

# 신경망 외란관측기와 파라미터 보상기를 이용한 PMSM의 정밀 위치제어

고종선, 이태훈

원광대학교 전기-전자 및 정보 공학부

## Precision Position Control of PMSM using Neural Network Disturbance Observer and Parameter Compensator

J.S. Ko and T.H. Lee

School of Electric-Electronic and Information Engineering, Wonkwang University

### ABSTRACT

This paper presents neural load torque observer that used to deadbeat load torque observer and regulation of the compensation gain by parameter estimator. As a result, the response of PMSM follows that of the nominal plant. The load torque compensation method is compose of a neural deadbeat observer. To reduce of the noise effect, the post-filter, which is implemented by MA process, is adopted. The parameter compensator with RLSM (recursive least square method) parameter estimator is adopted to increase the performance of the load torque observer and main controller. The parameter estimator is combined with a high performance neural torque observer to resolve the problems. As a result, the proposed control system becomes a robust and precise system against the load torque and the parameter variation. A stability and usefulness, through the verified computer simulation, are shown in this paper.

### 1. 서 론

최근 자성체, 반도체 전력소자, 제어이론 등의 향상으로 중-소용량 영역에서 영구자석 동기전동기(PMSM)를 이용한 동작 제어(motion control)의 응용은 매우 중요한 부분이 되어졌다.

본 논문에서는 영구자석 동기 전동기의 정밀 위치 제어의 방법으로 외란관측기를 이용한 외란 보상방법과 파라미터 추정에 의해 보상기의 이득을 조절하도록 함으로서, 외란이 없는 등가 지표시스템의 응답 특성을 추정하는 시스템에서 외란 관측기를 신경망에 의하여 학습하는 시스템을 제안하였다. 외란 관측기에 의한 보상방법은 잘 알려진 데드비트 외란 관측기를 이용하였으며 잡음에 약한 데드비트 관측기의 단점은 관측기 후단에 MA처리를 통하여 잡음에 대한 영향을 줄이도록 하는데 이 필터 효과도 학습 대상에 포함하였다. 또한 관측기의 파라미터

와 실제 시스템의 파라미터의 차이로 발생하는 외란 추정 오차를 줄이고자 실제 시스템과 파라미터 보상기로 구성된 등가 시스템이 지표 시스템이 되도록 구성하였다. 시스템에 사용된 RLSM 파라미터 추정기는 외란에 의하여 편향된 추정 특성을 가진다. 이러한 파라미터 추정문제에 대하여 파라미터 추정기가 데드비트 외란 관측기를 학습한 지능형 관측기를 포함하도록 함으로서 외란에 의한 문제를 해결하였다. 이와 같이 제안된 제어기는 외란 및 파라미터 변화를 갖는 시스템에서 강인한 고정밀 제어를 할 수 있으며, 이의 안정성과 효용성을 컴퓨터를 이용한 모의 실험과 실제 실험을 통하여 보였다. 실험에서는 계산 시간을 줄이고, 실시간 제어를 위해서 TMS320C31 프로세서를 내장한 DS1102 보드를 사용하였다.

### 2. 제어 알고리즘

#### 2.1 상태 궤환 제어 알고리즘

PMSM의 추적 제어를 위해서 추가 상태를 식 (1)과 같이 정의하면 PMSM의 추가 상태 시스템 방정식은 식 (2)(3)과 같으며 위치 제어기의 출력  $i_{qc1}$ 에 해당되는 제어 규칙은 식 (4)와 같이 정할 수 있다.

$$\dot{z} = \theta - \theta_r \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega} \\ \dot{\theta} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B}{J} & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ \theta \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_i \frac{P}{2J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} i_{as} \quad (2)$$

$$- \begin{bmatrix} \frac{p}{2J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} T_L - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \theta_r$$

$$y = [0 \ 1 \ 0] \begin{bmatrix} \omega \\ \theta \\ z \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$u = -(k_1 \omega + k_2 \theta + k_3 z) \quad (4)$$

외란에 의한 오차를 빨리 줄이기 위해서는 큰 궤환

이득이 필요하게 되며, 이 것은 매우 큰 전류를 만들게 된다. 만일 부하 토크  $T_L$ 을 알게 되면,  $T_L = k_t i_{qc2}$ 에 의하여 등가 전류  $i_{qc2}$ 를 구할 수 있으며 외란의 보상 입력을 생성할 수 있다. 따라서 제어 입력  $i_{qc}$ 는 위치 제어기 출력  $i_{qc1}$ 과 등가 전류  $i_{qc2}$ 로 구성된다. 외부 외란의 영향은 등가의 q-상 전류로 정제한 (feed-forward)하여 보상한다.

