

IPMSM의 센서리스 운전을 위한 확장 칼만 필터 설계

전용호* · 조민호**

Extended Kalman Filter Design for Sensorless Control of IPMSM Drive

Yong-Ho Jeon* · Min-Ho Cho**

요 약

본 논문은 IPMSM(Interior Permanent Magnet Synchronous Motor)의 센서리스 운전을 위해 확장 칼만 필터를 기반으로 하는 속도와 위치 추정기의 설계방법을 제안한다. 제안된 방법은 상태 추정의 정밀도를 향상시키기 위해서 시스템 모델의 상태추정구간을 더욱 세분화하여 나누고, 세분화한 각 구간을 테일러급수 전개하여 일차항만 사용하여 추정하였다. 제안된 상태 추정기는 2차 확장칼만필터에 비해 사전추정의 연산의 양을 크게 하지 않고, 상태추정의 정밀도가 증가함을 시뮬레이션을 통해 보일 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, a design of speed and position controller based on the EKF(Extended Kalman Filter) for sensorless control in IPMSM(Interior Permanent Magnet Synchronous Motor) is proposed. The proposed method subdivides the state estimation interval for improving the accuracy of state estimation, and each subdivided interval estimated first order term using Taylor series. The proposed state estimator comparison with the second-order extended Kalman filter reduced calculation amount of a priori estimation. And the simulation results were proved that The accuracy of priori estimation is increased.

키워드

Nonlinear, Sensorless Control, extended Kalman filter, Interior Permanent Magnet Synchronous Motor
비선형, 센서리스 제어, 확장 칼만필터, 영구자석 동기전동기

1. 서 론

최근 자성체 발전으로 가변속 구동시스템에서 교류 전동기인 매입형영구자석전동기(IPMSM : Interior Permanent Magnet Synchronous Motor)의 사용이 증가하고, 이에 고성능 제어를 구성하기 위한 많은 노력이 되어왔다[1-11]

직류전동기는 회전자 정류기의 기계적 접촉구조로 유지 및 보수가 필요하지만, 이에 비하여 교류전동기

는 제어기의 구성은 복잡하나, 영구자석을 회전자로 사용하여 전기적 스위칭으로 대신함으로 유지보수가 불필요하다. 또한, IPMSM는 교류전동기인 같은 용량의 유도전동기에 비해 높은 과위밀도, 효율, 신뢰도, 빠른 응답성의 장점이 있다. 하지만 높은 분해능의 위치센서를 사용해야 한다. 이는 정밀한 위치센서의 장착과 복잡한 센싱회로의 구성 등, 영구자석이 회전자인 전동기의 사용을 제한하는 요인이 된다. 전동기의 각속도와 회전자 영구자석의 위치를 추정

* 중원대학교 메카트로닉스학과 교수(waterjliar@jwu.ac.kr)

** 교신저자(corresponding author) : 중원대학교 컴퓨터시스템공학과 교수(chominhokr@jwu.ac.kr)

접수일자 : 2013. 09. 12

심사(수정)일자 : 2013. 10. 21

게재확정일자 : 2013. 11. 15

하여 교류전동기를 제어하는 센서리스 운전에 관한 많은 연구가 되고 있다[8-11] 그 중 확장칼만필터는 최소오차 자승법에 기초하여 시스템 상태를 최적 추정하는 기법으로 비선형 시스템의 상태추정 문제에 있어서 여러 분야에서 폭넓게 사용되는 방법 중 하나이다[8-10].

확장칼만필터는 바로 이전 상태의 최적 추정된 값을 토대로 현재 상태의 평균과 공분산을 예측추정하고, 관측기로부터 측정된 상태 값이 획득될 때, 예측 추정된 상태와 관측된 상태의 정합과정을 거쳐 현재의 최적 추정된 상태를 얻게 된다. 하지만, 비선형 시스템의 선형화된 수학적 모델을 구할 때, 테일러 급수 전개 일차 항까지만 사용하는 경우에는 상태 추정값의 정밀도는 일차로 제한되고, 필터의 불안정성이 증가한다. 즉 공분산의 예측추정 과정에서 시스템 행렬의 상태에 대한 변화율이 자코비안 행렬이 요구되는데, 자코비안의 최대 고유치와 최소 고유치의 차가 크다면 시스템의 상태추정이 불안정해진다.

