

신경회로망을 이용한 영구자석 동기전동기의 센서리스 벡터제어*

이홍희
제어계측공학과

<요 약>

신경회로망을 이용하여 PMSM의 속도제어를 기존의 속도 및 위치검출기 없이 행할수 있는 알고리즘을 제안 했다. PMSM을 새롭게 모델링하여 전동기의 추정속도를 신경회로망의 결합강도를 나타내는 가중치로 표현하여 PMSM에 신경회로망 이론을 적용할수 있도록 했다. 이렇게 하여 만들어진 2층 구조의 신경회로망에 역전파 알고리즘을 적용하여 신경회로망 출력이 PMSM의 출력과 같아지도록 가중치값을 조정하여 PMSM의 속도를 추정했다. 또한 이 추정속도를 이용하여 기존의 속도 및 위치검출기를 사용하지 않는 PMSM의 벡터제어가 별도의 훈련과정 없이 실시간으로 행해질수 있도록 했다. 제안된 알고리즘의 타당성을 컴퓨터 시뮬레이션과 실험을 통해 입증해 보였다.

Sensorless Vector Control of PMSM Using Neural Networks*

Hong-Hee Lee
Dept. of Control & Instrumentation

<Abstract>

The PMSM speed control technique without speed and position sensors is developed with the aid of the neural networks. The alternative mathematical model of PMSM is

*본 연구는 울산대학교 학술연구조성비에 의하여 연구 되었음

proposed and it is good for the application of the neural networks because the estimated motor speed is treated as the weights. The 2 layered neural network based on back propagation algorithm is used to estimate the rotor speed by adjusting the weights of the neural network. Using this estimated speed, the real time vector control of the PMSM is implemented without any other training process. The proposed control scheme is simulated digitally, and the experimental results agree very well with those of the simulated results.

1. 서 론

인공 신경회로망은 병렬로 동작하는 여러개의 간단한 소자(element)들로 구성되어 있고 학습이나 훈련을 통해 이 소자들 사이의 결합 강도를 조절함으로써 원하는 기능을 수행한다.^{[1],[2]} 이러한 신경회로망은 시스템 모델이 불확실 하거나 비선형인 경우에도 학습을 통해 시스템을 파악할수 있는 장점을 갖고 있기 때문에 패턴 인식, 영상, 음성인식, 시스템 동정 및 각종 시스템 제어에 널리 사용되고 있다.^{[3]-[7]}

한편, 영구자석형 동기전동기(Permanent Magnet Synchronous Motor: PMSM)는 소형, 고효율 및 저관성 모멘트등의 장점으로 인해 서보 제어용 전동기로서 각광을 받고 있으나 PMSM을 제어할 경우 속도 뿐만 아니라 회전자의 위치도 알아야 하는 단점이 있다. 이 속도 및 위치 검출기는 전체 전동기 시스템의 체적을 증대시켜 설치 환경에 제한을 줄뿐만 아니라 시스템 가격을 상승시키는 결정적 요인이 되기 때문에 검출기를 사용하지 않고 전동기를 제어하는 이른바 '센서리스(sensorless) 제어'에 대한 연구가 꾸준히 진행되어 왔다.

PMSM의 센서리스 제어기법은 여러가지 형태가 제안 되었는데 이들 연구의 대부분은 비선형인 PMSM 모델에 선형 제어 이론을 적용하여 센서리스 제어를 구현하려고 했으며 전동기의 수학적 모델과 전동기 제정수등을 정확히 알아야 하는 문제점이 있다.^{[8] [13]} 그래서 최근에 와서는 전동기 제어에 신경회로망 이론을 적용하려는 시도가 계속되면서 신경회로망 이론에 의한 전동기의 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 그리하여 신경회로망 이론에 의한 유도전동기의 센서리스 벡터제어에 대한 논문은 다수 발표되었다.^{[14]-[16]} 그러나 PMSM의 경우 지도학습을 위한 출력을 얻기가 힘든 관계로 신경회로망 이론에 의한 PMSM의 센서리스 제어에 대한 연구는 아직 미미한 실정이다.^[17]

본 연구에서는 최근 각광을 받고 있는 신경회로망 이론을 사용하여 PMSM의 또 다른 센서리스제어 기법을 제안하고자 한다. 일반적으로 신경회로망 알고리즘의 구현은 복잡한 연산과 훈련 또는 학습과정을 필요로 하기 때문에 실시간 제어가 힘든 실정이다. 그러나 전동기의 속도제어를 위해서는 실시간 제어가 필수적인데 본 연구에서는 실시간 제어가 가능하도록 2층 구조의 선형 신경회로망에 역전파 알고리즘(back propagation algorithm)을 적용하여 PMSM의 속도 및 위치를 추정하고 PMSM의 속도제어를 벡터제어 기법을 통해 구현했다.

