

신경회로망을 이용한 직접구동용 브러쉬없는 전동기 위치 추종 제어 시스템의 비선형 전향 보상

김 경 화[○], 이 정 훈, 고 종 선, 윤 명 중
한국과학기술원 전기및전자공학과

Nonlinear Feedforward Compensation of BLDDM Position Control using Neural Network

Kyeong-Hwa Kim, Jung-Hoon Lee, Jong-Sun Ko and Myung-Joong Youn
Department of Electrical Engineering
Korea Advanced Institute of Science and Technology

Abstract A robust position tracking controller of the BLDDM sensitive to the load torque disturbance and inertia variation is constructed. It is consisted of the linear feedback controller and the nonlinear feedforward compensator using the neural network. With effective feedforward compensation of neural network, the robust position control can be obtained, which is verified by computer simulations.

I. 서 론

최근에 고성능의 가변속 구동 시스템에 대한 산업적 요구로 인하여 DC 구동 시스템을 대체하기 위한 AC 구동 시스템에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. AC 전동기는 DC 전동기에 비해 높은 전력 밀도, 큰 토크 대 관성비, 높은 효율 등을 가지며, 보수성을 요구하지 않고 위험한 환경하에서도 운전이 가능하여 점차적으로 DC 전동기를 대체해나가고 있는 실정이다.[1] 일반적으로 AC 서보 전동기는 높은 속도에서 작은 토크를 발생하여 빠른 응답 속도와 높은 토크를 요구하는 서보 장치에서는 두가지를 동시에 만족시킬 수 없으므로, 대부분 수 백배의 기어비를 갖는 기어를 사용하여 기구 장치와 연결되어 있다. 기어를 사용할 경우 부하측의 외란과 관성 변화는 전동기 측에서 감속비의 제곱배로 감소한다는($\times \frac{1}{\text{감속비}^2}$) 장점이 있으나, 백래쉬 및 마찰에 따른 정밀도 저하의 문제가 발생한다. 따라서 높은 응답성과 높은 정밀도를 요구하는 위치제어 시스템에서는 기어가 없는 서보 장치가 요구되며 이러한 요구에 부응하여 개발된 것이 직접 구동용 브러쉬 없는 직류 전동기(Brushless Direct Drive DC Motor : BLDDM)이다.

BLDDM은 기어 없이 기구 장치에 연결하여 사용할 수 있도록 저속에서도 높은 토크를 발생하지만, 부하 외란과 관성 변화가 직접 전동기 측에 인가되므로 비선형성이 커져 일반적인 선형 제어기로는 효과적인 위치 제어를 수행할 수 없으며 부하 외란과 관성 변화를 신속하게 제거해줄 수 있는 다른 제어기가 고안되어야 한다.

따라서 본 논문에서는 부하외란과 관성변화에 민감한 BLDDM의 강인한 위치 추종 제어를 위해 신경 회로망을 이용하여 비선형 전향 보상을 수행하고자 한다. 이때 PD 제어기는 위치 제어를 위한 궤환 제어기로 사용되며, 신경 회로망은 부하

외란, 관성 변화 및 구동 시스템의 비선형성을 제거하기 위한 전향 보상기(Feedforward Compensator)로 사용된다. 그리고 신경 회로망의 학습에는 많은 시간을 필요로하는데 초기 Weight 들의 간단한 조정의해 학습 시간을 줄일 수 있다.

II. BLDDM의 모델링

BLDDM은 일반 동기전동기와 구조적으로 동일하며 120° 위상차인 3상 변수를 dq변환하여 다음의 전압 방정식을 얻을 수 있다.[2]

$$v_{qs} = r_s i_{qs} + p(L_q i_{qs}) + \omega_r(L_d i_{ds} + \Psi_F) \quad (1)$$

$$v_{ds} = r_s i_{ds} + p(L_d i_{ds} + \Psi_F) + \omega_r(L_q i_{qs}) \quad (2)$$

여기서, v_{ds} 와 v_{qs} 는 d상 및 q상 전압, i_{ds} 와 i_{qs} 는 d상 및 q상 전류 그리고 L_d 와 L_q 는 d상 및 q상 인덕턴스를 나타낸다.

