

지능형 관측기 이용한 교류서보 전동기 제어

AC Servo Motor Control Using intelligent Observer

윤 광호*, 김 상훈**, 김 낙교***, 남 문현***

Kwang-Ho Yoon*, Sang-Hoon Kim**, Lark-Kyo Kim***, Moon-Hyon Nam***

Abstract - DC servo motors have a defect that they need a periodical maintenance because of a brush commutation and also they have a difficulty at high speed operation. In this reason, the use of AC Servo motors are increasing these days. In this paper, a proposed neuro observer is applied to speed control of AC servo motor. The proposed observer complement a problem that occur from increase of gain of High-gain observer in proportion to the square number of observable state variables. And also, the proposed observer can tune the gain obtained by differentiating observational error automatically by using the backpropagation training method to stabilize the observational speed. The excellence and feasibility of the proposed observer is proved by making a comparison test between the proposed observer and the others applied to the same AC servo motor.

Key Words : Neuro, Estimate, Observer, intelligent

1. 서론

교류서보전동기는 회전자의 영구자석으로부터 정현파형태의 자속을 공급받기 때문에 전동기 회전자의 정확한 위치를 알아야 전동기에 대한 벡터제어를 할 수 있다. 일반적으로 전동기 회전자의 위치 정보를 얻기 위해서는 레졸버나 절대 엔코더 등의 위치검출기를 전동기에 부착하여야 한다. 이러한 위치 검출기는 회전하는 회전자의 위치를 연속적으로 검출할 수 있는 장점이 있으나 일반적으로 가격이 고가일 뿐만 아니라 별도의 하드웨어가 제어기에 구성되어야 하는 단점이 있다. 또한 진동 및 습도 등의 주위환경에 대한 영향을 많이 받기 때문에 사용 환경에 제한을 받는다[1-2]. 이외에도 위치 검출기를 전동기 측에 부착함으로써 인한 전동기의 크기의 증대 등 문제가 발생하게 된다. 이와 같이 교류서보전동기의 제어상 큰 문제점인 회전자의 위치를 센서를 사용하지 않고 간접적으로 얻고자하는 센서리스 제어에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이를 위해 무수히 많은 관측기이론이 소개되었고, 현재 이용되고 있다. 대표적인 관측기의 종류로는 D.G Luenberger에 의해 제안된 루엔버거 관측기와 G.B Wang 과 S.S Peng 이 제안한 슬라이딩 관측기가 있다. 그러나 루엔버거 관측기의 경우에는 상태를 관측하기 위해 시스템의 동특성을 알거나 내부 파라미터를 알아야 하고, 이를 해결하기 위

해서는 불확실한 시스템 동특성에 대해 강인한 구조를 갖는 관측기를 설계하거나, 별도의 적응규칙이 필요하다는 단점이 있으며, 슬라이딩 관측기는 내부 파라미터를 알아야 할 필요는 없지만 시스템 동특성에 대한 정보가 필요로 하는 문제가 있다. 따라서 현재 많이 사용되고 있는 고이득 관측기는 삼각형으로 표현 가능한 시스템에 적용가능하며, 시스템의 동특성 및 내부 파라미터에 대한 정보를 필요로 하지 않는다. 그러나 고이득 관측기는 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커지게 되며, 이에 따라 관측 초기의 과도상태 및 관측하려는 상태의 급격한 변화에 대하여 관측오차가 심하게 진동함으로써 시스템을 불안정하게 할 수도 있다. 또한 고정연산 방식으로 디지털 제어기를 구현할 경우 이득값의 크기는 데이터 바이트 수에 종속 되므로 크기조정에 제약이 따를 수 있다는 문제점을 가진다[3-4]. 본 논문에서 제안한 뉴로 관측기는 관측기의 설계시 동특성이나 내부 파라미터 필요로 하지 않고, 관측오차가 진동하지 않는 새로운 형태의 관측기이다. 제안한 관측기는 2부분으로 나눌 수 있는데, 첫 번째는 고이득 관측기의 경우 관측기의 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커짐으로써 생기는 단점들을 보완하였고, 두 번째는 관측속도의 안정성을 위하여 관측오차를 미분한 식의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제 널리 쓰이는 오류역전파 학습기법을 이용하여 자동동조 할 수 있는 부분을 추가 하였다. 본 논문에서 제안한 뉴로 관측기의 성능을 입증하기 위하여, 스텝운전을 하여 무부하시 센서와 같은 성능을 낼 수 있음을 입증하였다.

