

확장 칼만필터를 이용한 유도전동기의 벡터제어

황락훈*, 장은성*, 남우영*, 안익수**, 조문택**, 주해종**, 이춘상***, 나승권****
세명대학교*, 대원과학대**, 명지대학교***, 강원직업전문학교****

Vector control of an induction motor using extended Kalman filter

L. H. Hwang, *E. S. Jang, * W. Y. Nam, *I. K. Ahn, **M. T. Cho, **H. J. Joo **
C. S. Lee, *** and S. K. Na ****
Semyung Univ*, Daewon science Coll**, Myongji Univ***, Kangwon VTI****

ABSTRACT

This paper presents a detailed study of the extended Kalman filter for estimating the rotor speed of an IM drive. The general structure of the Kalman filter is reviewed and the various system vectors and matrices are defined. By including the rotor speed as a state variable, the EKF equations are established from a discrete two axis model of the three-phase induction motor. using the software MATLAB/Simulink, simulation of the EKF speed estimation algorithm is carried out for an induction motor drive with direct self control. The investigations show that the EKF is capable of tracking the actual rotor speed provided that the elements of the covariance matrices are properly selected.

1. 서 론

유도전동기의 벡터제어의 구현은 마이크로 프로세서와 고성능 전력소자의 급속한 발달로 인하여 가변속 구동이 가능하게 되었다. 벡터제어를 구현하는데 있어서 회전속도의 정보를 필요로 하지만 속도 센서를 부착할 수 없는 특수한 용도나 속도센서를 부착하지 않음으로서 시스템의 간소화, 범용화를 행하고 싶은 요구에 따라 속도 센서리스 유도전동기 벡터 제어에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.^[1]

유도 전동기의 속도를 추정 할 수 있는 방법으로는 슬립추정, MRAS 방식, 필터를 이용하는 방식, 관측기를 이용하는 방식 등이 있다. 본 논문에서는 확장 칼만 필터를 적용하여 유도 전동기의 속도를 추정하려 한다. 확장된 칼만 필터는 비형 시스템

에 적용되며, 귀납적인 최적의 상태 연산기를 랜덤 노이즈에 의해 장애가 있는 측정된 신호의 노이즈를 이용하여 실시간에서 비선형 동작 시스템의 상태 함수와 파라미터 연산의 결합에 이용 될 수 있다. 이런 가정은 측정 노이즈와 장애가 있는 노이즈가 일치하지 않는다는 점에 착안하게 되고 이에 대한 노이즈의 소스는 측정과 시스템 모델링의 불일치에 기인한다. 전체시스템의 모델링과 노이즈의 관계에서 예측과 필터링의 과정을 거쳐 기기의 수학적인 모델로부터 회전자의 위치와 속도를 알 수 있게 된다. 이러한 확장된 칼만 필터의 알고리즘과 벡터제어의 수행을 위한 유도전동기의 모델을 이론적으로 고찰하고 MATLAB Simulink를 이용하여 시뮬레이션으로 검정한 후 센서리스 벡터 제어를 수행함으로서 확장된 칼만 필터의 실제적인 접근을 가능케 하고자 한다.

2. 본 문

2.1 유도전동기의 d, q 축 모델링

유도전동기를 인버터와 같은 전력변환장치를 사용하여 정상상태의 동작특성을 물론 과도특성까지 해석하기 위해서는 종래의 등가회로에 의한 해석방법으로는 거의 불가능하므로, 유도전동기와 부하를 포함하는 전체 시스템의 정확한 동적 모델링을 이용하여 시스템 방정식으로 표현해야 한다. 이를 위하여 공간벡터 개념을 도입하여 유도전동기의 시스템 방정식을 유도하고 벡터제어 구현을 위한 이론적 바탕을 마련하고자 한다.^{[2][3]}

전압, 전류, 쇄교자속 등과 같은 변수를 2축 고정 좌표계로 변환하면 독립변수의 수가 감소하여 취급하기가 보다 간편하게 되지만, 이 변수들은 여전히 정현파 교류가 되므로 제어 알고리즘에 적용하기가

곧란하다. 따라서, 이를 동기속도 ω_e 로 회전하는 회전 좌표계 d, q 축으로 변환하면 직류성분으로 되어 취급하기가 편리하게 된다.