BLDDM의 전자기적 토크 및 기계적 부하식은 다음과 같이 나타낸다.

$$T_e = \frac{3}{2} \cdot \frac{P}{2} \cdot [\Psi_F i_{qs} + (L_d - L_q) i_{ds} i_{qs}] \quad (3)$$

$$T_e = J \left(\frac{2}{P} \right) \frac{d\omega_r}{dt} + B \left(\frac{2}{P} \right) \omega_r + T_L \quad (4)$$

여기서 Ψ_F , P , J , B 와 T_L 은 각각 쇄교 자속의 크기, 극수, 회전자 관성, 점성 마찰 계수와 부하 토크를 나타낸다.

식 (1)-(4)로부터 i_{qs} , i_{ds} , ω_r , θ_r 을 상태 변수로 사용하여 상태 방정식을 세우면, 다음과 같이 비선형 상태 방정식을 얻을 수 있다.[2]

$$\begin{pmatrix} \dot{i}_{qs} \\ \dot{i}_{ds} \\ \dot{\omega}_r \\ \dot{\theta}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{r_s}{L_q} & -\frac{\omega_r L_d}{L_q} & -\frac{\Psi_F}{L_q} & 0 \\ \frac{\omega_r L_q}{L_d} & -\frac{r_s}{L_q} & 0 & 0 \\ \frac{3}{2} \left(\frac{P}{2} \right)^2 \frac{\Psi_F}{J} & 0 & -\frac{B}{J} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_{qs} \\ i_{ds} \\ \omega_r \\ \theta_r \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{v_{qs}}{L_q} \\ \frac{v_{ds}}{L_d} \\ -\frac{P}{2J} T_L \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

III. 역전과 신경회로망

본 논문에서는 BLDDM의 전향 보상을 위해 일반적으로 제어 시스템에 많이 이용되는 다중 역전과 신경 회로망(Back

Propagation Network : BPN)을 사용하며, 그 구조는 입력층, 은닉층, 출력층으로 이루어진다. 이때 입력층, 은닉층, 출력층을 각각 i, j, k 로 나타내면 입력층 i 로부터 은닉층 j 로의 신호의 총합 및 은닉층 j 로부터 출력층 k 로의 신호의 총합은 다음과 같이 구해진다.

$$E_j = \sum_i W_{ji} \cdot O_i \quad (6)$$

$$E_k = \sum_j W_{kj} \cdot O_j \quad (7)$$

여기서 W_{ji}, W_{kj} 는 각각 i 층으로부터 j 층까지의 weight의 세기 및 j 층으로부터 k 층까지의 weight의 세기를 나타내고 O_i, O_j 는 각각 입력층 및 은닉층의 출력을 나타낸다.

입력층의 총합으로부터 은닉층의 출력 및 은닉층의 총합으로부터 출력층의 출력을 구하기 위한 Sigmoid함수는 다음과 같이 구해진다.

$$O_j = f(E_j) = \frac{2}{1 + \exp(-E_j)} - 1 \quad (8)$$

$$O_k = f(E_k) = \frac{2}{1 + \exp(-E_k)} - 1 \quad (9)$$

최대 경사법(Steepest Descent Method)으로 원하는 출력과 실제 출력 사이의 Mean Squared Error를 최소화하기 위한 학습을 Generalized Delta Rule을 사용하여 수행하면, 식 (8)과 (9)의 미분으로부터 다음을 구할 수 있다.[4]

$$\delta_k = (t_k - O_k) \cdot f'(O_k) = (t_k - O_k) \cdot (1 - O_k^2) \quad (10)$$

$$\delta_j = \sum_k \delta_k W_{kj} \cdot f'(O_j) = \sum_k \delta_k W_{kj} \cdot (1 - O_j^2) \quad (11)$$

원하는 출력과 실제 출력 사이의 Error를 최소화하기 위해 각 뉴런 사이의 Interconnection Weight 변화율은 식 (10)과 (11)에서 구해진 δ_k 와 δ_j 에 비례하는 값으로 설정한다.

$$\Delta W_{kj} = \eta \delta_k O_j \quad (12)$$

$$\Delta W_{ji} = \eta \delta_j O_i \quad (13)$$

여기서, η 는 Learning Rate이다.

