

## 추정오차 저감을 위한 뉴로 관측기 설계

### Design of a Neuro Observer for Reduction of Estimate Error

윤 광호, 김 상훈, 반 기중, 최 성대, 박 진수\*\* 김 낙교, 남 문현

Yoon Kwang-Ho\*, Kim Sang-Hoon, Ban Gi-Jong, Choi Sung-Dae, Park Jin-Su, Kim Lark-Kyo, Nam Moon-Hyon

**Abstract** - Among modern control method, the observer is being used widely because it has the advantage of the guarantee of reliability on financial problem, over heating, and physical shock. However, an existing state observer and a sliding observer have such problems that an experimenter needs to know dynamics and parameters of the system. And also, the high gain observer has such a problem that it has transient state at the beginning of the observation. In this paper, the neuro observer is proposed to improve these problems. 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 at transient state automatically by using the backpropagation training method to stabilize the observational speed. To prove a performance of the proposed observer, it is simulated that the comparison between the state estimate performance of the proposed observer and that of sliding, high gain observer is made by using a sinusoidal input to the observer which consists of four layers in stable 2nd order system.

**Key Words** : Neuro, Estimate, Observer

#### 1. 서 론

현대제어이론을 이용한 제어시스템 설계는 상태 공간법을 이용하여 제어시스템 내부의 상태변수를 피드백 함으로써 이루어지고 있으므로 제어대상의 모든 상태 값이 측정 가능해야 한다. 그러나 시스템의 모든 상태변수를 센서에 의해서 측정하기는 불가능하며 센서로 측정이 가능하더라도 센서의 성능에 의해 시스템의 성능이 좌우될 수 있으므로 현재 많은 연구자들은 제어대상의 수학적 모델링을 바탕으로 한 관측기 설계를 연구하고 있다[1].

대표적인 관측기의 종류로는 D.G Luenberger [1964] 에 의해 제안된 루엔버거 관측기와 Wang 과 Peng 이 제안한 슬라이딩 관측기가 있다. 그러나 루엔버거 관측기의 경우에는 상태를 관측하기 위해 시스템의 동특성을 알거나 내부 파라미터를 알아야 하고, 이를 해결하기 위해서는 확실한 시스템 동특성에 대해 강한 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 파라

미터에 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 제어를 구현할 경우 이득값의 크기는 데이터 바이트 수에 종속 되므로 크기조정에 제약이 따를 수 있다는 문제점을 가진다[3-4].

본 논문에서 뉴로 관측기는 관측기의 설계시 동특성이나 내부 파라미터 필요로 하지 않고, 관측오차가 진동하지 않는 새로운 형태의 관측기를 제안하였다. 새로운 관측기는 2부분으로 나눌 수 있는데, 1) 고이득 관측기의 경우 관측기의 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커짐으로써 생기는 단점들을 보완하였고, 2) 관측속도의 안정성을 위하여 관측오차를 미분한 식의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제 널리 쓰이는 오류역전파 학습기법을 이용하여 자동동조할 수 있는 부분을 추가 하였다. 본 논문에서 제안한 뉴로 관측기의 성능을 입증하기 위하여 시뮬레이션을 통해, 안정한 2차 시스템에 4단으로 구성된 관측기에 정현파 입력을 가하여, 고이득, 슬라이딩 관측기와의 도함수상태 추정성능을 검토하였다.

#### 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 디지털회로 구현시 데이터 바이트 수의 크기조절

저자 소개

- \* 準 會 員 : 건국大學 전기공학科 博士課程
- \*\* 正 會 員 : 건국大學 전기공학科 碩士課程
- \*\*\*正 會 員 : 건국大學 전기공학科 助教授 · 工博

에 제약의 문제점들을 보완하였고, 두 번째는 관측속도의 안정성을 위하여 과도 상태시 관측오차를 미분한 식의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제 널리 쓰이는 오류역전파 학습기법을 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,  $x_i$ 은 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  $\epsilon$  이 없어, 관측오차가 떨리는 현상을 나타나지 않게 하였다. 관측시 적응성 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 2.2 와 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.

