

# 적응제어를 이용한 속도센서없는 유도전동기 벡터제어에 관한 연구

## A Study on the Sensorless Vector Control of IM using Adaptive Control

이윤종, 김희준, 오원석, 홍찬희\*  
Y. J. Lee, H. J. Kim, W. S. Oh, C. H. Hong

한양대학교 전기공학과  
Han Yang Univ. Electrical Eng.

### ABSTRACT

In field oriented control of Induction motors, speed sensor is required, which reduces the sturdiness of drive system and together with the expenditure of hardware for faultless transmission and processing of sensor signals it causes considerable expenses. These expensive sensors can be replaced by speed sensorless concept. And for good control, the knowledge of the rotor flux component or the rotor resistance are needs. Thus, this paper is based on a Extended Kalman Filter (EKF) that estimates the state variables that are required for the control by only measuring the line voltages and currents of the machine. The rotor time constant and speed estimated by the EKF shows satisfactory agreement with the real values, with the simulation approaches.

### 1. 서론

최근, 산업계에서는 구조가 간단하고 유지 및 보수가 간편한 유도전동기의 고성능 운전을 위한 벡터제어이론의 응용이 광범위해지고 있다. 벡터제어의 목적은 고정자 전류의 자속 성분과 토오크 성분을 항상 서로 분리제어함으로써 직류전동기와 같은 특성을 얻고자 하는데 있으므로 분리를 위하여 전동기의 회전자 자속의 크기와 위치에 대한 정보가 필요로 된다.

이 정보는 홀센서나 서어칭 코일등의 부가적인 자속 센서를 통하여 얻을 수 있으나 센서가 부착된 특수전동기가 필요하다는 난점 때문에 고정자 전류와 전압 및 기계적 속도를 측정하여 회전자 자속을 연산하는 간접 자속추정방식이 널리 이용된다.

회전속도를 얻는 방법으로 펄스 연코디나 레졸버등의 속도센서가 필요하게 되는데 이러한 기계적인 센서의 사용은 센서신호 전송을 위한 하드웨어의 비용증가와 환경적 제약으로 인해 구동시스템의 강인성을 저하시키게 된다. 따라서, 속도 센서를 사용하지 않고 전압, 전류등으로 부터 회전속도를 측정하는 속도 센서 없는 벡터제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. [1][2][3]

이중 MRAS[1] 나 OBSERVER[2]이론등 현대제어이론을 적용한 연구도 제안되고 있다. 이 방법들은 우수한 추정성능 보이고 있으나 전동기의 매개변수 변동에 민감하다는 점과 측정 노이즈의 영향을 받는다는 단점이 있으므로 매개변수 선형오차와 노이즈에 대한 보상방법이 필요하다. 그러므로, 좀더 선택적인 방법으로 Extended Kalman Filter (EKF)이론에 기초한 속도추정방법이 제안되었다. [3][4][5]

이 방법은 추정오차분산을 최소화하여 비선형시스템의 상태변수류 정확하게 추정하는 능력을 갖춘 순환형 최적필터의 성격이 있으므로 노이즈 환경에 놓인 시스템의 상태변수와 매개변수를 적절히 추정할 수 있게 된다.

본 연구에서는 속도센서없는 벡터제어의 성능 향상을 위하여 Extended Kalman Filter 이론에 기초한 방법을 제시한다. 고정자 전류와 회전자 자속을 상태변수로, 회전자 저항과 회전자 속도를 추정 매개변수로 설정하였고 회전자 저항과 속도를 동시에 추정할 수 있는 시스템구조를 제안하였다. 측정치는 고정자 전압과 전류로 하였다.

시뮬레이션을 통하여 본 연구의 타당성을 입증하였다.

### 2. 이산형 유도전동기 모델

유도전동기의 동태방정식은 고정자 기준축에서 식(1)과 같은 연속형 상태공간 방정식으로 표현할 수 있다.

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (1)$$

여기서

$$x = [i_{ds}, i_{qs}, \Phi_{dr}, \Phi_{qr}]^T, u = [v_{ds}, v_{qs}, 0, 0]^T$$

$$a_{11} = a_{22} = -\frac{1}{D} (R_s L_r + \frac{M^2}{L_r} R_r)$$

$$a_{13} = a_{24} = -\frac{D L_r}{M} R_r$$

$$a_{14} = -a_{23} = \frac{M}{D}$$

$$a_{31} = a_{42} = -\frac{M}{L_r} R_r, a_{32} = a_{21} = a_{32} = a_{41} = 0$$

$$a_{33} = a_{44} = -\frac{1}{L_r} R_r, a_{34} = -a_{43} = \omega_r$$

$$B = \text{diag} \left[ \frac{L_r}{D}, \frac{L_r}{D}, 0, 0 \right], D = L_s L_r - M^2$$

