

신경회로망을 이용한 IPMSM 드라이브의 파라미터 추정

이홍균, 이정철, 정택기, 이영실, 정동화
국립순천대학교 정보통신공학부

Parameter Estimator of IPMSM Drive using Neural Network

Tack-Gi Jung, Jung-Chul Lee, Hong-Gyun Lee, Young-Sil Lee, Dong-Hwa Chung
School of Information & Communication Engineering, Suncheon National Univ.

Abstract - This paper is proposed a neural network based estimator for torque and stator resistance in IPMSM Drives. The neural weights are initially chosen randomly and a model reference algorithm adjusts those weights to give the optimum estimations. The neural network estimator is able to track the varying parameters quite accurately at different speeds with consistent performance. The neural network parameter estimator has been applied to slot and flux linkage torque ripple minimization of the IPMSM. The validity of the proposed parameter estimator is confirmed by the operating characteristics controlled by neural networks control.

1. 서 론

IPMSM은 파라미터의 변동에 비선형이며 고차의 동특성에 의한 다변 결합시스템이다. 벡터제어의 기법을 이용하여 전동기의 모델링과 제어는 비교적 간단하게 처리할 수 있다. 고성능 드라이브 시스템을 위하여 고속이며 정확한 응답을 필요로 한다. 또한 어떤 외란에 대하여 속도추정이 빠르게 이루어져야 하며 파라미터의 변동에 둔감해야 한다.

일반적으로 선형 플랜트 모델과 시불변 파라미터에 기초한 종래의 제어는 파라미터의 변동과 외부 외란에 대하여 어느 정도 해결할 수 있었다.[1] PMSM의 전압 제어 알고리즘에서 토크정수 및 고정자 인덕턴스를 추정하기 위하여 적응제어 기법인 MRAS[2] 및 STC[3]가 제시되었다. 그러나 저속에서 고정자 저항의 변동을 고려하지 않았다. MRAS를 이용하여 일정한 인덕턴스에서 고정자 저항과 회전자 자속을 추정하거나 일정 자속과 인덕턴스에서 속도와 저항을 추정하였다.[4] 이 방법은 여러 동작점에서 적응 메카니즘의 설계와 PI 이득의 동조가 어려운 문제점이 있었다. 반복 모델링의 방법은 온도의 변화에 따라 고정자 저항의 추정이 충분하지 못했다.

본 연구에서는 토크정수와 고정자 저항과 같은 파라미터를 위하여 온라인 신경회로망에 기초하여 추정자를 제시한다. 본 신경회로망의 제어기는 복잡한 계산량을 줄이고 제어방법을 간단히 할 수 있으며 벡터제어에 의한 IPMSM 드라이브 시스템을 위하여 더욱 실질적이고 효율적인 제어기를 구성한다. 본 연구에서 제시한 알고리즘의 추정성능을 분석하고 그 결과를 제시한다.

2. IPMSM 모델링

IPMSM의 d 와 q 축의 등가회로 부터 전압방정식을 구하면 다음과 같다.

$$v_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_r L_q i_q \tag{1}$$

$$v_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_r L_d i_d + \omega_r \phi_a \tag{2}$$

전기적인 발생토크는 다음과 같다.

$$T_e = \frac{3}{2} P [\phi_a i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] \tag{3}$$

식(1)-(4)를 미분방정식의 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$p i_d = (-R_s i_d + \omega_r L_q i_q + v_d) / L_d \tag{4}$$

$$p i_q = (-R_s i_q - \omega_r L_d i_d - \omega_r \phi_a + v_q) / L_q \tag{5}$$

$$p \omega_r = \frac{3}{2J} P [\phi_a i_q + (L_d - L_q) i_d i_q] - \frac{B}{J} \omega_r - \frac{T_L}{J} \tag{6}$$

이 식에서 전기적인 속도 ω_r 는 기계적인 속도로 표현하면 $(P/2)\omega_r$ 로 표현되고 ϕ_a 는 자석의 상호 자속쇄고수로서 $L_q k_e$ 로 표현된다. 여기서 k_e 는 토크상수이다.

회전자 속도에 대한 상태 방정식은 d 축 전류가 일정한 제어되면 발생토크는 q 축 전류에 비례하여 제어된다는 것을 나타낸다. 따라서 전동기의 토크는 단지 q 축 전류가 제어변수가 된다.

3. 토크 정수와 고정자 저항 추정

추정 알고리즘은 그림 1에 나타내며 병렬 MRAS를 사용한다.

