

추정오차 저감을 위한 뉴로 관측기 설계

論 文

54D-5-1

Design of a Neuro Observer for Reduction of Estimate Error

尹光湖* · 南文鉉*

(Kwang-Ho Yoon · Moon-Hyon Nam)

Abstract - The state 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 Luenberger 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 Neuro 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 Neuro 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 : Observer, High Gain, Sliding Observer, Neuro 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[1~2].

관측기의 필요성은 현대제어 이론의 기본이 되고 있는 상태 공간법에 기초한 선형 다변수 제어시스템 설계법에 기인하며 최적제어를 실현하기 위해서는 모든 상태변수가 측정 가능해야 하는 조건을 포함하고 있다.

그러나, 시스템의 모든 상태변수가 센서에 의해 직접 측정 가능한 경우는 극히 드물며, 이와 같이 시스템의 상태를 직접적으로 측정할 수 없는 경우, 즉 측정할 수 있는 적합한 센서가 개발되지 않은 경우나 센서의 설치가 불가능한 경우에는 시스템의 제어 입력과 측정 가능한 출력의 정보를 이용하여 상태를 추정하는 관측기에 의한 피드백 제어를 행하고 있다.

관측기는 제어대상의 수학적 모델을 대상으로 하여 설계되므로 실제 제어시스템에 존재하는 다양한 비선형성과 불확실성이 고려되지 않거나 제어대상에 대한 모델링 오차가 존재할 경우에 정확하게 시스템의 상태를 추정할 수 없게 되고 본래

시스템 상태 값과의 오차가 필연적으로 발생한다[3]. 그리고 기존의 관측기에 의한 상태변수에는 노이즈의 영향이나 외란 변동의 요소가 포함되어 있어 추정치를 직접 이용하는데에는 많은 문제점이 발생한다[4~7]. 이러한 문제점을 개선하기 위해서 제어이론을 이용하여 원하는 신호를 추정하는 방법이 현재에도 많이 연구되고 있다.

센서리스 운전을 위한 대표적인 관측기의 종류로는 Luenberger [1964] 에 의해 제안된 루엔버거 관측기와 Khalil 이 제안한 고이득 관측기 및 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 불확실한 시스템 동특성에 대해 강인한 구조를 갖는 관측기를 설계하거나, 별도의 적응규칙이 필요하다는 단점이 있으며, 고이득 관측기는 시스템의 동특성 및 내부 파라미터에 대한 정보를 필요로 하지 않는다. 그러나 고이득 관측기는 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제공됨으로써 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 종속되므로 크기조정에 제약이 따를 수 있다는 문제점을 가진다[11~14]. 슬라이딩 관측기는 내부 파라미터를 알아야 할 필요는 없지만 시스템 동특성에 대한 정보가 필요로 하는 문제가 있다[8~10].

본 논문에서는 관측기의 설계시 동특성이나 내부 파라미터 필요로 하지 않고, 관측오차가 진동하지 않는 새로운 형태의 뉴로 관측기를 제안하였다. 새로운 뉴로 관측기는 크게 2부분에 중점을 두었으며, 1) 고이득 관측기의 경우 관측기의 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제공됨으로써 생기는 단점들을 보완하였고, 2) 관측속도의 안정성을 위하여 관측오차의 도함수 항의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제

* 교신저자, 正 會 員 : 建國大學 電氣工學科 博士課程

E-mail : khyoon525@empal.com

* 正 會 員 : 建國大學 電氣工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2005年 3月 9日

最終完了 : 2005年 4月 4日

널리 쓰이는 오류역전과 학습기법을 이용하여 자동동조 할 수 있는 있도록 설계 하였다. 본 논문에서 제안한 뉴로 관측기의 성능을 입증하기 위하여 시뮬레이션을 통해, 안정한 2차 시스템에 뉴로관측기를 4단으로 구성하여 정현파 입력을 인가한 경우, 고이득관측기 및 슬라이딩 관측기와의 비교. 시뮬레이션을 통해 관측기의 추정 성능을 검증 하였다.

2. 뉴로 관측기 설계

2.1 상태 관측기

상태관측기는 상태변수를 측정할 수 없는 경우에 측정신호로부터 상태변수를 관측해내야 하며, 출력신호와 입력신호로부터 상태 $x(t)$ 에 가까운 신호 $\hat{x}(t)$ 를 만들어내는 시스템으로서 $t \rightarrow \infty$ 일 때 $\hat{x}(t) \rightarrow x(t)$ 가 되는 성질을 갖는다.