2차 확장칼만필터는 예측과정에서 추정 정밀도를 높이기 위해 시스템 선형화 과정에서 테일러 급수의 2차 항까지 사용하는데, 예측과정에서 상태의 평균을 구할 때 자코비안 행렬이 요구되며, 공분산을 구하기 위해서는 헤시안 행렬이 요구된다. 이는 예측과정에서 상태 추정의 정밀도는 증가하지만, 연산에 대한 부담이 크게 증가하는 단점이 있다[12].

본 논문에서는 IPMSM 전동기의 정밀한 센서리스 운전을 위해 확장칼만필터의 예측추정에 있어서 자코비안 행렬 이상의 연산을 요구하지 않으면서 예측의 정밀도를 증가하기 위한 방법을 제안한다. 즉 예측과정의 시간 구간을 더 세분하여 나누고, 각 나누어진 구간마다 테일러급수의 1차 항만 사용하여 사전추정의 횟수를 증가하는 방법이다. 2절에서는 비선형 시불변 시스템의 세분화된 시간구간에 따른 시스템 이산 모델을 구하고, 3절에서는 얻어진 수학적 모델을 사용하여 확장칼만필터를 구성하는 방법을 설명하였다. 그리고 4절에서는 IPMSM 전동기의 센서리스 운전을 위해 속도와 위치 상태를 추정하는 적용 예를 설명하고, 5절에서는 가상실험으로 제안된 추정기가 유용함을 보였다.

II. 시불변 시스템의 이산모델

시스템의 수학적 모델은 식(1)과 같으며, 관측식은 식(2)와 같다.

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \quad (1)$$

$$y(t) = h(x(t)) \quad (2)$$

여기서, 시스템의 $x(t)$ 는 상태벡터이고, $u(t)$ 는 시스템의 제어입력벡터이다. 식(2)에서 $y(t)$ 는 출력벡터이다.

시스템의 수학적 모델이 식(1)이고, 시간 t_k 에서 상태벡터를 $x(t_k)$ 라 할 때, 시간 t_{k+1} 에서 상태벡터를 표현하면 다음 식(3)와 같다.

$$x(t_{k+1}) = x(t_k) + \int_{t_k}^{t_{k+1}} f(x(\tau), u(\tau)) d\tau \quad (3)$$

식(3)의 적분항은 시간구간 $[t_k, t_{k+1}]$ 에서 $f(x, u)$ 가 상수에 가깝다고 가정을 하여 오일러 적분하면 다음 식(4)와 같다.

$$x(t_{k+1}) = x(t_k) + Tf(x(t_k), u(t_k)) \quad (4)$$

여기서, T 는 시간구간 $[t_k, t_{k+1}]$ 의 크기이다.

식(4)의 적분항의 시간구간을 n 등분하여 표현하면 다음 식(5)와 같이 근사할 수 있다.

$$x(t_{k+1}) \approx x(t_k) + h \sum_{i=0}^{n-1} f(x(t_k + ih), u(t_k + ih)) \quad (5)$$

식(5)은 세분화된 구간 $h = T/n$ 에 대해 $f(x, u)$ 가 상수에 가깝다고 가정하고 오일러 적분을 한 것이다. 세분화 구간 중 i 번째 항만을 표현하면 다음 식(6)과 같다.

$$x(t_{k,i+1}) \approx x(t_{k,i}) + hf(x(t_{k,i}), u(t_{k,i})) \quad (6)$$

$$t_{k,i} = t_k + ih, \quad i = 0, \dots, n-1 \quad (7)$$

식(7)은 시간구간 $[t_k, t_{k+1}]$ 사이의 i 번째 가상 샘플링을 하는 시간이다.

식(6)을 이산화하면 다음 식(8)의 이산모델이 얻어진다.

$$x_{k,i+1} = x_{k,i} + hf(x_{k,i}, u_{k,i}) \quad i = 0, \dots, n-1 \quad (8)$$

여기서, $x_{k,i} = x(t_k + ih)$ 이고, $u_{k,i} = u(t_k + ih)$ 이며, 입력벡터 u 는 알 수 있다고 가정한다. 식(8)은 이산모델로 시스템 노이즈가 포함되지 않은 상태이다. 식(3)의 시스템 모델에 불확실성을 고려하여 식(8)에 가우시안 화이트 노이즈가 가산된다고 가정하면 다음 식(9)와 같다.

$$x_{k,i+1} = x_{k,i} + hf(x_{k,i}, u_{k,i}) + hw_k \quad (9)$$

$$w_k \sim (0, Q_k) \quad (10)$$

여기서, 식(9)는 시스템의 불확실성이 n 등분한 시간구간에 평균적으로 존재한다는 가정이다.