저자 소개

* 正會員 : 건국大學 전기공학科 博士課程

** 正會員 : 네트워크텔레콤 研究所長

***正會員 : 건국大學 전기공학科 助教授 · 工博

2. 뉴로 관측기 설계

뉴로 관측기는 크게 2부분으로 나누어져 있다. 첫 번째는 고이득 관측기의 경우 관측기의 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커짐으로써 생기는 단점인 관측오차의 진동 문제와 디지털화로 구현시 데이터 바이트 수의 크기조정에 제약의 문제점들을 보완하였고, 두 번째는 관측속도의 안정성을 위하여 과도 상태에서 관측오차를 미분한 식의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제 널리 쓰이는 오류역전파 학습 기법을 이용하여 자동동조 할 수 있는 부분을 추가 하였다.

첫 번째 부분인 뉴로 관측기의 구조는 그림 2.1과 같이 나타낼 수 있으며 뉴로 관측기의 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{x}_i = \hat{x}_{i+1} + P_i(x - \hat{x}) + D_i \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.1)$$

여기서, x_i 는 시스템에서 측정 가능한 출력 신호이며, P_i 와 D_i 는 관측기의 상수이득이다.

다음 식 (2.2)-(2.5)는 식(2.1)을 3개의 상태를 관측하기 위한 뉴로 관측기 알고리즘이다.

$$\hat{x}_1 = \hat{x}_2 + P_1(x - \hat{x}) + D_1 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.2)$$

$$\hat{x}_2 = \hat{x}_3 + P_2(x - \hat{x}) + D_2 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.3)$$

$$\hat{x}_3 = \hat{x}_4 + P_3(x - \hat{x}) + D_3 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.4)$$

$$\hat{x}_4 = P_4(x - \hat{x}) + D_4 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.5)$$

위의 알고리즘은 시스템의 동특성 및 내부 파라미터에 대한 정보를 필요로 하지 않을 뿐만 아니라, 고이득 관측기가 갖는 ϵ 이 없어, 관측오차가 떨리는 현상을 나타나지 않게 하였다. 관측시 속응성 향상을 위해 관측오차를 미분하는 형태를 취하였으며, 그 미분계수 D_n 은 과도상태시 섭동 현상이 일어날 수 있으므로 ANN에 의해 동조하게 설계하였다. 다음은 두 번째 부분인 신경회로망 부분이다.

그림 2.5는 ANN의 구조이며, 여기서는 실제 널리 쓰이는 학습법중 하나인 오류 역전파방식을 사용하였다.

본 논문에서 설계한 신경회로망은 4단으로 구성된 관측기이므로 그림 2.2와 같이 입력층이 2개, 은닉층이 8개 출력층이 3개의 뉴런으로 구성하였다. 여기서 입력은 상태와 그 상태의 변화율이 되고, 출력은 관측오차의 계수인 D_1, D_2, D_3 이 된다.

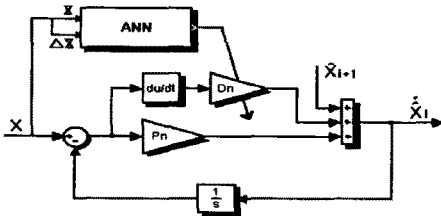


그림 2.1 뉴로 관측기의 구조

Fig. 2.1 Structure of a Neuro Observer

오차 역전파학습 알고리즘 (Backpropagation-Learning Algorithm)은 McClelland와 Rumelhart등에 의해 개발된 BP(Backpropagation)모델로써 다층 전향 적응 신경회로망으로 처리단자간의 연결강도(link weight)를 최급하강법(Gradient descent method)에 의해 반복적으로 연결강도를

조정함으로써 학습된다.