그림 1 토크 정수와 고정자 저항을 위한 MRAS-NN에 의한 추정자

d, q 축의 인덕턴스의 변화는 무시하고 d 축 전류는 일정하게 제어한다. IPMSM으로 된 기준모델을 조절모델과 병렬로 연결한다. 기준모델과 조절모델 사이의 전류 오차는 피드포워드 신경회로망의 적용 알고리즘의 입력으로 사용되며 토크정수와 고정자 저항을 추정한다. 전류 오차는 역전과 알고리즘에서 신경망 하층을 학습하는데 사용한다.

식(4)과 (5)를 $d-q$ 기준축에서 이산 방정식을 구하면 다음과 같다.

$$i_d(k+1) = i_d(k) + \frac{T_s}{L_d} [v_d(k) + L_q \omega_r(k) i_q(k) - R_s i_d(k)] \quad (7)$$

$$i_q(k+1) = i_q(k) + \frac{T_s}{L_q} [v_q(k) - L_d \omega_r(k) i_d(k) - L_q k_e \omega_r(k) - R_s i_q(k)] \quad (8)$$

여기서, T_s 는 샘플링 주기이며 $i_d(k+1)$ 과 $i_q(k+1)$ 은 $d-q$ 축 고정자 전류이며 $v_d(k)$ 와 $v_q(k)$ 는 $d-q$ 축 고정자 전압을 나타낸다.

조절모델은 기준모델인 IPMSM에서 R 와 k_e 를 \hat{R} 와 \hat{k}_e 로 대체하면 얻을 수 있다. 동특성 오차는 다음과 같은 형태로 나타낸다.

$$e_{id}(k+1) = i_d(k+1) - \hat{i}_d(k+1) = -\frac{T_s}{L_d} (R_s - \hat{R}_s) i_d(k) \quad (9)$$

$$e_{iq}(k+1) = i_q(k+1) - \hat{i}_q(k+1) = -\frac{T_s}{L_q} (k_e - \hat{k}_e) \omega_r(k) - \frac{T_s}{L_q} (R_s - \hat{R}_s) i_q(k) \quad (10)$$

모든 파라미터를 정확하게 추종할 경우 전류의 오차를 영으로 된다. 실시간 구현에서 d 축 전류가 영으로 제어되면 d 축 전류오차는 정확한 추종을 하는데 충분하지 않다. 이러한 문제는 자화전류를 주입하여 해결할 수 있다. 특정한 주입의 약 영향은 동손을 증가시켜 저효율의 결과를 초래한다.

전류 노이즈의 영향을 방지하기 위하여 전류오차에 대한 LPF를 사용한다. 필터링 전류오차와 이 전류오차의 변화분은 신경회로망의 입력으로 사용한다. 신경회로망의 출력은 추정 파라미터의 변화분이다.

전류 LPF는 다음과 같다.

$$e_{id}^{\Sigma} = \frac{1}{m} \sum_{n=0}^{m-1} z^{-n} e_{id} \quad e_{iq}^{\Sigma} = \frac{1}{m} \sum_{n=0}^{m-1} z^{-n} e_{iq} \quad (11)$$

여기서 m 은 LPF의 부 사이클의 수이며 z 는 지연 연산자이다. 신경회로망에서 다른 두 입력은 전류오차의 변화분이다.

$$ce_{id}^{\Sigma} = (1-z^{-1})e_{id}^{\Sigma} \quad ce_{iq}^{\Sigma} = (1-z^{-1})e_{iq}^{\Sigma} \quad (12)$$

오차지수는 다음과 같이 정의한다.

$$E = 0.5e_{id}^{\Sigma} \cdot e_{id}^{\Sigma} + 0.5e_{iq}^{\Sigma} \cdot e_{iq}^{\Sigma} \quad (13)$$

신경회로망의 하층적용은 LSM(Least Square Method)에 기초한다.

$$v_{ij}(k+1) = v_{ij}(k) - \gamma \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad (14)$$

여기서 E 는 필터링된 전류오차의 지수이며 v_{ij} 는 신

경하층의 하나이며 γ 는 학습율을 나타낸다.