## 2.2 신경망 외란 관측기

일반적으로 시스템의 모든 입력을 알면 상태 추정 (estimation)을 할 수 있다. 그러나, 실제 시스템에서 많은 경우에 몇몇 입력은 정확한 값을 알 수 없거나 찾아내기 힘든 경우가 있다. 빠른 샘플링에 의해 외란은 구간상수로 가정할 수 있으므로 다음과 같은 0차 관측기에 의해 추정 가능하다.

$$\dot{T}_L = 0 \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{\omega}} \\ \dot{\hat{\theta}} \\ \dot{\hat{T}_L} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B}{J} & 0 & -\frac{P}{2J} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ \hat{\theta} \\ \hat{T}_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_t \frac{P}{2J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} i_{qc} + L \left( \theta - [0 \ 1 \ 0] \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ \hat{\theta} \\ \hat{T}_L \end{bmatrix} \right) \quad (6)$$

빠른 추정을 위해 데드비트 알고리즘을 사용하면, 극점을 z도메인의 0점에 정의하여 궤환 이득을 Ackermann 공식에 의해 얻을 수 있다. 또한 데드비트 관측기의 단점인 잡음 증폭문제는 MA처리에 의한 저대역 통과 필터(LPF)를 적용하여 고주파 잡음을 저감하였다.

Hornick이 적용한 함수 근사화의 방법으로 신경망의 응용은 다층 전방향 신경망이 일반 근사기로 사용되었다. 위 신경망의 특성은 알 수 없는 파라미터와 부하 변화에 의한 영향을 보상해주는데 적당한 알고리즘이다. 본 논문에서 사용한 알고리즘은 그림 1과 같은 역전파 신경망(back-propagation neural network)을 사용하였다.

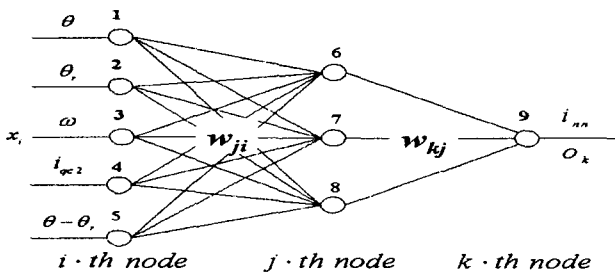


그림 1 오류 역전파를 사용한 신경망의 블록도  
Fig. 1 Diagram of the neural network using error back-propagation

그림 1에서 보는 바와 같이 다양한 상황을 학습시키기 위해 위치  $\theta$ , 위치 목표  $\theta_r$ , 속도  $\omega$ , 위치와 위치 목표의 차  $\theta - \theta_r$ , 등가전류  $i_{qc2}$ 를 신경망의 입력으로 선택하고 원하는 출력  $i_{qc2}$ 를 통해 학습을 하였다. 오차 신호는 다음과 같은 양극성 활성화 함수를 사용하여 계산된 출력과 원하는 출력을 비교해서 출력층에서 은닉층으로 역전파된다.

$$f(net_k) = \frac{2}{1 + \exp(-\lambda net_k)} - 1 \quad (7)$$

$$net_k = \sum_j w_{kj} y_j \quad (8)$$

본 논문에서는 활성화함수의 기울기  $\lambda$ 는 간단히 1로 선택하였고 연결강도의 갱신을 위해 델타 학습 규칙(delta learning rule)을 사용하였다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2 \quad (9)$$