그림 1과 같이 동기속도로 회전하는 회전자의 공간전류벡터를 동기속도로 회전하는 d, q 축 좌표계로 변환하기 위하여, 우선 고정자의 기준축으로부터 d 축의 회전각($\theta_e = \omega_e t$)을 구하고 동기회전 좌표계에서 전류와 고정 좌표계에서 전류를 이용하여 유도 전동기 고정자 및 회전자 전압 방정식에 적용하면 동기회전 좌표계의 고정자와 회전자 전압 방정식을 얻게 된다. 동기 회전 좌표계에서 고정자 및 회전자 전압방정식을 행렬로 나타내면 다음과 같다.

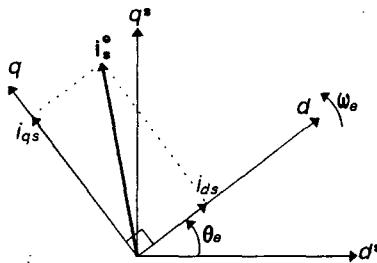


그림 1 고정 좌표계와 동기회전 좌표계의 관계

$$\begin{bmatrix} v_s^e \\ v_r^e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + (p + j\omega_e)L_s & (p + j\omega_e)L_m \\ (p + j\omega_{s1})L_m & R_r + (p + j\omega_{s1})L_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_s^e \\ i_r^e \end{bmatrix} \quad (1)$$

그러나, 농형 유도전동기의 경우 2차 회로는 단락되어 있기 때문에 회전자 전압은 “0”이다. 따라서 다음과 같이 다시 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} v_{ds} &= R_s i_{ds} + p\lambda_{ds} - \omega_e \lambda_{qs} \\ v_{qs} &= R_s i_{qs} + p\lambda_{qs} + \omega_e \lambda_{ds} \\ v_{dr} &= R_r i_{dr} + p\lambda_{dr} - \omega_s \lambda_{qr} = 0 \\ v_{qr} &= R_r i_{qr} + p\lambda_{qr} + \omega_s \lambda_{dr} = 0 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 각각의 쇄교 자속은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \lambda_{ds} &= L_s i_{ds} + L_m i_{dr} = L_s i_{ds} + L_m (i_{ds} + i_{dr}) \\ \lambda_{qs} &= L_s i_{qs} + L_m i_{qr} = L_s i_{qs} + L_m (i_{qs} + i_{qr}) \\ \lambda_{dr} &= L_r i_{dr} + L_m i_{ds} = L_r i_{dr} + L_m (i_{ds} + i_{dr}) \\ \lambda_{qr} &= L_r i_{qr} + L_m i_{qs} = L_r i_{qr} + L_m (i_{qs} + i_{qr}) \end{aligned} \quad (3)$$

위의 식 (2)와 식 (3)을 이용하여 동기회전 좌표계에서 유도전동기의 d, q 축 등가회로를 표현하면 그림 2와 같이 나타낼 수 있다.

