

신경망 외란관측기와 파라미터 보상기를 이용한 PMSM의 정밀 위치제어

論 文

53B-3-8

Precision Position Control of PMSM Using Neural Network Disturbance observer and Parameter compensator

高宗宣* · 晉達福** · 李泰勳***

(Jong-Sun Ko, Dal-Bok Chin, Tae-Hoon Lee)

Abstract - This paper presents neural load torque observer that is used to deadbeat load torque observer and gain compensation by parameter estimator. As a result, the response of the PMSM(permanent magnet synchronous motor) follows that nominal plant. The load torque compensation method is composed of a neural deadbeat observer. To reduce the noise effect, the post-filter implemented by MA(moving average) 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 load torque observer to resolve the problems. The neural network is trained in on-line phases and it is composed by a feedforward recall and error back-propagation training. During the normal operation, the input-output response is sampled and the weighting value is trained multi-times by error back-propagation method at each sample period to accommodate the possible variations in the parameters or load torque. As a result, the proposed control system has a robust and precise system against the load torque and the parameter variation. A stability and usefulness are verified by computer simulation and experiment.

Key Words : PMSM, Precision position control, Neural network disturbance observer, Parameter compensator

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. DC 전동기는 브러시(brush)와 정류자(commutator) 구조에 의해 전동기 성능, 수명 및 유지 보수에 단점이 있으며, 유도 전동기는 소비 전력이 많고 속도 제어회로의 복잡성 및 제어 범위의 제약 등으로 성능 향상의 한계가 있다. 이러한 단점을 보완한 영구자석형 동기 전동기는 직류전동기 및 유도전동기에 비해 정격속도 내에서는 선형적 속도제어 및 위치제어가 가능하며 간단한 구조와 높은 자속밀도, 낮은 관성능률, 적은 잡음과 고효율 등의 장점을 가진다[1][2]. 이러한 이유로 CNC나 엘리베이터 등의 중-소형 정밀 모터에 많이 이용되고 있으며 최근 산업용 응용 분야에서는 작고 강력한 구동기의 필요에 의해 DC 전동기가 영구자석형 동기 전동기로 대체 되어가고 있다. 반면 이 모터는 비선형 특성에 의해 복잡한 제어가 필요하고, 가격이 비싸다는 단점이 있다

[1][2].

본 논문에서는 영구자석 동기 전동기의 나노급 정밀 위치 제어의 방법으로 외란관측기(deadbeat load torque observer)를 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 단점을 보완하기 위하여 후단필터로서 MA처리를 통하여 잡음에 대한 영향을 줄이도록 하는데 이 필터 효과도 학습 대상에 포함하였다[4]. 또한 관측기의 파라미터와 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 높은 성능을 갖는 데드비트 외란 관측기를 학습한 지능형 관측기를 포함하도록 함으로서 외란에 의한 문제를 해결하였다. 이와 같이 제안된 제어기는 외란 및 파라미터 변화를 갖는 시스템에서 강인한 고정밀 위치 제어를 할 수 있으며, 이의 안정성과 효율성을 컴퓨터를 이용한 모의 실험과 실제 실험을 통하여 보였다. 실험에서는 계산 시간을 줄이고, 실시간 제어를 위해서 TMS320C31 프로세서를 내장한 DS1102보드를 사용하였다.

* 正 會 員 : 단국大學 전기전자컴퓨터공學科 副教授 · 工博

** 正 會 員 : 원광大學 전기전자 및 정보통신공學科 教授 · 工博

*** 正 會 員 : 슈나이더일렉트릭코리아(주) 기술영업부
接受日字 : 2003년 9월 2일
最終完了 : 2003년 12월 2일

2. 제어 알고리즘

2.1. 영구자석 동기 전동기와 부하 모델

영구자석 동기 전동기는 비선형 특성을 나타낸다. 그러나 벡터 제어의 일종인 자속 기준 제어(field-oriented control)에 의해 i_{ds} 를 0으로 만들 수 있고[2], 이 제어방법에 의한 영구자석 동기 전동기의 시스템 방정식은 다음과 같은 선형방정식으로 쓸 수 있다.

$$\dot{\omega} = \frac{3}{2} \frac{1}{J} \left(\frac{p}{2}\right)^2 \lambda_m i_{qs} - \frac{B}{J} \omega - \frac{p}{2J} T_L \quad (1)$$

$$T_e = \frac{3}{2} \left(\frac{p}{2}\right) \lambda_m i_{qs} = k_t i_{qs} \quad (2)$$

$$\dot{y} = \omega \quad (3)$$

- p : 극수
- J : 관성 [Kgm^2]
- B : 점성마찰계수 [Kgm^2/sec]
- k_t : 토오크 상수 [Nm/A]
- λ_m : 자속 [Wb]
- T_L : 부하 토오크 [Nm]
- T_e : 전동기 토오크 [Nm]
- i_{qs} : q-상 고정자 전류 [A]
- ω : 회전자 각속도 [rad/s]

자속 기준 제어를 구현하기 위하여 전류제어 명령을 발생해야 하는데 이명령은 i_{qc} 로, 회전자 기준에서 발생한 제어 전류를 고정자 기준으로 바꾼다. 이 결과로 얻는 고정자 3상 전류를 CRPWM(current reference pulse width modulation)으로 추적토록 한다.