Extended Kalman Filter 이론은 상태공간에서 이산형 상태공간 방정식에 기초하므로 식 (1)을 이산화하면 식 (2)와 같다.

$$x(n+1) = F(n)x(n) + G(n)u(n) \quad (2)$$

여기서

$$F(n) = \exp(A(n)T)$$

$$G(n) = \int_0^T \exp(A(n)v) B dv$$

이고 T는 샘플링 시간이다. T가 매우 작다면

$$F(n) \approx I + A(n)T, G(n) \approx BT$$

로 근사화가 가능하므로

$$x(n+1) = x(n) + T [ A(n)x(n) + Bu(n) ] \quad (3)$$

회전자 저항과 전동기 속도를 추정하기 위하여 다음과 같은 모델을 도입한다.

$$R_r(n+1) = R_r(n), \omega_r(n+1) = \omega_r(n) \quad (4)$$

이 모델은 회전자 저항과 전동기 속도는 추정 간격내에서는 변화하지 않는다는 가정에 기초한다. 그러므로, 새로운 상태벡터  $\xi(n)$ 을 식 (5)로 정의할 수 있다.

$$\xi(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ \theta(n) \end{bmatrix} = [i_{ds}(n), i_{qs}(n), \Phi_{dr}(n), \Phi_{qr}(n), R_r(n), \omega_r(n)]^T \quad (5)$$

그러므로 식(3),식(4)는 식(6)으로 표현된다.

$$\xi(n+1) = f [ \xi(n), u(n), n ] \quad \text{즉,}$$

$$\begin{bmatrix} i_s(n+1) \\ i_s(n+1) \\ \Phi_r(n+1) \\ \Phi_r(n+1) \\ \omega_r(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 [ \xi(n), u(n), n ] \\ f_2 [ \xi(n), u(n), n ] \\ f_3 [ \xi(n), u(n), n ] \\ f_4 [ \xi(n), u(n), n ] \\ f_5 [ \xi(n), u(n), n ] \\ f_6 [ \xi(n), u(n), n ] \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서

$$f_1 = \left[ 1 - \frac{1}{D} (R_s L_r + \frac{M^2}{L_r} R_r(n)T) \right] i_{ds}(n) + \frac{M}{D L_r} R_r(n) T \Phi_{dr}(n) + \frac{M \omega_r(n)}{D} T \Phi_{qr}(n) + \frac{D L_r}{L_r} T v_{ds}(n)$$

$$f_2 = \left[ 1 - \frac{1}{D} \left( R_s L_r + \frac{M^2}{L_r} R_r(n) T \right) \right] i_{ds}(n) + \frac{M}{L_r} R_r(n) T \Phi_{qr}(n) - \frac{M \omega_r(n)}{D} T \Phi_{dr}(n) + \frac{1}{D} T v_{qs}(n)$$

$$f_3 = \frac{M}{L_r} R_r(n) T i_{ds}(n) + \left[ 1 - \frac{1}{L_r} R_r(n) T \right] \Phi_{dr}(n) - \omega_r(n) T \Phi_{qr}(n)$$

$$f_4 = \frac{M}{L_r} R_r(n) T i_{ds}(n) + \omega_r(n) T \Phi_{dr}(n) + \left[ 1 - \frac{1}{L_r} R_r(n) T \right] \Phi_{qr}(n)$$

$$f_5 = R_r(n), f_6 = \omega_r(n)$$

### 3. Extended Kalman Filter 알고리즘

유도전동기는 정확한 모델로 표현하기 어렵기 때문에 필수적으로 오차가 동반된다. 또한, 식 (3)에서의 근사과정도 오차를 가중시키고 온도에 의한 회전자 저항의 변동등도 오차를 일으키므로 이러한 모든 오차를 노이즈로 설정하여 이산형 전동기 모델을 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\xi(n+1) = f[\xi(n), u(n), n] + W(n) \quad (7)$$

여기서  $W(n)$ 은 시스템 노이즈로 uncorrelated white noise이다. EKF 추정 알고리즘을 적용하기 위해서는 측정 상태벡터방정식이 필요하다. 그러므로 식 (8)를 도입한다.

$$Z(n) = H \xi(n) + V(n) \quad (8)$$

여기서  $Z(n)$ 은 샘플링 순간(n)에서의 전류와 자속의 측정된 성분을 나타내며  $V(n)$ 은 uncorrelated measurement error이며 white noise의 성격을 갖는다.