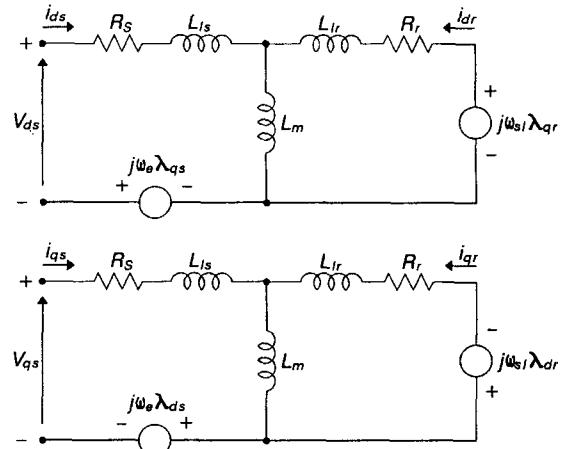


그림 2. 동기회전좌표계에서 d, q 축 등가회로

2.2 칼만 필터

칼만 필터는 분산 노이즈의 효과에 대한 직관적인 대체에 대한 해결이 제공되는 데 파라미터에서의 오차는 또한 일반적인 노이즈처럼 취급된다. 다음의 방정식을 가지는 임의의 유도 전동기 시스템을 선정하여 정리하면 식 (4)와 (5)에서와 같이 표현된다.^[4]

$$\dot{x} = Ax + Bu + G(t)w(t) \quad (\text{System}) \quad (4)$$

$$y = Cx + v(t) \quad (\text{Measurement}) \quad (5)$$

$G(t)$ =weighting matrix of noise

$w(t)$ =system noise

$v(t)$ =measurement noise

$G(t), w(t), v(t)$ 는 각각 시스템과 측정에서 발생하는 노이즈들과 정지, 백색, 불일치에서 발생하는 가우스형 노이즈라고 가정한다면 이것들의 기대값은 0이다. 이런 노이즈에 대한 공분산 행렬을 정의하면 식(6), 식(7)과 같다.

$$Q = cov(w) = E\{ww'\} \quad (6)$$

$$R = cov(v) = E\{vv'\} \quad (7)$$

여기서 $E\{\cdot\}$ 는 기대되는 값을 의미한다.

유도 전동기에 적용된 확장된 칼만 필터의 전체적인 구조는 그림에서와 같고 이를 시스템 방정식으로 표현하면 식(8)와 같다.^[5]

$$\dot{\hat{x}} = (A - K\hat{G})\hat{x} + Bu + Ky \quad (8)$$

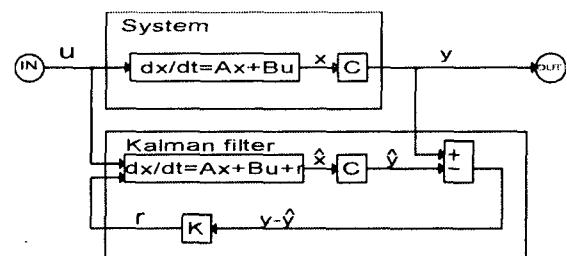


그림 3 칼만 필터 관측기의 구조

시스템 방정식에서 나타난 것과 같이 유도전동기의 시스템에서 가정되는 오차가 칼만필터 제어 불록으로 피드백 되어 오차가 결정되고 이것은 칼만이득을 행렬 K로 나타내어지는데 여기서 행렬 K에 대한 배치는 또 다른 관측기 예를 들어 Luenberger observer들에서와 구조상에서 나타나는 매우 중요한 차이점 중의 하나로 들수 있다. 이것은 노이즈의 공분산에 기초하여 수행되고 다음과 같이 관측에 대한 측정을 만든다.

$$J = \sum_{t=1}^n E\{[x(t_1) - \hat{x}(t_1, t)]^T [x(t_1) - \hat{x}(t_1, t)]\} = \min$$

이것은 K의 선택에 의존하며 K는 최소의 J를 만들기 위해 선택된다. 이것의 해는 다음과 같다.

$$K = PC^T P^{-1}$$

1) 상태 벡터의 추정

$$x_{n|n} = x_{n|n-1} + K_n (y_n - H(x_{n|n-1}))$$

2) 여러 공분산 행렬의 생성

$$P_{n|n} = P_{n|n-1} + K_n \frac{\partial H}{\partial x} |_{x=x_{n|n-1}} P_{n|n-1}$$

