

유도전동기의 센서리스 제어를 위한 회전자 속도 및 저항의 추정

* 김상민*, 한우용**, 이창구*, 이공희**
 *전북대 전자·정보공학부, **전주공업대 전기과

Identification of Rotor Speed and Parameters for the Sensorless Induction Motor Drives

Sang-min Kim*, Woo-yong Han**, Chang-goo Lee*, Gong-hee Lee**
 *Chonbuk National University, **Jeonju Technical College

Abstract - This paper presents the speed estimation using ANN and the rotor parameter identification based on the MRAS theory for the sensorless induction motor drives. The motor speed is estimated using ANN model which contains the rotor parameter. And the rotor parameter is identified using MRAS scheme which contains the rotor speed. The rotor speed estimate converges to its actual value as the rotor parameter error converges toward the zero. The simulation using Matlab/Simulink is performed to verify the effectiveness of the proposed scheme.

1. 서 론

유도전동기는 벡터제어 기법을 이용하여 우수한 성능으로 제어할 수 있다. 이 방법에서는 속도제어 알고리즘, 자속과 토오크의 비간섭 제어 알고리즘, 고정좌표계와 회전좌표계간에 변수를 전달하기 위한 변환 행렬의 생성을 위해 속도신호를 필요로 한다. 일반적으로 타코 제너레이터나 엔코더를 이용하여 속도신호를 측정한다. 그러나 이러한 센서는 시스템의 신뢰도를 떨어뜨리고 열악한 환경에서는 노이즈와 같은 신호에 대한 특별한 주의가 요구하며 따라서 전체시스템의 가격을 향상시키게 된다[1].

위치 또는 속도 센서 없는 벡터제어기법은 낮은 가격과 높은 신뢰성으로 인해 정밀한 성능을 요구하지 않는 응용분야에서 많이 사용되어지고 있다. 센서리스 제어기법에서 가장 중요한 성능평가 지표는 다음의 두가지로 요약할 수 있다. 즉 얼마나 넓은 속도영역에서 좋은 성능을 보이는가와 전동기 파라미터의 변동에 얼마나 덜 민감한가이다[2]. 현재 많은 속도 추정 알고리즘에서 속도신호는 회전자 자속 관측기를 기반으로 추정된다. 즉 기준모델과 적응모델에서 출력되는 회전자 자속값들 사이의 오차가 줄어드는 방향으로 속도신호를 갱신함으로써 속도신호를 추정할 수 있다[3-5].

L. B. Brahim은 유도전동기 속도를 2층 신경망을 이용하여 추정하였고 회전자 자속을 상태변수로 사용하였다[6]. 신경망을 이용한 센서리스 제어 기법은 빠른 실행속도를 가지며 고조파 맥동에 강인하다는 장점이 있다. 그러나 이 방법에서는 온도변화에 민감한 회전자 저항값을 필요로 한다.

Shauder와 Peng이 언급했듯이 회전자 저항값은 슬립속도 계산기와 적응모델에서 사용되기 때문에 회전자 저항값이 맞지 않더라도 비간섭 제어를 실현할 수 있다. 그러나 회전자 저항값이 변하여 오차가 발생하면 추정속도에 오차를 유발하고 따라서 페루프 속도제어 시스템은 정상상태오차를 가지게 된다[5,7].

본 논문에서는 신경망을 이용하여 회전자 속도를 추정하였고 MRAS 이론을 기초로 회전자 저항을 추정하였다. 실제 속도는 비교를 위해서만 사용하였다.

