

신경망 외란관측기와 파라미터 보상기를 이용한 PMSM의 정밀속도제어

論 文

51B-10-5

Precision Speed Control of PMSM Using Neural Network Disturbance Observer and Parameter Compensator

高宗宣* · 李勇宰**
(Jong-Sun Ko · Yong-Jae Lee)

Abstract - This paper presents neural load disturbance 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 composed of a neural deadbeat observer. To reduce of the noise effect, the post-filter, which is implemented by MA process, is proposed. The parameter compensator with RLSM (recursive least square method) parameter estimator is suggested to increase the performance of the load torque observer and main controller. The proposed 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 and experiment, are shown in this paper.

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

1. 서 론

최근 자성체, 반도체 전력소자, 제어이론 등의 향상으로 중-소용량 영역에서 영구자석 동기전동기(permanent magnet synchronous motor)를 이용한 동작 제어(motion control)의 응용은 매우 중요한 부분이 되어졌다. DC 전동기는 브러시(bush)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 정격 속도 내에서는 선형적 속도제어 및 위치제어가 가능하며 간단한 구조와 높은 자속밀도, 낮은 관성능률, 적은 잡음과 고출력 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 영구자석형 동기 전동기로 대체 되어가고 있다. 반면 비선형 특성에 의해 복잡한 제어가 필요하고, 가격이 비싸다는 단점이 있다[1][2].

본 논문에서는 영구자석 동기 전동기의 정밀 속도 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(recursive least square method) 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 속도 제어를 할 수 있으며, 이의 안정성과 효율성을 컴퓨터를 이용한 시뮬레이션과 DSP를 통한 실험을 통하여 보였다.

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.

* 正 會 員 : 圓 光 大 電 氣 電 子 및 情 報 工 學 部 助 教 授 · 工 博

** 正 會 員 : 圓 光 大 電 氣 電 子 및 情 報 工 學 部 碩 士 課 程

接 受 日 字 : 2002年 1月 31日

最 終 完 了 : 2002年 8月 5日

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

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

$$y = \omega_r \quad (3)$$

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_r : 회전자 각속도 [rad/s]

자속 기준제어를 수행하기 위해서 각 3상 전류 명령치는 독립적으로 만들어져야 한다. 이 전류 명령은 회전자 기준의 제어 전류 명령치를 고정자 기준으로 바꾸어 구할 수 있다.

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.

$$\dot{z} = \omega - \omega_r \quad (4)$$

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

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

$$u = -k\omega - k_1 z \quad (7)$$

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, $T_L = k_t i_{qcl}$ 에 의하여 등가 전류 i_{qcl} 를 구할 수 있으며 외란의 보상 입력을 선택적으로 생성할 수 있다. 따라서 제어 입력 i_{qc} 는 위치 제어기 출력 i_{qcl} 과 등가 전류 i_{qe2} 로 구성된다. 외부 외란의 영향은 등가의 q-상 전류로 정제환(feed-forward)하여 보상한다.

2.3. 외란 관측기 및 MA필터

일반적으로 시스템의 모든 입력을 알면 상태 추정(estima-

tion)을 할 수 있다. 그러나, 실제 시스템에서 많은 경우에 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.

$$\hat{T}_L = 0 \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{\omega}} \\ \dot{\hat{T}}_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B}{J} & -\frac{P}{2J} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ \hat{T}_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_t \frac{P}{2J} \\ 0 \end{bmatrix} i_{qc} + L(w - [1 \ 0] \begin{bmatrix} \hat{\omega} \\ \hat{T}_L \end{bmatrix}) \quad (9)$$

이때 L 은 2×1 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 궤환 이득은 $L = P(\Phi) W_0^{-1} [0 \ 0 \ \dots \ 1]$ 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 사용될 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 저역통과 필터(LPF)를 적용하여 고주파 잡음을 저감하였다.

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

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 N 에 2를 대입하고 관측기에 의해서 추정된 외란을 입력으로 하면 신호의 왜곡이 적으며 고주파 잡음을 저감한 외란을 식 (11)에 의해서 얻을 수 있다.

$$\hat{T}_L(k) = \frac{1}{2} (\hat{T}_L(k) + \hat{T}_L(k-1)) \quad (11)$$

여기서, \hat{T}_L 은 잡음을 저감시킨 외란이며 \hat{T}_L 은 데드비트 관측기에 의해 추정된 잡음을 포함한 외란이다.

