

신경회로망을 이용한 PMSM의 속도 및 위치센서리스제어

이영실 · 이정철 · 이흥균 · 정택기 · 정동화

순천대학교 전기제어공학과

1. 서론

센서리스 제어는 고정자 전압과 전류, 역기전력 등과 같은 정보를 이용하여 회전자의 속도 및 위치를 추종하는 방법이다. 센서리스는 수학적 모델, 물리적인 현상 및 제어 이론을 이용하는 방법으로 분류되어 연구되고 있다. 수리적인 모델을 이용하는 방법에는 고정자 전압에서 고정자 저항에 의한 전압 강하분을 제거한 항을 적분하여 자속의 위치를 추정한다.[1] 물리적인 현상을 이용하는 방법에는 INFORM 방법과 고주파 전압을 주입하는 방법 등이 있다. 제어이론을 이용하는 방법은 MRAC, EKF 및 상태관측기[2] 등을 이용하는 방법이다. 이 방법은 개선된 연구였으나 동특성이 정확해야 하는 시스템에서는 문제점이 나타난다. 전동기의 기계 및 전기적인 방정식을 이용하여 속도 및 위치를 추정하고 있다. 그러나 정확한 추정이 이루어지기 위해서는 외부 부하토크와 같은 파라미터를 정확하게 알아야 한다는 단점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 최근에 각광을 받고 있는 신경회로망에 관심을 가지게 되었다. 비선형 시스템을 동정하고 제어하기 위하여 인공 신경회로망이 제시되었다.[3] 그러나 이러한 연구도 갑작스런 부하 및 속도가 변화할 경우 시스템의 성능이 악화되는 문제점이 있다.

본 연구에서는 신경회로망을 이용한 PMSM의 속도 및 위치 센서리스 제어를 제시한다. 2층 구조를 가진 신경회로망에 BPA(Back Propagation Algorithm)를 적용하여 PMSM의 위치와 속도를 추정한다. 추정성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. PMSM의 모델링

전기 각속도에 의해 동기회전 $d-q$ 기준축에서 PMSM의 모델링을 구하여 미분방정식 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$p i_d = -\frac{1}{\tau_r} i_d + \omega_r i_q + \frac{v_d}{L_u}, \quad p i_q = -\omega_r i_d - \frac{1}{\tau_r} i_q - \frac{\omega_r \phi_a}{L_u} + \frac{v_q}{L_u} \quad (1)$$

여기서, $\tau_r = \frac{L_u}{R_u}$ 이다.

식(1)을 다시 정리하면 다음과 같다.

$$p \left(i_d + \frac{\phi_a}{L_u} \right) = -\frac{1}{\tau_r} \left(i_d + \frac{\phi_a}{L_u} \right) + \omega_r i_q + \frac{1}{L_u} \left(v_d + \frac{\phi_a}{\tau_r} \right), \quad p i_q = -\omega_r \left(i_d + \frac{\phi_a}{L_u} \right) - \frac{1}{\tau_r} i_q + \frac{v_q}{L_u} \quad (2)$$

또한, i_x, i_y, v_x, v_y 를 다음과 같이 정의한다.

$$i_x = i_d + \frac{\phi_a}{L_a}, \quad i_y = i_q, \quad v_x = \frac{1}{L_a} \left(v_d + \frac{\phi_a}{\tau_r} \right), \quad v_y = \frac{v_q}{L_a} \quad (3)$$

식(3)에 의해 식(2)를 다시 정리하면 다음과 같다.

$$p i_x = -\frac{1}{\tau_r} i_x + \omega_r i_y + v_x, \quad p i_y = -\omega_r i_x - \frac{1}{\tau_r} i_y + v_y$$

$$p \mathbf{i}_{xy} = -\frac{1}{\tau_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{i}_{xy} - \omega_r \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{i}_{xy} + \mathbf{v}_{xy}$$

$$= -\frac{1}{\tau_r} \mathbf{I} \mathbf{i}_{xy} - \omega_r \mathbf{J} \mathbf{i}_{xy} + \mathbf{v}_{xy} \quad (4)$$

여기서, $\mathbf{i}_{xy} = \begin{bmatrix} i_x \\ i_y \end{bmatrix}$, $\mathbf{v}_{xy} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix}$, $\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ 이다.