2. 신경망을 이용한 속도 추정

그림 1은 신경망을 이용한 회전자 속도 추정기를 보였다. 여기서 회전자 자화전류의 방정식은 고정좌표계에 서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p \begin{bmatrix} i_{md}^s \\ i_{mq}^s \end{bmatrix} = \frac{L_r}{L_m^2} \left[\begin{bmatrix} V_{ds}^s \\ V_{qs}^s \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s + \sigma L_s n_p & 0 \\ 0 & R_s + \sigma L_s n_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \right] \quad (1)$$

$$p \begin{bmatrix} i_{md}^s \\ i_{mq}^s \end{bmatrix} = - \left[\begin{bmatrix} -1/T_r & -\omega_r \\ \omega_r & -1/T_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{md}^s \\ i_{mq}^s \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \right] \quad (2)$$

여기서 $p = d/dt$, $T_r = L_r/R_r$, $[i_{md}^s, i_{mq}^s]^T$ 는 자화전류, $[i_{ds}^s, i_{qs}^s]^T$ 는 고정자전류, $[V_{ds}^s, V_{qs}^s]^T$ 는 고정자전압이다.

회전자 속도 ω_r 를 포함하지 않는 (1)식을 기준모델로 선정하고 ω_r 를 포함하는 (2)식은 적응모델로 간주한다. 고정자 전압과 전류 및 유도전동기 파라미터값들이 주어졌을 때 추정 속도가 실제속도와 같다면 두 모델의 출력값은 일치한다. 실제속도와 추정속도사이에 차이가 생기면 두 모델의 출력, 즉 자화전류 사이에 오차가 발생하고 이 값은 신경망의 가중치를 조절하는데 이용된다.

가중치 갱신 알고리즘을 유도하기 위하여 (2)식을 다음 (3)식과 같이 이산화한다.

$$\begin{bmatrix} \hat{i}_{md}^s(k) \\ \hat{i}_{mq}^s(k) \end{bmatrix} = \left(1 - \frac{T}{L_r}\right) \begin{bmatrix} \hat{i}_{md}^s(k-1) \\ \hat{i}_{mq}^s(k-1) \end{bmatrix} + \omega_r T \begin{bmatrix} -\hat{i}_{mq}^s(k-1) \\ \hat{i}_{md}^s(k-1) \end{bmatrix} + \frac{T}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds}^s(k-1) \\ i_{qs}^s(k-1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 T 는 샘플링 주기이다.

위의 (3)식은 다음식과 같이 가중치 W_1, W_2, W_3 를 포함하는 식으로 표현할 수 있다.

$$X_1(k) = W_1 X_1(k-1) + W_2 X_2(k-1) + W_3 X_3(k-1) \quad (4)$$

여기서 $W_1 = 1 - T/L_r$, $W_2 = T\omega_r$, $W_3 = T/T_r$,

$$X_1(k) = [\hat{i}_{md}^s(k), \hat{i}_{mq}^s(k)]^T, X_2(k) = J X_1(k)$$

$$X_3(k) = [i_{ds}^s(k), i_{qs}^s(k)]^T, J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

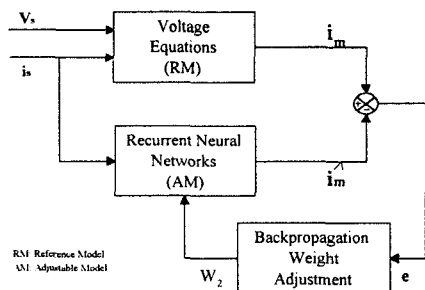


그림 1 신경망을 이용한 회전자 속도 추정기

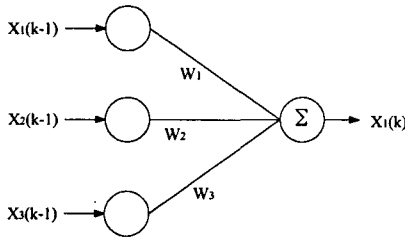


그림 2 속도추정을 위한 2층 신경망

위의 (4)식은 그림 2. 와 같이 간단한 2층 신경망으로 표현할 수 있다. 그림 2. 에서 W_1, W_3 는 일정한 상수값을 가지고 ω_r 을 포함하는 W_2 만이 갱신된다.

가중치 갱신을 위한 알고리즘을 구하기 위해 다음 (5)식과 같은 에너지 함수를 선정한다.

$$E = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (5)$$

여기서 $e(k) = [i_{md}(k) - \hat{i}_{md}(k), i_{mq}(k) - \hat{i}_{mq}(k)]^T$.