$i_{ds}, i_{qs}$ 는 측정된 전류  $i_a, i_b, i_c$ 의 3상 2상 변환에 의해 구해지고  $\Phi_{dr}, \Phi_{qr}$ 은 회전자 자속 관련식 (9), (10)을 이용하여 측정 전류와 전압  $i_s, v_s$ 의 정보를 통하여 얻어진다.

$$\Phi_{dqr} = \frac{L_r}{M} (\Phi_{dqs} - \sigma L_s i_{ds}) \quad (9)$$

여기서,  $\sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s L_r}$  그러므로, 행렬  $H$ 는 식 (9)로 정의된다.

$$\Phi_{dqr} = \int (v_{dqs} - R_s i_{ds}) dt \quad (10)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

식(7)로 표현된 전동기의 상태방정식에서 모델오차  $W(n)$ 항은 미지의 항이므로 (n+1)번째 샘플링 순간의 예측 상태벡터  $\xi^p(n+1)$ 은 식(12)와 같이 표현될 수 있다.

$$\xi^p(n+1) = f[\xi^*(n), u(n), n] \quad (12)$$

여기서,  $\xi^*(n)$ 은 전 샘플링 순간(n)에서의 추정항이 된다.

(n+1) 순간의 추정항  $\xi^*(n+1)$ 은 예측항과 측정항 사이의 오차류 이용하여 식(13)과 같이 구할 수 있다.

$$\xi^*(n+1) = \xi^p(n+1) + K(n+1)[Z(n+1) - H \xi^p(n+1)] \quad (13)$$

여기서,  $K(n+1)$ 은 칼만 이득행렬이며 식(14)와 같다.

$$K(n+1) = P^p(n+1)H^T [H P^p(n+1)H^T + R]^{-1} \quad (14)$$

여기서,  $R$ 은 측정오차의 공분산 행렬이다.

추정오차의 공분산 행렬  $P^*(n+1)$ 은 식 (15)과 같다.

$$P^*(n+1) = [I - K(n+1)H] P^p(n+1) \quad (15)$$

식(14)와 식(15)를 구하기 위해서는 예측오차의 공분산행렬  $P^p(n+1)$ 의 정보가 필요하며 식 (16)과 같이 표현된다.

$$P^p(n+1) = \Phi(n)P^*(n)\Phi^T(n) + Q \quad (16)$$

여기서,  $\Phi(n)$ 은

$$\Phi_{ij}(n) = \frac{\partial f_i[\xi(n), u(n), n]}{\partial \xi_j(n)} \quad (17)$$

그리고,  $Q$ 는 예측오차의 공분산 행렬이다.  $\xi(n) = \xi^*(n)$

그림 1에 EKF 알고리즘의 흐름도를 나타내었다.

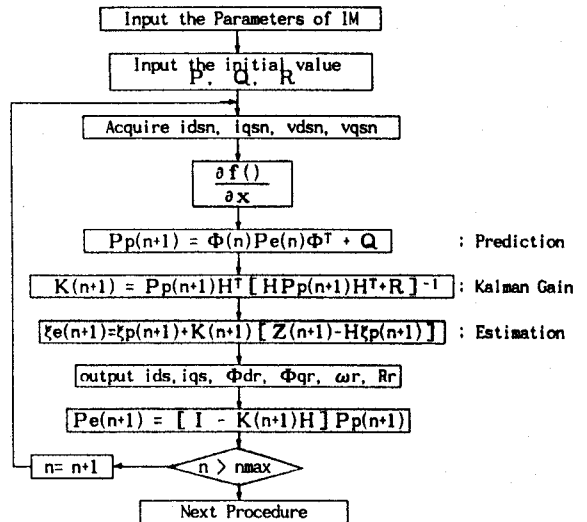


그림 1. Extended Kalman Filter 의 흐름도

### 4. 벡터 제어 시스템구성

본 연구의 EKF 알고리즘을 적용한 속도센서없는 유도전동기 벡터제어 시스템의 블럭선도를 그림 2에 나타내었다.