2.4. 파라미터 보상기와 파라미터 추정기

추가 상태 궤환 제어기와 외란 관측기를 이용한 외란 보상은 고정 이득을 사용하기 때문에 파라미터 변화에 대하여 동일한 성능을 얻을 수 없으며, 외란 관측기는 파라미터 변화에 의해 과도 응답 특성을 갖는다. 실제 시스템의 파라미터 변화 혹은 정확하지 않은 파라미터를 이용한 고정이득설정은

시스템의 성능 변화를 가져오게 된다. 따라서 등가 지표 (nominal) 시스템으로 보상하여 파라미터의 변화에 의한 성능 변화를 제거할 수 있다. 영구자석 동기 전동기의 이산방정식은 다음과 같다.

$$\omega(k+1) = \alpha\omega(k) + \beta i_{qs}(k) - \gamma T_L(k) \quad (12)$$

여기서, $\alpha = e^{-\frac{R}{J}h}$ (13)

$$\beta = -\frac{P}{2J} \left(-\frac{1}{B} e^{-\frac{R}{J}h} + \frac{1}{B} \right) k_t \quad (14)$$

$$\gamma = \frac{\beta}{k_t} \quad (15)$$

파라미터의 변화를 등가지표시스템으로 보상하기 위하여 부하토크의 영향이 없다고 가정하고, 부계환 이득 및 정계환 이득을 각각 C_1, C_2 라 정의하면 보상기를 통한 제어명령은 다음과 같다.

$$i_{qc}^*(k) = C_1(k) \cdot i_{qc}(k) + C_2(k) \cdot \omega(k) \quad (16)$$

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

$$\begin{aligned} & \alpha\omega(k) + \beta(i_{qs}(k)C_1(k) + \omega(k)C_2(k)) \\ & = \alpha_n\omega(k) + \beta_n i_{qs}(k) \end{aligned} \quad (17)$$

여기서, α, β 와 α_n, β_n 은 각각 시스템의 실제 파라미터와 명판에 주어진 지표파라미터이다. 따라서 보상기의 이득은 식 (17)로 부터 다음과 같이 간단히 얻을 수 있다.

$$C_1(k) = \beta_n / \beta \quad (18)$$

$$C_2(k) = (\alpha_n - \alpha) / \beta \quad (19)$$

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

$$\omega(k+1) = \alpha\omega(k) + \beta i_{qs}(k) = \theta^T \phi(k) \quad (20)$$

여기서, $\theta^T = [\alpha \ \beta]$ (21)

$$\phi(k)^T = [\omega(k) \ i_{qs}(k)] \quad (22)$$

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.

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + F(k+1) \tilde{\phi}(k) E(k+1) \quad (23)$$

$$F(k+1) = F(k) - \frac{F(k) \tilde{\phi}(k) \tilde{\phi}(k)^T F(k)}{1 + \tilde{\phi}(k)^T F(k) \tilde{\phi}(k)} \quad (24)$$

$$E(k+1) = y(k+1) - \hat{\theta}(k)^T \tilde{\phi}(k) \quad (25)$$

여기서, $\hat{\theta}^T = [\hat{\alpha} \ \hat{\beta}]$ (26)

$$\tilde{\phi}(k)^T = \left[\omega(k) \ i_{qs}(k) - \frac{\hat{T}_L}{k_t} \right] \quad (27)$$

$$F(0) = \frac{1}{\delta} I \quad (0 < \delta \ll 1) \quad (28)$$

2.5. 제안된 지능형 외란 관측기

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 제환을 기초로 많이 쓰이는 역전파 신경망(back-propagation neural network: BPNN)을 사용한 제어기를 나타낸다[10][11].

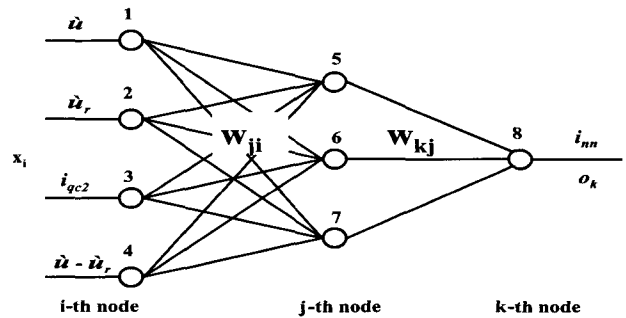


그림 1 오류 역전파를 사용한 신경망의 블록도
Fig. 1 Diagram of the neural network using error back-propagation