식(9)의 이산상태 방정식을 $x_{k,i}$ 의 근방에서 테일러 급수 전개하면 다음 식(11)과 같다.

$$x_{k,i+1} = x_{k,i} + hf(\bar{x}_{k,i}, u_{k,i}) + h \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{\bar{x}_{k,i}} (x_{k,i} - \bar{x}_{k,i}) + hw_k \quad (11)$$

여기서, $\bar{x}_{k,i}$ 는 섭동이 없는 상태의 궤적이다. 식(11)을 정리하면 다음 식(12)에서 식(14)와 같다.

$$x_{k,i+1} = F_{k,i}x_{k,i} + \tilde{u}_{k,i} + hw_k \quad (12)$$

$$F_{k,i} = I + h \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{\bar{x}_{k,i}} \quad (13)$$

$$\tilde{u}_{k,i} = h \left(f(\bar{x}_{k,i}, u_{k,i}) - \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{\bar{x}_{k,i}} \bar{x}_{k,i} \right) \quad (14)$$

시간구간 $[t_k, t_{k+1}]$ 의 모든 스텝을 표현하면 다음 식(15)와 같다.

$$\begin{bmatrix} x_{k,1} \\ x_{k,2} \\ \vdots \\ x_{k,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{k,0} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & F_{k,1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & F_{k,n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{k,0} \\ x_{k,1} \\ \vdots \\ x_{k,n-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{u}_{k,0} \\ \tilde{u}_{k,1} \\ \vdots \\ \tilde{u}_{k,n-1} \end{bmatrix} + hw_k \quad (15)$$

III. 확장칼만필터 알고리즘 적용

이산화하여 표현된 수학적인 모델을 이용하여 상태변수를 사전 추정하는 방법은 식(16)에서 식(17)로 이루어진다.

$$\tilde{x}_{k,1} = F_{k,0}\hat{x}_{k,0} + \tilde{u}_{k,0} \quad (16)$$

$$\tilde{x}_{k,i+1} = F_{k,i}\tilde{x}_{k,i} + \tilde{u}_{k,i} \quad 1 \leq i < n \quad (17)$$

식(16)는 이전시간의 최적 추정된 상태 $\hat{x}_k = \hat{x}_{k,0}$ 를 사용하여 사전 추정된 값이고, 식(17)은 사전 추정된 $\tilde{x}_{k,i}$ 로 사전추정을 한 식이다.

사전 추정된 상태변수를 이용하여 공분산을 사전 추정하는 방식은 다음 식(18)에서 식(19)과 같다.

$$\tilde{P}_{k,1} = F_{k,0}\hat{P}_{k,0}F_{k,0}' + Q_{k,0} \quad (18)$$

$$\tilde{P}_{k,i+1} = F_{k,i}\tilde{P}_{k,i}F_{k,i}' + Q_{k,i} \quad 1 \leq i < n \quad (19)$$

식(18)의 $\tilde{P}_{k,1}$ 은 이전 단계 k 에서 최적 추정된 공분산 행렬 $\hat{P}_{k,0}$ 를 시간간격 h 에 대해 변화한 값이고, 식(19)은 사전 추정된 $\tilde{P}_{k,i}$ 를 이용하여 시간간격 h 에 대해 공분산을 사전 추정한 식이다. 시스템 수학적 모델의 불확실성 $Q_{k,i}$ 는 각 구간에 평균적으로 동일하게 포함된다고 가정하여 사전 추정되는 공분산에 더해진다.

