

뉴럴네트워크를 이용한 AC 서보 전동기의 속도제어

Speed control of AC Servo motor using neural network

반기종*, 윤광호*, 최성대*, 남문현**, 김낙교**
Ban Gi Jong*, Nam Moon Hyon**, Kim Lark Kyo**

Abstract - This paper presents an intelligent control system for an ac servo motor dirve to track periodic commands using a neural network. AC servo motor drive system is rather similar to a linear system. However, the uncertainties, such as machanical parametric variation, external disturbance, uncertainty due to nonideal in transient state. therefore an intelligent control system that is an on-line trained neural network controller with adaptive learning rates.

Key Words : Neural network, AC Motor, Controller

1. 서 론

최근까지는 복잡하지 않은 선형 시스템들은 선형 제어기를 이용하여 제어를 하여왔다. 그러나 복잡성과 불확실성, 외부의 영향등을 받는 경우 강인한 특성을 갖는 제어기가 요구된다. 기존의 선형제어기를 이용해서 제어하기 힘든 경우 즉 AC 전동기와 같이 수학적인 방법으로 모델링된 시스템의 불확실성을 극복하기 위한 제어 방법으로 신경망 이론과 같은 지능제어기법이 응용되어 성공적인 결과를 얻고 있다.[1]

교류전동기는 구조가 단순하고 유지 보수에 유리하며 직류 전동기에 비해 출력이 크다. 그러나 비선형적인 특성을 가지므로 제어에 어려움이 있다. 교류전동기를 가변속으로 제어하는 방법은 주파수 제어방법, 전압제어방식, 극 제어방식등이 있다. 산업 현장에서는 주파수 제어방법, 극 제어방식은 실현이 어려우므로 전압제어 방식이 주로 사용된다. 교류 전동기는 속도와 토크가 비선형적인 특성을 갖기 때문에 기존의 선형 제어기로는 제어하기 어렵다.

따라서, 이러한 비선형 특성을 제어할 수 있는 제어기가 요구된다. 신경망은 학습 능력과 대규모 빠른 병렬 처리 능력과 주어진 입력에 대해 원하는 출력을 연산시키는 기능을 갖으며, 특히 비선형 시스템에 활발하게 적용되고 있다.[2]

Iwata는 신경회로망에 펴지 제어규칙을 학습시켜 사용을 하였고 Horikawa는 자동적으로 펴지규칙을 찾아내고 소속함수를 미세 조절할 수 있는 신경회로망을 이용하였다. 그러나 이러한 제어기들은 외란의 변동에 시스템의 특성을 바꿔야 하

므로 모든파라미터를 변경시켜야 하므로 초기값 설정이 어렵다.[3][4]

Okada 등은 펴지논리를 갖도록 다층 신경망을 구성하여 펴지규칙 및 소속함수에 해당하는 뉴런이 오차역전달학습법에 의해 자동 동조되도록 하여 이러한 파라미터 변경 시간을 단축하였다.

일반적으로 신경망 모델은 일차 뉴런으로 구성되어 있는 단순한 형태의 구성을 보였으나 실제 적용에서는 선형 부분과 비선형 부분을 분리해야 할 필요가 있다. 따라서, 비선형 시스템을 선형 부분과 비선형 부분으로 분리하고 선형 제어기를 기본으로 하고 비선형 부분을 신경망으로 보상하는 제어기 설계를 한다.[5]

이와 같이 분리해야 하는 문제를 해결하기 위하여 일차 다층형(Single Multi Layer)과 고차 단층형(Multiple Single Layer) 형태의 신경망이 제안되었다.

Wang Fauli 등은 비선형 시스템을 선형시스템으로 간주하여 순환최소자승법으로 시스템 파라미터를 추정하고 그때 생성되는 오차를 신경망으로 추정하였다. 추정된 선형계수는 극배치 제어기를 설계하는데 사용하며 신경회로망에서 얻어진 비선형 부분을 피드백시켜 보상하였다.

본 논문에서는 AC servo motor의 속도 제어를 위하여 다층 신경망을 이용하였다

2. AC Servo motor 모델링

그림 2-1의 각 파라메터들을 정리하면 다음과 같다.

V_{as} , V_{bs} , V_{cs} : 고정자 상전압 , w_{re} : 자석의 전기

각속도 , R_s : 고정자 권선 저항 , L_s : 전기자 권선의

저자 소개

* 正會員 : 건국大學 전기공학부 博士課程

** 正會員 : 건국大學 전기공학부 교수 · 博士

자기 인덕턴스, M : 전기자 권선 사이의 상호 인덕턴스 ,

θ_{re} : 각 변위

식 (2-1)은 위 그림의 영구자석형 동기전동기에 3상에서의 전압 방정식이다.