연속식과 이산식의 관계는 다음과 같다.

$$\mathbf{i}_{xy}(k+1) = \mathbf{i}_{xy}(k) + T p \mathbf{i}_{xy}(k) \quad (5)$$

여기서 T 는 샘플링 주기이다.

식(5)를 이산식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{i}_{xy}(k+1) = \mathbf{i}_{xy}(k) + T \left(-\frac{1}{\tau_r} \mathbf{I} \mathbf{i}_{xy} - \omega_r \mathbf{J} \mathbf{i}_{xy} + \mathbf{v}_{xy} \right), \quad \mathbf{i}_{xy}(k+1) = \left(1 - \frac{T}{\tau_r} \right) \mathbf{I} \mathbf{i}_{xy} - T \omega_r \mathbf{J} \mathbf{i}_{xy} + T \mathbf{v}_{xy} \quad (6)$$

식(6)은 이산형으로 표현하면 PMSM의 수학적 모델 외 다른 표현으로 신경회로망 알고리즘의 도출할 수 있는 기본이 된다.

3. 속도 및 위치 추정

2축 추정 좌표계에서 전압방정식은 식(1)로부터 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p \hat{i}_d = -\frac{1}{\tau_r} \hat{i}_d + \hat{\omega}_r \hat{i}_q + \frac{\hat{v}_d}{L_a}, \quad p \hat{i}_q = -\hat{\omega}_r \hat{i}_d - \frac{1}{\tau_r} \hat{i}_q - \frac{\hat{\omega}_r \phi_a}{L_a} + \frac{\hat{v}_q}{L_a} \quad (7)$$

여기서 $\hat{\cdot}$ 는 추정치를 나타낸다.

$d-q$ 축 좌표계에서와 같은 방법으로 $\hat{d}-\hat{q}$ 축에서의 전압방정식을 이산식 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{i}}_{xy}(k+1) = \left(1 - \frac{T}{\tau_r} \right) \hat{\mathbf{I}} \hat{\mathbf{i}}_{xy} - T \hat{\omega}_r \hat{\mathbf{J}} \hat{\mathbf{i}}_{xy} + T \hat{\mathbf{v}}_{xy} \quad (8)$$

식(8)은 신경회로망에 적용하기 위하여 다음 식으로 표현한다.

$$\hat{\mathbf{i}}_{xy}(k+1) = W_1 \hat{\mathbf{i}}_{xy} + W_2 \mathbf{J} \hat{\mathbf{i}}_{xy} + W_3 \hat{v}_{xy} \quad (9)$$

여기서 $W_1 = (1 - \frac{T}{\tau_r})$, $W_2 = -T\hat{\omega}_r$, $W_3 = T$ 이다.

신경회로망 모델을 나타내는 추정치는 다음 식과 같다.

$$\hat{\mathbf{i}}_{xy}(k) = W_1 x_1 + W_2 x_2 + W_3 x_3 \quad (10)$$

여기서 $x_1 = \hat{\mathbf{i}}_{xy}(k-1)$, $x_2 = \mathbf{J} \hat{\mathbf{i}}_{xy}(k-1)$, $x_3 = \hat{v}_{xy}(k-1)$

신경회로망 모델이 PMSM 모델을 추정하도록 가중치 W_1, W_2, W_3 를 조절해야 한다. 전동기 정수가 일정하면 W_1, W_3 은 항상 일정한 값이므로 속도정보가 있는 W_2 만 조절하면 신경회로망 모델이 PMSM 모델과 같게 될 수 있으며 속도정보 $\hat{\omega}_r$ 를 얻을 수 있다.

그림 1은 속도추정을 위한 신경회로망의 시스템을 나타낸다.