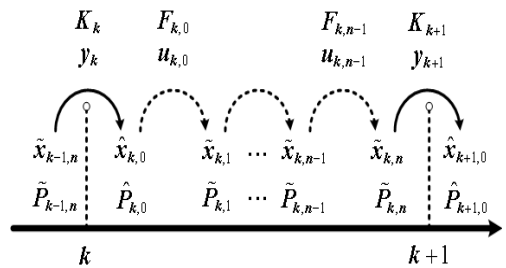


그림 1. 시간스텝에 따른 상태추정
Fig. 1 State estimation flow diagram

칼만 필터는 두 단계의 추정과정을 거치는데, 관측된 값이 얻어지기 직전까지 시간에 대한 수학적인 모

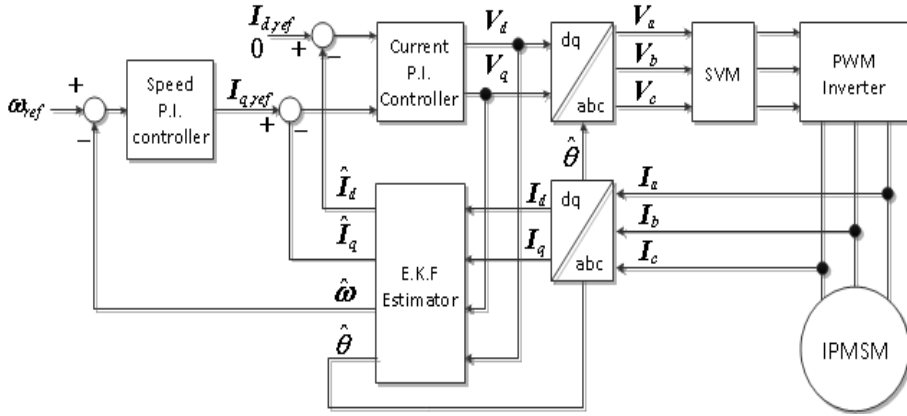


그림 2. 전체 제어시스템 구성도
Fig. 2 The full control system configurations

델만으로 추정을 하는 사전추정 단계와 관측된 값과 사전 추정된 값의 정합과정을 거치는 사후추정으로 나누어진다. 그림 1은 시간단계에 따른 추정방법을 표현한 것이다. 시간단계 $k, k+1$ 의 사이에서는 사전추정을 하는 과정이 이루어지고, 시간단계 $k, k+1$ 에서는 센서로부터 얻어진 관측 값과 사전 추정된 값의 정합과정으로 사후추정의 표현이다.

사후추정은 다음 식(20)에서 식(22)로 이루어진다.

$$\hat{x}_{k+1,0} = \tilde{x}_{k,n} + K_{k+1}(y_{k+1} - h_k(\tilde{x}_{k,n})) \quad (20)$$

$$\hat{P}_{k+1,0} = \tilde{P}_{k,n} - K_{k+1}H_{k+1}^T\tilde{P}_{k,n} \quad (21)$$

$$H_{k+1} = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{x = \tilde{x}_{k,n}} \quad (22)$$

식(20)의 $\hat{x}_{k+1,0}$ 은 시간 t_{k+1} 에서 최적의 상태추정 값이고, 식(21)의 $\hat{P}_{k+1,0}$ 은 최적 추정된 공분산 값이다. 여기서 K_{k+1} 는 칼만이득으로 다음 식(23)로 계산된다.

$$K_{k+1} = \tilde{P}_{k,n}H_{k+1}^T [H_{k+1}\tilde{P}_{k,n}H_{k+1}^T + R_d]^{-1} \quad (23)$$

식(23)의 R_d 는 관측기에 포함되는 노이즈 ν_k 의 분산 값이다. ν_k 에 비해 시스템에 포함된 불확실성을 크게 설정하면 칼만이득이 크게 되고, 식(20)에서 상

태의 최적추정 값은 관측된 값을 더 신뢰하여 추정된 결과가 된다. 확장칼만필터의 초기상태와 공분산은 다음 식(24)에서 식(25)으로 설정한다.

$$\hat{x}_{0,0} = E[x_0] \quad (24)$$

$$\hat{P}_{0,0} = E[(x_0 - \hat{x}_{0,0})(x_0 - \hat{x}_{0,0})^T] \quad (25)$$

이상 최적의 상태추정 과정을 정리하면 식(24)에서 식(25)의 초기값을 가지고 전류계측 직전까지 식(16)에서 식(19)의 사전추정 과정을 거치고, 센서로부터 관측기의 데이터를 획득한 후, 식(20)에서 식(23)의 사후추정 과정을 거쳐 최적상태를 추정한다.

IV. IPMSM 전동기의 센서리스 운전

d-q 회전축에 동기화된 IPMSM 전동기의 수학적 모델은 식(26)에서 식(29)와 같다.

$$\dot{i}_d = -\frac{R_s}{L_d}i_d + \frac{pL_q}{L_d}w_r i_q + \frac{1}{L_d}V_d \quad (26)$$

$$\dot{i}_q = -\frac{R_s}{L_q}i_q - \frac{pL_d}{L_q}w_r i_d - \frac{p\psi_f}{L_q}w_r + \frac{1}{L_q}V_q \quad (27)$$

$$\dot{\omega}_r = \frac{1}{J_m}(\tau_c - B_m \omega_r - \tau_l) \quad (28)$$

$$\tau_c = \frac{3p}{2}(\psi_f i_q + (L_d - L_q) i_d i_q) \quad (29)$$

여기서, V_d , V_q 는 d축과 q축의 입력전압, i_d , i_q 는 d축과 q축의 전류, ω_r 은 회전자 각속도, τ_l 은 부하 토크, R 는 고정자의 상 저항, L_d , L_q 는 d축과 q축의 인덕턴스, ψ_f 는 회전자 영구자석의 자속상수, p 는 회전자 영구자석의 극수, J_m 은 전동기의 회전자의 관성 모멘트, B_m 은 전동기 회전자의 마찰계수이다.

