

역전달 학습법(BP)을 이용한 직류 서보 전동기의 위치 및 속도 제어 특성개선

이근철*, 이은철*, 김수현*, 김낙교*, 남문현*
 건국대학교 전기공학과*

Improvement in the Position and Speed Control of a Dc-Servo Motor Using Back Propagation Method

Cheol-Am Kim, Eun-Chul Lee, Soo-Hyun Kim, Nak-Kyo Kim, Moon-Hyun Nam
 Dept. of Electrical Eng., Kon-Kok Univ.

ABSTRACT

Conventionally in the industrial control, PID controller has been used because of its robustness, and nonlinear characteristic of a system under control. Although the PID controller produce suitable parameters of the each system and also variable of PID controller should be changed according to environment, disturbance, load.

In this paper, the convergence and learning accuracy of the back-propagation(BP) method in neural network are investigated by analyzing the reason for decelerating the convergence of BP method.

and examining the rapid deceleration of the convergence when the learning is executed on the part of sigmoid activation function with the very small first derivative. The modified logistic activation function is proposed by defining the convergence factor based on the analysis and applied to the position and speed control of a DC-servo motor.

This paper revealed for experimental, a neural network and a PD controller combined off-line system using developed the position and speed characteristics of a DC-servo motor.

I. 서론

신경회로망 모델로서 다양한 응용분야에 적용 연구되어 많은 관심이 집중되고 있는 것이 BP 모델이다[1]. BP 모델은 다층, 전향, 적응 신경회로망으로 처리단자간의 연결강도를 gradient descent 방법에 의해 반복적으로 결정함으로써 학습된다. BP 모델은 대단위 병렬처리와 적응학습 능력에 의해 복잡한 논리나 지식을 학습할 수 있으나, 수렴 속도면에서는 어느 정도의 정확도까지는 비교적 빨리 도달하나 그 이후는 급격히 감소하여 학습결과의 계속된 향상을 기대할 수가 없다. 따라서, 신경회로망 응용에서 어느 정도의 학습결과를 얻기까지 많은 시간이 소요될 뿐만 아니라 제어기로 구성되면 학습오차에 대한 제어기의 성능 저하가 초래될 수 있다.

본 논문에서는 직류 서보 전동기의 위치 및 속도 특성을 개선시키기 위해서 수정된 BP 모델을 이용하여 기존의 BP 모델의 응용분야에 적용시 문제가 되는 수렴속도와 학습정확도를 개선하여 이러한 신경회로망의 특성에 주목하여 직류 서보 모터 내부의 동적 모델은 전혀 고려하지 않고 단지 직류 서보 모터 회전축의 바람직한 위치와 속도만을 이용하여 필요한 제어 입력을 발생하게 되며, 이때 신경회로망과 병렬로 비례-미분 제어기를 추가하여 귀환되는 오차를 줄이는 방향으로 신경회로망을 학습시키게 된다.

II. Back propagation(BP) 모델

Rumhart[2] 등에 의해 개발된 BP 모델은 다층, 전향 적응 신경회로망으로 처리단자간의 연결강도를 gradient descent 방법에 의해 반복적으로 결정함으로써 학습된다. 학습은 먼저 신경회로망의 초기화를 위해 각 연결강도값을 임의의 작은 값으로 선정한다.

입력패턴 P가 신경회로망에 입력되어 전향전달(forward propagation)되면 각 단자의 활성화값은 식(2-1)과 같은 미분가능, 비감소 활성화함수에 의해 결정된다.

$$f(\text{net}_{pj}) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net}_{pj}/\theta_0)} \quad (2-1)$$

$$\text{Net}_{pj} = \sum W_{ij} O_{pi} \quad (2-2)$$

여기서, O_{pi} 는 패턴 P에 의한 i의 활성화값, W_{ij} 는 단자 i와 단자 j간의 가중치, 식(2-1)에 의한 신경회로망의 실제출력과 각 입력패턴에 대응되는 출력패턴과의 오차는 다음 식에 의해 결정된다.