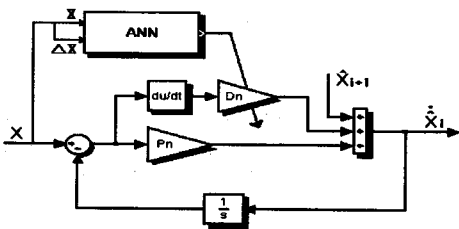


그림 2.1 뉴로 관측기의 구조

Fig. 2.1 Structure of a Neuro Observer

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

입력패턴  $a_i$ 가 신경회로망에 입력되어 전향전달(forward propagation)되면 각 단자의 활성화값은 식 2.6와 같이 미분가능, 비감소 활성화함수(sigmoid function) 의해 결정된다.

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

은닉층에서의 시그모이드함수  $F(\neq_{ij})$ 에 의한 값은

$$F(\neq_{ij}) = H_j \quad (2.7)$$

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

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

출력층에서의  $\delta$  값은

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

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

은닉층에서의  $\delta$  값은

$$\delta_j = F'(\neq_{ij}) w_{jk} \delta_k \quad (2.11)$$

이 델타값을 이용하여 연결가중치를 조절하는 식은 다음과 같다.

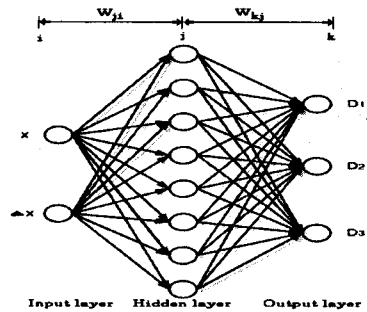


그림 2.2 제안된 ANN의 구조

Fig. 2.5 Structure of proposed ANN

$$w_{ji(\neq w)} = w_{ji} + \Delta w_{ji} \quad (2.12)$$

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

은닉층에서 출력층으로의 새로운 가중치

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

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

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

## 2.1 신경회로망 동조

오류역전파 학습방법은 제어기이득인  $D_n$ 의 초기 이득값을 얻기 위해 off-line로 1000회 정도 까지 학습과정을 거치게 된다. 이때 입력층 각 뉴런에는 상태와 상태과 상태의 변화량의 초기 입력값이 입력되며, 출력값인 각각의  $D_1, D_2, D_3$ 의 이득값을 얻기 위해 역전파 학습알고리즘에 의하여 은닉층과 출력층 사이의 가중치와 출력층과 은닉층 사이의 가중치가 조절되게 된다.

이때  $D_1, D_2, D_3$ 의 이득값은 오차함수인 식(2.16)에서  $\alpha(n)$ 의 부경사도 방향으로 이득을 조절하여

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

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

에서  $\Delta K(n)$ 는

$$\Delta K(n) = -\eta_c \frac{\partial e(n+1)}{\partial K(n)}$$

$$= \eta_c \frac{\partial C(n+1)}{\partial a(n)} \frac{\partial a(n)}{\partial K(n)} \quad (2.18)$$

( $K=[D_1, D_2, D_3]^T$ ,  $\eta_c$  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. 다음은 학습을 50회, 100회, 500회, 1000회를 실시하여 크기가 1인 단위스텝응답에 따른 학습그래프를 나타내었다.

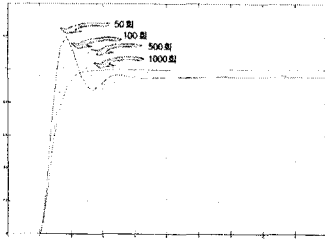


그림 2.3 학습 그래프

Fig. 2.6 Learning Graphic

1000회 학습시 가장 좋은 응답을 나타내었으며, 본 논문에서는 미리 1000회 학습을 하여 얻은 가중치를 시뮬레이션에 이용하였다.

### 3. 시뮬레이션

앞서 제시한 뉴로 관측기에 대한 수치 예제를 증명하기 위하여 그림과 같이 4단으로 구성된 뉴로 관측기의 관측 결과에 대해 검토하기로 한다. 관측해야 할 시스템의 동특성은 다음과 같이 안정한 2차 시스템으로 하였다.

$$x_1 = \frac{1}{s^2 + 2s + 1} r$$

위의 시스템에 대해  $r = 5\sin(0.3t)$ 인 정현파인 경우에 결과를 나타내었다.