전동기의 수학적 모델인 식(26)에서 식(29)을 이산화하여 표현하면 다음 식(30)에서 식(34)와 같다.

$$x_{k,i+1} = F_{k,i} x_{k,i} + G_{k,i} u_{k,i} + w_{k,i} \quad (30)$$

$$y_{k+1} = H_{k+1} x_{k,n} + \nu_{k+1} \quad (31)$$

$$F_{k,i} \cong I_{4 \times 4} + \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=x_{k,i}} h \quad (32)$$

$$G_{k,i} = \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial u} \right|_{u=u_{k,i}} h = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{J_m} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \frac{T_s}{n} \quad (33)$$

$$H_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (34)$$

여기서, T_s 는 이산 샘플링 주기이고, 식(30)은 샘플링 주기가 작다고 가정할 때, 테일러 근사화를 이용하여 얻어진 이산상태 모델식이다. 식(30)의 $w_{k,i}$ 는 이산주기 안에서 각 시간 구간 h 에 균등하게 포함되는 가우시안 화이트 노이즈이며, 식(31)의 ν_k 는 관측 시스템에 포함되는 가우시안 화이트 노이즈로 모두 제로의 평균값을 갖는다. 또한 상태 벡터는 $x = [i_d \ i_q \ \omega_r \ \theta_r]^T$ 이며, 관측벡터는 $y = [i_d \ i_q]^T$ 이다.

칼만 필터는 관측 데이터를 얻기 이전 수학적 모델만을 가지고 상태의 사전추정의 단계를 거치는데,

이때 공분산 행렬의 사전추정에서 사용되는 자코비안 행렬은 식(35)와 같다.

$$\Phi = \frac{\partial f}{\partial x} = \quad (35)$$

$$\begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \frac{pL_q}{L_d} \omega_r & \frac{pL_q}{L_d} i_q & 0 \\ -\frac{pL_d \omega_r}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q} & -\frac{pL_d i_d + p\psi_f}{L_q} & 0 \\ \frac{3p}{2J_m} (L_d - L_q) i_q & \frac{3p}{2J_m} (\psi_f + (L_d - L_q) i_d) & -\frac{B_m}{J_m} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

센서리스 운전을 위해 구성된 전동기의 구동시스템은 그림 2와 같다. 각속도와 각도의 센서 대신 제안된 확장칼만필터를 사용하여 각속도와 각도를 추정하였고, 추정된 각도를 이용하여 고정축에 관측되는 3상의 전류를 회전좌표계 d축 전류와 q축의 전류로 변환하였다. 또한 추정된 각속도는 전동기의 속도 제어에 이용되었으며, 속도 제어기로는 PI 제어기를 사용하였다. 속도제어기로부터 구해진 토크퍼런스를 만들기 위해 d축 전류를 0 [A]로 하여 식(29)로 q축 전류퍼런스를 구하였다. 각 전류제어기는 피드백 선형화 항을 첨가한 PI제어기를 구성하였다.

V. 시뮬레이션 고찰

전동기의 구동을 위한 전체시스템 구성은 그림 2와 같다. 전체시스템은 속도추종과 전류제어를 위한 PI제어기와 각속도와 회전자 영구자석의 각도 추정을 위한 확장칼만필터의 부분, 그리고 전동기의 구동을 위한 전압원 인버터로 구성된다. PI제어기의 구조는 속도와 전류의 연속(cascade) 제어방식을 사용하였는데, 속도제어기의 기계적인 시상수를 고려할 때 동작주파수를 1[Khz]로 하였고, 전류제어기의 동작주파수는 20[Khz]로 하였다. 이는 전압원 인버터의 SPWM 변조를 위한 삼각파의 주파수는 20[Khz]인데, 변조주파수에 동기하여 전류계측을 하고, 그에 따라 전류제어기가 동작하도록 설계되었다.

시뮬레이션은 PSIM을 사용하여 제어기의 동작과 상태추정의 성능을 시험하였다.[12] 시뮬레이션에서 사용된 IPMSM 모델은 PSIM에서 제공되는 전동기

모델을 이용하였으며, 또한 제어기와 상태추정기의 구성에서 DLL 기능을 이용하여 프로그램 하였다.