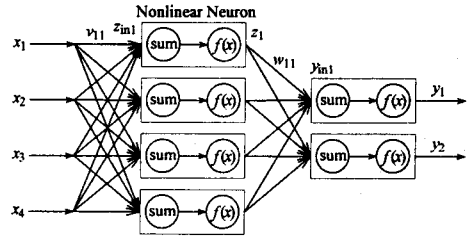


그림 2 신경회로망의 새로운 하층

예를 들면, v_{11} 은 그림 2에서 나타낸 첫 입력신경에서 첫 히든신경까지 하층이다. 이 하층에 대한 오차지수의 미분은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial v_{11}} &= \frac{\partial E}{\partial e_{iq}^{\Sigma}} \frac{\partial e_{iq}^{\Sigma}}{\partial v_{11}} + \frac{\partial E}{\partial e_{id}^{\Sigma}} \frac{\partial e_{id}^{\Sigma}}{\partial v_{11}} = e_{iq}^{\Sigma} \frac{\partial e_{iq}^{\Sigma}}{\partial \hat{\omega}_r} \frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial v_{11}} + e_{id}^{\Sigma} \frac{\partial e_{id}^{\Sigma}}{\partial \hat{R}_s} \frac{\partial \hat{R}_s}{\partial v_{11}} \\ &= e_{iq}^{\Sigma} \frac{\partial e_{iq}^{\Sigma}}{\partial \hat{\omega}_r} \frac{\partial \hat{\omega}_r}{\partial y_{n1}} \frac{\partial y_{n1}}{\partial z_1} \frac{\partial z_1}{\partial v_{11}} + e_{id}^{\Sigma} \frac{\partial e_{id}^{\Sigma}}{\partial \hat{R}_s} \frac{\partial \hat{R}_s}{\partial y_{n2}} \frac{\partial y_{n2}}{\partial z_1} \frac{\partial z_1}{\partial v_{11}} \\ &= e_{iq}^{\Sigma} f'(y_{n1}) w_{11} f'(z_{m1}) x_1 + e_{id}^{\Sigma} f'(y_{n2}) w_{12} f'(z_{m1}) x_1 \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 $\frac{\partial e_{iq}^{\Sigma}}{\partial \hat{\omega}_r}$, $\frac{\partial e_{id}^{\Sigma}}{\partial \hat{R}_s}$ 는 시스템의 Jacobean 함수이며 이는 신경회로망에서 $\frac{\partial k_e}{\partial \hat{\omega}_r}$, $\frac{\partial R_s}{\partial \hat{R}_s}$ 에 의해 계산할 수 있다. 간단하게 $\frac{\partial e_{iq}^{\Sigma}}{\partial \hat{\omega}_r} = 1$, $\frac{\partial e_{id}^{\Sigma}}{\partial \hat{R}_s} = 1$ 을 놓고 사용한다. $f'(y_{m1})$ 은 초기 비선형 함수의 미분이며 z_{m1} 은 첫 번째의 히든 신경의 합성출력이다. 그리고 z_1 은 첫 번째의 히든신경의 출력이며 y_{n1}, y_{n2} 는 첫째와 둘째 출력신경의 합성출력이고 x_1 은 첫 번째의 입력신경의 입력이다. 마지막으로 적용법칙을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} v_{11}(k+1) &= v_{11}(k) - \gamma \frac{\partial E}{\partial v_{11}} \\ &= v_{11}(k) - \gamma \left[e_{iq}^{\Sigma} f'(y_{n1}) w_{11} f'(z_{m1}) x_1 + e_{id}^{\Sigma} f'(y_{n2}) w_{12} f'(z_{m1}) x_1 \right] \end{aligned} \quad (16)$$

4. 회전자 자속과 토크 리플의 최소화

그림3은 제시한 혼합 토크 최소화의 블록도를 나타낸다. 속도제어기는 전류제어기를 위하여 지령 q 축 전류 대신에 지령토크를 출력한다. 슬롯 토크리플을 위하여 오프라인 동정은 회전자 위치에 대해 보상전류의 테이블을 발생하기 위하여 사용한다. 슬롯 토크리플은 주어진 위치는 토크정수에 비해하기 때문에 고정된 q 축 전류를 보상한다. 자속 토크리플을 위하여 토크정수는 전류제어 루프에서 추정한다. 적용 메카니즘의 고속응답과 전류루프의 큰 밴드 폭은 토크상수의 온라인 추정과 자속 리플의 보상에 이용한다.

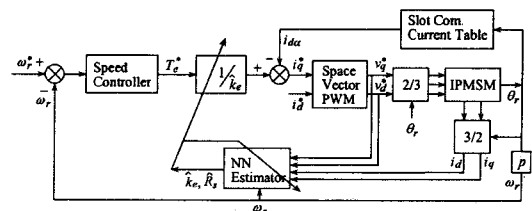


그림 3 혼합 토크리플의 최소화 제어기에 대한 블록도

5. 시스템의 성능결과

본 연구에서 사용한 PMSM의 파라미터는 표1과 같다.