본 논문에서 사용한 신경망 네트워크는 그림 2와 같으며, 그림에서 보는 바와 같이 다양한 상황을 학습시키기 위해 속도 w , 속도 목표 w_n , 속도와 속도 목표의 차 $w - w_n$, 등가전류 i_{qc2} 를 신경망의 입력으로 선택하고 원하는 출력 i_{qc} 를 통해 학습을 하였다. 오차 신호는 다음과 같은 양극성 활성화 함수를 사용하여 계산된 출력과 원하는 출력을 비교해서 출력층에서 은닉층으로 역전파된다.

$$f(net_k) = \frac{2}{1 + \exp(-\lambda net_k)} - 1 \quad (29)$$

$$net_k = \sum_j w_{kj} y_j \quad (30)$$

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

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2 \quad (31)$$

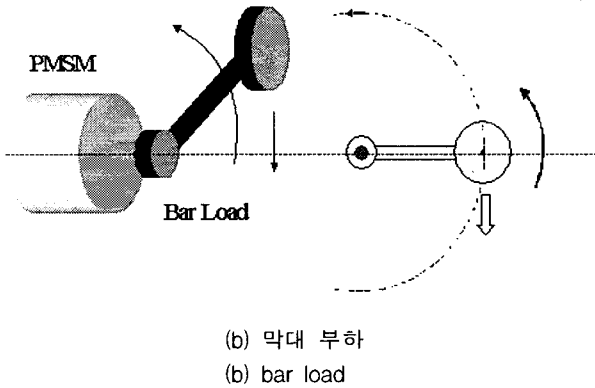


그림 4 파라미터와 외란 변화를 위한 부하
Fig. 4 The figure of load for parameter and load variation

4. 모의실험 및 실험 결과

모의실험과 실험에서 사용한 영구자석 동기 전동기의 파라미터는 표 1과 같다.

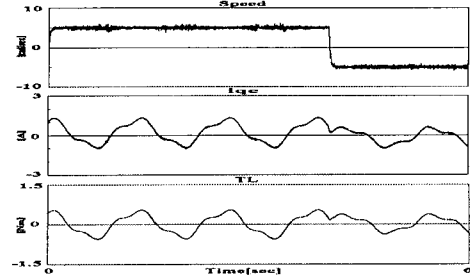
표 1 모터 파라미터

Table 1 Motor parameter

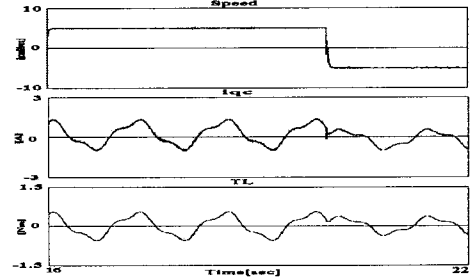
Power : 400 Watt	Inertia : $0.363 \times 10^{-4} \text{ kgm}^2$
Rated torque : 1.3 Nm	Stator resistance : 1.07 Ω
Rated current : 2.7 A	Phase inductance : 4.2 mH

히스테리시스 간격은 0.01[A]이고, 샘플링 주기 T_s 는 0.2 [ms]이다. 원하는 목표 도달시간과 과도응답이 없는 가중 행렬(weighting matrix)은 $Q=\text{diag}[1 \ 3000]$, $R=1$ 로 선택하여 최적 이득 행렬을 구하면 $k=[0.0763 \ 6.1802]$ 이 되며, Dead beat 관측기 이득 $L=[1.6703 \ -0.0549]$ 이 된다. 신경망 보상을 위해 사용한 역전파 알고리즘의 학습률은 0.55이고 시뮬레이션에서는 한 샘플링 주기 동안에 3번의 반복 학습을 하도록 하였고 실험에서는 샘플링 시간내 과도한 연산으로 발생하는 overflow 문제로 2번의 반복 학습을 하였다. 만일 3번을 수행할 수 있으면 더욱 시뮬레이션 결과에 접근할 것으로 생각된다.