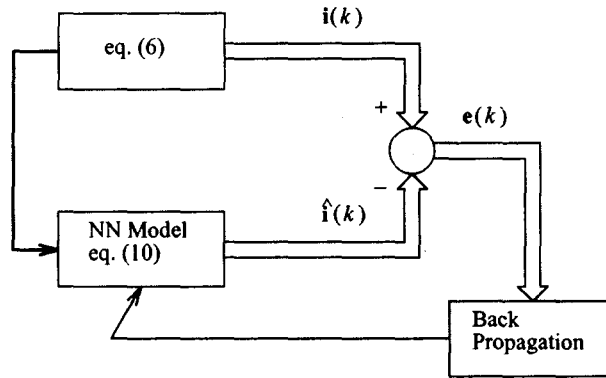


그림 1 속도추정을 위한 신경회로망의 시스템 블록도

역전과 알고리즘을 이용하여 가중치 W_2 를 찾는 방법에 대하여 설명한다. 역전과 알고리즘에 의하면 출력값의 오차에 따라 신경회로망의 가중치를 조절하고 이 오차가 영이 되면 신경회로망 모델과 PMSM 모델이 같게 된다. 이를 위하여 다음의 출력오차를 이용한다.

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{i}_{xy}(k) - \hat{\mathbf{i}}_{xy}(k) \quad (11)$$

출력오차의 에너지 함수를 E 라고 두면 다음과 같다.

$$E(k) = \frac{1}{2} \mathbf{e}^2(k) = \frac{1}{2} [\mathbf{i}_{xy}(k) - \hat{\mathbf{i}}_{xy}(k)]^2 \quad (12)$$

신경 사이의 하중은 에너지 함수를 최소화하기 위하여 동조한다.

따라서 역전과 알고리즘에 의한 가중치 변동 ΔW_2 와 W_2 는 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$\Delta W_2(k) = -\eta \frac{\Delta E(k)}{\Delta W_2(k)} + \alpha \Delta W_2(k-1), \quad W_2(k+1) = W_2(k) + \Delta W_2(k) \quad (13)$$

여기서 η 는 학습계수이며 학습과정에서 학습율을 나타낸다. 이 계수가 크면 하중 변

화가 크다. 실제 구현을 위하여 학습율은 진동이 유발되지 않는 범위에서 큰 값으로 선정한다. 계수 α 는 현재 하중에서 변동하는 과거 하중의 영향을 결정한다.

$$\Delta E(k) = \frac{\partial E}{\partial W_2} = \frac{\partial E}{\partial \hat{i}} \cdot \frac{\partial \hat{i}}{\partial W_2} \quad (14)$$

$$\Delta W_2(k) = \eta \{ [i_q(k) - \hat{i}_q(k)] \left[\hat{i}_d(k-1) + \frac{\phi_a}{L_a} \right] - [i_d(k) - \hat{i}_d(k)] \hat{i}_q(k-1) \} + \alpha \Delta W_2(k-1) \quad (15)$$

결과적으로 W_2 는 식(10)과 (13)-(15)의 관계를 이용하여 추정속도를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) - \frac{\Delta W_2(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}_r(k) - \frac{\eta}{T} \{ [i_q(k) - \hat{i}_q(k)] \left[\hat{i}_d(k-1) + \frac{\phi_a}{L_a} \right] - [i_d(k) - \hat{i}_d(k)] \hat{i}_q(k-1) \} - \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (16)$$

추정속도를 이용하여 회전자 자극의 위치는 다음과 같다.

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + T \cdot \hat{\omega}_r(k) \quad (17)$$

그림 2는 신경회로망을 이용한 PMSM의 벡터제어 시스템을 나타낸다.