표 1 PMSM의 파라미터

극수	4
전기자 저항 R_s	0.98[Ω]
영구자석 쇄교자속 ϕ_a	0.174[Wb]
정격 주파수	60[Hz]
d 전기자 인덕턴스 L_d	9.1[mH]
q 전기자 인덕턴스 L_q	18.1[mH]
정격 토크	5[N·m]
정격 속도	1800[rpm]

그림4은 PI 제어기에 의한 파라미터 응답특성이며 0.1[sec]에서 기동하여 지정속도를 1000[rpm]로 스텝으로 증가시켜 운전하고 있다. 추정 파라미터를 정격 값의 50[%]로 설정하여 1000[rpm] 운전 중, 0.5[sec]에서 토크 정수와 고정자 저항의 추정특성을 나타내고 있다. 그림4(a)는 발생토크를 나타내며 그림 (b)는 q 축 전류를 나타낸다. 그리고 그림 (c)는 토크정수를 나타내고 그림 (d)는 고정자 저항을 나타낸다.

그림5은 본 연구에서 제시한 신경회로망에 의한 결과로서 그림4와 같은 조건에서 추정성능을 나타낸다. 본 연구방법이 종래의 PI 제어기 보다 양호한 추정성능을 얻을 수 있으며 추정이 되는 시점에서 토크리플은 매우 작게 나타난다.

그림6은 토크 정수와 고정자 저항의 추정성능을 비교한다. 그림 6(a)와 (b)는 PI 제어기에 의한 파라미터이며 그림 6(c)와 (d)는 본 연구에서 제시한 신경회로망에 의한 파라미터이다. 본 방식이 종래의 PI 제어기 보다 우수한 추정성능을 나타내고 있다.

6. 결 론

본 연구에서는 토크정수와 고정자 저항과 같은 파라미터를 위하여 온라인 신경회로망에 기초하여 추정자를 제시하였다. 신경회로망을 이용한 추정자는 다양한 동작조건에서 파라미터의 변동을 아주 정확하게 추정할 수 있었다. 그리고 토크리플 최소화 제어를 사용하여 토크리플을 저감할 수 있었다. 신경회로망을 이용한 본 연구의 추정자는 종래의 PI 제어기와 성능을 비교하여 본 연구의 타당성을 입증하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] B. K. Bose, "High Performance control and estimation in ac drives," in Proc. IEEE IECON'97, vol. 2, pp. 377-385, 1997.
- [2] N. Matsui and H. Ohashi, "DSP based adaptive control of brushless motor," IEEE IAS, Conf. Rec. Annu. Meet., pp. 375-380, 1988.
- [3] K. Ohshi, N. Matsui and Y. Hori, "Estimation, identification and sensorless control system," Proceedings of IEEE, vol. 82, no. 8, pp. 1253-1265, 1994.
- [4] K. H. Kim, et al., "Parameter estimation and control of permanent magnet synchronous motor drive using model reference adaptive technique," IEEE IAS, Conf. Rec. Annu. Meet., pp. 387-392, 1995.

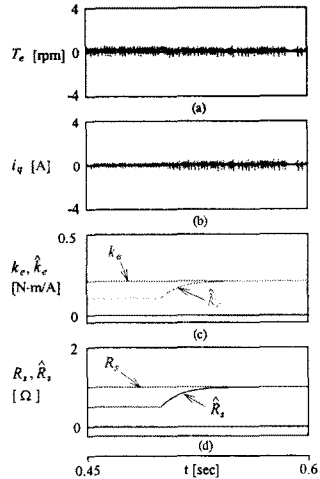


그림 4 PI 제어기에 의한 파라미터 추정특성

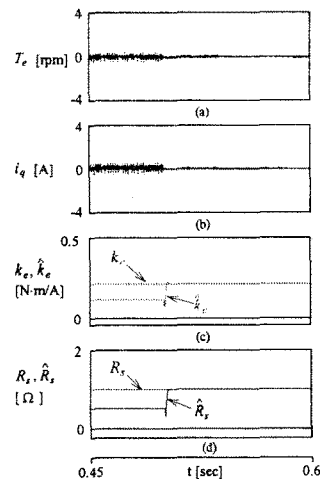


그림 5 신경회로망에 의한 파라미터 추정특성

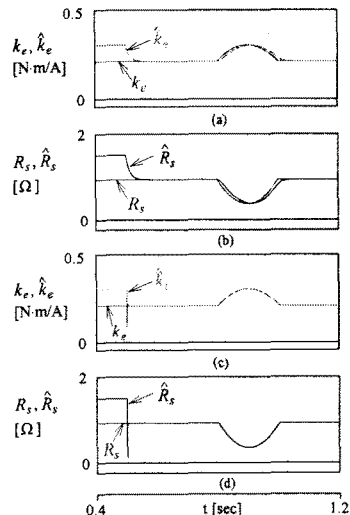


그림 6 토크 정수와 고정자 저항의 추정 특성 비교