2. 신경회로망을 이용한 PMSM 센서리스 제어

2-1. 원리

신경회로망 알고리즘에는 여러가지가 있으나 일반적으로 역전파 알고리즘(back propagation algorithm)이 가장 많이 사용되고 있다. 역전파 알고리즘은 입력에 대한 출력 오차에 따라 소자(element)들 사이의 결합 강도의 가중치를 조절하여 원하는 기능을 수행할 수 있는 신경회로망 모델을 찾아 가는 방식으로 그림 1은 본 연구에서 사용된 신경회로망을 이용한 PMSM의 속도 및 위치 추정 개략도를 나타낸다. 그림에서 나타난 바와 같이 실제 PMSM의 상태변수와 신경회로망의 출력 상태변수 사이의 오차를 측정하고 이것을 역전파 알고리즘에 적용하여 PMSM의 속도나 위치를 추정하게 된다. 본 연구에서는 소자들 사이의 결합 강도를 나타내는 가중치를 전동기의 속도가 되도록 하여 이 가중치를 조정하여 속도를 추정한다. 또한 다층 구조인 경우 일반적으로 수렴하는데 매우 긴 시간을 필요로 하여 실시간 제어가 어렵기 때문에 2층 구조의 선형 신경회로망을 사용하여 실시간 제어가 가능하도록 하고자 한다.

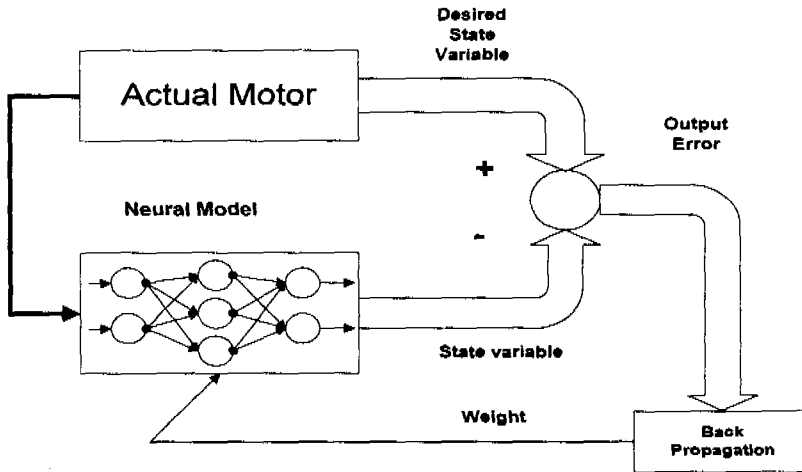


그림 1. 신경회로망을 이용한 PMSM의 속도 및 위치추정 개략도

2-2. 영구자석 동기전동기 모델링

그림 2는 2상 좌표계의 상호 관계를 나타내고 있다. $d-q$ 축 및 $\hat{d}-\hat{q}$ 축은 동기속도로 회전하는 회전좌표계로 d 축은 회전자에 실제 N극 방향을, \hat{d} 축은 회전자에 추정 N극 방향을 나타내고 있으며 $\alpha-\beta$ 축은 고정좌표계이다.

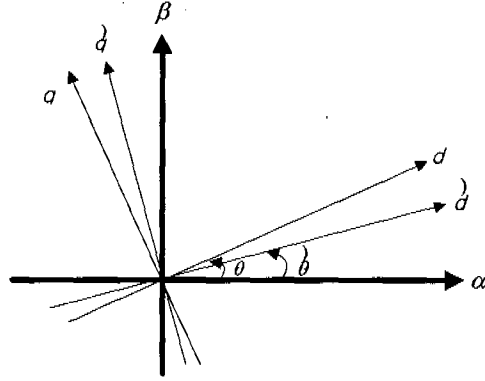


그림 2. 2상 좌표계의 상호관계

2상 회전좌표계에서 PMSM의 전압방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 p i_d &= -\frac{1}{T_r} i_d + \omega i_q + \frac{v_d}{L_a} \\
 p i_q &= -\omega i_d - \frac{1}{T_r} i_q - \frac{\phi}{L_a} \omega + \frac{v_q}{L_a}
 \end{aligned} \tag{1}$$

단, $T_r = \frac{L_a}{R_a}$, p = 미분연산자, ω = 동기각속도, ϕ = 고정자 쇄교자속,

i_d, i_q = 직축 및 횡축분 전류, v_d, v_q = 직축 및 횡축분 전압.

(1)식을 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 p \left(i_d + \frac{\phi}{L_a} \right) &= -\frac{1}{T_r} \left(i_d + \frac{\phi}{L_a} \right) + \omega i_q + \frac{1}{L_a} \left(v_d + \frac{\phi}{T_r} \right) \\
 p i_q &= -\omega \left(i_d + \frac{\phi}{L_a} \right) - \frac{1}{T_r} i_q + \frac{v_q}{L_a}
 \end{aligned} \tag{2}$$

또한 i_x, i_y, v_x, v_y 를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 i_x &= i_d + \frac{\phi}{L_a}, \quad i_y = i_q \\
 v_x &= \frac{1}{L_a} \left(v_d + \frac{\phi}{T_r} \right), \quad v_y = \frac{v_q}{L_a}
 \end{aligned} \tag{3}$$

식(2), (3)으로부터 다음과 같은 수식을 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 p\mathbf{i}_{xy} &= -\frac{1}{T_r} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{i}_{xy} - \omega \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{i}_{xy} + \mathbf{v}_{xy} \\
 &\triangleq -\frac{1}{T_r} I \mathbf{i}_{xy} - \omega J \mathbf{i}_{xy} + \mathbf{v}_{xy}
 \end{aligned} \tag{4}$$

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

또한 연속식과 이산식의 관계에서 $p\mathbf{i}_{xy}(k)$ 는 다음 관계가 성립한다.

