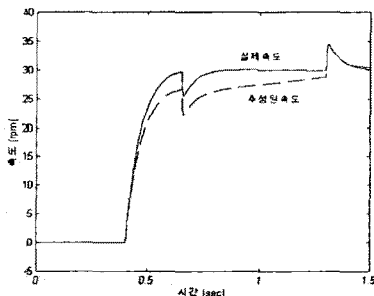


그림 4. 속도 30(rpm),  $r_r = 0.8 \hat{r}_r$ 일 경우

그림 3과 4를 통해 저속시 회전자 저항의 변화에도 견실한 제어가 가능함을 볼 수 있다.

다음으로 고속시 회전자 저항의 변화에 대한 특성을 살펴보면 그림 5,6과 같다.

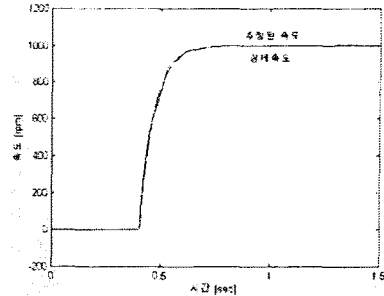


그림 5. 속도 1000[rpm],  $r_r = 1.2 \hat{r}_r$ 일 경우

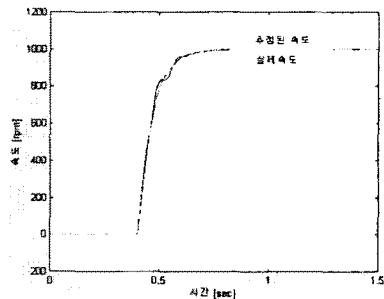


그림 6. 속도 1000(rpm),  $r_r = 0.8 \hat{r}_r$ 일 경우

### 3. 결 론

본 논문에서는 상태추정기법과 신경망을 이용하여 유도전동기의 센스리스 속도제어 알고리즘을 제안하였으며 저속 및 고속시 회전자 저항의 영향을 고찰하였다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안된 알고리즘이 유도전동기의 넓은 속도범위 및 회전자 저항의 변화에 대해서도 견실한 특성을 가짐을 보였다.

“본 연구는 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력 공학공동연구소 주관으로 수행되었음.”

### (참 고 문 헌)

- [1] A. A. Hassan, "A Speed Sensorless Vector Controlled Induction Motor Driver", Electric Machines and Power Systems, Vol.27, pp.443-452, 1999.
- [2] A.Fratta, A.Vagati, F.Villata, "Vector Control of Induction Motors without Shaft Transducers", Conf.Rec.IEEE-PESC, pp.839-846,1988.
- [3] H.Tajima, Y.Hori, "Speed Sensorless Field Orientation Control of the Induction Machine", IEEE Trans. Ind.Applicat, Vol 29, pp.175-180, 1993.
- [4] H.Kubota, "DSP-Based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor", IEEE Trans.Ind.Applicat, Vol 29, pp. 344-348, 1993.
- [5] Y.R.Kim, S.K.Sul, M.H.Park, "Speed Sensorless Vector Control of an Induction Motor using an Extended Kalman Filter", Conf.Rec.IEEE-IAS, pp.594-599, 1992.
- [6] S.H.Kim, G.T.Park, "Speed-Sensorless Vector Control of an Induction Motor Using Neural Network Speed Estimation", IEEE.Trans.Ind. Vol. 48, 609-614.