2.2. 상태 궤환 제어 알고리즘

PMSM의 추적 제어를 위해서 추가 상태를 식 (4)와 같이 정의하면 PMSM의 추가 상태 시스템 방정식은 식 (5)(6)과 같으며 제어 규칙은 식 (7)과 같이 정할 수 있다.

$$\dot{z} = y - y_r \quad (4)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B}{J} & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_t \frac{P}{2J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} i_{qs} - \begin{bmatrix} \frac{p}{2J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} T_L - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} y_r \quad (5)$$

$$y = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$u = -[k_1 \ k_2 \ k_3] \begin{bmatrix} \omega \\ y \\ z \end{bmatrix} = -K \begin{bmatrix} \omega \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (7)$$

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 선택적으로 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 정궤환(feed-forward)하여 보상한다.

2.3. 신경망 외란 관측기 및 MA필터

일반적으로 시스템의 모든 입력을 알면 상태 추정을 할 수 있다. 그러나, 실제 시스템에서 몇몇 입력은 정확한 값을 알 수 없거나 찾아내기 힘든 경우가 있다. 이러한 입력의 경우 관측기에 의해 추정할 수 있음이 알려져 있으며, 빠른 샘플링에 의해 외란은 구간상수로 가정할 수 있으므로 다음과 같은 0차 관측기에 의해 추정 가능하다.

$$T_L = 0 \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{\omega}} \\ \dot{\hat{y}} \\ \dot{\hat{T}}_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B}{J} & 0 & -\frac{P}{2J} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ \hat{y} \\ \hat{T}_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_t \frac{P}{2J} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} i_{qs} + L \left(y - \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ \hat{y} \\ \hat{T}_L \end{bmatrix} \right) \quad (9)$$

이때 L 은 3×1 의 피드백 행렬이다. 전체 시스템 응답 시간보다 빠른 부하 토크 계산을 하고, 과도 응답에서 부하 토크 보상을 위해서 데드비트 관측기를 사용한다. 데드비트의 극점 정의에 의해서 궤환이득은 $L = P(\Phi) W_0^{-1} [0 \ 0 \ \dots \ 1]^T$ 의 Ackermann 공식을 이용하여 얻을 수 있다. 데드비트 관측기는 이득이 커서 노이즈에 매우 민감하다. 따라서 노이즈를 줄이기 위한 처리가 필요하다. 필터는 관측기 전단이나 관측기 후단에 사용 될 수 있으며, 경우에 따라 2가지를 같이 이용하는 방법이 있으나 관측기 정보의 저감을 줄이기 위해서는 전단 필터(pre-filter)보다는 후단 필터(post-filter)가 유용하다. 여기에서는 MA(moving average)처리에 의한 저역 통과 필터(LPF)를 적용하여 고주파 잡음을 저감하였다[13].

$$H(z) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} z^{-k} \quad (10)$$

식 (10)은 MA필터의 전달 함수이며 N 은 데이터의 개수를 나타내고 z 는 단위 지연을 나타낸다. N 은 임의의 값을 설정할 수 있으며 N 의 값을 크게 할 경우 고주파 잡음을 저감시키거나 신호를 왜곡시키며, N 값을 작은 수로 정할 경우 신호의

왜곡은 작아지나 고주파 저감 효과가 적어진다. 여기서 N에 2를 대입하고 관측기에 의해서 추정된 외란을 입력으로 하면 신호의 왜곡이 적으며 고주파 잡음을 저감한 외란을 식 (11)에 의해서 얻을 수 있다.

$$T_L(k) = \frac{1}{2}(T_L(k) + T_L(k-1)) \quad (11)$$

여기서, T_L 은 잡음을 저감시킨 외란이며 T_L 은 데드비트 관측기에 의해 추정된 잡음을 포함한 외란이다.

Hornick이 적용한 함수 근사화(functional approximation)의 방법으로 신경망의 응용은 다층 전방향 신경망이 일반 근사기(universal approximator)로 사용되었다. 위 신경망의 특성은 알 수 없는 파라미터와 부하 변화에 의한 영향을 보상해 주는데 적당한 알고리즘이다[9]. 그림 1은 추가된 상태 궤환을 기초로 많이 쓰이는 역전파 신경망(back-propagation neural network: BPNN)을 사용한 제어기를 나타낸다[10][11].

