

리니어펄스모터의 제어 성능 향상을 위한 신경 회로망을 이용한 전류 제어기 설계

박종범, 박정일, 이석규

영남대학교 전기전자공학부 (Tel : 053-810-2498, Fax : 053-813-8230)

Design of Current Controller for Performance Improvement of Linear Pulse Motor Using Neural Networks

Jong Bum Park, Jung Il Park, Suk Gyu Lee

School of Electrical and Electronic Engineering, Yeungnam University

**Abstract** - In this paper, we introduced the neural network to reduce force ripple of current controller for a linear pulse motor. In general, conventional position controllers of linear pulse motor disregard the modeling error and load variations, which cause inaccuracy in position control. The proposed current controller based on neural network learning modifies the current commands in order to reduce force ripple due to these factors. The experiment results show that the proposed controller works efficiently for accurate position control of linear pulse motor.

1. 서 론

근래에 들어 리니어 펄스 모터(Linear Pulse Motor 이하 LPM)는 산업현장에서 그 활용도와 중요성이 점점 높아지고 있다. LPM은 스텝핑 모터를 평면화 한 것으로, 직선운동을 하도록 고안되어, 회전형 모터와는 달리 기어와 팬벨트 등의 동력 변환장치들이 필요가 없어, 쉽게 직선운동을 얻을 수 있고, 회전형 스텝핑 모터와 마찬가지로 제어가 쉽고 간편하며, 개루프 제어가 가능하다는 점등의 장점들을 가진다. 하지만 저속일 때의 추력 리플에 의한 위치 오차의 리플은 HB형 LPM의 단점으로, 이를 최소화하기 위한 연구들이 계속되어 왔다 [1][2][3]. 이러한 연구들은 LPM의 정밀한 모델링을 통해 가장 적합한 전류지령을 LPM으로 줌으로써 추력의 리플을 저감시켜, 결과적으로 위치 정밀도의 향상을 가져오게 된다는 것이다. 그러나 이러한 연구의 대부분은 모델링을 거쳐야 하는 것이므로 [1], 파라미터가 다른 LPM에 적용하기 위해서는 새로운 모델링을 해야하는 어려움이 존재한다. 일반적인 모델링을 통하여 구할 수 있는 LPM의 각 상에 공급되는 전류지령은 90도의 위상차를 가지는 정현파의 형태이다 [4]. 90도의 위상차를 가지는 정현파 전류지령은 많은 비선형 항들이 무시되어 계산된 값으로, 정현파 공급에 의한 위치 오차와 추력 리플은 0으로 계산되지만, 실제로 비선형 항들은 무시하기에는 큰 영향을 미치게 된다. 위치오차의 리플이 발생하는 것은 추력이 고르지 못하데서 기인하게 되므로, 전류지령의 개선 없이는 정밀 위치 제어를 할 수 밖에 없다.

본 논문에서는 신경망을 이용한 새로운 전류제어기를 제안하고 실험을 통해 결과를 살펴봄으로써 그 타당성을 검증하고자 한다.

2. 본 론

LPM의 전류지령은 모델링을 통하여 결정된다. 먼저 정확한 모델링이 이루어지면 추력 리플을 발생시키지 않는 전류지령이 생성될 수 있지만, 그 계산이 용이하지 못하여 일반적인 방법으로 계산한다. 일반적인 모델링에 따르면 LPM의 전류지령은 90도 위상차를 갖는 두 정현파가 되고, 이 정현파 전류지령을 LPM에 인가하면

필연적으로 추력에 리플이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 정현파 전류지령을 신경망으로 수정하여 보다 추력 리플을 줄일 수 있는 새로운 신경망 전류제어기를 제안하고자 한다.

2.1 HB형 LPM

본 논문에서 사용한 HB형 LPM의 동작 원리는 그림 2.1과 같다.