일반적으로 역전파 알고리즘을 사용하는 경우 급속한 수렴을 위하여 Momentum 항을 포함하며, 이 항이 포함된 전체의 Interconnection Weight 변화율은 다음과 같다.

$$\Delta W_{kj}(l+1) = \eta \delta_k O_j + \alpha \Delta W_{kj}(l) \quad (14)$$

$$\Delta W_{ji}(l+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta W_{ji}(l) \quad (15)$$

여기서, α 는 Momentum Factor이다.

역전파 알고리즘을 BLDDM의 위치 추종 제어에 적절히 적용하기 위해서는 실제의 위치와 속도를 신경 회로망에 입력하기 위한 정규화 과정과 α, η 및 초기 Weight의 적절한 선정이 필요하다. 이러한 파라미터들은 다음과 같이 결정된다.[3]

Normalization	Group (Position, Speed)
Initial Weights	-1 ~ +1
η	0 ~ 1
α	0 ~ 1 (0.9)

IV. 비선형 전향보상을 갖는 BLDDM의 위치추종제어

신경 회로망에 의한 비선형 전향 보상(Nonlinear Feedforward

Compensation)을 갖는 BLDDM 위치 추종 제어 시스템은 그림 1과 같다. 전체적으로 PD 제어기는 기본 궤환 제어기로 동작하며 부하 토크 외란과 관성변화는 신경 회로망 비선형 전향 보상에 의해 보상되어 강인한 위치추종 제어 시스템을 구성한다. PD 제어기에 의해 생성된 전류 명령은 다음과 같다.

$$i_{pd}^* = K_p \cdot (\theta_r^* - \theta_r) + K_d \cdot (\omega_r^* - \omega_r) \quad (16)$$

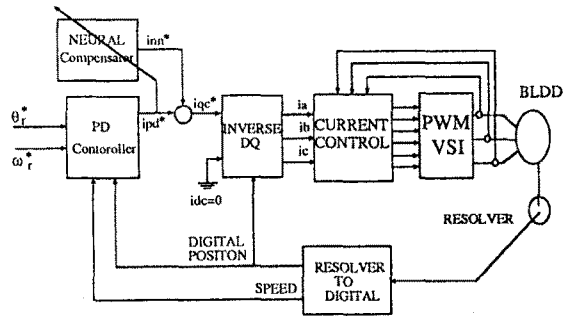


그림 1. Controller Block Diagram

신경 회로망에 의해 보상된 전류 명령 성분을 i_{nn}^* 이라 하면 BLDDM에 가해지는 전체 전류 명령은 $i_{qs}^* = i_{pd}^* + i_{nn}^*$ 이 된다.

보상 성분 i_{nn}^* 을 구하기 위한 신경회로망의 구성은 그림 2와 같다. 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런 수는 각각 4, 3, 1이고, 입력층의 뉴런은 위치 명령과 위치, 속도 명령과 속도가 정규화된 후 입력되며, 출력층의 뉴런에서는 i_{nn}^* 이 출력된다. 이 경우 신경 회로망은 PD 제어기 출력 i_{pd}^* 를 학습 신호로 사용하여 i_{pd}^* 가 최소화하도록 학습되기 때문에 부하외란과, 관성 변화에 따른 비선형 보상을 신경 회로망이 전적으로 수행하게 된다.