입력패턴 a_j 가 신경회로망에 입력되어 전향전달(forward propagation)되면 각 단자의 활성화은 식 2.6과 같이 미분 가능, 비감소 활성화함수(sigmoid function) 의해 결정된다.

$$F(\neq t) = \frac{1}{(1 + \exp(-\neq t))} \quad (2.6)$$

은닉층에서의 시그모이드함수 $F(\neq t_{jk})$ 에 의한 값은

$$F(\neq t_{jk}) = H_j \quad (2.7)$$

출력층에서의 시그모이드 함수 $F(\neq t_{jk})$ 에 의한 값은

$$F(\neq t_{jk}) = O_k \quad (2.8)$$

출력층에서의 δ 값은

$$e_k = 0.5 \times (t_k - O_k)^2 \quad (2.9)$$

$$\delta_k = F'(\neq t_{jk}) w_{jk} e_k \quad (2.10)$$

은닉층에서의 δ 값은

$$\delta_j = F'(\neq t_{jk}) w_{jk} \delta_k \quad (2.11)$$

이 델타값을 이용하여 연결가중치를 조절하는 식은 다음과 같다.

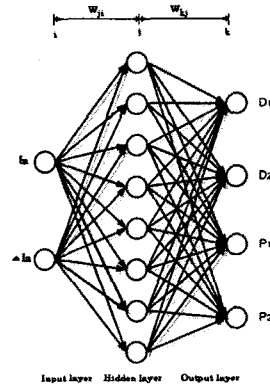


그림 2.2 제안된 ANN의 구조

Fig. 2.2 Structure of proposed ANN

$$w_{jk(\neq t)} = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (2.12)$$

$$\Delta w_{jk} = \eta \delta_j a_i + \alpha (w_{jk} - w_{jk(old)}) \quad (2.13)$$

은닉층에서 출력층으로의 새로운 가중치

$$w_{jk(\neq t)} = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (2.14)$$

$$\Delta w_{jk} = \eta \delta_k O_k + \alpha (w_{jk} - w_{jk(old)}) \quad (2.15)$$

2.1 신경회로망 동조

오류역전파 학습방법은 제어기이득인 D_n 의 초기 이득값을 얻기 위해 off-line로 1000회 정도 까지 학습과정을 거쳐게 된다. 이때 D_1, D_2, D_3 의 이득값은 오차함수인 식(2.16)에서 $\alpha(n)$ 의 부정사도 방향으로 이득을 조절하여

$$\alpha(n) = \alpha(n) - \alpha(n) \quad (2.16)$$

$$K(n+1) = K(n) + \Delta K(n) \quad (2.17)$$

에서 $\Delta K(n)$ 는

$$\begin{aligned} \Delta K(n) &= -\eta_c \frac{\partial \alpha(n+1)}{\partial K(n)} \\ &= \eta_c \frac{\partial \alpha(n+1)}{\partial \alpha(n)} \frac{\partial \alpha(n)}{\partial K(n)} \end{aligned} \quad (2.18)$$

($K=[D_1, D_2, D_3]^T, \eta_c$ 는 제어기 동조율 ($0 < \eta_c < 1$) 식 2.15와 같이 D_n 이득이 조절되게 된다.

D_n 의 초기이득은 무부하시 이득동조 실험에 의해 $D_1=0.0023, D_2=0.054, D_3=0.054$ 로 결정하였고 이에 따라 목표값을 추종 가능하도록 학습 시켰다. 1000회 학습시 가장 좋은 응답을 나타내었으며, 본 논문에서는 미리 1000회 학습을 하여 얻은 가중치를 실험에 이용하였다.

3. 실험

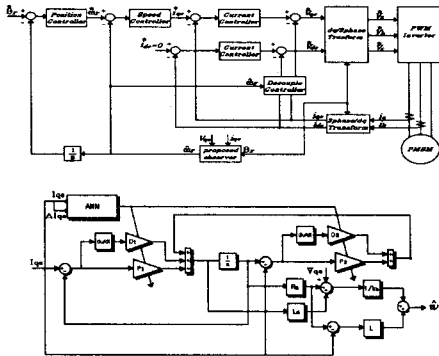


그림 3.1 (a) 시스템 전체 구성도
(b) 제안된 시스템의 블록선도

Fig. 3.1 (a) Total Structure of System
(b) Block diagram of the Proposed system

표 3.1 교류 전동기의 사양

Table 3.1 Specification of the AC motor.