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

단, T = 샘플링주기

식(4), (5)로부터 $\mathbf{i}_{xy}(k+1)$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{i}_{xy}(k+1) = \left(1 - \frac{T}{T_r}\right) I \mathbf{i}_{xy}(k) - T \omega J \mathbf{i}_{xy}(k) + T \mathbf{v}_{xy}(k) \tag{6}$$

(6)식은 이산형으로 표시된 PMSM의 수학적 모델의 또 다른 표현으로 다음 신경회로망 알고리즘 도출의 기본이 된다.

2-3. 속도추정 알고리즘

2상 추정좌표계에서의 전압방정식은 (1)식으로부터 다음과 같이 표현되어 진다.

$$\begin{aligned}
 p\hat{i}_d &= -\frac{1}{T_r} \hat{i}_d + \hat{\omega} \hat{i}_q + \frac{\hat{v}_d}{L_a} \\
 p\hat{i}_q &= -\hat{\omega} \hat{i}_d - \frac{1}{T_r} \hat{i}_q - \frac{\phi}{L_a} \hat{\omega} + \frac{\hat{v}_q}{L_a}
 \end{aligned} \tag{7}$$

단, \hat{i} 는 추정치를 나타낸다.

d - q 좌표 계에서와 마찬가지로 방법으로 \hat{d} - \hat{q} 축에서의 전압방정식을 (6)식과 같은 형태로 표시하면 다음과 같다.

$$\hat{i}_{xy}(k+1) = (1 - \frac{T}{T_r})I \hat{i}_{xy}(k) - T\hat{\omega}J \hat{i}_{xy}(k) + T\hat{v}_{xy}(k) \quad (8)$$

(8)식은 식(9)와 같이 표현되고 신경회로망 모델을 나타내는 추정치 $\hat{i}_{xy}(k)$ 는 (10)식과 같이 표현될수 있다.

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

$$\text{단, } W_1 = (1 - \frac{T}{T_r}), \quad W_2 = -T\hat{\omega}, \quad W_3 = T$$

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

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

(10)식은 그림 3과 같은 2층 구조의 선형 신경회로망 모델로 표시할수 있고 신경회로망 모델이 PMSM 모델을 닮아 가도록 가중치 W_1, W_2, W_3 를 조절해야 한다. 그런데 전동기 정수를 일정하다고 가정하면 W_1, W_3 은 언제나 일정한 값이므로 속도정보 $\hat{\omega}$ 가 들어 있는 W_2 만 조절하면 신경회로망 모델이 PMSM 모델과 같아 질수 있고 이렇게 되면 속도정보 $\hat{\omega}$ 를 알수가 있다.

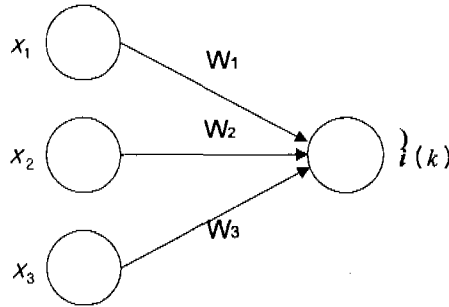


그림 3. 2층 선형 신경회로망

그림 4는 속도 추정을 위한 신경회로망 시스템을 나타내고 있다.

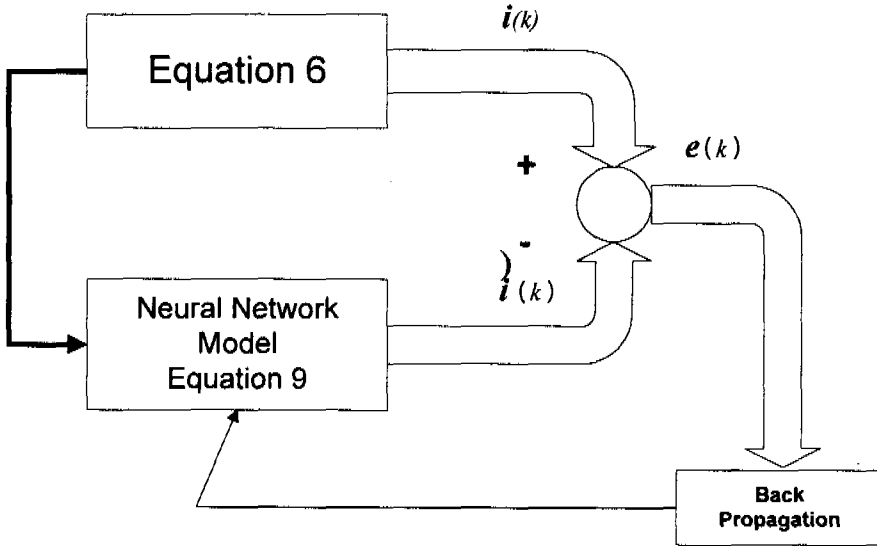


그림 4. 속도 추정을 위한 신경회로망 시스템 블록도

다음은 역전파 알고리즘을 이용해 가중치 W_2 를 찾는 방법에 대해 설명한다. 역전파 알고리즘에 의하면 출력값의 오차에 따라 신경회로망의 가중치를 조절하고 이 오차가 영이 되면 신경회로망 모델과 PMSM 모델이 같아진다. 이를 위해 다음 출력오차를 이용한다.

$$e(k) = i_{xy}(k) - \hat{i}_{xy}(k) \tag{11}$$

출력오차의 에너지 함수를 E 라 두면 다음과 같이 된다.