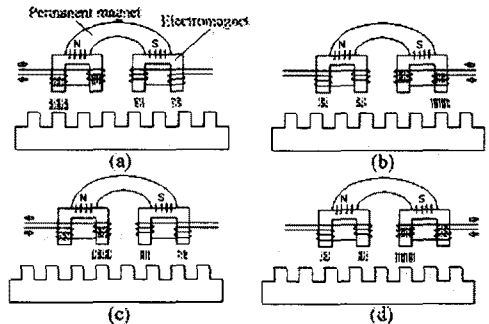


그림 2.1 Hybrid형 LPM의 동작 원리  
Fig.2.1 Principle of operation of LPM

HB형 LPM의 동작원리는 회전형 스텝모터의 동작 원리와 동일하다. A상에 전류를 흘려주면 영구자석의 자속과 전류에 의한 자속이 상쇄 및 보상을 통하여 (a)의 점선과 같은 자로를 형성하여 자기 저항이 최소가 되는 안정한 평형점에서 정지하게 된다. B상에 전류를 흘려주면 (b)와 같은 자로가 형성되고 마찬가지로 동작 원리에 의해 우측으로 이동한 뒤 안정점에서 정지하게 된다. (c)에서 A상에 반대 방향의 전류를 흘린 후 (d)에서 다시 B상에 반대방향의 전류를 흘려주면, 우측으로 움직이게 된다.

2.1.1 HB형 LPM의 모델링

모델링은 다음과 같은 가정을 전제로 한다. 첫째, 철손과 와전류 손실이 없다. 둘째, 각 권선간의 컵플링이 없다. 즉, 상호 인덕턴스가 0이다. 셋째, 선형모터에서 일어나는 철심단 효과가 없다. 위 세가지 가정에 입각하여 모델링을 행하게 되면 많은 비선형 항들이 무시될 수 밖에 없다. 그러므로, 실제 정현파 전류지령만으로 추력의 리플은 0으로 출력되는 모델이 세워지게 된다. 2상 HB형 LPM은 다음과 같은 전압 방정식을 갖는다. [4]

$$\begin{aligned} V_1 &= Ri_1 + \frac{d\lambda_1}{dt} \\ V_2 &= Ri_2 + \frac{d\lambda_2}{dt} \end{aligned} \quad (1.1)$$

여기서  $V_1, V_2$  는 각 상에 인가되는 전압,  $R$ 은 고정자 권선의 저항,  $\lambda_1, \lambda_2$  는 각상의 인덕턴스 성분이다.

$\lambda_1, \lambda_2$ 는 각각 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \lambda_1(i_1, x) &= L_{11}i_1 + K \cos\left(\frac{2\pi}{p}x\right) \\ \lambda_2(i_2, x) &= L_{22}i_2 + K \sin\left(\frac{2\pi}{p}x\right) \end{aligned} \quad (2.2)$$

$L_{11}, L_{22}$  는 각 상의 평균 인덕턴스,  $p$ 는 치간 거리,  $K$ 는 상수로 나타내어진다. 자속의 분포는 한 치간 거리마다 반복되므로 전기각  $\theta_e$  는  $2\pi x/p$  ( $x \in [0, p]$ )이다.

각 상에서 발생하는 힘은 Magnetic coenergy의 거리  $x$ 에 대한 편미분의 형태로 나타나며, Magnetic coenergy는 가동자의 고정된 위치  $x$ 에 대한 자속-전류 곡선과 전류축 사이의 면적으로 나타내어지므로, 식 (2.3)과 같이 나타내어질 수 있다.

$$F_e = \sum_{k=1}^2 \frac{\partial}{\partial x} \int_0^{i_k} \lambda_k(x, I) dI \quad (2.3)$$

식(2.3)에 (2.2)를 대입하여 각 상에서 발생하는 힘은 최종적으로 식 (2.4)와 같다.

$$F_e(i_1, i_2, x) = K \frac{2\pi}{p} (-\sin \theta_e \cdot i_1 + \cos \theta_e \cdot i_2) \quad (2.4)$$

그러므로, 식 (2.4)에서 추력  $F_e$ 를 일정하게 발생시키기 위해서는 다음과 같은 전류명령이 결정된다.

$$\begin{aligned} i_1 &= -\sin \theta_e \\ i_2 &= \cos \theta_e \end{aligned} \quad (2.5)$$

그러나, 앞에서 언급했듯이 이러한 전류지령은 모델링 과정에서 여러 가지 가정에 입각하여 간략화된 모델에서 구한 것이므로 추력에 리플을 발생시켜, 결국 위치 정밀도를 떨어뜨리게 된다. [1][3]

## 2.2 수정된 피드백 오차 학습 구조

신경망은 관측되는 오차를 최소화하기 위해서 내부의 연결 가중치를 수정해나간다. 이러한 신경망의 제어 응용은 피드백 오차 학습구조, 직접 역모델 학습 구조, 간접 역모델 학습 구조 등 여러 가지가 제안된 바 있으며 [5][6][7][8], 본 논문에서는 수정된 피드백 오차 학습 구조 [6][8]를 사용하여 학습 제어기를 구성한다.