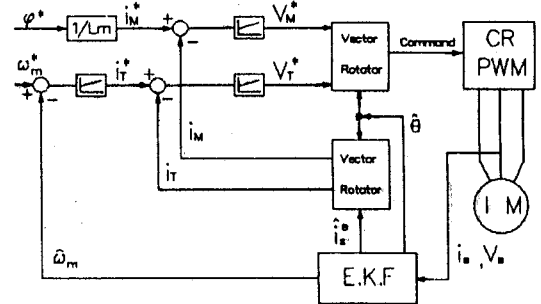


그림 2. 제어시스템의 블럭선도

Vector rotator 블럭에서는 고정자 기준축의 전압명령이 식 (18)과 같이 계산된다.

$$v_{ds}^* = v_m^* \cos \theta - v_r^* \sin \theta \quad (18)$$

$$v_{qs}^* = v_m^* \sin \theta + v_r^* \cos \theta$$

$$\text{여기서 } \cos \theta = \frac{\Phi_{dr}}{\Phi_r}, \quad \sin \theta = \frac{\Phi_{qr}}{\Phi_r}$$

$$\Phi_r = \sqrt{\Phi_{dr}^2 + \Phi_{qr}^2}$$

Extended Kalman Filter 블럭의 입력은 전동기의 필터된 전압과 전류치이며 출력은 추정된 상태변수인 고정자 자속, 속도, 회전자 저항이다. 회전자 저항변동이 추정되므로, 직접벡터제어방식에 간접벡터제어방식에도 적용이 가능하다.

### 5. 시뮬레이션 결과

제안된 EKF 알고리즘의 타당성을 입증하기 위하여 표 1의 정격 값을 갖는 전동기를 대상으로 시뮬레이션을 수행하였다.

표 1. 전동기의 매개변수

$R_s$	0.0614Ω	$R_r$	0.47 Ω	$L_s$	0.0614 H	$L_r$	0.0614 H
$L_m$	0.0586H	$P$	4 극	$J$	0.021kgm <sup>2</sup>	출력	3.7kw

시뮬레이션은 두가지 형태로 수행하였다. 첫번째는 속도기변 특성을 알아보기 위하여 전동기를 영속도에서 기준속도로 또한

기준속도에서 영속도로 변동시키면서 속도와 자속, 회전자저항 추정특성을 분석하였고 두번째는 정상상태에서 부하변동이 생겼을 때의 각각의 동작특성을 분석하였다. 또한 노이즈에 대한 강인성을 검토하기 위하여 각각에 대하여 측정성분인 고정자 전압과 전류에 Random noise 신호를 인가하였다. 그림3. 은 속도가 변 특성이다. 그림3(a)는 실제속도와 추정속도 특성을 나타내고 있다. 실제속도와 약 3%의 오차를 보이며 양호하게 추정하고 있음을 알 수 있다. 그림3(b)는 측정 고정자전압과 추정 고정자전류의, 그림3(c)는 측정 회전자자속과 추정 회전자자속의 동작 특성을 보이고 있으며 Random noise에 강인하고 실제 상태변수를 정확하게 추정하고 있음을 알 수 있다. 또한, 그림3(d)는 회전자저항의 추정 특성을 보여 주고 있다. 초기값 영역에서 실제값 0.47로 정확히 추정하고 있다. 그림4.는 정상상태 동작특성을 보여 주고 있으며 그림4(a)의 경우는 속도 특성을 나타내 준다. 부하는 5 Nm의 부하를 인가하였다. 약 3%의 오차를 보이며 부하변동에 대응하고 있음을 알 수 있다. 그림4(b)는 전류의, 그림4(c)는 자속의 특성을 나타낸다. 부하변동에 무관하게 noise 성분을 filtering 하여 강인하게 실제 상태변수를 추정하고 있음을 알 수 있다.