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (10)$$

$j$  번째 은닉층의 뉴런으로부터  $k$  번째 출력층의 뉴런간의 연결강도를  $w_{kj}$ 로 표기하고, 오차  $E$ 를 최소화하기 위해 연결강도를 음의 경사방향으로 변화시켜 준다. 여기서,  $\eta$ 는 학습률이다. 각 노드에서 뉴런의 출력값은 다음과 같이 된다.

$$o_k = f(net_k) \quad (11)$$

오차신호  $\delta$ 를 연쇄규칙(chain rule)을 사용해서 나타내면 다음과 같음이 잘 알려져 있고 식 (7)과 (12)의 수식을 통해서 오차 신호는 식 (13)과 같이 주어진다.

$$\delta_{ok} = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \quad (12)$$

$$\delta_{ok} = \frac{1}{2} (d_k - o_k)(1 - o_k^2) \quad (13)$$

이상의 수식을 통해서 델타 학습 규칙을 기초로 각 연결강도의 값은 다음 값으로 조정된다.

$$w_{kj}(k+1) = w_{kj}(k) + \eta \delta_{ok} y_j \quad (14)$$

위 식에서  $y_j$ 는  $j$  번째 층에서의 출력이다. 같은 방식으로 은닉층에서 오차신호와 연결 강도 조정은 다음과 같다.

$$\delta_{yj} = \frac{1}{2} (1 - y_j^2) \sum_{k=1}^n \delta_{ok} w_{kj} \quad (15)$$

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta \delta_{yj} x_i \quad (16)$$

## 2.3 파라미터 보상기와 파라미터 추정기

실제 시스템의 파라미터 변화 혹은 정확하지 않은 파라미터를 이용한 고정이득 설정은 시스템의 성능 변화를 가져오게 된다. 추가 상태 궤환 제어기와 외란 관측기를 이용한 제어기는 고정 이득을 사용하기 때문에 파라미터 변화로 인해 시스템의 성능 저감을 초래하게 된다. 따라서 등가 지표(nominal) 시스템으로 보상하여 파라미터의 변화에 의한 성능 변화를 제거할 수 있다. 다음은 PMSM의 위치에 대한 이산방정식이다.

$$\theta(k+1) = \alpha\omega(k) + \beta\theta(k) + \gamma i_{qs}(k) + \delta T_L(k) \quad (17)$$

$$\text{여기서, } \alpha = \frac{I}{B} \left(1 - e^{-\frac{B}{J}h}\right) \quad (18)$$

$$\beta = 1 \quad (19)$$

$$\gamma = k_t \frac{P}{2J} \frac{I}{B} \left(h - \frac{I}{B} + \frac{I}{B} e^{-\frac{B}{J}h}\right) \quad (20)$$

$$\delta = \frac{P}{2J} \frac{I}{B} \left(\frac{I}{B} - h - \frac{I}{B} e^{-\frac{B}{J}h}\right) \quad (21)$$

파라미터의 변화를 등가지표시스템으로 보상하기 위하여 부하토크의 영향이 없다고 가정하고, 보상기의 이득을 각각  $C_1, C_2, C_3$ 라 정의하면 보상기를 통한 제어 명령은 다음과 같다.

$$i_{qc}^*(k) = C_1\omega(k) + C_2\theta(k) + C_3i_{qc}(k) \quad (22)$$

파라미터 보상기에 의해 보상된 시스템과 등가 지표 시스템의 응답이 같다고 가정하면 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \alpha\omega(k) + \beta\theta(k) + \gamma(C_1\omega(k) + C_2\theta(k) + C_3i_{qc}(k)) \\ = \alpha_n\omega(k) + \beta_n\theta(k) + \gamma_n i_{qs}(k) \end{aligned} \quad (23)$$

여기서  $\alpha, \beta, \gamma$  와  $\alpha_n, \beta_n, \gamma_n$ 은 각각 시스템의 실제 파라미터와 명판에 주어진 지표파라미터이다. 따라서 보상기의 이득은 식 (23)으로 부터 다음과 같이 간단히 얻을 수 있다.