3) 칼만 이득

$$K_n = P_{n|n-1} \frac{\partial H^T}{\partial x} |_{x=x_{n|n-1}} \left[\frac{\partial H^T}{\partial x} |_{x=x_{n|n-1}} P_{n|n-1} \frac{\partial H}{\partial x} |_{x=x_{n|n-1}} + R \right]^{-1}$$

4) 상태 예측

$$x_{n+1|n} = \Phi(n+1, n, x_{n|n-1}, u_n)$$

5) 여러 공분산 행렬의 추정

$$P_{n+1|n} = \frac{\partial \Phi}{\partial x} |_{x=x_{n|n}} P_{n|n} = \frac{\partial \Phi^T}{\partial x} |_{x=x_{n|n}} \Gamma_n Q \Gamma_n^T$$

$$G = \int_k^{k+1} \Phi(t_{k+1}, \tau) G(\tau) d\tau$$

$$\Phi(n+1, n, x_{n|n-1}, u_n) = A_n(x_{n|n}) x_{n|n} + B_n(x_{n|n}) u_n$$

$$H(x_{n|n-1}, n) = C_n(x_{n|n-1}) x_{n|n-1}$$

K_n 은 칼만 필터의 귀환 행렬이다. 이 행렬은 모델의 출력이 실제 시스템의 출력과 비교된 후에 확장된 칼만 필터의 상태 벡터가 어떻게 변경되는지 결정한다. 여기서 행렬 A, B, C로 나타난 유도전동기의 모델이 필요하고 행렬 Φ 와 H가 계산되어야 한다.

2.3 확장 칼만 필터 설계

$$\begin{bmatrix} i_{ds}^{(n+1)} \\ i_{qs}^{(n+1)} \\ \lambda_{dr}^{(n+1)} \\ \lambda_{qr}^{(n+1)} \\ \omega_0^{(n+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{K_r}{K_l} M & 0 & \frac{L_m R_r}{L_s^2 K_l} M & \frac{P L_m \omega_0^{(n)}}{2 L_s K_l} & 0 \\ 0 & 1 - \frac{K_r}{K_l} M & \frac{P L_m \omega_0^{(n)}}{2 L_s K_l} & \frac{L_m R_r}{L_s^2 K_l} M & 0 \\ \frac{L_m}{\tau_r} M & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} M & \frac{-P}{2} \omega_0^{(n)} M & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} M & \frac{P}{2} \omega_0^{(n)} M & 1 - \frac{1}{\tau_r} M & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} i_{ds}^{(n)} \\ i_{qs}^{(n)} \\ \lambda_{dr}^{(n)} \\ \lambda_{qr}^{(n)} \\ \omega_0^{(n)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{M}{K_l} & 0 \\ 0 & \frac{M}{K_l} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기서,

$$\tau_r = \frac{L_r}{R_r}, \quad K_r = R_r + \frac{L_m^2 R_r}{L_s^2}, \quad K_l = (1 - L_m^2 / L_s / L_s) * L_s$$

회전자 속도가 상태변수의 유도전동기 모델에 포함된다면 확장 모델이 얻어지고 회전자 속도는 확장 상태로 간주된다. 확장 칼만 필터 알고리즘을 이용한 이산 상태 유도전동기 모델은 식 (9)와 같이 나타낼 수 있다.

시스템 행렬에서 이산 시스템 입력과 출력 행렬은 An, Bn 그리고 Cn에 의해서 나타내어지고 이산 시스템의 상태와 출력은 x_n 과 y_n 으로 나타내어진다.