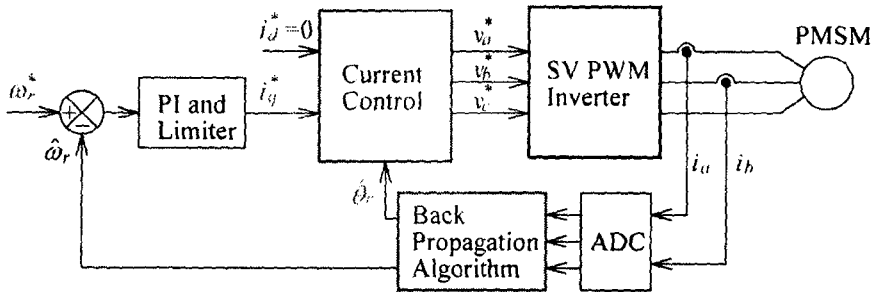


그림 2 PMSM의 벡터제어 시스템

4. 시스템의 성능결과

그림 3은 본 연구에서 제시한 센서리스 벡터제어의 결과이다. 0.2[sec]에서 지령속도를 1000[rpm]로 운전하다가 0.6[sec]에서 지령속도를 1800[rpm]으로 변화시켰을 때의 응답특성을 나타낸다. 그림 3(a)는 지령속도와 실제속도를 나타내며 그림(b)는 지령속도와 추정속도를 나타낸다. 속도의 변화에도 추종속도는 지령속도 및 실제속도에 양호하게 추종되고 있다. 그림(c)는 실제 축 전류, 그림(d)는 추정 축 전류를 나타내고 그림(e) 실제 회전각과 추정 회전각을 나타낸다. 추정 축 전류 및 회전각도 실제 축 전류 및 회전각에 양호하게 추정하고 있다.

그림 4는 무부하 상태에서 1800[rpm]으로 정상상태로 운전 중 0.5[sec]에서 0.8[sec]

까지 부하토크 $3[N \cdot m]$ 인가했을 경우 나타나는 응답결과를 나타낸다. 부하토크를 인가한 경우에도 추종속도는 지령속도 및 실제속도에 양호하게 추종되고 있다. 또한 추정 q 축 전류 및 회전각도 실제 q 축 전류 및 회전각에 양호하게 추정하고 있다.

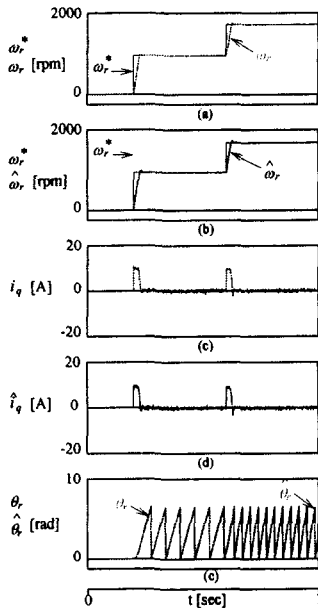


그림 3 스텝 지령속도의 변화에 대한 응답특성

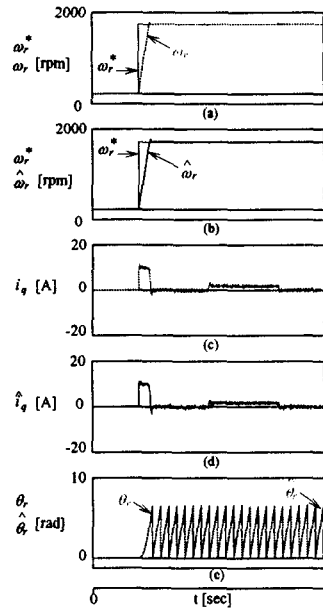


그림 4 부하토크의 스텝변화에 대한 응답

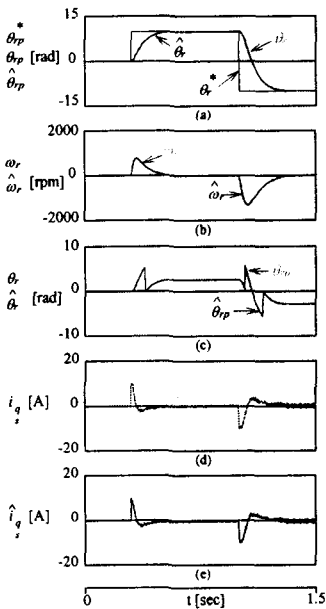


그림 5 위치제어의 응답특성($3\pi[rad] \rightarrow -3\pi[rad]$)