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

따라서 역전파 알고리즘에 의한 가중치 변동 ΔW_2 와 W_2 는 다음 식과 같이 구할수 있다.

$$\Delta W_2(k) = -\eta \nabla E(k) + \alpha \Delta W_2(k-1) \quad (13)$$

$$W_2(k+1) = W_2(k) + \Delta W_2(k) \quad (14)$$

$$\nabla E(k) = \frac{\partial E}{\partial W_2} = \frac{\partial E}{\partial \hat{i}} \cdot \frac{\partial \hat{i}}{\partial W_2} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} &= - [i_{xy}(k) - \hat{i}_{xy}(k)]^t \frac{\partial \hat{i}_{xy}(k)}{\partial W_2} \\ &= - [i_{xy}(k) - \hat{i}_{xy}(k)]^t J \hat{i}_{xy}(k-1) \\ &= - [i_y(k) - \hat{i}_y(k)] \hat{i}_x(k-1) + [i_x(k) - \hat{i}_x(k)] \hat{i}_y(k-1) \\ &= - [i_q(k) - \hat{i}_q(k)] [\hat{i}_d(k-1) + \frac{\phi}{L_a}] + [i_d(k) - \hat{i}_d(k)] \hat{i}_q(k-1) \end{aligned}$$

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

결국 W_2 는 (13)-(16)식과 (9)식의 관계를 이용하여 추정속도 $\hat{\omega}$ 는 식 (17)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}(k+1) &= \hat{\omega}(k) - \Delta W_2 \frac{(k)}{T} \\ &= \hat{\omega}(k) - \frac{\eta}{T} [[i_q(k) - \hat{i}_q(k)] [\hat{i}_d(k-1) + \frac{\phi}{L_a}] \\ &\quad - [i_d(k) - \hat{i}_d(k)] \hat{i}_q(k-1)] - \frac{\alpha}{T} \Delta W_2(k-1) \end{aligned} \quad (17)$$

추정속도를 이용하여 회전자 자극의 위치는 다음과 같이 구한다.

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + T * \hat{\omega}(k) \quad (18)$$

3. 시뮬레이션

신경회로망을 이용한 PMSM 센스리스 벡터제어 알고리즘의 타당성을 알아보기 위한 시뮬레이션 결과는 다음과 같다. 시뮬레이션에 사용된 전동기는 용량이 400[watts]인 영구자석형 동기전동기로 전동기 정수는 표 1과 같고 속도제어기의 제어 주기는 0.5[ms]이다.

표 1. 전동기 정수

정격 출력	400 watts
극 수	8
정격 속도	3000 rpm
정격 전류	2.4 A
전기자 저항	2.6 Ohm
전기자 인덕턴스	4.16 mH
관성모멘트	5.79 g-cm ²

그림 5는 제안된 신경회로망 알고리즘의 추종특성을 나타내고 있는데 이 경우 속도 및 위치는 실제값을 사용하여 제안된 알고리즘이 실제값을 어떻게 추종하는가를 나타낸 것이다. 그림 5(a)는 속도 지령치를 200[rpm]으로 하여 기동한후 정상상태에서 속도지령치를 300[rpm]으로 바꾸고 300[rpm]에서 다시 200[rpm]으로 속도지령치를 바꿀 경우 추종특성을 나타내고 있다. 그림에서 상단은 실제속도와 추정속도를 나타내 보였는데 이 둘사이의 오차를 구별하기 위해 그림의 하단에 속도추정 오차를 별도로 나타내었다. 그림 5(b)는 50% 부하, 200[rpm] 속도에서 부하를 50%에서 100%로 다시 100%에서 50%로 증감시킬 경우의 추종특성을 보여 주고 있다.

그림 6은 그림 5에 각각 대응하는 것으로 회전자의 속도 및 위치를 신경회로망 알고리즘을 통해 추정하고 이것을 사용해 PMSM의 속도를 제어한 경우이다.

시뮬레이션 결과 속도지령이 200[rpm]과 300[rpm]의 경우 정상상태에서의 실제속도와 추정속도의 오차가 5[rpm] 이내로 2.5% 이내의 오차를 보여 제안된 알고리즘이 PMSM의 실제 속도를 잘 추정하고 있음을 알수 있다. 시뮬레이션을 비교적 저속에서 행한 이유는 디지털 제어의 제이지연 때문인데 고속으로 가면 추정시값과 출력시의 값의 오차가 심해져 추정오차가 커지기 때문이다. 그러나 샘플링 주기를 더욱 짧게 하면 고속에서도 속도 오차 없이 운전할수 있다. 또한 위치정보를 추정함에 있어 전동기의 회전수가 상당히 많아지면 연산에 의한 누적오차가 커지므로 실제 구현에 있어서는 회전자가 1회전할때 마다 리셋 신호를 받아 위치를 보정해야 할것으로 사료된다.