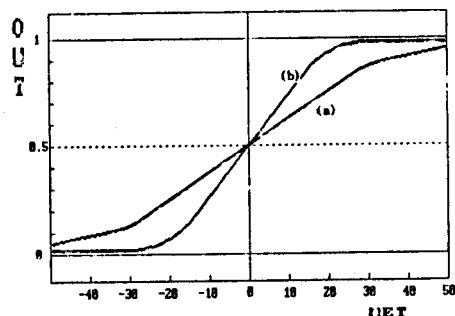


그림 1. 활성화 함수 (a) 기존의 활성화 함수 (b) 수정된 활성화 함수

$$\text{출력단자} ; \delta_{pj} = f'(\text{net}_{pj}) \cdot (t_{pj} - O_{pj}) \quad (2-3)$$

$$\text{중간단자} ; \delta_{pj} = f'(\text{net}_{pj}) \sum \delta_{pk} W_{kj} \quad (2-4)$$

$$f'(\text{net}_{pj}) = O_{pj} \cdot (1 - O_{pj}) \quad (2-5)$$

여기서, t_{pj} 는 출력패턴이다. 식(2-3)과 식(2-4)에 의해 구해진 오차는 다음규칙에 의해서 학습된다.

$$W_{ij} = W_{ij} + \Delta W_{ij} \quad (2-6)$$

$$\Delta W_{ij} = \eta \delta_{pj} \cdot O_{pj} + \alpha \Delta W_{ij} \quad (2-7)$$

η 는 학습율로 $0 < \eta < 1$, α 는 모멘텀 계수로 $0 < \alpha < 1$ 이다.

Ⅱ. 신경회로망 제어기

지금까지 많은 신경회로 모델이 발표되었지만 제어문제에 적용할 수 있도록 비선형, 연속 mapping에 적합한 모델은 다층 퍼셉트론을 이용한 모델이다. 이 신경회로는 입력신호를 받는 입력층 뉴론(neuron)과 이 입력층 신호를 비선형 mapping(활성함수 f)하는 중간층 뉴론과 출력을 내는 출력층 뉴론으로 이루어져 있다. 제어문제와 같이 원하는 출력의 범위를 미리 알 수 없을 경우 출력층의 활성함수는 적절한 기울기를 가지는 선형함수를 사용한다. 모터의 기준 위치와 속도가 주어지면 측정한 모터의 실제 위치와 속도차이에 의해 선형제어기 즉 PD제어기가 동작하여 그림 2와 같이 궤환토크 τ_{pd} 가 발생하고 신경제어기는 궤적 발생기(motion generator)의 위치, 속도와 측정한 위치와 속도를 입력으로 하는 다층 퍼셉트론을 통과하여 정격토크 τ_n 을 발생한다. 신경제어기의 출력과 PD제어기의 출력의 합은 모터를 동작시키기 위한 토크 신호가 된다. Δt 후에는, 실제 모터로 출력되는 위치와 속도를 측정하여, 선형제어기의 출력을 계산하고 이것이 가중치(weight)를 변화시킬 오차 신호로 사용된다. 이 과정을 원하는 궤적전반에 걸쳐 수행하며, 이를 같은 궤적에 대해 여러번 반복하여 최선의 가중치를 학습한다. 이 구조는 학습 초기상태에 PD제어기의 도움으로 신경회로의 불안정한 출력으로 부터 모터의 상태를 안정하게 만들며, 학습 후에는 대부분의 출력을 신경제어기가 담당하게 된다. 순간적인 변화에서는 신경제어기가 학습하는 동안 PD제어기가 제어를 담당하게 된다.

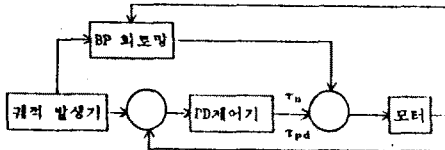


그림 2. 다층 퍼셉트론을 이용한 제어구조

Ⅳ. 시뮬레이션 결과

본 논문에서는 수정된 활성함수를 이용하여 비례-미분 제어기를 보조제어기로 사용한 신경회로망 제어기로 직류 서보 전동기의 위치, 속도를 제어하는 시뮬레이션을 수행하였다. 본 시뮬레이션에서는 수정된 BP 학습방법에 따라 변화되는 직류 서보 전동기의 위치, 속도특성을 알아 보았다. 이때, 직류 서보 전동기의 초기 위치는 0° , 최종 위치는 85° 로 하고 경과 시간은 10초 샘플링 시간은 0.05초, 각각의 오차는 0.001, 총오차는 0.001로 하였으며, 적분계수는 0.005, 미분계수는 0.002, 신경회로망 제어기의 학습율은 0.9, 모멘텀은 0.8, 중간층의 개수는 1, 중간층 유니트(unit)의 개수는 2개로 하였다.