그림 5는 막대 부하를 이용한 외란 변화에 대한 시뮬레이션 결과이다. 그림 5 (a)는 외란 관측기를 갖는 제어기의 응답으로 정상 상태 오차를 많이 제거하였으나, 제안된 제어기인 그림 5 (b)는 이보다 더 높은 성능을 보임을 알 수 있다. 그러나 그림 6과 같이 막대 부하와 관성 부하에 의한 외란 변화와 파라미터 변화를 갖는 경우는 외란 관측기를 가지는 제어기의 응답인 그림 6 (a)는 단순 상태 궤환 제어기의 응답에 비해 정상상태의 오차가 적으나 관측기의 고정이득으로 인한 과도 응답에 의해 진동 등을 유발한다. 제안된 제어기의 응답인 그림 6 (b)는 진동 등의 오차 또한 현저히 제거되었으며 그림 6 (a)보다 더 안정적임을 알 수 있다.



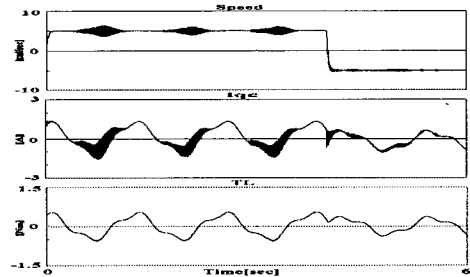
(a) 외란 관측기를 갖는 제어기
(a) using disturbance observer algorithm



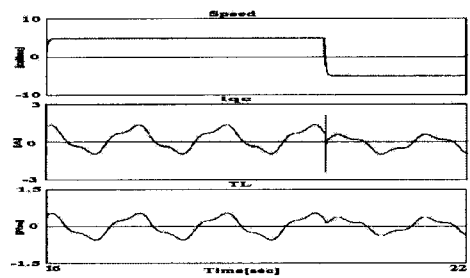
(b) 제안된 제어기
(b) proposed algorithm

그림 5 막대 부하에 대한 회전자속, q상 전류 명령 및 추정 부하의 시뮬레이션 결과

Fig. 5 Simulation results of the rotor speed, q phase current command and estimate load with a bar load.



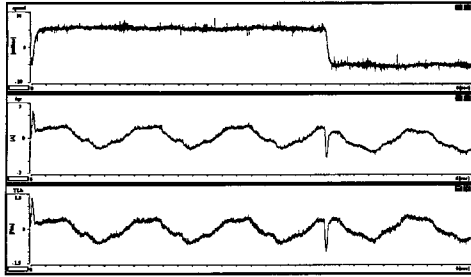
(a) 외란 관측기를 갖는 제어기
(a) using disturbance observer algorithm



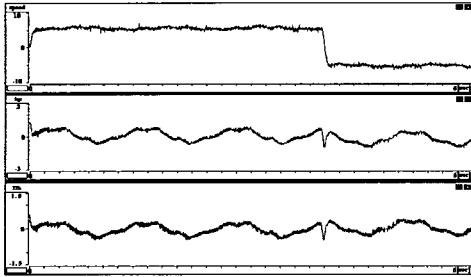
(b) 제안된 제어기
(b) proposed algorithm

그림 6 막대 부하와 관성 부하에 대한 회전자속, q상 전류 명령 및 추정 부하의 시뮬레이션 결과

Fig. 6 Simulation results of the rotor speed, q phase current command and estimate load with a bar load and inertia load.



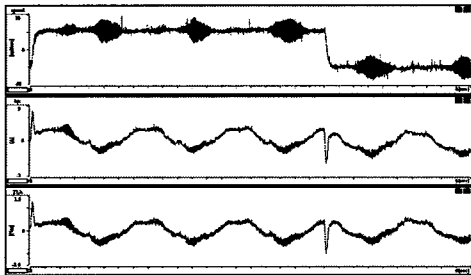
(a) 외란 관측기를 갖는 제어기
(a) using disturbance observer algorithm



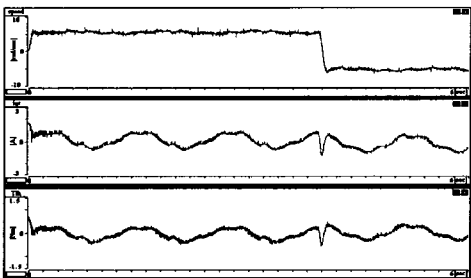
(b) 제안된 제어기
(b) proposed algorithm

그림 7 막대 부하에 대한 회전자 속도, q상 전류 명령 및 추정 부하의 실험 결과

Fig. 7 Experiment results of the rotor speed, q phase current command and estimate load with a bar load.