(5)식을 최소화하는 방향으로 가중치를 갱신하기 위한 가중치 변화율을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta W_2(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial W_2} = -\eta \frac{\partial E}{\partial i_{md}^s(k)} \frac{\partial \hat{i}_{md}^s(k)}{\partial W_2} \\ &= e^T X_2 \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 η 는 학습계수이다.

그러므로 가중치 갱신 알고리즘은 다음의 (7)식과 같이 표현할 수 있다.

$$W_2(k) = W_2(k-1) + \Delta W_2(k) \quad (7)$$

빠른 학습을 위해서는 학습률을 크게 해야 하는데 이것은 신경망의 출력에 진동을 유발한다. 이러한 진동을 제거하기 위해 (k-1) 번째 가중치 변화를 고려한 모멘텀항을 (7)식에 추가한다. 이렇게 함으로써 알고리즘의 수렴속도를 높이고 진동을 억제할 수 있다. 결과적으로 가중치 갱신 알고리즘은 다음의 (8)식과 같이 된다.

$$W_2(k) = W_2(k-1) + \Delta W_2(k) + \alpha \Delta W_2(k-1) \quad (8)$$

여기서 α 는 모멘텀 상수이다.

가중치 W_2 는 ω_r 에 비례하므로 회전자 속도 추정값은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{\omega}_r = \frac{1}{T} W_2 \quad (9)$$

3. MRAS 이론을 이용한 회전자 저항 추정

Shauder와 Peng이 언급했듯이 회전자 저항값은 슬립속도 계산기와 적응모델에서 사용되기 때문에 회전자 저항값이 맞지 않더라도 비간섭제어를 실현할 수 있다. 그러나 회전자 저항값이 변하여 오차가 발생하면 추정속도에 오차를 유발하고 따라서 페루프 속도 제어 시스템은 정상상태오차를 가지게 된다[5,7]. 그리고 회전자 저항 변화의 영향은 전동기속도에 무관한데 이것은 상태변수 항에서 회전자 저항오차와 속도추정오차를 구분해 낼 수 없기 때문이다[8].

본 논문에서는 MRAS 이론을 기초로 그림 3. 과 같은 회전자 저항 추정기를 제시한다. 그림 3.에서 볼 수 있는 것처럼 자화전류의 추정오차를 이용하여 회전자 저항을 추정한다.

(2)식으로부터 다음과 같은 적응 메카니즘을 유도해 낼 수 있다.

$$a_1(e, t) = G_1 \int e_1(t) x_{1s}(t) dt + a_1(0) \quad (10)$$

$$a_2(e, t) = G_2 \int e_2(t) x_{2s}(t) dt + a_2(0) \quad (11)$$

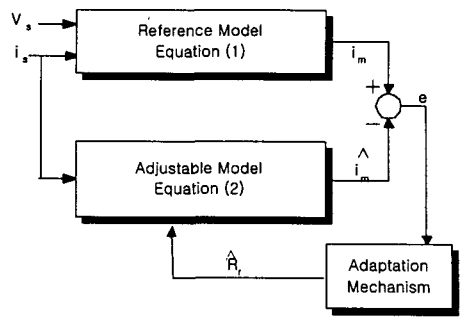


그림 3 MRAS 이론을 이용한 회전자 저항 추정기

여기서 $a_1(e, t) = a_2(e, t) = 1/\hat{T}_r$, $G_1 > 0$ 과 $G_2 > 0$ 는 적응이득, $e = [i_{md}^s - \hat{i}_{md}^s, i_{mq}^s - \hat{i}_{mq}^s]^T$ 는 자화전류의 추정오차, $x_s = [i_{md}^s, i_{mq}^s]^T$ 는 자화전류이다.

