한국공작기계학회 2001년도 추계학술대회 논문집 pp.99~104

리니어모터의 제어기 설계 및 운전상태 예측에 관한 연구

Linear motor controller design and operation status monitoring

유송민* · 신관수(경희대학교 기계산업시스템공학부)
S. M. Yoo · K.S. Shin(College of Mechanical and Industrial System Engineering)

Abstract

The neural network method has been introduced to design a controller for linear motor feed system and system operation status was monitored. It is most difficult to achieve controller gain tuning because of the information limit. Regardless of the system structure, conventional control gain could be adjusted minimizing the resulting error for both position and velocity using the proposed method. Slight performance deterioration was observed at the small value of training epoch. Different controller performance for position was observed with respect changed sampling time. Actuated system performance was monitored using neural network signal processing and operational status was predicted with the rate of 80% approximately.

1. 서론

변화하는 산업생산시스템의 요구조건에 따라 모든 공작기계의 시스템도 고능률, 고정밀도, 고속화를 지향하고 있다. 이러한 요구조건을 충족시키기 위하여 추구되고 있는 개념으로서는 인간의 판단능력을 단시간내 구현할 수 있는 인공지능의 기능을 지닌 종합적인 가공시스템이며 이를 기존의 머시닝센터 등에 적용시킴으로써 그 효율을 극대화시킬 수 있다. 특이 이에 수반되는 고속화 및 고정도의 기능을 충족시키기 위하여 고정밀도의 이송시스템을 개발하고 있는데 재래의 회전식모터를 대체하는 리니어모터가 도입되고 있다. 이는 기존의 시스템이 지니고 있는 기계적인 장애요소를 최소화 시킬 수 있는 장점을 지니고 있다.

회전형태의 모터를 길이방향으로 펼쳐 놓은 구조로 설명되고 있는 리니어모터는 자기부상열차와 개념을 응용한 것이며 이러한 리니어모터를 이용한 이송계는 공작기계에서의 공작물 및 제반 시스템을 부작한 이송부의 구동장치를 대체시키고 있다. 리니어모터를 구동함에 있어서 볼스크류(ball screw)와는 달리 기계적인 요소가 배제되므로 여러 가지의 특성측면에서 차이가 크다. 대표적인 특징으로 동력전달계에서 나타나는 휨현상이나 백래쉬가 없어져 강성이 크게 향상되며 결과적으로 고속가공시에 정밀도의 향상을 기대할 수 있게 된다. 특히 분당 30 m/min이상의 고정도 가공이 가능해야 되는 고속가공기기의 경우에는 볼스크류를 사용하는 이송계의 경우 백래쉬, 발열, 탄성변형 및 낮은 강성으로 인하여 제어성이 저하되므로 리니어모터를 사용한 직접적인 슬라이드 구동을 사용하게 된다.

이송계의 제어기법으로서 재래식 이송계형태인 회전운동형 서보모터시스템에는 재래식 PID 제어, 비선형제어 및 feedforward 제어기법 등 다양한 방법에 대한 특징이 비교되었다[1].

리니어모터 제어계를 구성하기 위한 시스템모델링으로서 기자력(magnetomotive force)과 역기전력(back electromotive force)을 이용한 모델이 제기되어 재래식 제어기법에 따른 각종 성능평가가 시도되었으며[2] Largrange법을 이용한 모델이 개발되어 공작기계의 이송구동계에 적용

되었다[3].

리니어모터를 제어하기 위한 연구로서 재래식 PID기법, feedforward 제어법[4], MIMO H_∞ 제어기법[5] 등이 있다. 모델링이 어려운 비선형요소를 신경망을 이용한 학습법을 이용하여 제어기에 적용시킨 결과 추종오차를 상당히 감소시켰으며[6] 기타 비선형적인 인자에 의한 영향을 개선키키려는 노력이 시도되었다[7].

리니어모터 및 모터제어기를 대상으로 이에 적용시킬 수 제어 알고리즘 중 비례, 미분, 적분의 제어이득 선정을 용이하게 하도록 신경망시스템을 적용시키고자 한다. 산출된 제어이득을 적용하여 성능을 평가한다. 운전상태에서 운전신호를 제반센서를 활용하여 취득하며 이를 상태별로 분류하여 평가하는 기법을 적용시키고자 한다.