다음과 같은 시스템

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \tag{2.1}$$

$$y(t) = Cx(t) \tag{2.2}$$

에 대한 상태관측기 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) \tag{2.3}$$

$\hat{x}(t)$ 가 $x(t)$ 와 서로 같은가를 판단하려면 두 신호를 비교해보면 되지만 $x(t)$ 를 알 수 없으므로 두 신호 대신에 대상 시스템의 측정출력 $y(t)$ 와 관측출력 $\hat{y}(t)$ 를 비교해 보면 된다. 관측출력 $\hat{y}(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \tag{2.4}$$

식(2.4)가 측정출력 $y(t)$ 와 다르면 $\hat{x}(t)$ 가 $x(t)$ 와 분명히 다른 것이고, 관측출력 $\hat{y}(t)$ 와 측정출력 $y(t)$ 와 같으면 $\hat{x}(t)$ 과 $x(t)$ 이 같아지므로 출력 관측오차 $y(t) - \hat{y}(t)$ 에 관한 정보를 고려하여 식(2.3)의 상태관측기에서 상태관측오차를 줄이도록 상태관측기를 구성하면 다음 식(2.5)와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + Bu(t) + L[y(t) - \hat{y}(t)] \\ &= (A - LC)\hat{x}(t) + LCy(t) + Bu(t) \end{aligned} \tag{2.5}$$

여기에서, $\hat{x}(t)$ 는 $x(t)$ 의 추정치를 나타내고, L 은 관측기의 상태관측오차를 보정하기 위해 도입한 이득행렬이다. 따라서, 식(2.3)과 식(2.5)에 의해서 상태관측오차는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} e(t) &= x(t) - \hat{x}(t) \\ &= Ax(t) + Bu(t) - (A - LC)\hat{x}(t) - LCy(t) - Bu(t) \\ &= (A - LC)(x(t) - \hat{x}(t)) = (A - LC)e(t) \end{aligned} \tag{2.6}$$

여기서 $A - LC$ 가 안정하도록 이득행렬 L 을 선택하면 초기관측오차 $e(0) = x(0) - \hat{x}(0)$ 가 있더라도 $t \rightarrow \infty$ 일 때, $e(t) \rightarrow 0$ 즉, $\hat{x}(t) \rightarrow x(t)$ 의 성질을 만족하는 관측기가 된다.

그림 2.1은 상태관측기의 구성도를 나타낸 것이다.

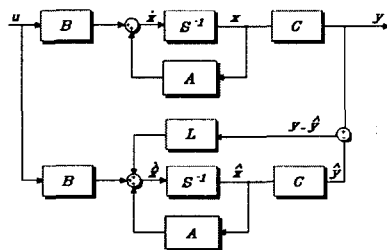


그림 2.1 상태관측기의 구성도
Fig. 2.1 Structure of a state observer

2.2 고이득 관측기

고이득 관측기는 시스템의 동특성 및 내부파라미터에 대한

정보를 필요하지 않는다. 그러나 고이득 관측기는 관측기의 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커지게 되므로 관측 초기의 과도상태 및 관측하려는 상태의 급격한 변화에 대하여 관측 오차가 진동하는 원인이 될 수 있기 때문에 관측기 이득 ϵ 을 적절하게 설정하여야 한다.

일반적인 고이득 관측기의 구조는 그림 2.2와 같이 나타낼 수 있으며 고이득 관측기의 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{x}_i = \hat{x}_{i+1} + \frac{k_i(x_i - \hat{x}_i)}{\epsilon} \tag{2.7}$$

여기서, x_i 는 시스템에서 측정 가능한 출력 신호이며, k_i 와 ϵ 는 관측기의 상수이득이다.

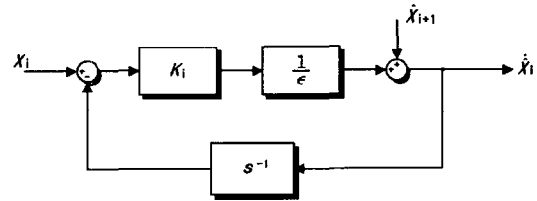


그림 2.2 고이득 관측기의 구조
Fig. 2.2 Structure Of a High-Gain Observer

식(2.8),(2.9),(2.10)은 3개의 상태를 관측하기 위한 고이득 관측기 알고리즘이다.

$$\hat{x}_1 = \hat{x}_2 + k_1(x_1 - \hat{x}_1)/\epsilon \tag{2.8}$$

$$\hat{x}_2 = \hat{x}_3 + k_2(x_1 - \hat{x}_1)/\epsilon^2 \tag{2.9}$$

$$\hat{x}_3 = \hat{x}_1 + k_3(x_1 - \hat{x}_1)/\epsilon^3 \tag{2.10}$$

위 식을 Laplace 변환을 이용해서 정리하면, 식(2.11)과 같다.

$$\hat{x}_1 = \frac{\epsilon^2 k_1 s^2 + \epsilon k_2 s + k_3}{\epsilon^3 s^3 + \epsilon^2 k_1 s^2 + \epsilon k_2 s + k_3} x_1 \tag{2.11}$$