$$C_1(k) = (\alpha_n - \alpha) / \gamma \quad (24)$$

$$C_2(k) = (\beta_n - \beta) / \gamma \quad (25)$$

$$C_3(k) = \gamma_n / \gamma \quad (26)$$

파라미터 추정을 위하여 영구자석 동기전동기의 이산 방정식을 파라미터 벡터와 측정 벡터로 구분하면 다음과 같다.

$$\theta(k+1) = \alpha\omega(k) + \beta\theta(k) + \gamma i_{qs}(k) = \theta^T \phi(k) \quad (27)$$

$$\text{여기서, } \theta^T = \begin{bmatrix} \alpha & \beta & \gamma \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\phi(k)^T = \begin{bmatrix} \omega(k) & \theta(k) & i_{qs}(k) \end{bmatrix} \quad (29)$$

파라미터 추정 알고리즘으로 RLSM을 사용하며, 외란에 의한 추정 오차를 제거하기 위해 외란 보상기를 포함한 시스템의 입출력을 측정 벡터로 사용하면 다음 식에 의해 파라미터 추정을 할 수 있다.

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + F(k+1) \tilde{\phi}(k) E(k+1) \quad (30)$$

$$F(k+1) = F(k) - \frac{F(k) \tilde{\phi}(k) \tilde{\phi}(k)^T F(k)}{1 + \tilde{\phi}(k)^T F(k) \tilde{\phi}(k)} \quad (31)$$

$$E(k+1) = y(k+1) - \hat{\theta}(k)^T \tilde{\phi}(k) \quad (32)$$

$$\text{여기서, } \hat{\theta}^T = \begin{bmatrix} \hat{\alpha} & \hat{\beta} & \hat{\gamma} \end{bmatrix},$$

$$\tilde{\phi}(k)^T = \begin{bmatrix} \omega(k) & \theta(k) & i_{qs}(k) - \frac{\hat{T}_L}{k_t} \end{bmatrix},$$

$$F(0) = \frac{1}{\delta} I \quad (0 < \delta \ll 1)$$

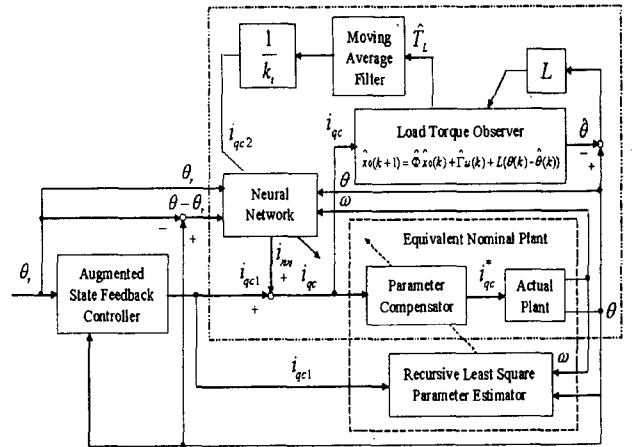


그림 2 제안된 알고리즘의 블록선도  
Fig. 2 Block diagram of the proposed algorithm

제어 입력  $i_{qc}$ 는 추가 상태 제한제어기의 출력  $i_{qc1}$ 과 데드비트 외란 관측기의 출력  $i_{qc2}$ 를 학습한 신경망의 출력  $i_{nn}$ 을 합해서 구하게 된다. 그리고 파라미터 추정기는  $i_{qc1}$ 을 이용하여 RLSM에 의해 보상기 이득  $C_1, C_2, C_3$ 를 계산한다. 그리고 이를 이용하여 파라미터 보상기에서 보상 전류  $i_{qc}^*$ 를 최종적으로 계산하며 이를 드라이버의 전류 명령으로 사용한다. 이상의 알고리즘 블록선도를 그림 2에 나타내었다.

### 3. 전체 시스템 구성

제안한 시스템의 구성은 그림 3에 나타냈다. 여기서 제어알고리즘은 위치제어기, 신경망 외란 관측기 및 파라미터 보상기로 구성된다. 위치 제어기는 추가 상태 제한으로 이루어지며, 추가 상태  $z(k+1)$ 의 구현은 평행사변형 방식을 이용하였으며 지능형 외란 관측기는 데드비트 관측기의 출력을 MA필터에 통과시킨  $i_{qc2}$ 를 학습한다. 디지털 제어기는 부동 소수점 연산이 가능한 DSP TMS320C31을 사용하고, 전동기 시스템은 선형 시스템을 만들기 위해서 벡터 제어기로 구동한다. 실험에서 사용한 부하는 그림 4와 같다. 파라미터 변화를 위해 관성부하이고 이를 모의실험과 실제 실험에 이용하였다.