6. 결 론

유도 전동기의 상태변수와 매개변수들의 추정에 Extended Kalman Filter 를 이용하여 속도 센서가 필요 없고 회전자 저항 변동에

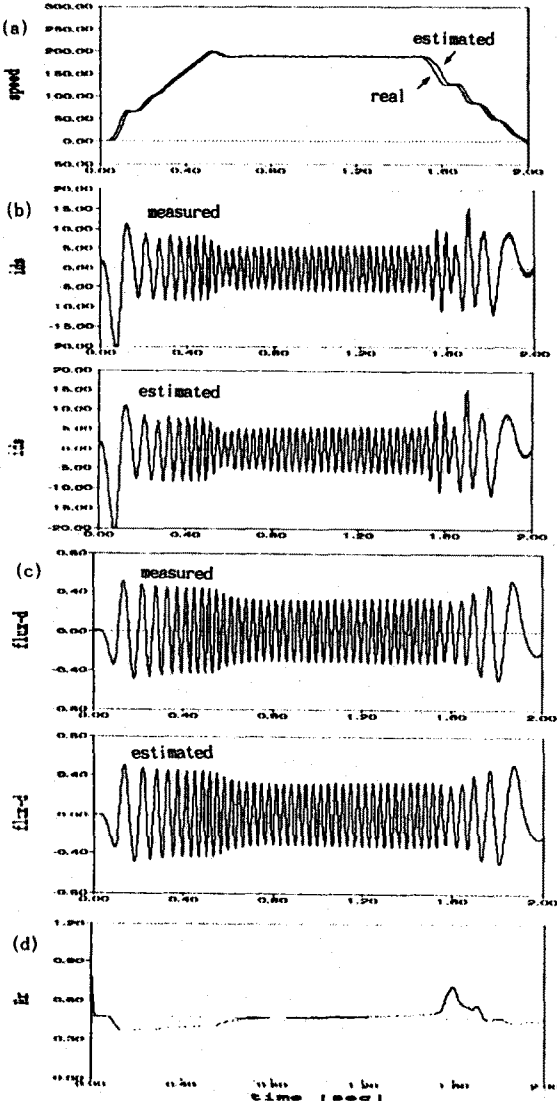


그림3. EKF의 추정 특성 I (속도가변특성)

강인한 벡터제어 시스템을 제안하였다. 고정자 전압과 전류를 EKF 의 입력값으로 사용하였고, 적절한 시뮬레이션을 수행한 결과 추정된 속도와 회전자 저항은 실제값과 거의 일치하여 EKF를 이용한 속도센서없는 벡터제어의 타당성을 입증할 수 있었다. 또한, 입력측에 포함될 수 있는 noise 성분을 적절히 제거할 수 있음을 보였다. 본 연구의 구현을 위해서는 DSP를 탑재한 제어기가 필수적이며 이에 관한 연구를 지속하고 있다.

REFERENCES

[1] Tamai S., Sugimoto H., Yano M. (1985); "Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor Applied Model Reference Adaptive System.", Conf. Rec. IAS-85, pp.613-620.  
 [2] H. Kubota, K. Matsuo, T. Nakano; "Field Oriented Induction Motor Drives without Speed Sensor based on Adaptive Flux Observer and Disturbance Torque Compensation",  
 [3] Zai, L.C., Lipo T.A.; "An Extended Kalman Filter approach to rotor time constant measurement in PWM induction motor drives.", Conf. Rec. IAS-87, pp177-183.  
 [4] G.henneberger, B.J.Brunshach, Th.Klepsch; "Field-Oriented Control and Synchronous and Asynchronous Drives without Mechanical Sensors using a Kalman Filter.", EPE91, pp.664-671.  
 [5] L.Salvatore, et.al.; "Induction motor parameter estimation via EKF.", EPE91, pp543-549.

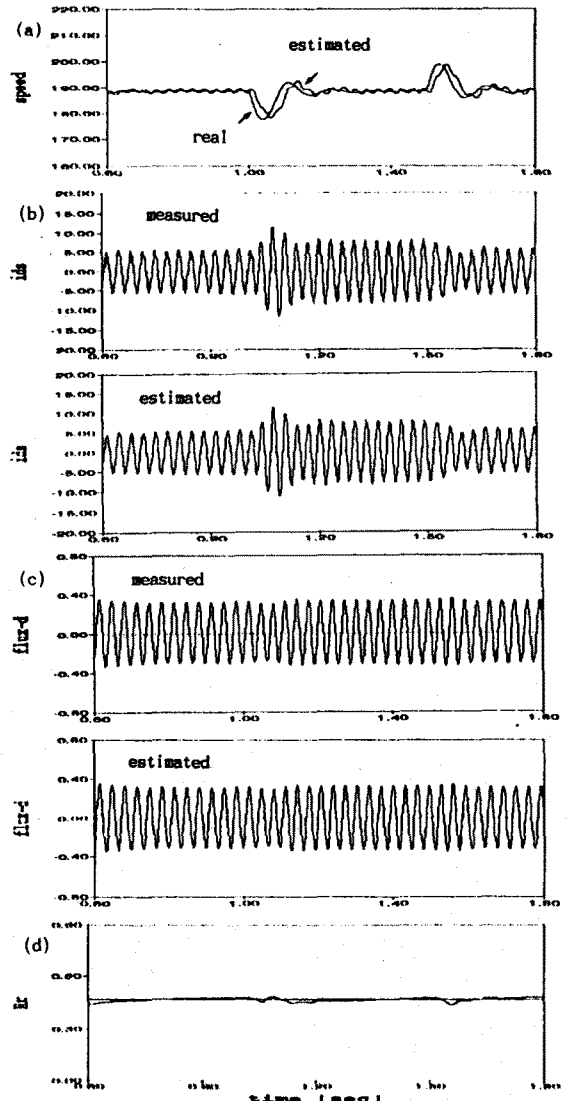


그림4. EKF의 추정 특성 II (부하변동특성)