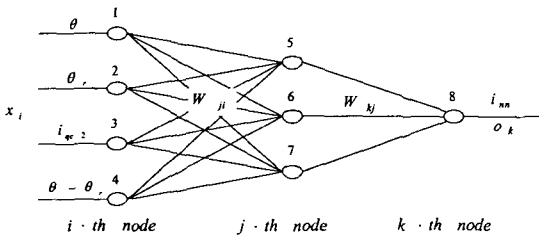


그림 1 오류 역전파를 사용한 신경망의 블록도
Fig. 1 Diagram of the neural network using error back-propagation

본 논문에서 사용한 신경망 네트워크는 그림 2와 같으며, 그림에서 보는 바와 같이 다양한 상황을 학습시키기 위해 위치 y , 목표 위치 y_r , 위치와 목표 위치의 차 $y - y_r$, 등가전류 i_{qs} 를 신경망의 입력으로 선택하고 원하는 출력 i_{qd} 를 통해 학습을 하였다. 오차 신호는 다음과 같은 양극성 활성화 함수를 사용하여 계산된 출력과 원하는 출력을 비교한 후, 출력층에서 은닉층으로 역전파된다.

$$f(net_k) = \frac{2}{1 + \exp(-\lambda net_k)} - 1 \quad (12)$$

$$net_k = \sum w_{kj} y_j \quad (13)$$

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

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2 \quad (14)$$

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (15)$$

j 번째 은닉층의 뉴런으로부터 k 번째 출력층의 뉴런간의

연결강도를 W_{kj} 로 표기하고, 오차 E 를 최소화하기 위해 연결강도를 음의 경사방향으로 변화시켜준다. 여기서, η 는 학습률이고, 각 노드에서 뉴런의 출력값은 식(16)과 같다.

$$o_k = f(net_k) \quad (16)$$

오차신호 δ 를 연쇄규칙(chain rule)을 사용해서 나타내면 (17)식과 같음이 잘 알려져 있고 식 (12)과 (17)의 수식을 통해서 오차 신호는 식 (18)과 같이 주어진다.

$$\delta_{ok} = -\frac{\partial E}{\partial net_k} = -\frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \quad (17)$$

$$\delta_{ok} = \frac{1}{2}(d_k - o_k)(1 - o_k^2) \quad (18)$$

이상의 수식을 통해서 델타 학습 규칙을 기초로 각 연결강도의 값은 식 (19)로 조정된다.

$$w_{kj}(k+1) = w_{kj}(k) + \eta \delta_{ok} y_j \quad (19)$$

위 식에서 y_j 는 j 번째 층에서의 출력이다. 같은 방식으로 은닉층에서 오차신호와 연결 강도 조정은 식(20), 식(21)과 같다.

$$\delta_{yj} = \frac{1}{2}(1 - y_j^2) \sum_{k=1}^n \delta_{ok} w_{kj} \quad (20)$$

$$w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \eta \delta_{yj} x_i \quad (21)$$

2.4. 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 외란 보상기는 고정 이득을 사용하기 때문에 파라미터 변화에 대하여 동일한 성능을 얻기가 힘들며, 외란 관측기는 파라미터 변화에 의해 과도 응답 특성을 갖는다. 따라서 등가 지표(nominal) 시스템으로 파라미터를 보상하여 파라미터의 변화에 의한 성능 변화를 제거할 수 있다. 영구자석 동기 전동기의 이산방정식은 식(22)와 같다.

$$y(k+1) = \alpha w(k) + \beta y(k) + \gamma i_{qs}(k) - \delta T_L(k) \quad (22)$$

여기서,

$$\alpha = \frac{J}{B} (1 - e^{-\frac{B}{J} h}) \quad (23)$$

$$\beta = 1 \quad (24)$$

$$\gamma = k_t \frac{P}{2J} \frac{J}{B} \left(h - \frac{J}{B} + \frac{J}{B} e^{-\frac{B}{J} h} \right) \quad (25)$$

$$\delta = \frac{P}{2J} \frac{J}{B} \left(\frac{J}{B} - h - \frac{J}{B} e^{-\frac{B}{J} h} \right) \quad (26)$$

파라미터의 변화를 등가지표시스템으로 보상하기 위하여 부하토크의 영향이 없다고 가정하고, 보상기의 이득을 각각 C_1, C_2, C_3 라 정의하면 보상기를 통한 제어명령은 식 (27)

과 같다.

$$i_{qc}^*(k) = C_1\omega(k) + C_2y(k) + C_3i_{qc}(k) \quad (27)$$

파라미터 보상기에 의해 보상된 시스템과 등가 지표 시스템의 응답이 같다고 가정하면 식 (28)과 같이 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \alpha\omega(k) + \beta y(k) + \gamma(C_1\omega(k) + C_2y(k) + C_3i_{qc}(k)) \\ = \alpha_n\omega(k) + \beta_n y(k) + \gamma_n i_{qs}(k) \end{aligned} \quad (28)$$

여기서, α, β, γ 와 $\alpha_n, \beta_n, \gamma_n$ 은 각각 시스템의 실제 파라미터와 명판에 주어진 지표파라미터이다. 따라서 보상기의 이득은 식 (28)로부터 다음과 같이 간단히 얻을 수 있다.