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + pM^1 - \frac{1}{2}pM & -\frac{1}{2}pM & -\frac{1}{2}pM \\ -\frac{1}{2}pM & R_s + pM^1 - \frac{1}{2}pM & -\frac{1}{2}pM \\ -\frac{1}{2}pM & -\frac{1}{2}pM & R_s + pM^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{as} \\ e_{bs} \\ e_{cs} \end{bmatrix}$$

$$M^1 = l_s + M \quad (2-1)$$

일반적으로 3상이 평형(3상 전류 또는 전압의 합이 영이다) 하므로 식 (2-1)은 식 (2-2)과 같이 간략히 표현하게 된다.

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s + pL_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s + pL_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s + pL_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{as} \\ e_{bs} \\ e_{cs} \end{bmatrix}$$

$$L_s = l_s + \frac{3}{2}M \quad (2-2)$$

식 (2-1)과 (2-2)의 파라메터 값들을 정리하면 다음과 같다.

i_{as}, i_{bs}, i_{cs} : 고정자 상전류

e_{as}, e_{bs}, e_{cs} : 각상의 고정자권선에 유기 되는 속도기전력

l_s : 전기자 권선의 누설 인덕턴스 , p : 미분 연산자

$$\left(\frac{d}{dt} \right)$$

영구자석계자에 의하여 유기 되는 최대 자속을 Φ_f 라

한다면 3상 전기자 권선의 쇄교 자속수 $\Phi_{fa}, \Phi_{fb}, \Phi_{fc}$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Phi_{fa} &= \Phi_f \cos \theta_{re} \\ \Phi_{fb} &= \Phi_f \cos(\theta_{re} - \frac{2\pi}{3}) \\ \Phi_{fc} &= \Phi_f \cos(\theta_{re} + \frac{2\pi}{3}) \end{aligned} \quad (2-3)$$

여기서 θ_{re} 는 a상 전기자 권선을 기준으로 회전한 계자

각도이고 전기각속도와는 식 (2-4)과 같은 관계가 있다.

$$\theta_{re} = \int w_{re} dt \quad (2-4)$$

따라서 속도 기전력 e_{as}, e_{bs}, e_{cs} 은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} e_{as} &= p \Phi_{fa} = -w_{re} \Phi_f \sin \theta_{re} \\ e_{bs} &= p \Phi_{fb} = -w_{re} \Phi_f \sin(\theta_{re} - \frac{2\pi}{3}) \\ e_{cs} &= p \Phi_{fc} = -w_{re} \Phi_f \sin(\theta_{re} + \frac{2\pi}{3}) \end{aligned} \quad (2-5)$$

3. 신경망을 이용한 제어기

3.1 신경망 구조

본 논문에서 사용하는 다층 신경망은 그림 1과 같이 입력층 1층, 비선형 은닉층 1층, 선형 출력층 1층의 3층으로 구성된 신경망이다.[4]

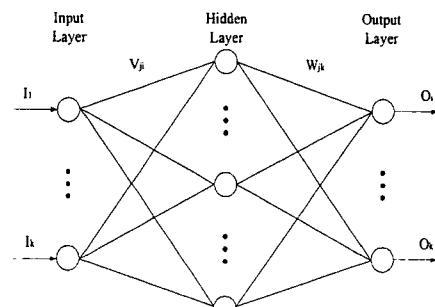


그림 1. 다층 신경망 구성도

입력층에는 Reference input 체어기 출력, 플랜트 실제 출력으로 한다. 은닉층은 입력층의 2배로 하며, 출력층은 3개의 뉴런으로 체어기 매개변수에 곱해진다. 그림에서 V_{ji} W_{jk} 는 은닉층에서 입력층으로의 가중치, 출력층에서 은닉층으로의 가중치로 -0.5에서 0.5 사이의 임의의 값으로 초기화 된다. 이때의 은닉층과 출력층 사이에는 시그모이드 함수를 이용하였다.

여기에서 사용된 시그모이드 함수는 연결 가중치를 가지며 시그모이드 함수를 전이함수로 사용하는 뉴런이다.

3.2 Backpropagation Learning Algorithm

McClelland 와 Rumelhart 등에 의해 개발된 backpropagation 모델은 다층 전향 적응 신경회로망으로 처리단자간의 연결강도를 최급하강법에 의해 반복적으로 연결강도를 조정함으로서 학습된다.

입력 패턴 a_i 가 신경회로망에 입력되어 전향전달(forward propagation) 되면 각 단자의 활성값은 식 3.1과 같이 미분 가능한, 비감소 활성함수 sigmoid function에 의해 결정된다.

$$F(net) = \frac{1}{1 + e^{(-net)}} \quad (3.1)$$

은닉층에서의 시그모이드 함수는

$$F(\text{net}_{ji}) = H_j$$

출력층에서의 시그모이드 함수는 $F(\text{net}_{jk}) = O_k$, 출력층에서의 δ 값은

$$e_k = 0.5x(t_k - O_k)^2, \quad \delta_k = F'(\text{net}_{jk})(t_k - O_k)$$

은닉층에서의 δ 는 $\delta_k = F'(\text{net}_{jk})\sum_k \omega_{jk}\delta_k$

이 δ 값을 이용하여 연결 가중치를 조절하는 식은 다음과 같다.