2. 이론적배경

2.1 신경망

신경망시스템은 일반적으로 입력자료가 적용되는 입력층과 출력결과를 나타내는 출력층으로서 외부와 연결되며 중간에 비선형적인 자료처리를 위한 은익층으로 구성된다. 자료의 전파는 층간의 전파에 따른 선형 및 비선형의 전방향전파와 오차역전파와같이 층간을 연결하는 가중치의 갱신을 위한 후방향전파를 거쳐 주어진 자료에 적합한 구조를 완성시켜가며 이러한 과정을 학습이라 한다. 본 연구에서는 감독학습법을 사용하는 일반적인 오차역전파 알고리즘을 사용하였다.

2.2 시스템모델링

사용되는 리니어모터시스템의 일반적인 시스템모델링은 영구자석형 DC 리니어모터의 경우와 같이 기자력, $F(t)$와 자기저항, R의 식으로 표현된다[2]. 모델링에 사용된 시스템의 동특성을 실험적으로 파악하기 위하여 리니어모터 이송시스템을 구동하여 응답신호를 저장 분석하였다. 입력신호에 대한 응답성을 참조하여 시스템특성의 근사치를 유추하였다. 구동신호를 제어보드를 통하여 증폭기 및 구동기를 거쳐 모터로 공급하였으며 이때 생성되는 위치를 리니어스케일을 통하여 수집하였으며 속도는 위치신호를 기반으로 별도로 처리하여 분석하였다. 실험장치상에서 이송구간이 제한되므로 계단함수 형태보다는 임펄스함수 형태의 구동신호로 생성하여 시스템을 구동하였다. 시스템의 각종 변수 및 실험을 통하여 계산된 전압과 속도간의 관계인 시스템의 동력학적인 전달함수는 다음과 같다.

$$\frac{V(s)}{E_a(s)} = \frac{1}{5.072\times10^{-6}s^2+0.5047s+2.2} \quad (\mathrm{m/V})$$

3. 제어기의 구성 및 신호측정

3.1 PID 제어기

신경망시스템은 본 연구에서는 시스템의 특성이 파악된 상태에서 제어기의 성능을 비교하기 위하여 일반적으로 활용되는 PID제어기의 개념을 활용하였다(Fig. 1).

$$u(t) = K_P e(t) + K_I \int e(\tau)d\tau + K_D \frac{de(t)}{dt}$$

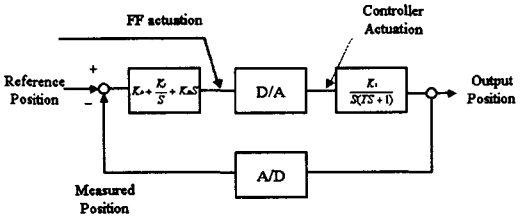

Fig. 1 Block diagram of control block

3.2 신경망 제어기

도입된 신경망시스템 제어기의 블록구조는 Fig. 2와 같다. 시스템 변수 및 입력치의 변화에 따라 출력오차를 최소화시키는 목적으로 구성된 제어기의 입출력관계는 Fig. 3에 나타나 있다.

Fig. 3에서와 같이 입력인자로는 추종하고자 하는 기준궤적과 출력 및 입력신호를 활용하고 있으며 세 가지의 제어이득이 출력된다.

각각의 입출력인자 및 추종목표궤적과의 오차를 후방으로 전파하여 각 층을 연결하는 가중치를 갱신시키는 관계식은 다음과 같다.

$$\delta_{.} = u(t)U(1-u(t))e(t)f_{p}'(u(t))$$

$$\delta_{j} = \delta_{.} w_{.j} O_{j}(1-O_{j})$$

$$\Delta w_{.j}(t+1) = \eta\delta_{.} O_{j} + \alpha\Delta w_{.j}(t)$$

$$\Delta w_{j.}(t+1) = \eta\delta_{.}\gamma + \alpha\Delta w_{j.}(t)$$

상기식은 오차의 역전파에 의한 각층간에서의 입출력관계를 나타내며 이에 따라 연결되는 가중치의 변화가 기록된다.