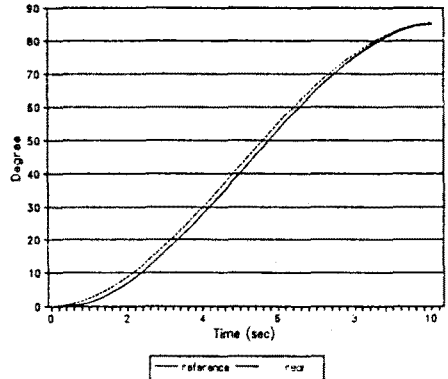


그림 3. PD 제어시의 위치 궤적

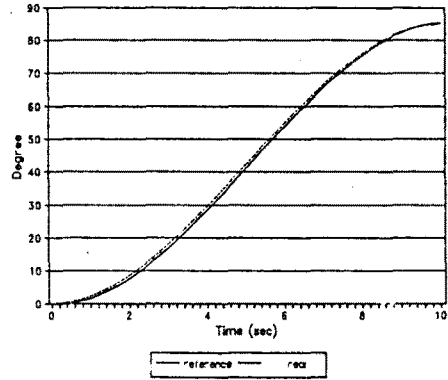


그림 4. 신경망 제어시 ($\theta_0 = 0.0$)일때의 위치 궤적

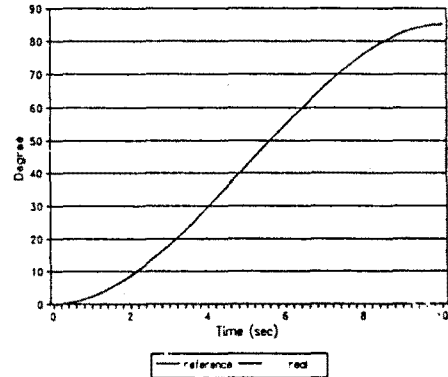


그림 5. 신경망 제어시 ($\theta_0 = 0.5$)일때의 위치 궤적

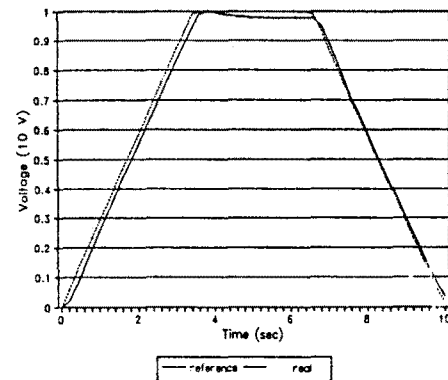


그림 6. PD 제어시의 속도 궤적

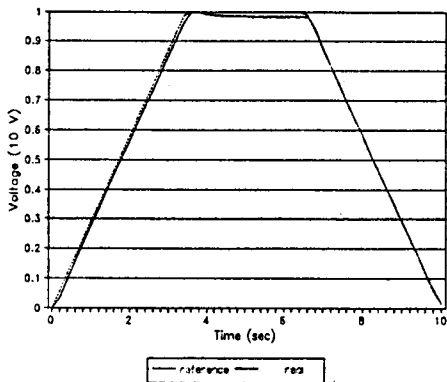


그림 7. 신경망 제어시 ($\theta_0 = 0.0$)일때의 속도 궤적

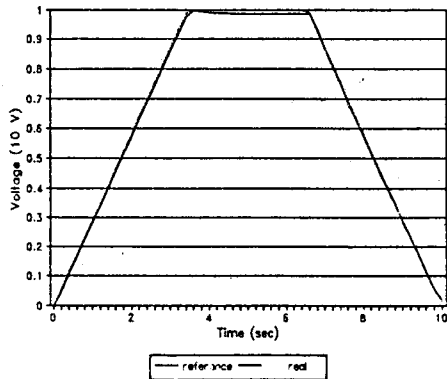


그림 8. 신경망 제어시 ($\theta_0 = 0.5$)일때의 속도 궤적

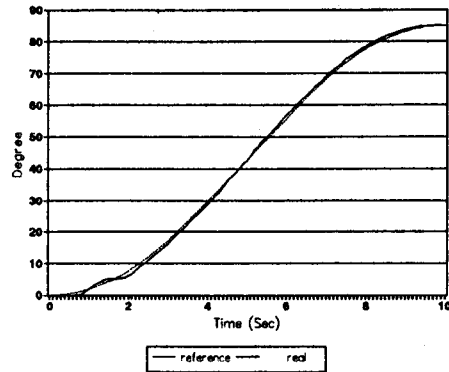


그림 10. 신경망 제어시 ($\theta_0 = 0.5$)일때의 위치 궤적

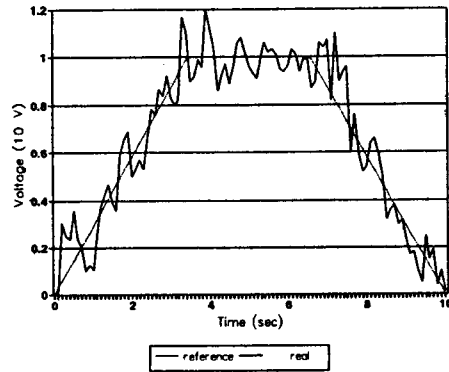


그림 11. PD 제어시의 속도 궤적

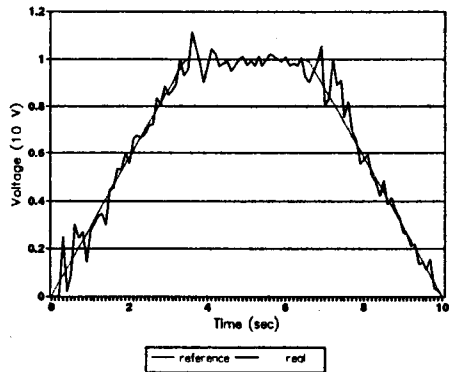


그림 12. 신경망 제어시 ($\theta_0 = 0.5$)일때의 속도 궤적

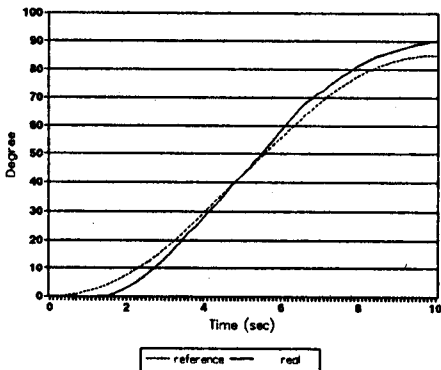


그림 9. PD 제어시의 위치 궤적

V. 실험 결과 및 결론

본 논문에서는 다층 신경 회로망의 학습이론인 Back-Propagation 방법을 이용하여 직류 서보 전동기의 위치, 속도제어를 수행하였다. 다층 신경회로망 모델의 학습과정에서 문제시 되는 긴 수렴시간과 Local Minima 현상을 피하기 위하여, 수정된 활성화함수를 이용하여 정확한 학습결과와 신속한 수렴성을 입증하였다.

신경 회로망을 이용한 제어 기법은 종래의 전동기 제어에서 문제시되는 동적 모델링의 어려움이나 계산의 복잡성 등을 해결해줄 수 있으므로 앞으로의 전동기 제어에 많은 활용이 기대된다.

참고 문헌

- [1] Y.H.Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison-Wesley Publishing Company, INC, 1989.
- [2] M.Minsky and S.papert.: "Perceptron", MIT press, 1962.
- [3] D.E.Rumelhart, J.C.McCelland.: "Paraller Distributed Processing", Vol.1, MIT Press, 1988.
- [4] G. Josin, D. Chanty and D. White, "Robot control using neural network" IEEE 2nd Int. Conf on neural networks. Vol. 2, pp. 625-631, July, 1988.
- [5] D.Psaltis, A Sideris and A.Yamamura, "Neural Controller" IEEE 1st Int. Conf. on neural networks, Vol.4, pp.551-558, July, 1987.
- [6] R.K.Elsley, "Alearning architecture for control cased on back-propagation neural network", IEEE 2nd Int. Conf on neural network, Vol.2, pp.587-594, 1988.