결과적으로 회전자 저항 추정치는 다음과 같은 식으로부터 얻을 수 있다.

$$\hat{R}_r = L_r \frac{1}{\hat{T}_r} \quad (12)$$

그리고 회전자 저항 추정기에서 회전자 속도는 추정속도이다. 추정 알고리즘은 점진적으로 안정하고 입력전류 i_{ms}^s 가 고조파 성분을 많이 포함하면 회전자 저항 추정값은 실제값으로 수렴하게 된다[9]. 인버터로 구동되는 전동기의 경우 전류는 풍부한 고조파를 함유하고 따라서 수렴성은 보장된다[2].

4. 시뮬레이션 결과

제시한 추정알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 MATLAB/SIMULINK 환경하에서 시뮬레이션을 수행하였다. 전동기 모델로는 3상 유도전동기를 사용하였고 사용한 파라미터의 공칭값은 표 1. 과 같다.

그림 4. 는 2층 신경망을 이용한 회전자 속도 추정 결과를 보여준다. 학습계수와 모멘텀 상수는 각각 10과 10×8 로 정하였다. 그림 4 (a)는 실제 회전자 저항값이 공칭값과 같을 경우로써 추정속도가 실제속도를 빠르게 추종하고 추정속도에 기초한 벡터제어가 잘 수행됨을 알 수 있다. 그림 4(b)는 회전자 저항값이 공칭값 보다 50% 증가했을 때 속도추정결과로써 추정값과 실제값 사이에 기준속도 대비 10%의 오차가 존재하게 된다.

그림 5. 는 속도 추정기에 MRAS를 이용한 회전자 저항 추정기를 추가한 경우의 속도제어 결과를 보여준다. 인버터 구동 유도전동기의 고조파 성분은 3차, 5차, 7차 고조파의 주파수를 갖는 정현파로 모델링하였다. 그림 5(a)는 기준속도를 50[rad/sec]에서 -50[rad/sec]로 가변한 경우이고 그림 5(b)는 기준속도를 100[rad/sec]에서 -100[rad/sec]로 가변한 경우이다.

표 1 유도전동기 파라미터 공칭값

Rated Power, P_{rated}	2.2 [kW]
Rated Current, I_{rated}	8.82 [A]
Rated Voltage, V_{rated}	220 [V]
Number of Pole Pairs, n_p	2
Stator Resistance, R_s	0.687 [Ω]
Rotor Resistance, R_r	0.842 [Ω]
Stator Inductance, L_s	83.97 [mH]
Rotor Inductance, L_r	85.28 [mH]
Magnetizing Inductance, L_m	81.36 [mH]
Moment of Inertia, J	0.03 [Nm.s ²]
Damping Coefficient, B	0.01 [Nm]

5. 결 론

본 논문에서는 신경망을 이용한 회전자 속도추정기와 MRAS 이론에 기초한 회전자 저항 추정기를 제시하였다. 회전자 파라미터들을 알고 있다는 가정하에서 신경망을 이용하여 속도를 추정하면 추정값은 실제값에 빠르게 수렴한다. 그러나 회전자 저항값이 변하면 정상상태 오차가 증가한다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 MRAS 기법을 이용하여 온라인으로 회전자 저항을 추정하는 알고리즘을 제시하였다. 시뮬레이션결과 회전자 저항 추정값이 실제값으로 수렴함에 따라 속도추정오차는 0으로 수렴하는 것을 알 수 있었다.

향후 제안한 알고리즘의 성능을 실험을 통하여 입증하고자 한다.