### 2.2.1 신경망의 구조

본 논문에서 사용한 신경망은 3층 구조로 이루어진 다층 신경회로망이다. 다층 신경회로망은 각종 알고리즘을 적용하는데 있어서 보다 효과적이며, 본 논문에서 사용한 알고리즘은 역전파 (Backpropagation) 알고리즘이다. 역전파 알고리즘은 학습속도는 느리지만, 보다 정확한 결과를 나타내는 특징이 있다. [8]

본 논문에서는 6개의 입력 뉴런과 5개의 은닉 뉴런, 그리고 2개의 출력 뉴런으로 이루어진 신경망을 사용한다. 2개의 출력 뉴런은 각 상의 전류지령에 더해져서, 전류제어기로 들어가는 전류지령을 수정하게 된다.

입력 뉴런은 두 개의 전류지령과 위치응답으로부터 역 계산한 전류값, 그리고 그 전류값의 4고조파를 받게 된다 [9]. 각 연결선은 가중치(weight)를 나타내고, 이 값은 역전파되어 온 오차성분의 양에 의해 오차의 값이 낮아지도록 갱신된다.

### 2.2.2 제어구조

LPM에서 발생하는 위치오차는 리플이 심한 상태로, 이는 여러 가지 요인으로 인해 추력의 파형이 일정하지 않아 발생하는 현상으로 볼 수 있다.

본 논문에서 제안한 구조는 그림과 같다.

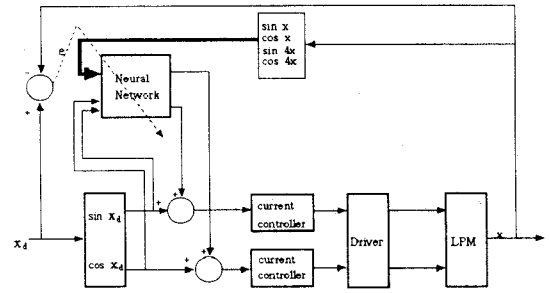


그림 2.2 제안된 제어 구조

Fig. 2.2 The Proposed control structure

기준 위치에 대하여 계산된 정현파에 위치오차의 리플을 최소화 하는 방향으로 가중치를 수정하는 구조로, 전류제어기에 입력되는 전류지령을 신경망이 수정해주도록 설계하였다. 각 상의 전류 제어기는 이를 드라이버에 공급하여 LPM에 인가하게 된다. LPM의 위치응답은 신경망으로 피드백되고, 위치지령과의 차에 의해 신경망의 가중치를 수정해주게 된다. 이러한 제어구조는 위치 제어에 간혹 이용되는 피드백 오차 학습 제어구조를 일부 수정한 형태로, 학습에 많은 시간을 소모하는 신경망 제어기의 특성 때문에 짧은 샘플링 타임을 요구하는 전류 제어기에는 자주 쓰이지는 않는다.

## 2.3 실험 방법

실험대상은 0.8mm의 피치를 가지고 1m 길이의 스트로크를 가진 THK사의 HRM0205로 하였다.

샘플링 타임은 2ms로 하였으며, 인가한 정현파와 전류지령은 400ms의 주기를 갖도록 하였다. 신경망은 학습률을 1.5로 조정하여 학습이 이루어지도록 하였으며, 각 입출력을 학습에 알맞도록 스케일링하여 사용하도록 하였다. 리니어 스케일은 20 $\mu$ m의 분해능을 가지며, 4배배하여 5 $\mu$ m의 분해능을 가지도록 했다.