$$C_1(k) = (\alpha_n - \alpha) / \gamma \quad (29)$$

$$C_2(k) = (\beta_n - \beta) / \gamma \quad (30)$$

$$C_3(k) = \gamma_n / \gamma \quad (31)$$

파라미터 추정을 위하여 영구자석 동기전동기의 이산 방정식을 파라미터 벡터와 측정 벡터로 구분하면 식 (32)와 같다.

$$y(k+1) = \alpha\omega(k) + \beta y(k) + \gamma i_{qs}(k) = \theta^T \phi(k) \quad (32)$$

여기서,

$$\theta^T = [\alpha \quad \beta \quad \gamma] \quad (33)$$

$$\phi(k)^T = [\omega(k) \quad y(k) \quad i_{qs}(k)] \quad (34)$$

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.

$$\vartheta(k+1) = \vartheta(k) + F(k+1) \varphi(k) E(k+1) \quad (35)$$

$$F(k+1) = F(k) - \frac{F(k) \varphi(k) \varphi(k)^T F(k)}{1 + \varphi(k)^T F(k) \varphi(k)} \quad (36)$$

$$E(k+1) = y(k+1) - \vartheta(k)^T \varphi(k) \quad (37)$$

여기서,

$$\vartheta^T = [\hat{\alpha} \quad \hat{\beta} \quad \hat{\gamma}] \quad (38)$$

$$\varphi(k)^T = \left[\omega(k) \quad y(k) \quad i_{qs}(k) - \frac{T_L}{k_t} \right] \quad (39)$$

$$F(0) = \frac{1}{\delta} I \quad (0 < \delta \ll 1) \quad (40)$$

기존 연구에서는 $i_{qc} = i_{qc1} + i_{qc2}$ 으로 구성된다. i_{qc1} 은 augmented state feedback의 전류명령이고 i_{qc2} 는 MA filter를 거친 Observer 보상 신호이다. 제안된 제어기에서는 이 i_{qc2} 를 학습시켜 i_{nn} 을 만들어 $i_{qc} = i_{qc1} + i_{nn}$ 으로 보상하고 있다. 따라서 MA filter는 계속 사용하였고 학습된 보상 신호 i_{nn} 은 제안된 알고리즘에서만 사용하였다. 신경망의 학습에 의해서 외란의 상황에 맞는 학습된 출력을 한 샘플링

시간(sampling time)에 계산하여 제어 신호를 보상 출력하므로, 부하 토크의 영향을 빠르게 줄일 수 있게 된다. 이상의 알고리즘 블록선도를 그림 2에 나타내었다.

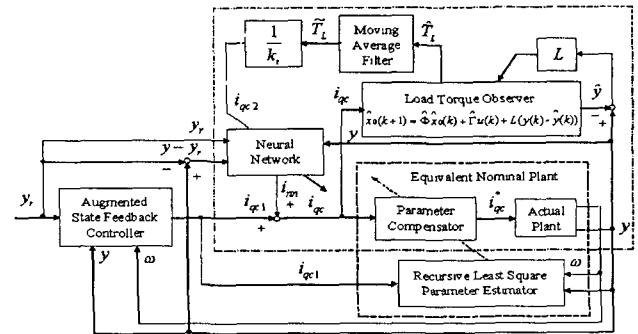


그림 2 제안된 알고리즘의 블록선도

Fig. 2 Block diagram of the proposed algorithm

3. 전체 시스템 구성

제안한 시스템의 구성은 그림 3에 나타냈다. 여기서 제어 알고리즘은 위치제어기, 지능형 외란 관측기 및 파라미터 보상기로 구성된다. 위치 제어기는 추가 상태 궤환(augmented state feedback)으로 이루어지며, 추가 상태 $z(k+1)$ 의 구현은 평행사변형 방식을 이용하였으며 지능형 외란 관측기는 데드비트 관측기의 출력을 MA필터에 통과시킨 i_{qc2} 를 학습한다.