(a) 외란 관측기를 갖는 제어기
(a) using disturbance observer algorithm



(b) 제안된 제어기
(b) proposed algorithm

그림 8 막대 부하와 관성 부하에 대한 회전자 속도, q상 전류 명령 및 추정 부하의 실험 결과

Fig. 8 Experiment results of the rotor speed, q phase current command and estimate load with a bar load and inertia load.

그림 7은 막대 부하를 이용한 외란 변화에 대한 실험 결과이다. 그림 5의 모의 실험과 같이 그림 7 (b)의 학습된 외란 관측기와 파라미터 보상기를 갖는 제어기는 그림 7 (a)와 다르게 좋은 응답 특성을 가지며 보다 더 안정된 응답 특성을 가짐을 알 수 있다. 그림 8은 관성 부하와 막대 부하를 모두 이용한 외란과 파라미터 변화에 대한 실험 결과이다. 그림 6의 모의 실험과 같이 외란 관측기만을 이용한 경우인 그림 8 (a)는 외란 변화에 대한 실험 결과인 그림 7 (a)와 비교하면 관성 부하가 파라미터를 변화시키므로 상대적으로 더 많은 오차를 유발하여 속도 응답이 많이 떨림을 알 수 있다. 외란 관측기와 파라미터 보상기를 이용하고 이때 발생하는 오차를 학습을 통하여 미리 예측하여 보상하면 예측에 의해 오차의 크기를 줄일 수 있다. 제안된 제어기인 그림 8 (b)는 신경망의 학습을 통하여 더욱 강인한 응답 특성을 보이고 있다.

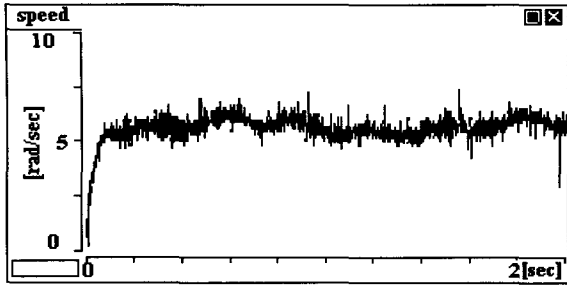
이상적인 경우 시뮬레이션과 실험의 파형이 동일하여야 하지만 실제 실험에서 전류 제어의 노이즈, 속도 계산시 노이즈 및 미세한 오차 등이 시스템 응답에 영향을 준다. 그림 6과 8에서 속도 부분의 출력 거림의 오차는 그 파형이 동일하지 않으나 그 현상을 잘 보이고 있으며, 이 오차는 실제 시스템의 마찰 계수, 시변 마찰 계수, 정확한 J등을 모르기 때문에 시뮬레이션에 반영 못하는 데에서 오는 영향이다. 그러나 그림 6과 8에서와 같이 중간에 속도의 떨림이 많은 부분 등이 비교적 잘 나타났다.

표 2는 제안된 알고리즘과 기존 시스템들의 막대 부하와 막대 부하 및 관성 부하에 대한 각각의 시뮬레이션과 실험에서 회전자 속도의 데이터를 분석하여 각각의 속도 오차를 비교한 것이다. 실험 결과에서 기존 알고리즘에 비해 제안된 알고리즘에서 최소 2.7[rad/sec] 이상 오차가 감소된 것을 알 수 있다. 더 빠른 제어기로 구현한다면 이론값 까지 제어가 가능할 것으로 사료된다.

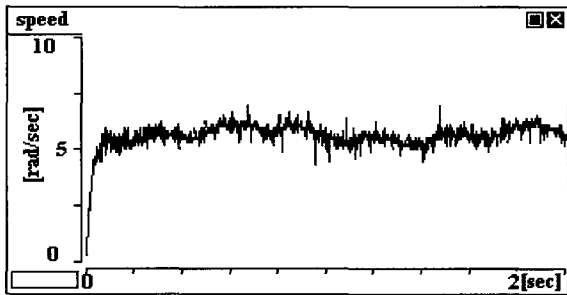
표 2 기존 시스템과 제안된 시스템과의 성능 비교
(speed error : peak to peak [rad/sec])

Table 2 The efficiency comparison of the proposed system with conventional system

부하	알고리즘	모의실험	실험
막대부하	외란 관측기	1.99	6.2
	제안된 제어기	0.14	2.7
막대부하 관성부하	외란 관측기	2.58	7.9
	제안된 제어기	0.36	2.9