$$A_n = \begin{bmatrix} 1 - \frac{K_r}{K_l} M & 0 & \frac{L_m R_r}{L_s^2 K_l} M & \frac{P L_m \omega_0^{(n)}}{2 L_s K_l} & 0 \\ 0 & 1 - \frac{K_r}{K_l} M & \frac{P L_m \omega_0^{(n)}}{2 L_s K_l} & \frac{L_m R_r}{L_s^2 K_l} M & 0 \\ \frac{L_m}{\tau_r} M & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} M & \frac{-P}{2} \omega_0^{(n)} M & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} M & \frac{P}{2} \omega_0^{(n)} M & 1 - \frac{1}{\tau_r} M & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B_n = \begin{bmatrix} \frac{M}{K_l} & 0 \\ 0 & \frac{M}{K_l} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad C_n^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad x_n = \begin{bmatrix} i_{ds}^{(n)} \\ i_{qs}^{(n)} \\ \lambda_{dr}^{(n)} \\ \lambda_{qr}^{(n)} \\ \omega_0^{(n)} \end{bmatrix}, \quad y_n = \begin{bmatrix} i_{ds}^{(n)} \\ i_{qs}^{(n)} \end{bmatrix}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} (1 - \frac{K_r}{K_i} M) i_{ds}^{(n)} + \frac{L_m R_r}{L^2 K_i} M \lambda_{dr}^{(n)} + \frac{PL_m \omega_0^{(n)}}{2L_i K_i} M \lambda_{qr}^{(n)} + \frac{M}{K_i} V_{ds}^{(n)} \\ (1 - \frac{K_r}{K_i} M) i_{qs}^{(n)} - \frac{PL_m \omega_0^{(n)}}{2L_i K_i} M \lambda_{dr}^{(n)} + \frac{L_m R_r}{L^2 K_i} M \lambda_{qr}^{(n)} + \frac{M}{K_i} V_{qs}^{(n)} \\ \frac{L_m}{\tau_r} M i_{ds}^{(n)} + (1 - \frac{1}{\tau_r} M) \lambda_{dr}^{(n)} - \frac{P}{2} \omega_0^{(n)} M \lambda_{qr}^{(n)} \\ \frac{L_m}{\tau_r} M i_{qs}^{(n)} + \frac{P}{2} \omega_0^{(n)} M \lambda_{dr}^{(n)} + (1 - \frac{1}{\tau_r} M) \lambda_{qr}^{(n)} \\ \omega_0^{(n)} \end{bmatrix}$$

$$H = C_n x_n = \begin{bmatrix} i_{ds}^{(n)} \\ i_{qs}^{(n)} \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{K_r}{K_i} M & 0 & \frac{L_m R_r}{L^2 K_i} M & \frac{PL_m \omega_0^{(n)}}{2L_i K_i} M & \frac{L_m}{\tau_r} M \lambda_{qr}^{(n)} \\ 0 & 1 - \frac{K_r}{K_i} M & -\frac{PL_m \omega_0^{(n)}}{2L_i K_i} M & \frac{L_m R_r}{L^2 K_i} M & -\frac{PL_m}{2L_i K_i} M \lambda_{dr}^{(n)} \\ \frac{L_m}{\tau_r} M & 0 & 1 - \frac{1}{\tau_r} M & -\frac{P}{2} \omega_0^{(n)} M & -M \lambda_{dr}^{(n)} \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_r} M & \frac{P}{2} \omega_0^{(n)} M & 1 - \frac{1}{\tau_r} M & M \lambda_{qr}^{(n)} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{\partial H}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

이산 시스템 모델에 확장 칼만 필터의 순환 알고리즘을 적용 하므로서 필요한 행렬과 벡터를 계산

할 수 있다. $\Phi, H, \frac{\partial \Phi}{\partial x}$ 그리고 $\frac{\partial H}{\partial x}$ 행렬들은 위와 같이 나타낼 수 있다.

시스템의 출력은 모두 상태변수이고 이것은 회전자 자속과 고정자 전류, 그리고 회전자 속도이다. 입력은 회전자 전류와 회전자 전압으로 이루어진다. 다른 경우의 출력은 회전자 속도뿐이지만, 연산된 회전자 속도 또한 필요하다. 이것은 자속 모델에 의해 계산된다.