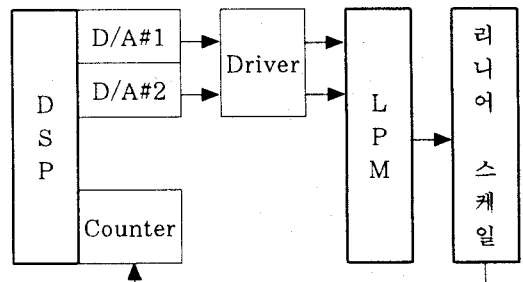


그림 2.3 실험장치의 구성도

Fig. 2.3 Schematic diagram of experimental apparatus

## 2.4 실험 결과

본 논문에서는 리플이 많이 발생하는 저속에서의 구동을 전체로 한다. LPM은 한 주기의 전류지령에 한 피치만큼 이동하게 되고, 본 논문에서 사용한 전류지령의 한 주기는 200샘플로 구성이 되므로, 샘플링 타임이 2ms이고 한 피치가 0.8mm 이면 가동자의 이동속도는 2mm/sec로 상당히 저속이다.

그림 2.4와 그림 2.5는 각각 정현파 전류지령을 인가 하였을 때, 즉 학습을 하지 않았을 때와 20회 학습 후의 위치 오차를 나타낸 그림이다. 저속 구동이므로 상당한 크기의 리플이 관측된다. 학습 후에는 약 15% 정도의 리플의 크기가 줄어들었다. 학습 후 위치 오차의 리플이 감소한 것은 추력의 리플이 감소했기 때문으로 풀이할 수 있다.

전류지령은 그림 2.6, 2.7과 같다. 그림에서 점선은 원래의 정현파를 나타내고, 실선은 학습에 의해 수정된 새로운 전류 지령을 나타낸다. 정현파인 기존의 전류지령과는 달리, 약간 뾰족한 형태를 가지게 된다.

MSE(mean squared error)의 변화 추이는 그림 2.8과 같다. 이 그림에서 5, 6, 7번째의 학습에서 증가하는 모습을 볼 수 있는데, 신경망의 학습에서 모멘텀 항의 값을 0.9로 지정했기 때문으로 풀이된다.