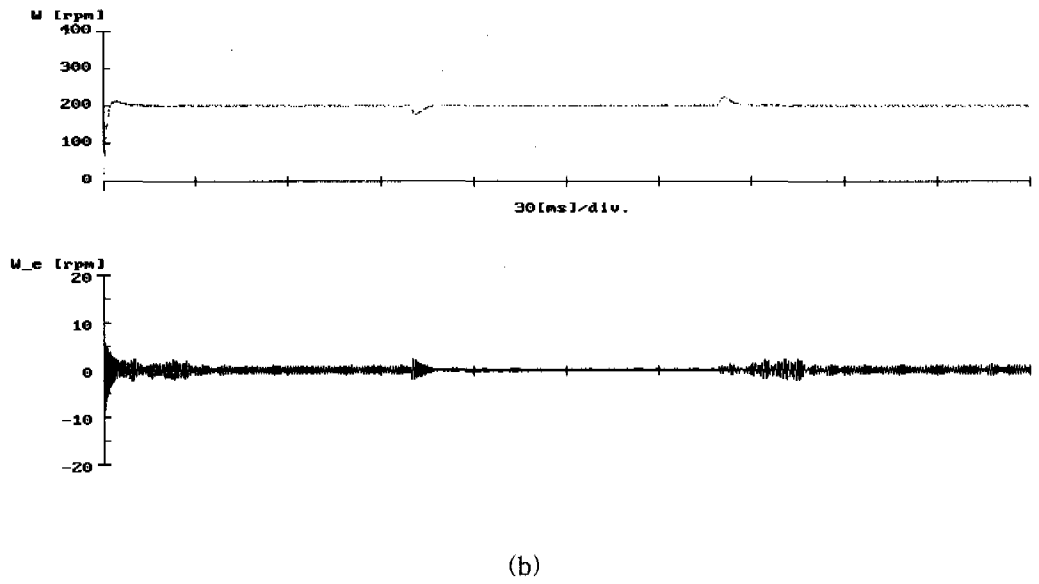
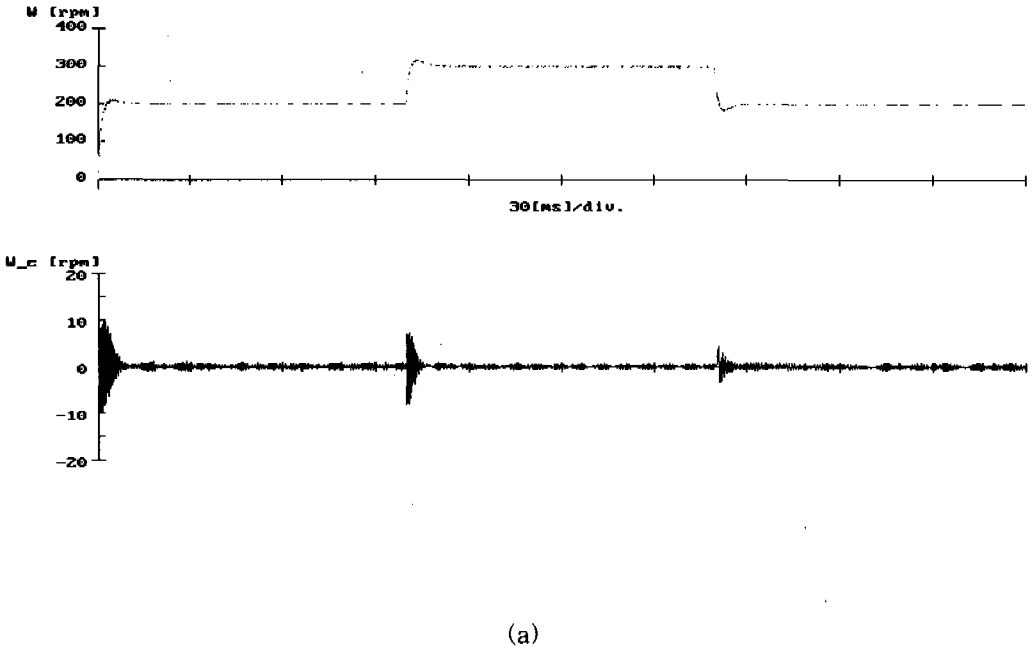