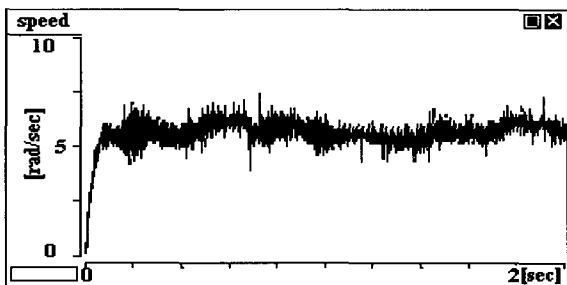


(a) 외란 관측기와 파라미터를 보상기 갖는 제어기
(a) using disturbance observer and parameter compensator algorithm,

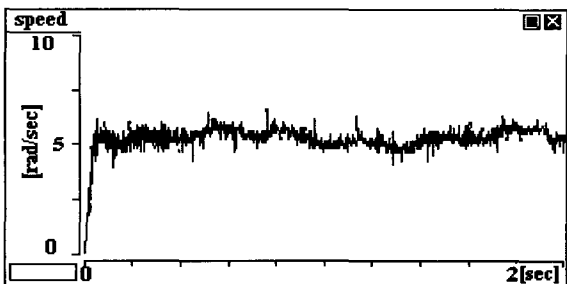


(b) 제안된 제어기
(b) proposed algorithm

그림 9 막대 부하에 대한 회전자 속도의 실험 결과
Fig. 9 Experiment results of the rotor speed with a bar load.



(a) 외란 관측기와 파라미터를 보상기 갖는 제어기
(a) using disturbance observer and parameter compensator algorithm



(b) 제안된 제어기
(b) proposed algorithm

그림 10 막대 부하와 관성 부하에 대한 속도의 실험 결과
Fig. 10 Experiment results of the rotor speed with a bar load and inertia load.

그림 9와 10은 막대 부하와 막대 부하 및 관성 부하의 회전자 속도에 대한 실험 결과로 오차 부분을 확대한 것이다. 기존의 외란 관측기에 파라미터를 보상시키고 학습 전의 결과와 학습 후의 결과를 비교하였다. 제안된 알고리즘이 외란과 파라미터 변화에 더욱 강한 제어가 됨을 알 수 있다. 그림 9 막대 부하에 대한 실험 결과와 그림 10 막대 부하 및 관성 부하에 대한 실험 결과 모두 제안된 제어기가 기존 제어기보다 rising time은 유사하지만 정상상태에서 오차가 더 작음을 알 수 있고 그림 11 막대 부하 및 관성 부하에 대한 실험 결과에서는 신경망의 학습을 통해 관측기의 과도 보상으로 인한 속도 응답이 떨리는 현상까지 많이 제거되었다.

5. 결 론

본 논문은 외란 관측기, 파라미터 보상기 및 제안된 신경망을 이용한 외란과 파라미터 변화에 강한 속도 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 레환시 잡음을 증폭하는 현상이 발생한다. 이를 위해 관측기 후단에 MA(Moving average)필터를 갖도록 하여 잡음의 영향을 감소하도록 하여 외란에 대하여 강한 힘을 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 궤환 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 한국전력공사의 지원에 의하여 기초전력 공학공동연구소 주관으로 수행되었고 2002년 원광대 교비 일부 지원에 의해서 수행됨(과제관리번호 00-036).

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.

저 자 소 개



고 종 선(高宗宣)

1960년 3월 20일생. 1984년 서울대 전기공학과 졸업. 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사(1989) 및 박사(1994) 취득. 1983년~1995년 삼성전자 생산기술센터 선임 연구원. 1995년~1996년 삼성그룹 삼성경영기술대 사내 교수(부장). 1999년~2000년 1월 미국

Tennessee 주립대(UT), 방문교수. 1996년~현재 원광대학교 전기전자공학부 조교수.

Tel : 063-850-6713, Fax : 063-850-6713

Email : jsko@wonkwang.ac.kr



이 용 재(李勇宰)

1975년 9월 16일생. 2001년 원광대 공대 전기공학부 졸업. 2001년~현재 동 대학원 전자공학과 컴퓨터 및 제어시스템 전공 석사과정.

Tel : 063-850-6713, Fax : 063-850-6713

Email : yj@wonkwang.ac.kr