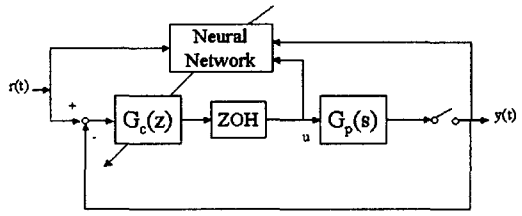

Fig. 2 Block diagram of neural network controller

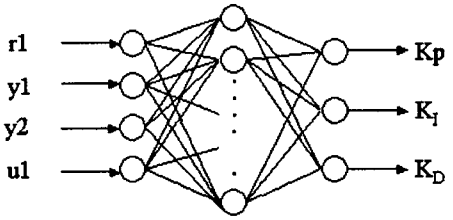

Fig. 3 Neural network controller structure

3.3 시스템의 특성측정

이송시스템의 특성을 파악하기 위한 신경망시스템의 적용에 있어 우선적으로 가장 효율적인 정보의 추출이 중요하다. 본 연구에서는 AE(Acoustic emission)을 기반으로 하는 측정신호와 이송시스템의 이송방향을 기준으로 하는 2축의 가속도 신호를 활용하고자 한다. Fig. 4는 y축 방향으로 이송하는 이송계에서 센서가 부착되어 신호가 추출되는 4개의 지점을 나타내고 있다.

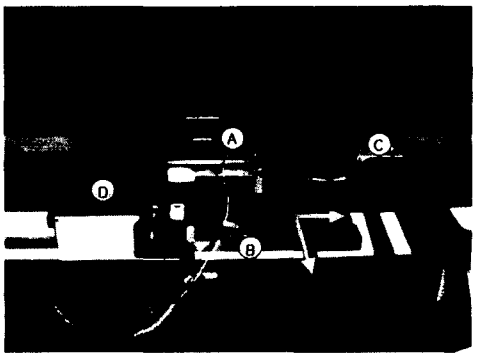

Fig. 4 Sensor disposition for signal measurement

4. 결과 및 고찰

4.1 제어이득의 학습

전술한 바와 같이 구성된 신경망시스템에 의하여 제어이득이 계산되며 학습횟수(epoch)의 증가에 따라 일정한 값으로 수렴하게 된다. Figs. 5-7은 이때 나타나는 제어이득이 수렴하는 경향을 나타내고 있다.

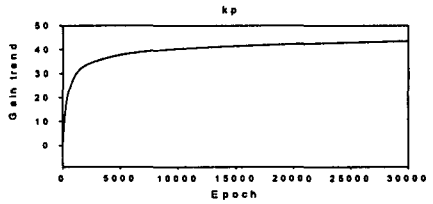

Fig. 5 Convergence trend of kp

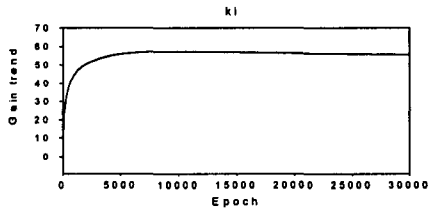

Fig. 6 Convergence trend of ki

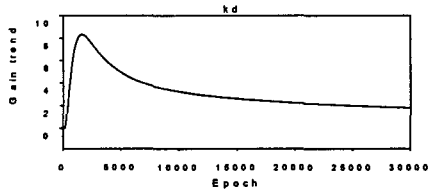

Fig. 7 Convergence trend of kd

분석결과 약 20000회의 학습횟수를 거치면 제어이득이 일정한 값으로 수렴하며 위치 및 속도 목표치와의 추종오차에 따른 성능평가를 기준으로 하면 학습횟수를 줄일 수 있는 것으로 나타나고 있다.

학습횟수에 따른 시스템의 특성을 비교하기 위하여 일정한 학습횟수 후 얻어진 제어이득을 적용시킨 결과를 나타내었다. Fig. 8은 epoch가 각각 100, 200 및 300일 때의 속도추종결과를 나타내고 있으며 이에 따른 오차가 Fig. 9에 표시되었다. 적은 학습횟수에서는 추종성능 및 오차의 변화가 심하지만 학습횟수를 증가시켜 수행한 결과인 1000회 이상에서는 이러한 오차를 기준으로 차이가 크지 않은 것으로 나타났다(Fig. 10).