IPMSM 전동기로 사용된 파라메타는 다음 표 1과 같다.[13]

표 1. 전동기 파라메타
Table 1. IPMSM parameter

Motor Rated Power		3-phase 1hp
Motor Rated Speed		1200 RPM
Pole Pair Number, p		2
Stator Resistance, R_s		0.048 Ω
D-axis Inductance, L_d		0.42 mH
Q-axis Inductance, L_q		1.2 mH
Moment of Inertia, J_m		0.002 Kgm ²
Friction coefficient, B_m		0.02 Nm/rad/s
Magnetic Flux Constant, ψ_f		0.04135 volt/rad/s

전류계측에서 각 상에 0.1 [A]의 계측 노이즈를 가산 하였다. 전동기의 운전조건은 무부하 상태에서 고속 1200 [RPM], 중속 600 [RPM], 저속 60[RPM]의 속도센서와 위치센서에 대한 센서리스 운전을 실시하였다. PI제어기의 이득과 확장칼만필터의 상태의 추정에서 가산되는 시스템 노이즈와 관측 노이즈는 다음 표 2와 같다.

표 2. 전동기 제어이득 및 추정이득
Table 2. Gain of IPMSM driving

PI controller gain		System and measurement Noise	
Speed P	0.2	$Q_{00} (A^2)$	2.56
Speed I	2	$Q_{11} (A^2)$	2.56
d-axis P	0.126	$Q_{22} (rad^2/sec^2)$	0.256
d-axis I	14.4	$Q_{33} (rad^2)$	0.00256
q-axis P	0.36	$R_{00} (A^2)$	0.04
q-axis I	14.4	$R_{11} (A^2)$	0.04

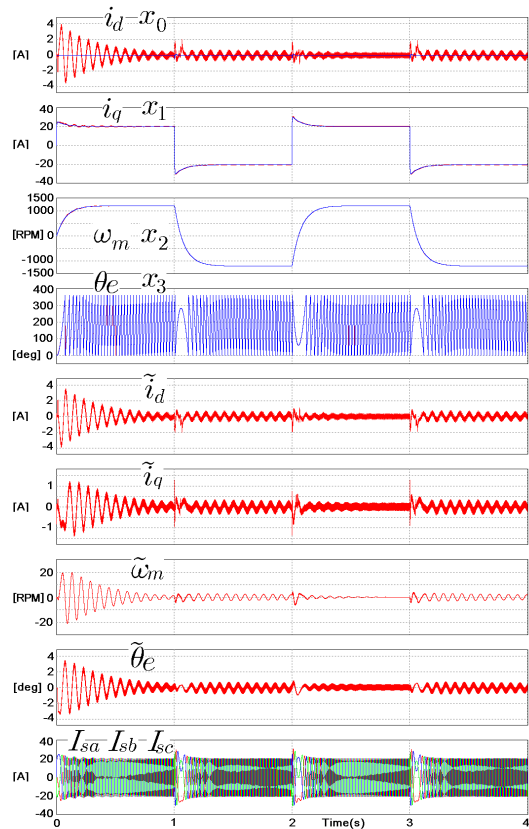


그림 3. 정역회전 각속도 1200 [RPM]
Fig. 3 Forward/reverse speed 1200 [RPM]

가상실험에서 제안된 상태 추정기의 사전추정 시간 주기는 5 [uS]로 사전추정의 식(15)에서 식(18)을 사용하여, 10번의 사전추정이 실행되도록 하였다. 전류 계측의 시간주기는 50 [uS]이다.

그림 3은 시간 0 [s]에서 기동하여 시간 1 [s]의 간격으로 1200 [RPM]에서 -1200 [RPM]으로 교번하여 운전한 결과를 나타낸다.

그림 4는 시간 1 [s]의 간격으로 600 [RPM]에서 -600 [RPM]의 각속도로 운전한 결과이며, 그림 5는 시간 2 [s]의 간격으로 60[RPM]에서 -60[RPM]으로 운전한 결과이다.