(참 고 문 헌)

- [1] A. A. Hassan, "A Speed Sensorless Vector Controlled Induction Motor Drive", *Electric Machines and Power Systems*, vol.27, pp.443-452, 1999.
- [2] L. Zhen, "Sensorless Field Orientation Control of Induction Machines based on a Mutual MRAS Scheme", *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol.45, no.5, pp.824-831, 1998.
- [3] T. Ohtani et al., "Vector Control of Induction Motor without Shaft Encoder", *Conf. Rec. IEEE-IAS Annual Meeting*, pp.500-507, 1989.
- [4] S. Tamai et al., "Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor with Model Reference Adaptive System", *Conf. Rec. IEEE-IAS Annual Meeting*, pp.189-195, 1987.
- [5] C. Shauder, "Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motors without Rotational Transducers", *IEEE Trans. Industry Applications*, vol.28, pp.1054-1061, 1992.
- [6] L.B. Brahim et al., "Identification of Induction Motor Speed using Neural Networks", *IEEE PCC-Yokohama*, pp.689-694, 1993.
- [7] F. Z. Peng et al., "Robust Speed Identification for Speed Sensorless Vector Control of Induction Motors", *IEEE Trans. Industry Applications*, vol.30, no.5, pp.1234-1240, 1994.
- [8] M. Kubota et al., "DSP-based Speed Adaptive Flux Observer of Induction Motor", *IEEE Trnas. Industry Applications*, vol.29, no.2, pp.344-348, 1993.
- [9] S. Sastry, M. Bodson, *Adaptive Control - Stability, Convergence, and Robustness*, Prentice Hall, 1989.

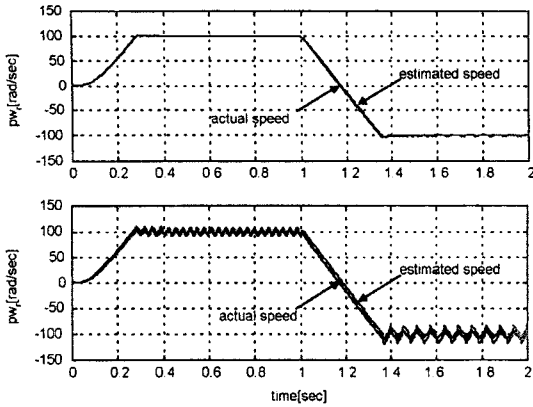


그림 4 신경망을 이용한 속도추정과 속도제어 시뮬레이션결과; (a) 회전자 저항을 공칭값으로 가정할 경우 (b) 회전자 저항을 공칭값의 1.5배로 가정한 경우

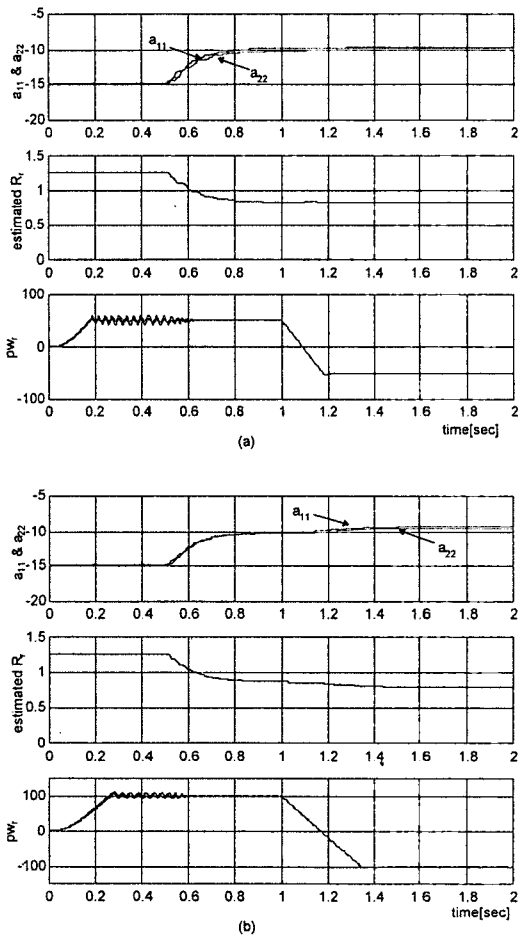


그림 5 MRAS 이론을 이용한 회전자 저항의 추정기를 포함한 속도추정과 속도제어의 시뮬레이션 결과; (a) 기준속도가 50~-50[rad/sec]일 경우 (b) 기준속도가 100~-100[rad/sec]일 경우