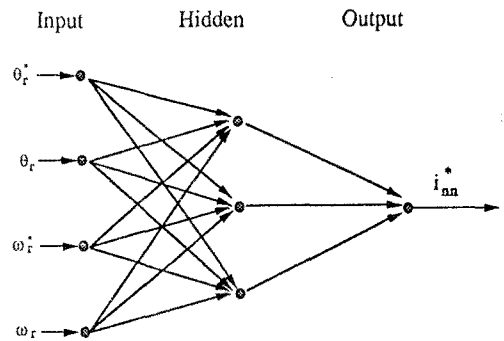


그림 2. Neural Network

V. 시뮬레이션 결과

부하 외란, 관성변화 및 비선형성이 존재하는 BLDDM의 위치 추종 제어를 위해 그림1에서 제시한 제어기를 적용한다. 위치 궤적은 다음과 같이 설정하였다.

$$\theta_r^*(t) = \theta_i + \frac{(\theta_f - \theta_i)}{T} \cdot t - \frac{(\theta_f - \theta_i) \cdot \sin(\pi t)}{\pi T} \quad (17)$$

$$\omega_r^*(t) = \frac{(\theta_f - \theta_i)}{T} - \frac{(\theta_f - \theta_i) \cdot \cos(\pi t)}{T} \quad (18)$$

여기서, θ_i 는 초기 위치, θ_f 는 원하는 최종 위치, 그리고 T 는 θ_i 에서 θ_f 까지의 실행 시간이다. 부하 외란으로는 그림 3과 같이 위치에 대해 정현적으로 변하는 토크 외란을 사용하였으며 비선형성은 Coulomb 마찰로 가정하였다.

$$T_L = 9.8 \cdot M \cdot L \cdot \sin(\theta) \quad (19)$$

$$F = T_c \cdot \text{sgn}(\omega) \quad (20)$$

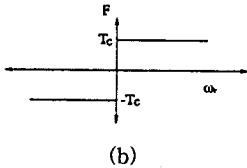
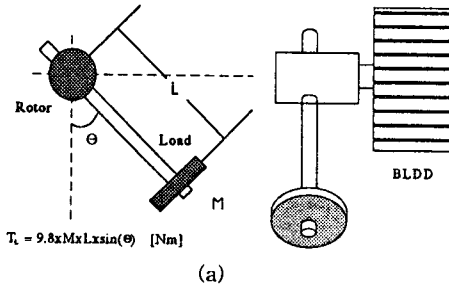


그림 3. Load Disturbance and Coulomb Friction.

BLDDM의 파라미터는 다음과 같다.

Pole	16	J	0.00392 [Nm sec ²]
Ψ_F	0.516 [Nm/A]	B	0.0761 [Nmsec]

PD 제어기의 이득은 $K_p=0.6$, $K_d=0.2$ 로 정하였으며 부하 외란을 위한 파라미터는 다음과 같다.

M	300 [g]	L	10 [cm]	T_c	0.01 [Nm]
---	---------	---	---------	-------	-----------

그림 4는 부하 외란 및 Coulomb 마찰이 존재할 때 신경 회로망에 의한 보상이 없는 경우의 BLDDM의 위치 궤적 응답이다. 진향 보상 없이 PD 제어기 만으로는 부하외란과 비선형성을 충분히 보상하지 못함을 볼 수 있다.

그림 5는 부하 외란 및 Coulomb 마찰이 존재할 때 신경 회로망에 의해 비선형 진향 보상을 한 경우의 BLDDM의 위치 궤적 응답이다. 신경 회로망에 의한 정확한 보상으로 원하는 위치 궤적과 실제의 위치가 일치한다. 이 경우 신경 회로망의 학습을 위한 파라미터는 다음과 같이 설정하였다.

실시간학습	20	η	0.2	α	0.9
-------	----	--------	-----	----------	-----

그림 6은 그림 5와 동일한 조건에서 관성이 2배로 변할 때의 응답 특성이다. 부하 토크 외란, 마찰에 의한 비선형성 및 관성 변화시에도 강인한 특성을 나타냄을 볼 수 있다.