그림 3에서 그림 5의 첫 번째에서 네 번째까지 그림은 각각 실제 전동기의 상태 값과 최적의 상태 추정치를 나타낸 그림이고, 다섯 번째 그림에서 여덟 번째 그림은 각 상태의 오차를 나타내는 그림이다. 여덟

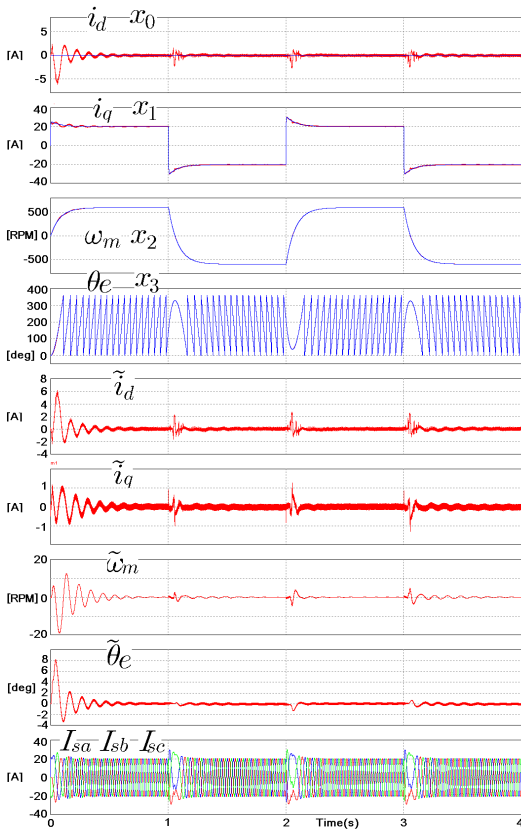


그림 4. 정역회전 각속도 600 [RPM]
Fig. 4 Forward/reverse speed 600 [RPM]

번째는 실제 영구자석 회전자의 각도와 추정된 각도의 오차로서 기동 시 8[°]이하의 오차가 발생하지만, 정상상태에서는 1 [°]이하의 각도오차가 발생하여 안정하게 되는 모습을 보인다. 마지막 아홉 번째 그림은 전압원 인버터에 흐르는 삼상 전류를 나타낸다.

그림 4는 중속 600 [RPM]의 속도로 운전하는 모습으로 여덟 번째 그림을 시간 2 [s]에서 4 [s]까지 위치 오차의 실효치(rms)를 구했을 때, 5 [uS]의 사전추정 주기에서 0.258 [°]의 값을 나타냈다. 25 [uS]의 사전추정 주기에서는 0.266 [uS]의 결과를 50 [uS]의 사전추정 주기에서는 0.271 [uS]의 결과로 추정주기가 짧아질수록 위치의 추정오차가 작아지는 결과를 얻을 수 있었다.

그림 5의 첫 번째 그림은 전류제어에서 d축 기준 전류를 20 [A]로 설정하여 저속 60 [RPM]의 속도를

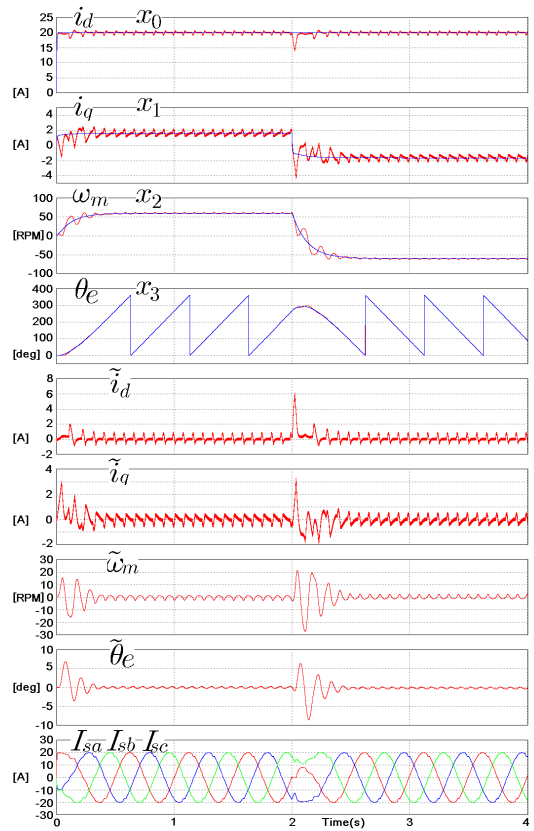


그림 5. 정역회전 60 [RPM]
Fig. 5 Forward/reverse speed 60 [RPM]

추종하기 위해 계산되는 q축 기준 전류의 값을 크도록 하였다. 이 결과로 저속 60 [RPM]에서도 1 [°]이하의 정상상태 각도오차가 발생하여 정밀제어가 가능하지만, d축의 양의 값으로 제어되는 전류로 인해 토크 손실이 발생하는 단점이 있다.

VI. 결론

2차 확장칼만필터는 추정의 정밀도를 높이기 위해서 비선형 시스템 모델을 테일러급수에서 2차 이상의 항을 포함하여 사전추정에 사용한다.