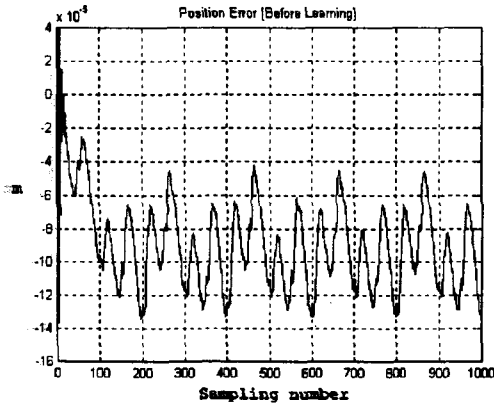


그림 2.4 학습 전의 위치 오차  
Fig. 2.4 Position error before learning

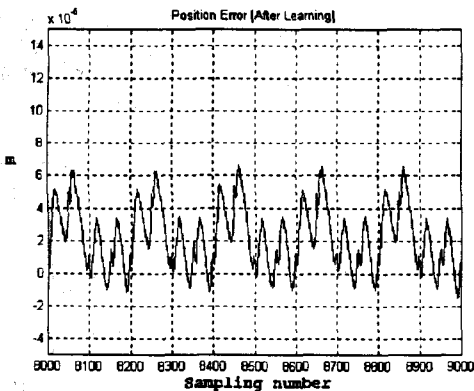


그림 2.5 20회 학습 후의 위치 오차  
Fig. 2.5 Position error after 20 learning

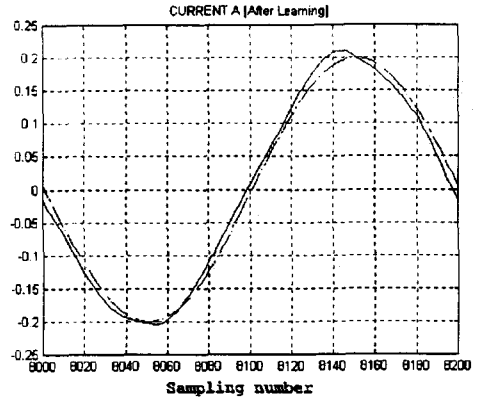


그림 2.6 A상 전류 지령  
Fig. 2.6 Current command of phase A

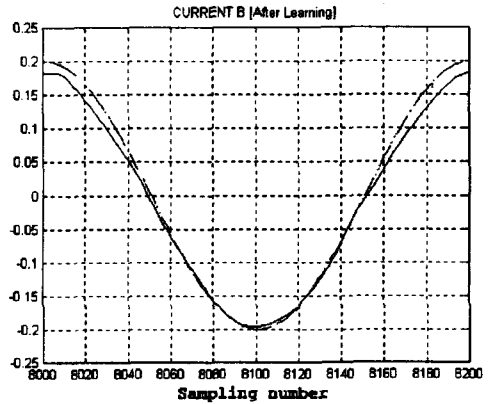


그림 2.7 B상 전류 지령  
Fig. 2.7 Current command of phase B

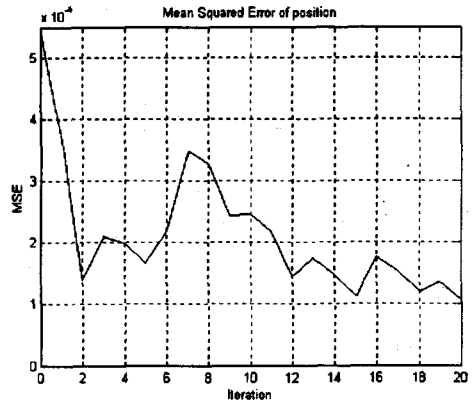


그림 2.8 MSE의 변화 추이  
Fig. 2.8 Change of MSE

## 3. 결 론

본 논문에서는 그동안 정확한 모델링을 필요로 하던 LPM의 전류지령을 신경망으로 수정하는 구조를 제시하

였다. 신경망의 학습은 위치오차의 리플을 줄이는 방향으로 내부의 연결강도를 수정하도록 하였다. LPM에 수정된 전류지령을 인가했을 때, 실제로 위치오차의 리플의 전체 크기가 15%가량 줄어들었다. 이 결과에서부터 알 수 있듯이, 신경망 제어가 복잡한 시스템의 구조를 올바르게 학습하게 된다면 더 나은 결과를 얻을 수 있다. 하지만, 위치오차의 리플이 줄어든 정도가 15% 정도로 미미한데, 이는 신경망의 학습에 어느 정도의 한계가 있었음을 의미한다. 신경망의 학습에 필요한 파라미터들을 합리적으로 개선하면 위치오차의 리플을 더 크게 감소시킬 수 있었을 것으로 생각된다.

#### (참 고 문 헌)

- [1] 강준혁, "하이브리드형 스텝 모터의 새로운 동적 모델링 및 제어기법," 서울대학교 석사학위 논문, 1993
- [2] 김성현, 이은용, 이동주 "2상 8극 HB형 LPM의 위치오차 해석," 대한 전기학회 추계 학술대회 논문집 pp.38-41, 1997
- [3] 문춘섭, 박정일, 이기동, 이석규, 이재형, "피이드백 오차 학습 신경회로망을 이용한 리니어 펄스모터의 정밀 위치 제어," 한국 자동제어 학회 학술대회 논문집 pp.960-963, 1997
- [4] B.C.Kuo, "Close-loop Control of 3.6" Floppy-disk Drive PM Motor By Back-EMF Sensing," Proc. 11th ICMSS, Champaign, 1982
- [5] Toshio Fukuda, "Theory and Applications of Neural Networks for Industrial Control Systems," IEEE Trans, *Industrial Electronics* Vol. 39 No 6, pp.472-487, 1992
- [6] Teck-Seng Low, "A Methodology for Neural Network Training for Control Drives with Nonlinearities," IEEE Trans, *Industrial Electronics* Vol. 39 NO 2, 1993
- [7] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama and R. Suzuki, "Feedback-Error-Learning Neural Networks for trajectory Control of a Robotic Manipulator," *Neural Networks*, Vol.1, pp.251-265, 1988.
- [8] Sigeru Omatu, Marzuki Khalid, Rubiyah Yusof "Neuro-Control And Its Applications," Springer, 1995
- [9] N.Matsui, H.Yami, and H.Dohmeki, "Torque Control of the Hybrid Stepping Motor," Proc. 16th Annu. Symp. on Incremental Motion Control Systems and Devices, Univ. Illinois, Chicago, IL, pp239-247, 1987