그림 4는 필터 Observer의 내부 블록을 나타낸 것으로 시스템과 측정에 기인한 각각의 v 와 w 의 노이즈가 시스템에 유입되고 이에 대한 상태방정식이 연산되어 칼만 이득값을 연산해 내고 이렇게 연산된 상태변수의 값들이 시간함수에 따라서 피드백되는 과정을 보여주고 있다.

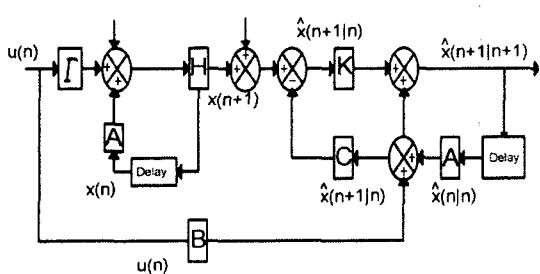


그림 4 확장 칼만 필터 제어 블록도

상태변수의 공분산 행렬 P 의 초기값, 그리고 시스템과 측정에서 기인한 노이즈의 공분산 행렬 Q , R 값인 입력노이즈는 칼만 필터의 이득과 특성에 많은 영향을 미친다. 그러나 최초 설정에 있어서 이에 대한 정보를 가지지 못하기 때문에 설계변수

로서 작용하는데 일반적으로 시스템의 입력잡음에 해당하는 R 값을 먼저 선택하고 그 다음에 Q 값의 설정을 변경시켜 가면서 최적의 과도상태를 얻는 트리얼 방식과 에러 방식으로 선택하는데 이는 확장된 칼만 필터에서 최적의 상태 추정에 최대한 접근하는 방식이라고 할 수 있다.

3. 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 확장 칼만 필터 추정기의 탄성을 검증하기 위하여 MATLAB Simulink를 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다.

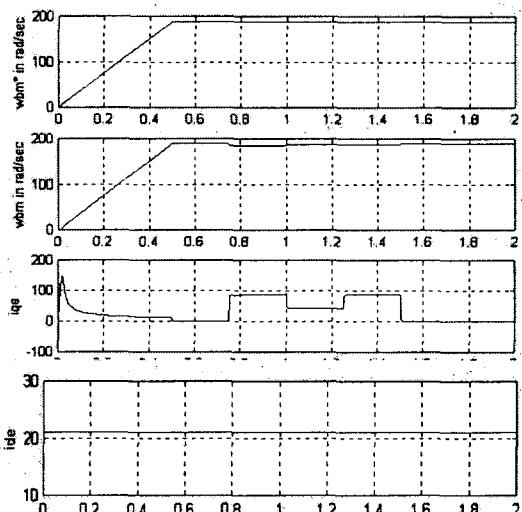


그림 5 속도 및 부하 변동시 속도 추정 및 d-q축 전류

4. 결 론

시뮬레이션 결과 외란 변동에 강인하고 추정치의 측정 잡음과 시스템 잡음에 대한 추정 오차를 최소화하기 위해 칼만 필터의 적용이 가능함을 입증하였다. 차후 실험을 통한 외부 노이즈와 측정 노이즈에 강인한 유도 전동기 속도 제어에 관한 연구가 계속되어야 할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] D.W Novotny and T.A Lip, "Vector Control of AC Drives" Oxford Univ. press ,1996.
- [2] F. Blaschke, "The principle of field orientation as applied to the new trans vector closed loop control system for rotating field machines", Siemens review, vol. 34, pp.217~221, 1972.
- [3] Peter Vas, "Vector Control of AC Machines ",Clarendon Press Oxford, pp.20~45, 1990.
- [4] C.K.Chui, G.Chen "Kalman filtering with Real -Time Applications" second Edition September, 1990.
- [5] Brown, Robert Grover "Introduction to Random Signal Analysis and Kalman Filtering" sons, inc 1983.