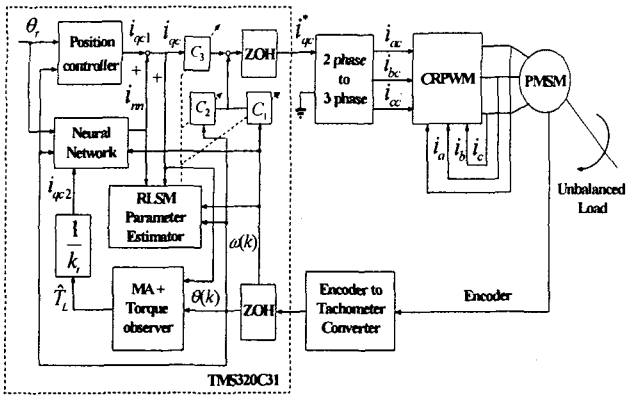


그림 3 제안된 제어 시스템의 블록선도  
Fig. 3 block diagram of the proposed control system

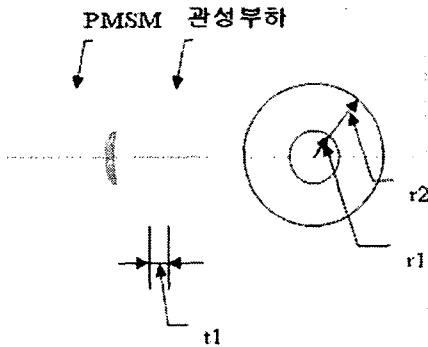


그림 4 파라미터 변화를 위한 부하  
Fig. 4 The figure of load for parameter

#### 4. 모의실험 및 실험 결과

모의실험 및 실험에서 사용한 PMSM의 파라미터는 표 1과 같으며, 이 값은 전동기의 제조 회사의 매뉴얼에 있는 값이다.

표 1 모터 파라미터  
Table 1 Motor parameter

Power : 400 Watt	Inertia : $0.363 \times 10^{-4} \text{ kgm}^2$
Rated torque : 1.3 Nm	Stator resistance : 1.07 $\Omega$
Rated current : 2.7 A	Phase inductance : 4.2 mH

모의 실험에서 사용한 히스테리시스 간격은 0.05 [A]이고, 샘플링 주기  $T_s$ 는 0.2 [ms]이다. 원하는 목표 도달시간과 과도응답이 없는 가중 행렬(weighting matrix)은  $Q = \text{diag}[0.1 \ 80 \ 30000]$   $R = 1$ 로 선택하여 최적 이득 행렬을 구하면  $k = [0.0773 \ 4.9807 \ 62.5080]$ 이 되며, Dead beat 관측기 이득은  $L = [9626.3 \ 2.7 \ -275.2]^T$ 이 된다. 그림 4는 관성 파라미터의 200배에 해당되는 관성부하를 갖는 경우의 위치 응답에 대한 추가 상태 궤환 제어기, 후단 필터를 갖는 외란 관측기, 관측기에 의해 계산된 전류를 신경망으로 학습하여 파라미터 보상을 한 제안된 제어기의 모의실험 결과이다. 그림

5(b)와 (c)에서 과도 상태의 전류의 크기가 신경망으로 학습을 한 제안된 알고리즘에서 더 작음을 확인할 수 있었다. 모의실험은 C-언어를 사용하였고 PMSM 시스템 방정식의 해는 runge-kutta 4차 방법을 이용하여 구하였다.