그림 5와 6에서는 신경 회로망의 진향 보상 전류 명령 i_{in}^* 을 구하기 위해 약 20회의 실시간 학습을 수행하였다. 20회의 실시간 학습은 상당한 시간을 필요로 하며, 샘플링 시간을 줄이기 위해서는 학습 횟수를 줄일 필요가 있다. 1회의 실시간 학습을 갖는 경우의 위치 응답 특성은 그림 7과 같다.

그림 7의 위치 및 속도 특성에서 알 수 있듯이 초기에 신경 회로망이 학습하기 위해 약간의 시간을 소요됨을 알 수 있는데, 이를 줄이기 위해 BLDDM의 Normal 파라미터로부터 간단한 Off-Line 학습을 행하여 초기 Weight들을 조정할 수 있다. 전체 제어기와 동일한 구조로 Weight들을 수정한 후, 이 Weight들을 이용하여 1회의 실시간 학습을 수행한 위치 응답 특성이 그림 8과 같다. 20회의 실시간 학습을 수행한 그림 5의 응답과 동일한 특성을 얻을 수 있다. 초기 Weight의 학습을 위한 BLDDM의 Normal 파라미터는 다음과 같이 설정하였다.

Ψ_F	0.6 [Nm/A]	J	0.005 [Nm sec ²]
B	0.09 [Nmsec]	M	400 [g]

VI. 결론

부하 외란, 관성 변화 및 비선형성이 존재하는 BLDDM의 강인한 위치 추종 제어를 위해 PD 제어기와 신경 회로망에 의한 비선형 진향 보상을 수행하였다. 이때 신경 회로망은 학습 능력에 의해 위치에 따라 정현적으로 변하는 부하 토크 외란 및 관성 변화를 신속하게 제거함을 볼 수 있다. 또한 제어기와 유사한 구조로 간단한 Off-Line 학습을 수행하여 초기 Weight를 조정함으로써 실시간 학습 횟수를 줄여 빠른 실행시간을 얻을 수 있음을 보였다.

REFERENCE

- [1] B. K. Bose, "Power Electronics and AC Drives," Prentice Hall Company, 1986.
- [2] P. C. Krause, "Analysis of electric machinery," McGRAW HILL.
- [3] R. C. Eberhart, and R. W. Dobbins, "Neural network PC tools," Academic Press.
- [4] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. William, "Learning internal representations by error propagation," *Parallel Distributed Processing, Vol. 1.* Cambridge, MA: M.I.T. Press, 1986
- [5] D. Psaltis, A. Sideris, and A. Yamamura, "A multilayered neural network controller," *IEEE Control System Magazine*, 8(2), p. 17, 1988.
- [6] T. Ozaki, T. Sùzuki, T. Furuhashi, S. Okuma, and Y. Uchikawa, "Trajectory control of robotic manipulators using neural networks," *IEEE IE Vol. 38, No. 3*, pp. 195-202, June. 1991.

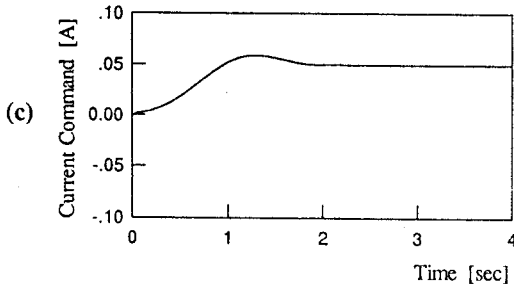
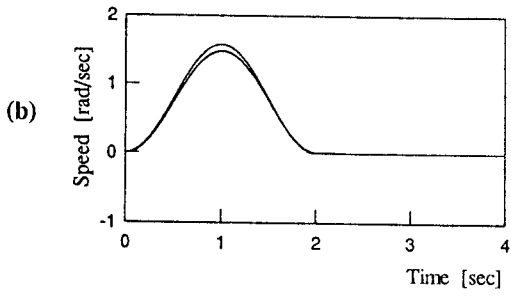
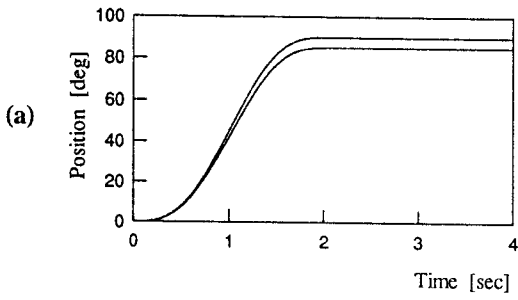