그림 5. 신경회로망의 추종특성

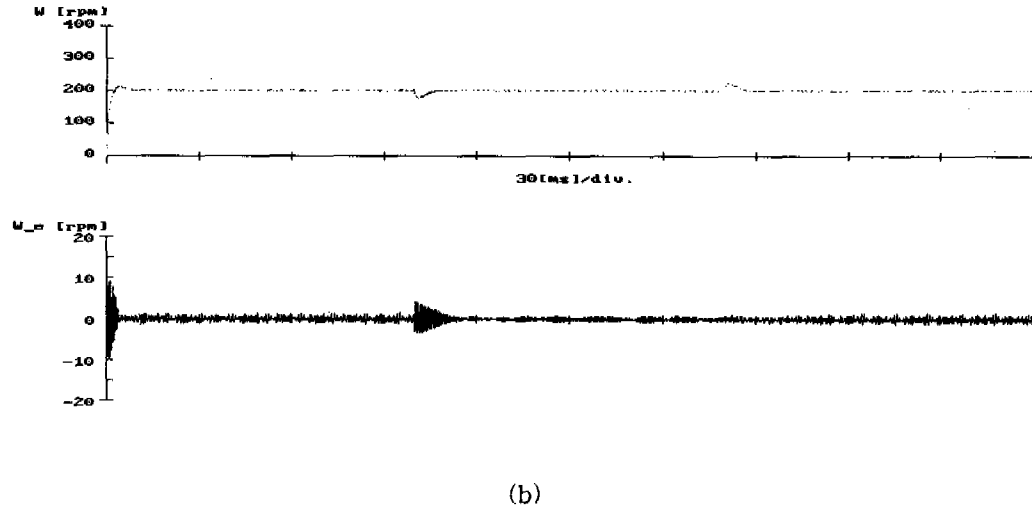
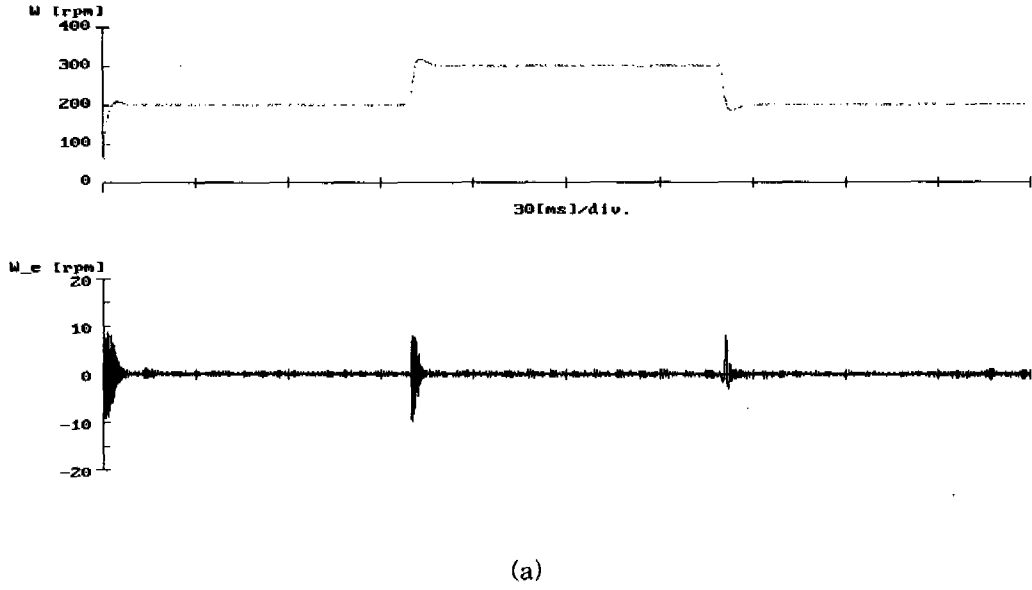


그림 6. 신경회로망에 의한 센서리스 제어 특성

4. 실험결과

제안된 알고리즘은 16 비트 One Chip Computer MCS80C196KB를 사용해 구현 했으며 이것의 개요는 그림 7과 같다. One Chip Computer는 Host Computer인 IBM PC를 통해 제어되며 이 둘의 통신을 위해 RS232C를 사용했다. 속도제어 루프의 주기는 시뮬레이션의 경우와 같이 0.5[ms]이다.

그림 8은 속도지령 200[rpm]으로 전동기를 기동할 경우 실제 속도와 추정속도를 나타내었고 그림 9는 속도지령치를 200[rpm]으로 하여 기동하여 정상상태에서 속도지령치를 300[rpm]으로 증가시킬 경우와 300[rpm]에서 다시 200[rpm]으로 속도지령치를 감소할 경우의 가감속 특성을 나타내고 있다. 그림에서 상단이 실제속도를, 하단이 추정속도를 나타내고 있다. 그림 10은 실제위치와 추정위치를 나타내고 있는데 한주기는 360도로 각도를 D/A 변환한 것으로 그 차이를 구별하기 어려울 정도이다.

이상의 실험 결과에서 알수 있듯이 제안된 알고리즘의 실험 결과는 시뮬레이션 결과와 그 경향이 잘 일치함을 알수 있다.