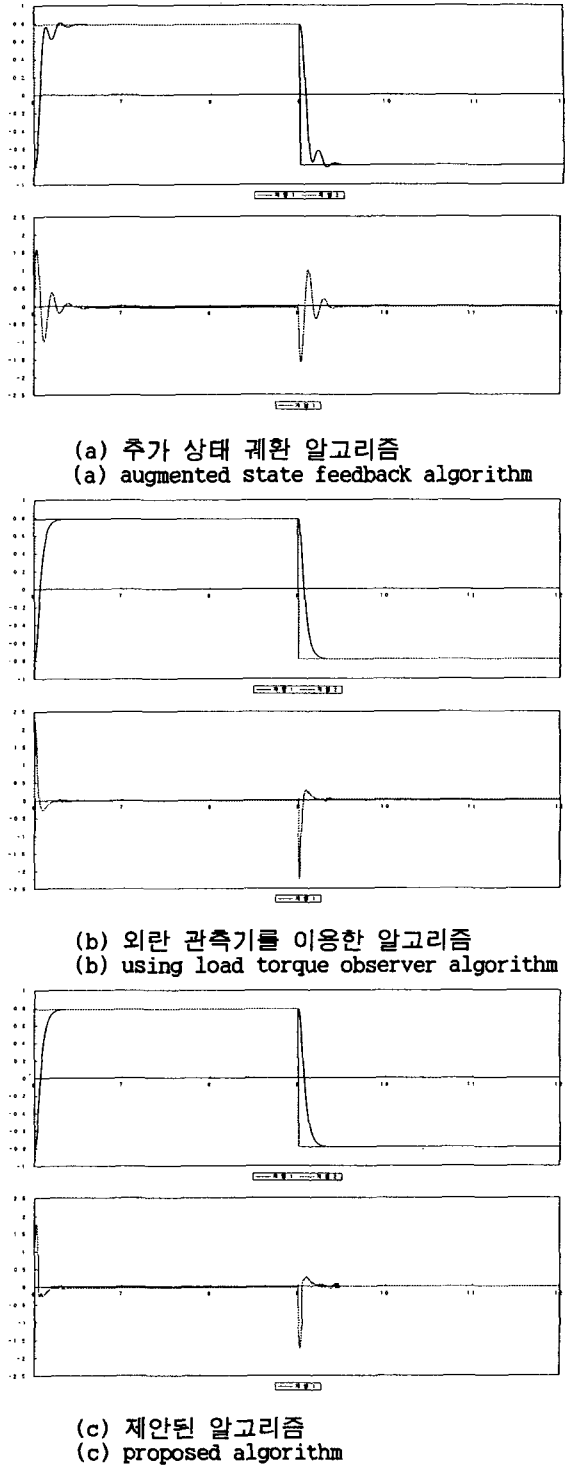
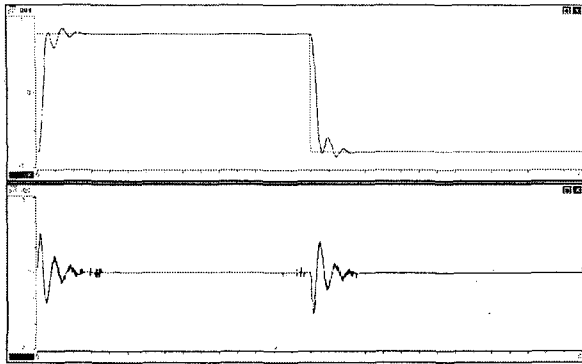
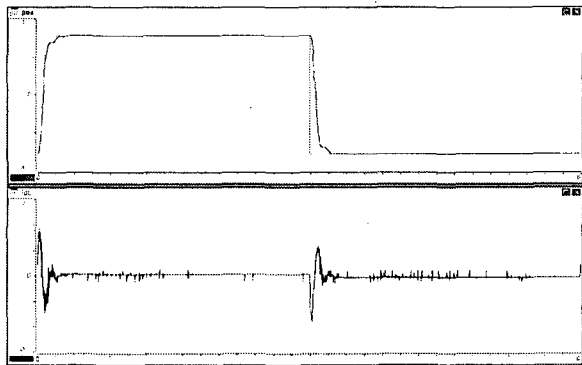