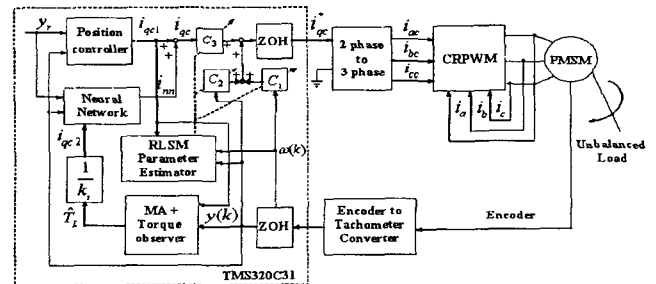


그림 3 제안된 제어 시스템의 블록선도

Fig. 3 Block diagram of the proposed control system

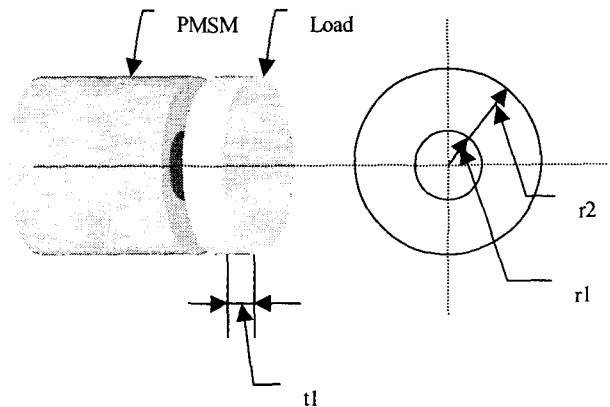


그림 4. 파라미터와 외란 변화를 위한 관성 부하

Fig. 4 The figure of inertia load for parameter variation

파라미터 변화를 위해 그림 4의 관성부하를 모델링하여 사용하였으며 이를 실험에 적용하였다. 실험에서 부하는 모터에 직접 연결된 황동 부하로 구현하였다. 이때 l_1 은 30mm, r_1 은 7.5mm, 그리고 r_2 는 32mm이다.

4. 모의실험 및 실험 결과

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

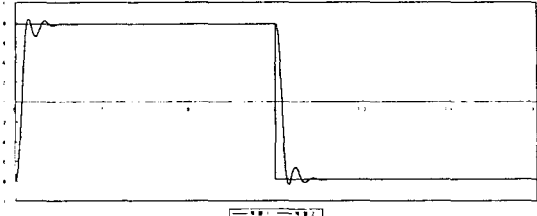
표 1 모터 파라미터
Table 1 Motor parameter

Power	400 Watt	Rated current	2.7 A
Inertia	$0.363 \times 10^{-4} \text{ kgm}^2$	Stator resistance	1.07 Ω
Rated torque	1.3 Nm	Phase inductance	4.2 mH
Motor pole	Motor pole	Rated speed	3000 RPM

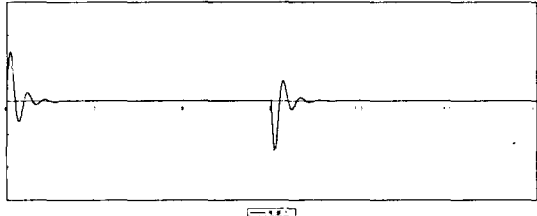
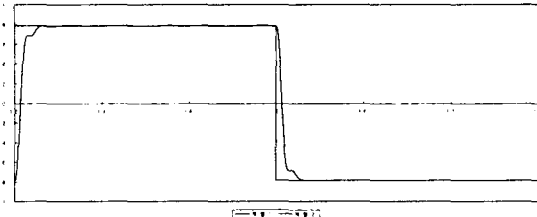
모의 실험에서 사용한 히스테리시스 간격은 0.05[A]이고, 샘플링 주기 T_s 는 0.2 [ms]이다. 원하는 목표 도달시간과 과도응답이 없는 가중 행렬(weighting matrix)은 $Q=diag[0.1 \ 80 \ 30000]$, $R=1$ 로 선택하여 최적 이득 행렬을 구하면 $k=[0.0773 \ 4.9807 \ 62.5080]$ 이 되며, Dead beat 관측기 이득 $L=[9623.9 \ 2.7 \ -275.2]^T$ 이 된다. 신경망 보상을 위해 사용한 역전파 알고리즘의 학습률은 0.55이고 시뮬레이션에서는 한 샘플링 주기 동안에 2번의 반복 학습을 하도록 하였다. 모의 실험은 C-언어를 사용하였고 PMSM시스템 방정식의 해는 runge-kutta 4차방법을 이용하여 구하였다.

일반적으로 파라미터는 name plate의 경우 최소 10~20% 부정확하다. PMSM은 관성이 $0.363 \times 10^{-4} \text{ kgm}^2$ 이며 robot, 자동화기에서 작업 대상물을 들거나 놓을 때 이 관성이 크게는 수십배 이상의 순간 변화를 갖는다. 본 연구에서는 파라미터의 200배에 해당되는 관성부하를 모델로 시뮬레이션 하였다. 그림 5는 관성부하를 갖는 경우의 위치 응답에 대한 추가 상태 궤환 제어기, 후단 필터를 갖는 외란 관측기, 외란이 없는 전류 명령을 이용해서 RLSM에 의해 파라미터 추정을 한 파라미터 보상기, 파라미터 추정을한후 관측기에 의해 계산된 전류를 신경망으로 학습하여 파라미터 보상을한 제안된 제어기의 모의실험 결과이다. 그림5 (a)의 추가상태 궤환 알고리즘은 과도상태에서 심하게 진동함을 알 수 있고, 그림5 (b)의 외란관측기를 이용한 알고리즘은 과도상태에서 진동은 추가상태궤환 제어기와 비교시 줄었으나 정상상태에서 떨림을 볼 수 있다. 그림5 (c)의 파라미터 보상기를 이용한 알고리즘은 외란관측기의 과도 상태의 진동과 정상 상태의 떨림을 더욱 개선 시키고 있으며, 그림5 (d)의 제안된 제어기는 외란관측기가 추정한 토크를 이용하여 계산한 전류를 학습하여 과도 상태 및 정상상태의 위치응답 또한 이상적임을 모의실험을 통하여 확인할 수 있었다. 그림 6은 그림 5의 회