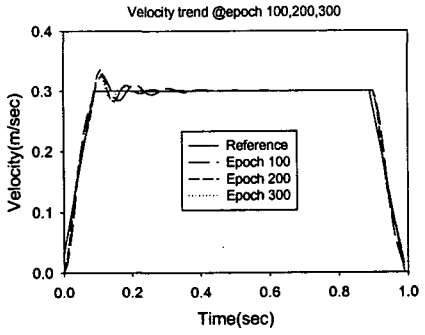

Fig. 8 Velocity trend vs epoch

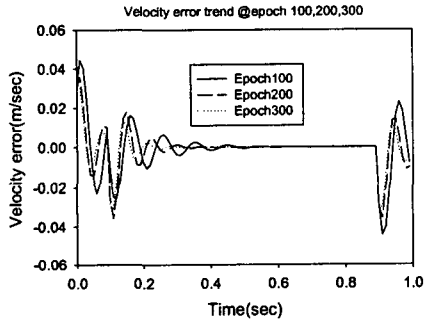

Fig. 9 Velocity error trend vs epoch

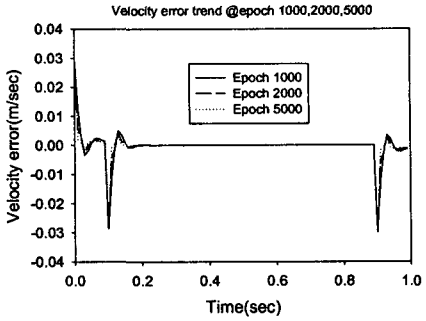

Fig. 9 Velocity error trend vs epoch

4.2 추종성능 평가

학습결과에 따라 얻어진 제어이득을 기준으로 이를 Fig. 1 에 나타나는 제어시스템에 적용시켜 출력에 대한 성능평가를 수행하였다. Fig. 11은 속도추종결과를 나타내고 있다.

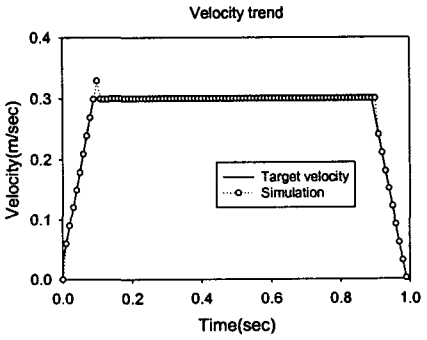

Fig. 11 Velocity trend using trained gain

위치추종 결과는 Fig. 12와 같으며 이때 소요되는 입력값의 변화경향을 Fig. 13에 나타나 있다.

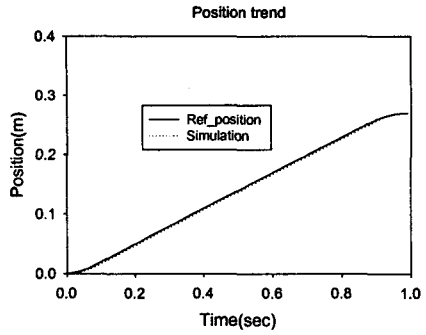

Fig. 12 Position trend

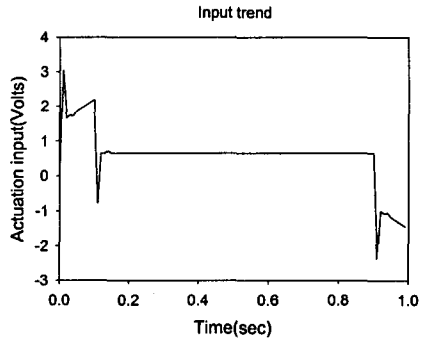

Fig. 13 Actuation Input

4.3 샘플시간별 제어이득

시스템의 성능을 평가하기 위하여 신경망학습 및 결과에 영향을 미칠 수 있는 시스템의 샘플링 시간을 기준으로 결과를 비교하였다. 적용된 샘플링 시간은 각각 5, 10 그리고 20 ms이다. Fig. 14에서와 같이 제안된 샘플시간에 따라 제어이득의 수렴경향은 다르게 나타났으며 학습횟수에 따른 각 제어이득의 성향이 다르게 나타났다.

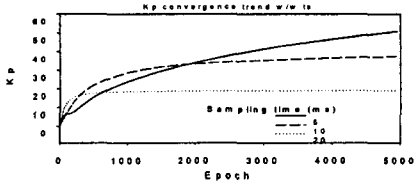

Fig. 14(a) Convergence of kp

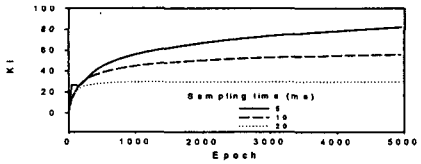

Fig. 14(b) Convergence of ki

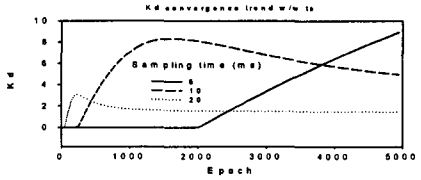

Fig. 14(c) Convergence of kd

샘플시간에 따라 비교된 시스템의 성능중 위치오차의 특성은 샘플시간이 짧을수록 우수하게 나타났다(Fig. 15).