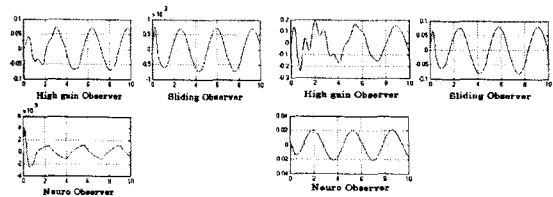


그림 3.2  $x_1$ 에 대한 관측오차  
Fig.3.2 Observer error for  $x_1$

그림 3.4  $x_2$ 에 대한 관측 오차  
Fig. 3.4 Observer error for  $x_2$

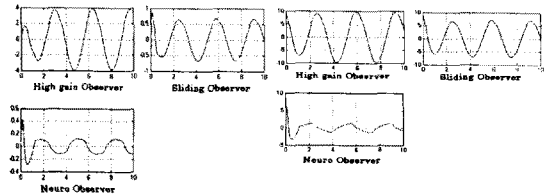


그림 3.6  $x_1$ 에 대한 관측 오차  
Fig. 3.6 Observer error for  $x_1$

그림 3.8  $x_2$ 에 대한 관측 오차  
Fig. 3.8 Observer error for  $x_2$

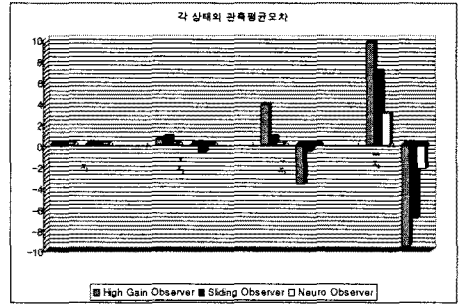


그림 3.9 도함수들의 관측평균오차

Fig. 3.9 Observer mean error of a differential function.

### 4. 고찰 및 결론

본 논문에서는 새로운 관측기를 가지고 상태의 도함수 추정 적용해 보았다. 그 결과  $x_1$ 의 상태 추정시에는 고이득 관측기와 슬라이딩관측기 모두가 잘 추정하는 것을 알 수 있었고,  $x_2$  부터는 조금씩 오차가 증가함을 알 수 있었다. 결국  $x_2$ 이나  $x_3$  추정시에는 점점 더 많은 오차가 발생함을 알 수 있었고, 뉴로 관측기 경우에는 다른 관측기들에 비해 오차가 상당히 적음을 알 수 있었다. 새로운 뉴로 관측기는 설계시 동특성이나 내부 파라미터 필요로 하지 않고, 관측오차가 진동하지 않는 새로운 특성을 가지고 있다. 새로운 관측기는 고이득 관측기이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커짐으로써 생기는 단점들을 보완하는 부분과 관측속도의 안정성을 위하여 과도 상태시 관측오차를 미분한 식의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제 널리 쓰이는 오류역전과 학습 기법을 이용하여 자동동조 할 수 있는 부분으로 구성하였다. 본 논문에서 제안한 관측기가 도함수 추정시 안정성 및 추정 성능이 고이득 관측기나 슬라이딩 관측기에 비해 우수하다는 것을 비교 시뮬레이션을 통해 입증하였으며, 향후에는 이를 이용한 전동기의 센서리스 제어에 응용이 가능할 것으로 사료된다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] D.G. Luenberger, "An Introduction to Observers", IEEE, Vol.AC-16, pp.596-602,1971.
- [2] C. Namuduri, "A Servo-control System using a Self-controlled Synchronous Motor(SCSM) with Sliding Mode Controller", IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 23, no. 2, pp. 283-295, 1987.
- [3] H.K.khalil, "Numerical Differentiation Using High-Gain Observer", Proceedings of the 36th IEEE Conference on a decision and Control, Vol. 2, December 1997, pp. 4790-4795
- [4] 김상훈, 정인석, 강영호, 남문현, 김낙교, "PID 학습제어기를 이용한 가변부하 직류 서보전동기의 실시간 제어", 대한전기학회 논문지, 50D권 제3호, pp. 107-113, 2001.