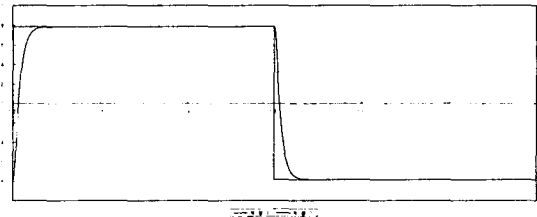
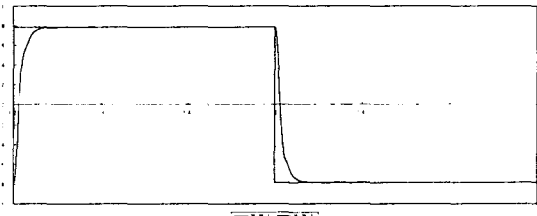
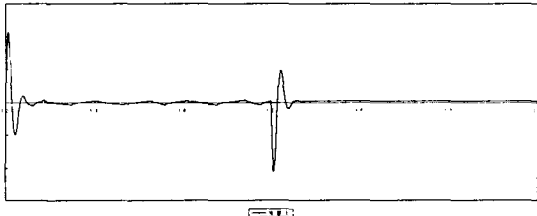
전자 위치를 0.1rad 스케일(0.7 rad ~ 0.8rad)로 확대한 그림으로 제안된 제어기가 과도 상태 및 정상 상태에서 안정적임을 알 수 있다.

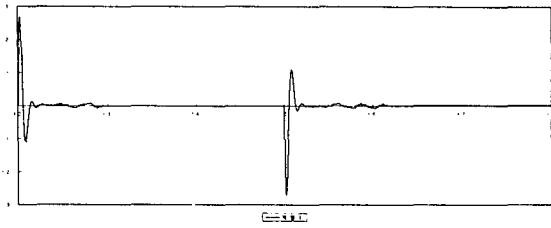


(a) 추가 상태 궤환 알고리즘
(a) augmented state feedback algorithm

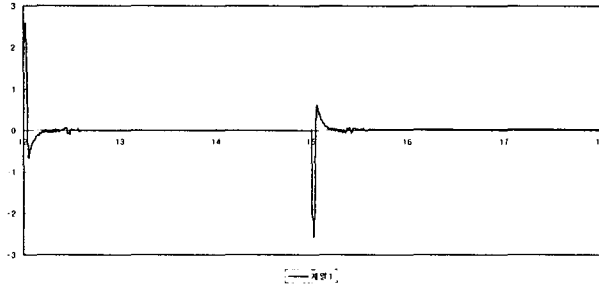


(b) 외란 관측기를 이용한 알고리즘
(b) load torque observer algorithm





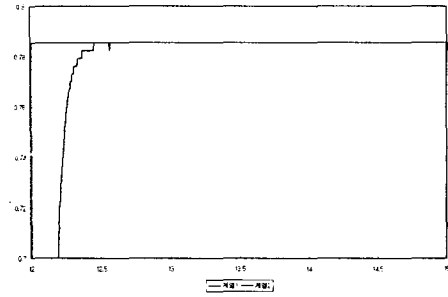
(c) 파라미터 보상기를 이용한 알고리즘
(c) parameter compensation algorithm



(d) 제안된 알고리즘
(d) proposed algorithm

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

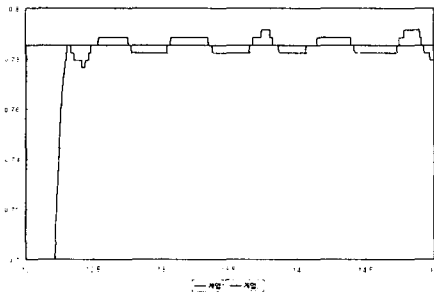


(c) 제안된 알고리즘
(c) proposed algorithm

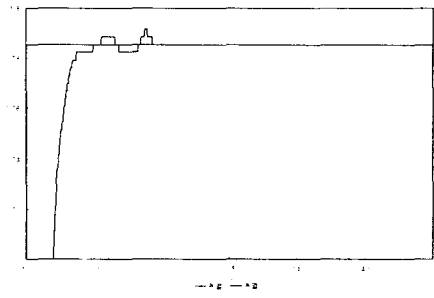
그림 6 회전자 위치확대(0.7rad ~ 0.8rad)

Fig. 6 Zoom in the rotor position(0.7rad ~ 0.8rad)