그림 4. BLDDM Response without Compensation

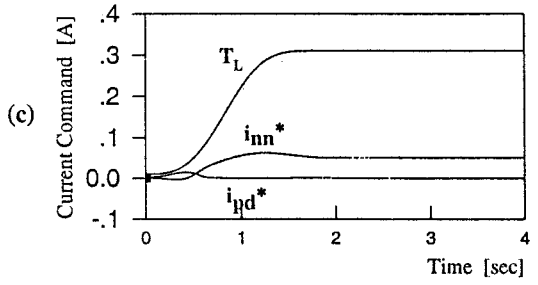
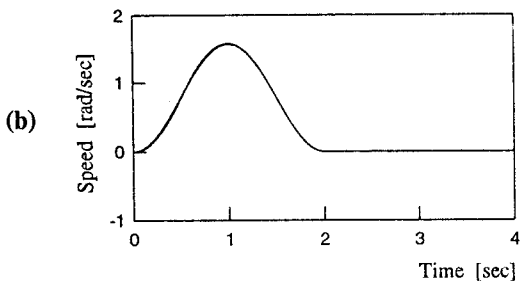
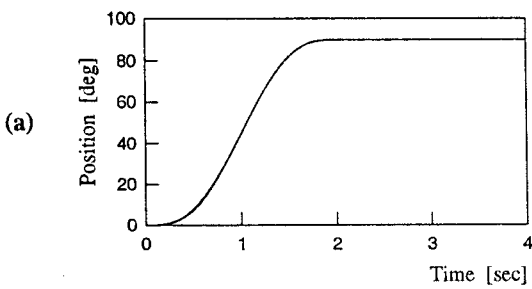


그림 5. BLDDM Response with Compensation (Iteration=20)

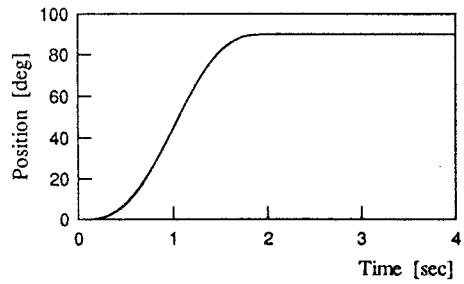


그림 6. BLDDM Response under Inertia Variation

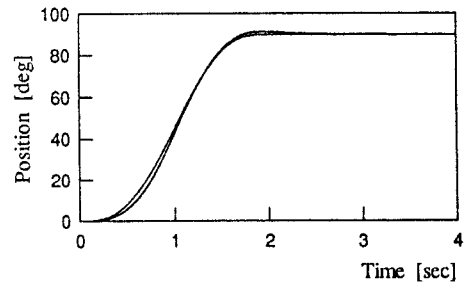


그림 7. With only On-Line Learning (Iteration=1)

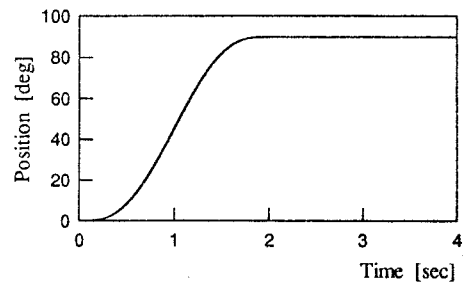


그림 8. With On-Line and Off-Line Learning (Iteration=1)