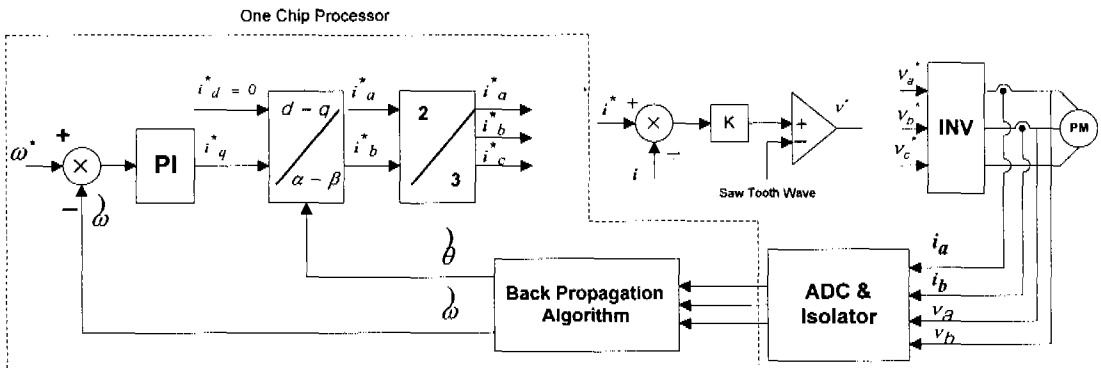


그림 7. 제어시스템 블록도

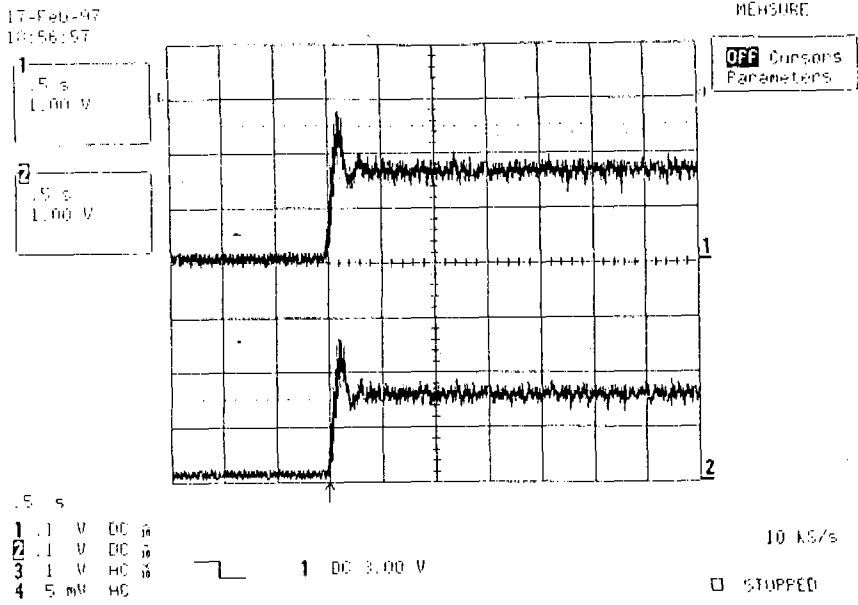
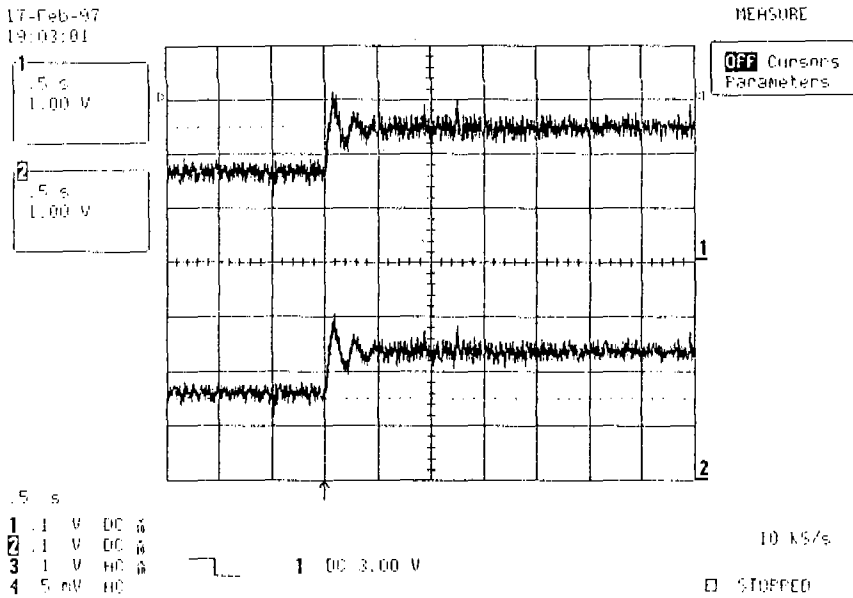
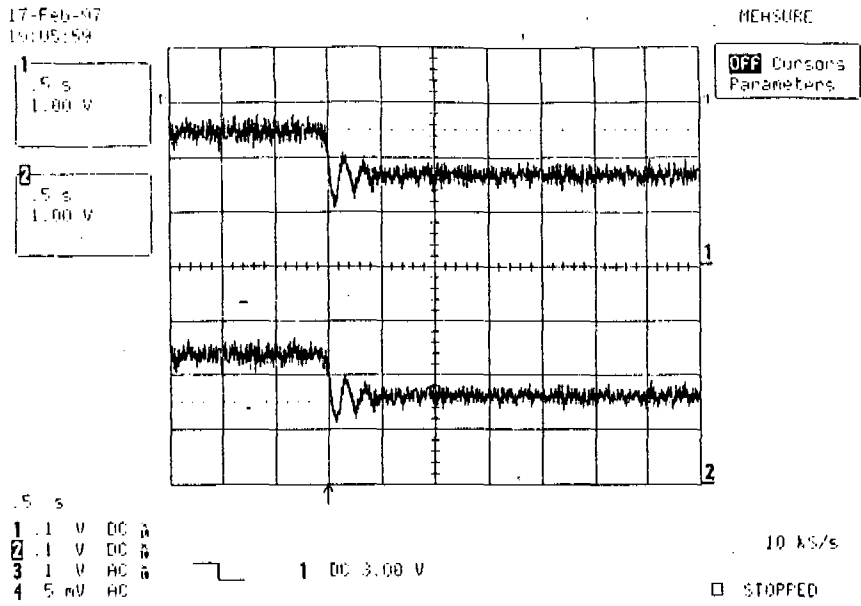