본 논문에서 제안된 확장칼만필터의 설계방법은 사전추정 과정에서 사용되는 시스템 모델을 테일러 급수의 1차 항만을 사용하여 사전추정 횟수를 증가하는 방법을 제시하였다. 이는 연산 양을 증가하지 않고 사

전추정 정밀도를 향상시키기 위한 방법으로 600 [RPM]의 정속 운전에서 사전추정의 횡수를 증가함에 따라 추정오차가 작아짐을 알 수 있었다.

추후, 관측기의 비선형성을 보완할 수 있는 Unsented Kalman Filter와 결합하여 상태 추정의 정밀도를 향상시키는 센서리스 운전에 관한 연구가 요구된다.

참고 문헌

[1] B.K.Bose, "Modern power electronics and AC drives", Printice Hall, 2002.

[2] M. Krstic, I. Kanellakopoulos, and P. Kokotovic, "Nonlinear and Adaptive Control Design", Wiley, pp. 87-121, 1995.

[3] M.S. Merzoug, H. Benalla, "Nonlineare Backstepping Control of Permanent Magnet Synchronous Motor (PMSM)", International Journal of System Control, Vol. 1, pp. 30-34, 2010.

[4] M. Muminul, I. Chy, M.N. Uddin, "Nonlinear controller Based High Speed Control of IPMSM", 4th ICECE, pp. 477-480, December 2006.

[5] M.A. Rahman, M. Vilathgamuwa, M.N. Uddin, K. Tseng, "Nonlinear Control of Interior Permanent-Magnet Synchronous Motor", IEEE Trans on Industry Application Vol. 39, No. 2, pp. 408-416, March/April 2003.

[6] D.F. Chen, T.H. Liu and C.K. Hung, "Nonlineare Adaptive Backstepping controller Design for a Matrix-converter based PMSM Control System", InConf Rec. IEEE-IES Annual Meeting, Vol. 1, pp. 673-678, 2003.

[7] Yongho Jeon, Whang Cho, "Nonlinear and Adaptive Back-Stepping Speed Control of IPMSM", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 6, pp. 855-864, 2011.

[8] Jongseon Kim, "A Robust Sensorless Speed Control of Sensorless BLDC Motor", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 3, No. 3, pp. 266-275, 2008.

[9] Yongho Jeon, Whang Cho, "Sensorless Speed Control of IPMSM Using an Extended Kalman

Filter and Nonlinear and Adaptive Back-Stepping Control Technique", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 7, No. 6, pp. 1413-1422, 2012.

[10] Z.Q Song, Z.J. Hou, C.W. Jiang, X.H. Wei, "Sensorless Control of Surface Permanent Magnet Synchronous Motor Using a new Method", Elsevier, Energy Conversion and Management, Vol. 47, pp. 2451-2460, September 2006.

[11] K. Khadija, M. Benyounes, B.I. Khalil, B.M. Rachid, "A Simple and Robust Speed Tracking Control of PMSM", PRZEGLAD ELECTROTECHNICZNY, pp. 202-206, July 2011.

[12] Dan Simon, "Optimal State Estimation", Wiley-InterScience, pp. 123-130, pp. 395-409, 2006.

[13] PowerSim Inc, "PSIM User's Guide", pp. 68-72, January 2010.

[14] Ho-hyoung Lee, Whang Cho, Key-seo Lee, "Improved switching method for sensorless BLDC motor drive", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 5, No. 2, pp. 164-170, 2010.

[15] Yongjin Kim, KwangHeon Kim, YoungChul Bae, "An Implementation of Vector Control of AC Servo Motor Based on Optical-EtherCAT Network", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 8, No. 4, pp. 583-588, 2013.

저자 소개

전용호(Yong-Ho Jeon)



1996년 광운대학교 제어계측공학과 졸업(공학사)

1998년 광운대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사)

2008년 광운대학교 대학원 정보제어공학과 졸업(공학박사)

2013년~현재 중원대학교 메카트로닉스학과 교수

※ 관심분야 : 가변속 시스템, 지능로봇 시스템



조민호(Min-Ho Cho)

1982년 인하대학교 컴퓨터공학과
졸업(공학사)

1998년 숭실대학교 대학원 컴퓨터
공학과 졸업(공학석사)

2003년 숭실대학교 대학원 컴퓨터공과 졸업(공학박사)

2013년~현재 중원대학교 컴퓨터시스템공학과 교수

※ 관심분야 : 소프트웨어공학, 운영체제 및 소프트
웨어 아키텍처