$$\omega_{ji(\text{new})} = \omega_{ji} + \Delta\omega_{ji}$$

$$\Delta\omega_{ji} = \eta\delta_j a_i + \alpha(\omega_{ji} - \omega_{ji(\text{old})})$$

은닉층에서 출력층으로의 새로운 가중치는

$$\omega_{jk(\text{new})} = \omega_{jk} + \Delta\omega_{jk}$$

$$\Delta\omega_{jk} = \eta\delta_k a_k + \alpha(\omega_{jk} - \omega_{jk(\text{old})})$$

여기에서 η 는 학습율을 나타내며 $0 < \eta < 1$ 사이의 임의의 수를 사용하고 모멘텀 계수 α 는 $0 < \alpha < 1$ 사이의 값을 사용한다.

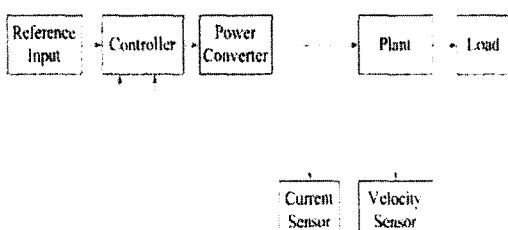


그림 2. AC servo motor 제어기 블록도

4. 실험결과

본 논문에서 제안한 신경망 제어기의 속응성 및 안정성을 평가하기 위하여 AC servo motor의 속도 제어 실험을 실시하였다. 실험은 히스테리시스 다이나모미터를 이용하였다.

실험에 사용한 모터의 정격 속도는 3000 rpm이며, 정격 속도에서 다이나모 미터 부하를 $1kgf.cm$ 을 주어 정역 회전시의 속도 응답특성을 확인하였다.

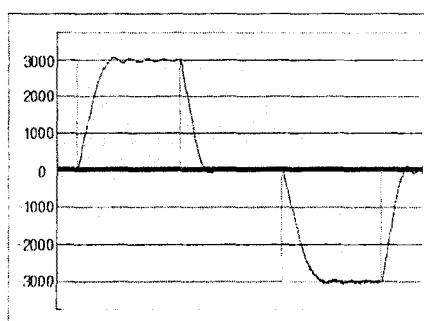


그림 2. 일반 PID 제어 속도특성 [300rpm $1kgf.cm$ 부하]

특성을 나타내며 그림 3은 $1kgf.cm$ 부하시 제어기 적용한

후의 속도 특성을 나타낸다.

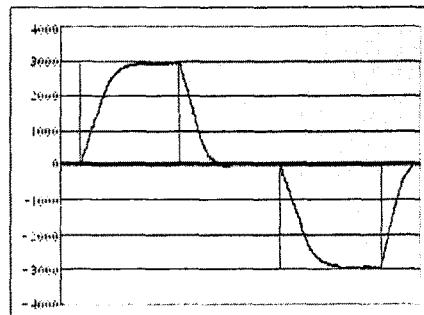


그림 3. Neural network의 속도특성 [3000rpm
[1kgf.cm부하]

그림 3에서와 같이 뉴럴네트워크를 이용한 제어기를 적용후 속응성과 과도응답특성이 기존 제어기보다 우수한 성능을 나타내었다.

5. 결론 실험결과를 요약 설명

본논문에서 제안한 neural network를 이용한 제어기는 ac servo motor의 속도제어에서 PID 와 같은 오버슈트를 발생시키지 않았다. 또한 settling time을 단축하였으며 모터 기동시의 전류 peak 값도 PID 제어기에 비해 훨씬 작았다. 그리고 파라미터 변화에도 적응하는 능력을 나타내었으며 본 논문에서 제안한 알고리즘을 통해 기존 제어기에 비해 속응성 및 안정성에서 우수함이 입증되었다.

참고문헌

- [1] K S Narendra and K Parthasarathy "Identification and control of dynamical systems using neural networks" IEEE Trans Neural Networks vol 1, no 1, 4-27, 1990.
- [2] James A Freeman and David M Skapura Neural Networks Algorithms Applications and Programming Techniques Addison Wesley Publishing 1991.
- [3] T. Iwata, K. Machida, Y. Toda, "Fuzzy Control using Neural Networks Techniques," Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp. 461-465, 1990
- [4] S. Horikawa, T. Furuhashi, S. Okuma, Y. Ukiwaka, "A Fuzzy Controller using a Neural Network and its Capability to learn Expert's Control Rules," Proceeding of International Joint Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks, pp. 103-106, 1990.
- [5] A. Yesildirek and F. L. Lewis "Feedback linearization using neural networks" Automatica vol 31, no 11, pp. 1659-1664, 1995.
- [6] K. Funahashi "On the approximate realization of continuous mappings by neural networks" Neural Networks vol 2, pp. 183-192, 1989.