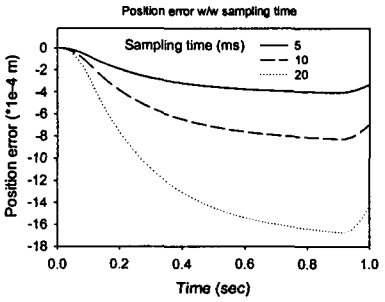

Fig. 15 Position error comparison vs sampling time

4.4 시스템의 특성분석

시스템의 응답 및 추종성능을 평가하기 위하여 각 운전조건에 대하여 오차가 작은 경우와 큰 경우에 대하여 4지점에서 4가지의 신호, 총 16종이 신호를 추출하여 신경망에 적용시켰으나 예측률이 우수하지 못하였다. 이를 개선시키기 위하여 최종적으로 12개의 신호로 감소시켰다. 입력인자는 측정신호의 종류와 동일하게 설정하였고 출력인자는 오차의 수준에 따라 2가지로 결정하였다. 각 조건별로 20개를 추출하여 총 40개의 학습자료를 활용하여 신경망을 학습하였으며 별도로 정리된 120개의 자료를 이용하여 학습된 신경망의 예측성능을 확인하였다 (Table 1).

Table 1 Prediction rate for various network structure

Hidden layer nodes		Prediction rate(%)
H1	H2	
20	8	78.3
20	9	79.2
20	10	79.2
20	11	78.3
20	12	78.3
18	10	78.3
16	10	78.3
14	10	79.2

상기 표에서와 같이 최초의 16개의 입력인자에 비하여 우수한 80%에 가까운 예측률을 기록하였다.

5. 결론

차세대 공작기계용 이송시스템용 리니어모터 제어기를 설계함에 있어 재래식 제어이득의 설정을 위한 신경망시스템을 도입하고 이에 따른 추종성능을 위치오차를 중심으로 비교 분석하였다. 또한 학습횟수에 따른 제어이득의 수렴경향을 분석하였으며 이에 따른 적절한 학습횟수와 이의 산정법을 제안하였다. 샘플시간에 따른 성능을 비교 평가하여 짧은 시간일수록 우수한 것으로 나타났으나 이를 감소시킬 수 있는 한계성능을 검토하여야 한다.

이를 위하여 입력인자 및 가중치의 중요도를 기준으로 하는 신호와 산출결과와의 인과관계를 고려한 민감도분석을 수행하여야 한다.

참고문헌

1. Renton, D., and Elbestawi, M.A., "High Speed Servo Control of Multi-Axis Machine Tools", Int'l J. of Mach. Tool & Manufact., Vol. 40, pp. 539-559, 2000.
2. Ha, K.S., Im, T.B., Chung, J.K., and Yang, J.M., "High Speed Position Control System with Linear Brushless DC Motor", Proc. of ICEE, Vol. 2. pp. 259-262, 1999
3. Kumin, L., Stumberger, G., Dolinar, D., and Jezernik, K., "Modeling and Control Design of a Linear Induction Motor", Proc. of IEEE, ISIE., Vol. 2, pp. 963-967, 1999
4. Bassi, E., Benzi, F., Moro, F., and Buja., G., "Force Disturbance Compensation for an A.C. Brushless Linear Motor", Proc. of IEEE, ISIE., Vol. 3, pp. 1350-1354, 1999
5. Choi, C., Tsao, T.C., and Matsubara, A., "Control of Linear Motor Machine Tool Feed Drivers for End Milling: Robust MIMO Approach", Proc. of ACC, Vol. 5, pp. 3723-3727, 1999
6. Hu, A.P., Register, A., and Sadegh, N., "Using a Learning Controller to Achieve Accurate Linear Motor Motion Control", Proc. of the IEEE/ASME Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics, pp. 611-616, 1999
7. Min, B.W., Choi, J.H., and Lee, J., "Thrust Ripples Reduction in the Moving Magnet Type LDM by using FEM & Phase Control", Proc. of the SMIC, pp. 301-304, 1999