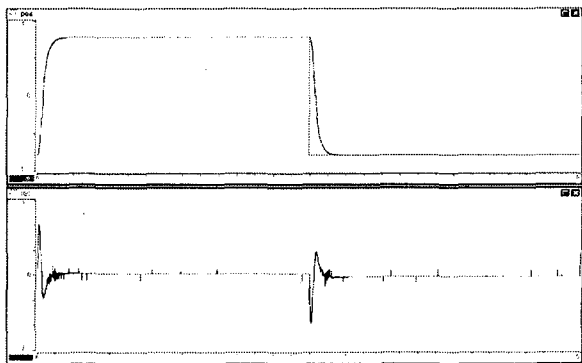
그림 5. 관성파라미터의 200배 관성부하에 대한 회전자 위치, q상 전류 명령의 모의실험 결과  
Fig 5. Simulation results of the rotor position and q-phase current command with a inertia load



(a) 추가 상태 궤환 알고리즘  
(a) augmented state feedback algorithm



(b) 외란 관측기를 이용한 알고리즘  
(b) using load torque observer algorithm



(c) 제안된 알고리즘  
(c) proposed algorithm

그림 6. 관성부하에 대한 회전자 위치, q상 전류 명령의 실험 결과  
fig 6. Experimental results of the rotor position and q-phase current command with a inertia load

그림 6은 관성 부하에 대한 실험 결과이다. 추가 상태 궤환 제어기만 사용하였을 경우 과도상태에서 부하의 영향으로 위치 정보의 진동이 발생함을 볼수 있다. 외란 관측기를 사용하면 이러한 진동이 더 줄어들며, 제안된 제어기에서는 외란에 의한 영향을 학습을 통한 보상으로 진동도 없으며 정상 상태에서 위치 오차 또한 거의 발생하지 않음을 확인할 수 있었다. 향후 파라미터 변화를 일으키는 관성부하와 부하 변화를 발생하는 막대부하가 같이 있는 경우에 대한 실험

을 통해 제안된 알고리즘의 성능을 확연하게 입증하려 한다.

## 5. 결론

본 논문은 외란과 파라미터 변화에 강인한 위치 제어를 위해 신경망 외란 관측기와 파라미터 보상기를 이용하는 방법을 제시하였다. 또한 파라미터 추정기에 사용된 RLSM 파라미터 추정방법의 단점인 외란에 의해 편향특성을 외란 관측기에 의한 보상 입력을 포함하도록 함으로서 편향 특성을 제거하였으며, 제안된 알고리즘을 모의실험과 실험을 통하여 기존 시스템과 성능을 비교하여 더욱 우수한 특성을 나타내고 있음을 보였다.

## 참고 문헌

- [1] D.W. Novotny and R.D. Lorentz "Introduction to field orientation and high performance AC drives" *IEEE-IAS Tutorial Course*, 1986
- [2] P.C. Krause, *Analysis of electric machinery*, McGraw-Hill, 1984
- [3] K. J. Åström and B. Wittenmark *Computer controlled system*, Prentice Hall, International, 1997
- [4] J.S. Ko, J.H. Lee, S.k. Chung, and M.J. Youn "A Robust Position Control of Brushless DC motor with Dead Beat Load Torque Observer" *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 40, no. 5, pp. 512-520, 1993
- [5] C.T. Chen, *Linear System Theory and Design*, Holt, Rinehart and Winston, Inc., 1984
- [6] C.Y. Huang, T.C. Chen, C.L. Huang "Robust Control of Induction Motor with A Neural-Network Load Torque Estimator and A Neural-Network Identification" *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 46, no. 5, pp. 990-998, 1999
- [7] J.D. Landau, *System Identification and Control Design*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1990
- [8] G.C. Goodwin, K.S. Sin, *Adaptive Filtering Prediction and Control*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1984
- [9] J.S. Ko and S.K. Youn, "A Study of Adaptive Load Torque Observer and Robust Precision Position Control of BLDD Motor", *Transaction on KIPE*, Vol. 4. No. 2, pp. 138-143, 1999.
- [10] J.S. Ko and S.K. Youn, "Simple AI Robust Digital Position Control of PMSM using Neural Network Compensator", *Transaction on KIEE*, Vol. 49B. No. 8, pp. 557-564, 2000.