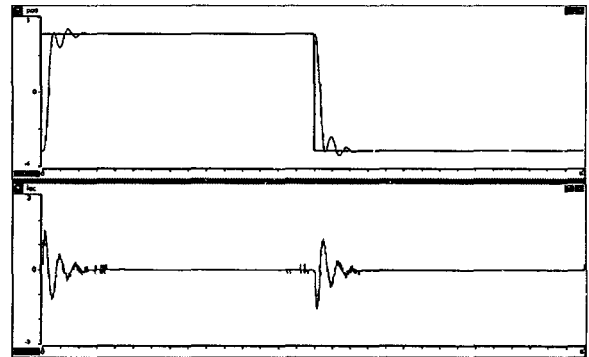
그림 7은 관성 부하에 대한 실험 결과이다. 추가 상태 궤환 제어기만 사용하였을 경우 과도상태에서 부하의 영향으로 모의 실험에서처럼 위치 정보의 진동이 발생함을 볼수 있다. 외란 관측기를 이용한 알고리즘과 파라미터 보상기를 이용한 알고리즘은 이러한 진동이 더 줄어들며 모의 실험과는 약간 달리 두 제어기의 성능이 크게 차이가 나지 않음을 확인할 수 있었다. 이상의 결과로 커플링을 통해 모터에 직결된 부하의 상태나 위치에 따른 파라미터 값이 크게 변하지 않음을 알 수 있다. 그리고 제안된 제어기에서는 외란에 의한 영향을 학습을 통한 보상으로 진동도 없으며 정상 상태에서 위치 오차 또한 거의 발생하지 않고 이상적임을 알 수 있었다.



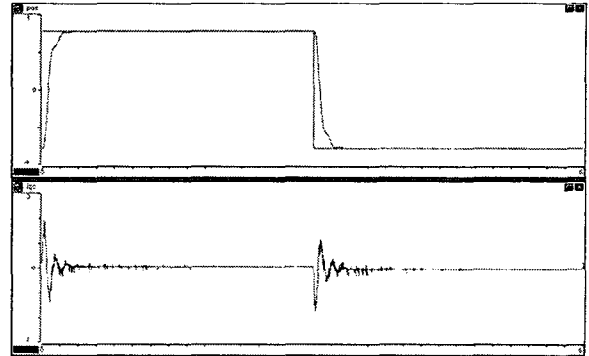
(a) 외란 관측기를 이용한 알고리즘
(a) load torque observer algorithm



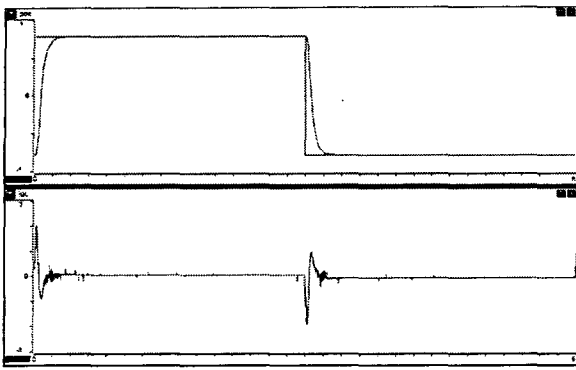
(b) 파라미터 보상기를 이용한 알고리즘
(b) parameter compensation algorithm



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

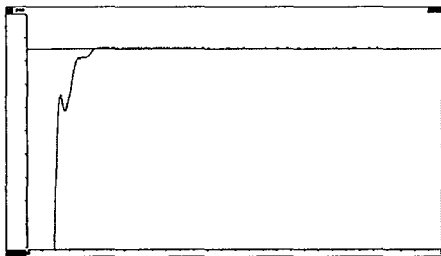


(c) 파라미터 보상기를 이용한 제어기
(c) parameter compensation algorithm

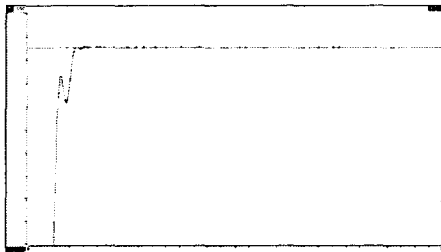


(c) 제안된 알고리즘
(c) proposed algorithm

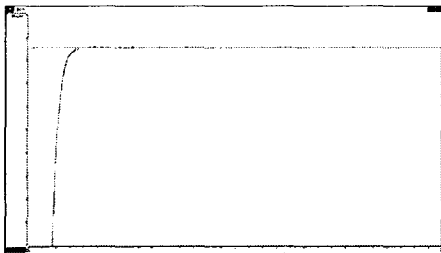
그림 7 관성부하에 대한 회전자 위치, q상 전류 명령의 실험 결과
Fig. 7 Experimental results of the rotor position and q-phase current command with an inertia load



(a) 외란 관측기를 이용한 알고리즘
(a) load torque observer algorithm



(b) 파라미터 보상을 이용한 제어기
(b) parameter compensation algorithm



(c) 제안된 알고리즘
(c) proposed algorithm

그림 8 관성부하에 대한 회전자 위치 확대
Fig. 8 Zoom in the rotor position with an inertia load

그림 8은 관성 부하의 회전자 위치에 대한 실험 결과를 0.7rad~0.8rad 스케일로 확대한 그림으로, 과도 상태와 정상 상태를 좀더 자세히 분석하여 제안된 알고리즘이 외란과 파라미터 변화에 더욱 강한 제어가 됨을 알 수 있다. 특히 제안된 알고리즘 그림 8(c)는 기존의 단순 파라미터 보상기보다 더욱 빨리 안정해짐을 보인다.