정격출력	Pr	400 W
정격토크	Tr	13.0 Kgf · cm
정격회전수	Nr	3000 rpm
정격전류	Ir	2.8 A
정격전압	Er	3상 220 V
전자관성	Jm	$0.16 \times 10^{-3} \text{ Kgf} \cdot \text{cm} \cdot \text{sec}^2$
정격전력	Pw	101.6 Kw/sec
전자인덕턴스	La	1.02 mH
최대허용회전수	Nmax	5000 rpm
순시최대토크	Tp	39.0 Kgf · cm
중량	W	1.73 Kgf
Feedback Unit		Incremental Encoder

3.2 무부하 스텝운전 실험 결과 (2,000 rpm)

Table 3.1 The results of constant speed without load (2,000 rpm)

기준입력	기준속도(2,000 [rpm])			
	Maximum overshoot[rpm]	%OS	Tr[ms]	Ts[ms]
Sensor	2115	5.75	12	20
Sliding	2130	6.5	30	80
High gain	2007	0.35	40	40
Neuro	2070	3.5	35	35

표 3.2의 실험 결과에서 알 수 있듯이 센서가 가장 큰 오버슈트가 발생한 반면, 상승시간은 가장 빨랐다. 고이득 관측기의 경우에는 0.35%의 최대 백분율 초과량을 나타냈고, 실제 전동기에서 발생하는 전류의 진동으로 인해 정상상태가 고르

지 못함을 보이고 있다. 슬라이딩 관측기의 경우에는 오버슈트는 제일 작게 나타났으며, 과도 상태시 목표값을 정확히 추종하지 못하고 있는 모습을 보였다, 본 논문에서 제안한 뉴로 관측기의 경우 최대 백분율 오버슈트는 3.5%이고, 정상상태시에도 아주 잘 추종하는 것을 알 수 있었다.

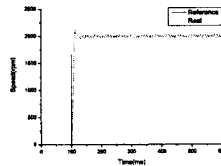


그림 3.2 센서

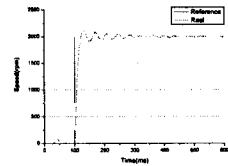


그림 3.3 슬라이딩

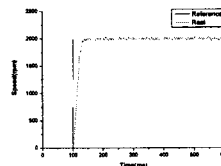


그림 3.4 고이득

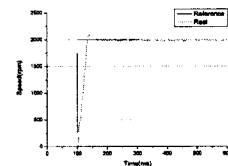


그림 3.5 뉴로

4. 결론

본 논문에서는 교류서보전동기의 속도센서리스 속도제어를 수행하기 위하여 관측기에 대한 연구로서 전동기의 동특성 및 내부파라미터에 대한 정보를 필요하지 않고, 관측오차의 감소와 속도의 안정성에 중점을 두어 강인한 특성을 갖는 관측기를 제안했다. 또한 과도상태에서의 응답특성 개선과 정상상태에서의 운전 특성 향상을 입증하기 위하여 교류서보전동기의 무부하시 정속 2,000[rpm]을 센서를 이용한 경우와 고이득 관측기를 이용한 경우, 슬라이딩 관측기를 이용한 경우를 비교실험 하였다.

따라서, 본 논문에서 제안한 관측기를 교류서보전동기에 적용하여 정속운전시 과도상태와 정상상태에서 안정성 및 추종능이 우수하다는 것을 입증하였으며, 속도센서가 있는 제어시스템의 응답에 근접한 특성을 나타내었다. 향후에는 부하 가변 시 좀 더 정밀한 제어기 설계가 필요하겠다.

[참고 문헌]

- [1] D. W. Novotny and R. D. Lorentz "Introduction to field orientation and high performance AC drives" IEEE-IAS Tutorial Course, 1986
- [2] P. C. Krause, Analysis of electric machinery, McGraw-Hill, 1984
- [3] Joachim Holtz, "Speed Estimation and Sensorless Control of AC Drives", IEEE IECON, pp.649-654, 1993.
- [4] H.K.khalil, "Numerical Differentiation Using high-Gain Observer", Proceedings of the 36th IEEE Conference on a decision and Control, Vol. 2, pp. 4790-4795, December 1997.
- [5] 김상훈, 정인석, 강영호, 남문현, 김낙교, "PID 학습제어를 이용한 가변부하 직류 서보전동기의 실시간 제어", 대한전기학회 논문지, 50D권 제3호, pp. 107-113, 2001.