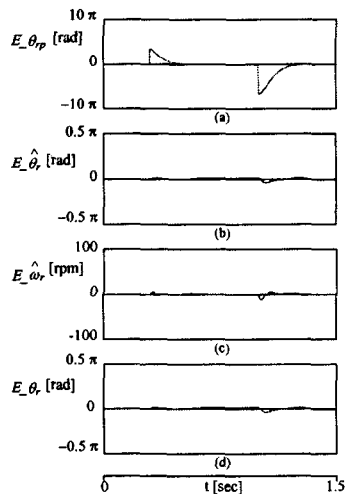


그림 6 그림 5의 오차계산

그림 5는 지령위치를 0.3[sec]에서 3π [rad]로 운전 중 1.0[sec]에서 -3π [rad]로 지령위치를 변화시켜 운전했을 경우의 응답파형을 나타낸다. 그림 5(a)는 지령위치, 실제위치 및 추정위치를 나타낸다. 그림(b)는 실제속도와 추정속도를 나타내고 그림(c)는 실제각과 추정각을 나타낸다. 그림(d)는 실제 q 축 전류를 나타내며 그림(e)는 추정 q 축 전류를 나타낸다. 추정위치 및 실제위치는 지령위치에 양호하게 추정되고 있으며 추정속도도 실제속도에 매우 양호하게 추정되고 있다. 그리고 실제 q 축 전류와 추정 q 축 전류는 유사하게 나타나고 있다. 이러한 결과에서 양호한 추정성능을 명확하게 확인하기 위하여 오차를 검토하였다. 그림 6은 그림 5에 대한 오차를 나타낸다.

그림 6에서 (a)는 지령위치와 추종위치의 오차를 나타내고 (b)는 실제위치와 추종위치의 오차를 나타낸다. 그리고 (c)는 실제속도와 추종속도의 오차를 나타내고 (d)는 실제 각과 추정각의 오차를 나타낸다. 실제치와 추종치 사이의 오차는 2[%] 이내로 나타나므로 양호한 추종성능을 확인할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 PMSM의 속도 및 위치 센서리스 제어를 제시하였다. 본 논문에서 얻은 결론은 다음과 같다.

(1) 속도의 변화에도 추정 속도, q 축 전류 및 회전각은 실제 속도, q 축 전류 및 회전각에 양호하게 추정하였다. (2) 부하토크를 인가할 경우에도 추정 속도, q 축 전류 및 회전각은 실제 속도, q 축 전류 및 회전각에 양호하게 추정하였다. (3) 지령위치를 스텝으로 변화시켰을 경우에도 추종위치는 양호하게 추종하였으며 위치제어의 응답특성도 양호하였다. (4) 이러한 성능을 명확하게 확인하기 위하여 오차를 구하였으며 실제치와 추종치 사이의 오차는 2[%] 범위 내에서 존재하므로 추종성능이 우수하다는 것을 확인하였다.

본 논문에서는 다양한 속도 및 토크의 변화에도 속도 및 위치의 추종성능이 양호하게 나타났으며 제시한 센서리스 알고리즘의 타당성을 입증할 수 있었다.

참고문헌

- [1] D. Antic, J. B. Klaassens and W. Deleroi, "Side effects in low speed AC drives," IEEE PESC '94 Rec., pp. 998-1002, 1994.
- [2] R. B. Sepe and J. H. Lang, "Real-time observer based (adaptive) control of a permanent magnet synchronous motor without mechanical sensors," IEEE Trans. on IA, vol. 28, no. 6, pp. 1345-1352, 1992.
- [3] Q. D. Guo, R. F. Luo and L. M. Wang, "Position control of brushless DC motor servo system based on neural network," in Proc. ICPE'95, pp. 541-545, 1995.