5. 결 론

본 논문은 외란 관측기, 파라미터 보상기 및 제안된 신경망을 이용한 외란과 파라미터 변화에 강한 위치 제어 방법을 제시하였다. 제안된 알고리즘을 시뮬레이션과 실험을 통하여 외란과 파라미터 변화에 강한 정밀제어가 됨을 보였고 기존 시스템과 성능을 비교하여 더욱 우수한 특성을 나타내고 있음을 보였다. 외란 관측기를 이용한 시스템은 빠른 외란 보상을 위하여 높은 이득을 갖는 데드비트 외란 관측기를 사용할 경우 잡음이 많은 신호 케환시 잡음을 증폭하는 현상이 발생한다. 이를 위해 관측기 후단에 MA(Moving average) 필터를 갖도록 하여 잡음의 영향을 감소하도록 하여 외란에 대하여 강인함을 보였다. 그러나, 파라미터의 변화에 의해서 관측기는 과도 상태에서 여전히 진동하는 특성을 가진다. 즉 파라미터 변화와 외란이 존재할 경우 외란에 대하여 과도한 보상을 하는 단점을 가진다. 이러한 파라미터 변화로 인한 관측기의 과도한 응답 특성을, 파라미터 보상기를 이용하여 실제 시스템이 nominal 값에서 동작하도록 하였다. 파라미터 보상기에 의해서 주 제어기인 상태 케환 제어기와 외란 관측기의 고정이득에 의한 성능 변화를 줄일 수 있다.

또한 파라미터 보상기의 RLSM 파라미터 추정은 외란에 대하여 편향된 값을 추정하는 단점이 있으나 외란 관측기를 포함하도록 함으로서 외란의 영향을 제거하도록 하였다. 그래서 외란 관측기는 파라미터의 변화를 보상한 등가 지표 시스템의 외란을 보상하도록 하였다. 이와 더불어 외란 관측기와 파라미터 보상기로 이루어진 기존 시스템을 역전파 알고리즘을 이용한 신경망으로 외란 관측기 및 전체 시스템을 학습하여 외란과 파라미터 변화를 실시간으로 좀 더 세밀하게 보상하는 알고리즘을 최종 제안하였다. 제안된 제어기를 시뮬레이션과 TMS320C31의 DSP를 이용한 실험으로 외란과 파라미터 변화에 더욱 더 강한 정밀제어가 됨을 보였다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부 지원에 의하여 기초전력공학공동연구소 (과제관리번호 3-중-06)주관으로 수행된 과제임

참 고 문 헌

- [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] Hornick K., Stinchcombe M., and White H., "Multi-layer Feedforward Networks are Universal Approximators", Neural Networks, Vol. 2, 1989
- [10] Chen, F. "Back-Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control", IEEE Control System Magazine, April, 1990.
- [11] Jong Sun Ko and Myung Joong Youn, "Robust Digital Position Control of BLDD Motors using Neural Network with State Feedback," Proc. of the 3rd. International Workshop on Advanced Motion Control, pp. 852-861, March, 1994.
- [12] Jong-Sun Ko, Tae-Ho Lee, Chil-Hwan Cheon, and Sang-Seol Lee, Precision Speed Control of PMSM Using Disturbance Observer and Parameter Compensator KIPE, Vol. 6 No. 1, pp98-106, Feb., 2001
- [13] A. Krzyżak, E. Rafajłowicz, M. Pawlak "Moving Average Restoration of Bandlimited Signals from Noisy Observations", IEEE Trans. on signal processing, Vol. 45, No. 12, 1997

저 자 소 개



고 종 선(高宗宣)

1960년 3월 20일생. 1984년 서울대 전기 공학과 졸업. 1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1994년 동 대학원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 1983년~1995년 삼성전자 생산기술센터 선임연구원. 1995년~1996년 삼성그룹 삼성경영기술대 사내 교수(부장). 1999년 2월~2000년 1월 미국 Tennessee 주립대(UT) Post-Doc. 1996년~2003년 7월 원광대 전기전자 및 정보공학부 조교수. 2003년 8월~현재 단국대학교 전기공학과 교수. 당 학회 편집이사. 전기학회 편집위원, 전자 공학회 전력전자 연구위원장.



진 달 복(晉達福)

조선대학교 전기과 공학사
조선대학교 전기과 공학석사
전남대학교 전자과 공학박사
원광대학교 전기전자정보공학부 교수
관심분야 : 음성합성및인식, 의용생체공학



이 태 훈(李泰勳)

1975년 5월 4일생. 2002년 원광대 전자공학과 졸업. 2003년 현재 동 대학원 전자공학과 컴퓨터 및 제어시스템 전공 석사 졸업. 슈나이더일렉트릭코리아(주) 기술영업부