그림 8. 기동특성



(a)속도를 증가할 경우



(b)속도를 줄일 경우

그림 9. 속도지령 변동에 따른 동특성

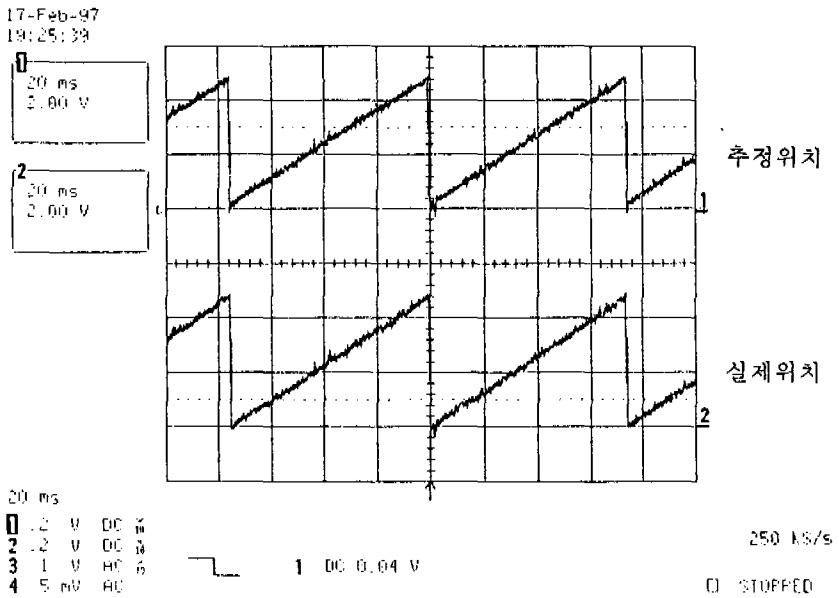


그림 10. 실제위치 및 추정위치

5. 결 론

본 논문은 영구자석형 동기전동기의 속도제어를 신경회로망을 이용하여 기존의 속도 및 위치검출기 없이 속도제어를 행할수 있는 알고리즘을 제안 했다.

먼저 PMSM을 재모델링하여 신경회로망 이론이 적용될수 있도록 했으며 이 모델을 이용해 2층 구조의 신경회로망을 만들어 전동기의 추정속도가 입력력 사이의 결합강도를 나타내는 가중치로 표현되게 하였다. 이 2층 구조의 신경회로망에 역전파 알고리즘을 적용하여 전동기의 추정속도인 가중치를 조정하여 PMSM의 회전자 속도 및 위치를 추정했다.

본 알고리즘은 별도의 훈련과정 없이 실시간 제어가 가능하며 추정된 속도 및 위치를 사용하여 기존의 검출기 없이 PMSM의 센서리스 벡터제어를 구현했다.

컴퓨터 시뮬레이션 결과 속도지령이 200[rpm]과 300[rpm]의 경우 정상상태에서의 실제 속도와 추정속도의 오차가 5[rpm] 이내로 2.5% 이내의 오차를 보여 제안된 알고리즘의 타당성을 확인 할수 있었다. 또한 One-Chip Computer를 이용한 실험을 행해 그 결과가 시뮬레이션의 경우와 잘 일치함을 알수 있었다.

6. 참고문헌

- 1] Jacek M.Zurada, "Introduction to Artificial Neural Systems", West Publishing Company, 1992.
- [2] T. Fukuda and T. Shibata, "Theory and Applications of Neural Networks for Industrial Control Systems", IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol.39, pp.472-489, No.6, Dec., 1992.
- [3] W.I. Climent and K.A. Knowles, "An Instructional Robotics and Machine Vision Laboratory", IEEE Trans. on Education, Vol.37, No.1, pp.87-90, Feb., 1994.
- [4]K.H. Pribram, "Images of Achievement and Action Spaces: Somatics Processes in the Control of Action", Systems, Man, and Cybernetics, 1992 International Conference, pp.72-77, 1992.
- [5] D.H. Nguyen and B. Widrow, "Neural Networks for self learning control systems", IEEE Control Systems, pp.18-23, Apr. 1990.
- [6] R.H. Brown, T.L. Rushti and X. Feng, "Artificial Neural Network Identification of Partially Known Dynamic Nonlinear Systems", Proc. of the 32nd Conference on Decision and Control, pp.3694-3699, Dec., 1993.
- [7] M. Khalid and S. OMaru, "Control of Real time Processes Using Backpropagation Neural Networks", IEEE, IECON'91 pp. 1443-1448, 1991.
- [8] N. Matsui, "Sensorless PM Brushless DC Motor Drives", IEEE Trans. on Ind. Electronics, vol.43, No.2, pp.300- 308, Apr., 1996.
- [9]J. Solsona, M.I. Valla and C. Muravchik, "Sensorless Nonlinear Control of Permanent Magnet Synchronous Motors", Proceedings of IECON'95, pp.1006-1011, 1995.
- [10] H. Tajima and Y. Hori, "Speed Sensorless Field Orientation Control of the

- Induction Machine", IEEE IAS Annual Meeting Conf. Record, 1991.
- [11] R.Wu and G.R. Slemon, "A Permanent Magnet Motor Drive without a Shaft Sensor", IEEE IAS Annual Meeting Conf. Record, 1990.
 - [12] C. Schauder, "Adaptive Speed Identification for Vector Control of Induction Motors without Rotational Transducers", IEEE IAS Annual Meeting Conf. Record, 1989.
 - [13] H.H. Lee, "Sensorless Vector Control of Permanent Magnet Synchronous Motor Using Adaptive Identification", Proceedings of IECON'89, 1989.
 - [14] P. Mehrotra, et al., "Development of an Artificial Neural Network Based Induction Motor Speed Estimator", Proceedings of IECON'96, pp.682-688, 1996.
 - [15] J. Theocharis and V. Petridis, "Neural Network Observer for Induction Motor Control", IEEE Control Systems, pp.26-37, Apr., 1994.
 - [16] L. Ben-Brahim and R. Kurosawa, "Identification of Induction Motor Speed using Neural Networks", PCC-Yokohama'93, pp.689-694, 1993.
 - [17] G. Qingding, et al., "A Shaft Sensorless Control for PMSM Using Direct Neural Network Adaptive Observer", Proceedings of IECON'96, pp.1729-1734, 1996.