시스템 출력 x_1 이 일정하고 분모다항식이 안정하다면, 그 도함수들이 모두 0으로 수렴하므로 시간이 지남에 따라 $\hat{x}_1 = x_1$ 이 될 것이다. 이는 $\epsilon=0$ 인 이상적인 경우와 결과가 같음을 알 수 있다. 이 결과로부터 식(2.8), (2.9), (2.10)에서 $\hat{x}_2 = \hat{x}_1$ 이 됨을 알 수 있다. 이때 $\hat{x}_1 = x_1$ 이므로 시스템 출력 x_1 이 연속미분 가능한 신호라면 $\hat{x}_1 = \dot{x}_1$ 이 되므로 $\hat{x}_2 = \ddot{x}_1 = \dot{x}_1$ 이 만족된다. 이 결과를 이용하면 $\hat{x}_3 = \ddot{x}_2$ 가 되고 $\hat{x}_3 = \ddot{x}_2 = \dot{x}_1$ 이 되어 시스템 출력의 미분 가능한 회수만큼의 도함수를 얻을 수 있다. 시스템 출력 x_1 이 일정하지 않은 경우에는 ϵ 을 가능한 작게 함으로써 상대적으로 오차의 크기를 줄일 수 있다. 그러나 시스템 출력의 시간에 따른 변화율이 커짐에 따라 관측오차가 커지는 단점이 있으며, 상태관측기 이득 값의 크기에 비례해서 과도상태에서의 오차가 커지는 현상이 있다. 관측오차의 수렴성은 이득 값의 크기에 반비례하지만, 과도상태에서의 오차크기는 이득 값의 크기에 비례하므로 적당한 크기의 이득 값을 선정하는 것이 고이득 관측기의 성능 향상의 관건이라 할 수 있다.

2.3 슬라이딩 모드 관측기

제어 대상이 다입력 다출력 선형 제어 시스템이고 행렬 (A,C)가 가관측성을 갖는 상태 방정식은 식 (2.12),(2.13)와 같이 표현될 수 있다.

$$\dot{x} = Ax + Bu + Af \tag{2.12}$$

$$y = Cx \tag{2.13}$$

Af 는 제어대상의 매개변수 변동분이나 외란을 표시한다.

이러한 시스템에서 슬라이딩 평면을 $s=y-\hat{y}=0$ 으로 하는 슬라이딩 모드 관측기를 구성하면 다음과 같다.

$$\dot{\hat{x}} = Ax + Bu + K \cdot \text{sgn}(y - \hat{y}) \quad (2.14)$$

$$\hat{y} = C\hat{x} \quad (2.15)$$

위의 식에서, $\hat{\cdot}$; 추정값

$\text{sgn}(\cdot)$ 함수는 슬라이딩 영역에서 무한 이득을 갖는 OP-amp로 생각할 수 있다. 좀 더 구체적으로 표현하면 다음과 같은 입·출력 관계를 갖는 시스템으로 표현할 수 있다.

$$y = \text{sgn}(x) \quad (2.16)$$

$$S_g(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 0, & x = 0 \\ +1, & x > 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

여기서, $\text{sgn}(\cdot)$ 의 이득, G 를 고려해 보면 다음과 같다.

$$G = \frac{\text{sgn}(x)}{x} = \frac{1}{|x|} \quad (2.18)$$

$$\lim_{x \rightarrow 0} G = \infty \quad (2.19)$$

따라서 시스템이 슬라이딩 모드 영역에 존재한다면 이 시스템은 매개변수의 변동이나 외란에 강하다는 것을 알 수 있다. 식 (2.12), (2.13)는 가관측 시스템이므로 다음과 같이 표현 가능한 것으로 가정한다.

$$\dot{x}_1 = A_{11}x_1 + A_{12}x_2 + B_1u + \mathcal{A}_1 \quad (2.20)$$

$$\dot{x}_2 = A_{21}x_1 + A_{22}x_2 + B_2u + \mathcal{A}_2 \quad (2.21)$$

$$y = Cx = [1 \ 0]x = x_1 \quad (2.22)$$

이 때 앞에서 서술했던 슬라이딩 모드 관측기는 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{\hat{x}}_1 = A_{11}\hat{x}_1 + A_{12}\hat{x}_2 + B_1u + K_1 \cdot \text{sgn}(y - \hat{y}) \quad (2.23)$$

$$\dot{\hat{x}}_2 = A_{21}\hat{x}_1 + A_{22}\hat{x}_2 + B_2u + K_2 \cdot \text{sgn}(y - \hat{y}) \quad (2.24)$$

$$\hat{y} = \hat{x}_1 \quad (2.25)$$

식 (2.20) ~ 식 (2.25)로부터 오차 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{e}_1 = A_{11}e_1 + A_{12}e_2 - \mathcal{A}_1 + K_1 \cdot \text{sgn}(y - \hat{y}) \quad (2.26)$$

$$\dot{e}_2 = A_{21}e_1 + A_{22}e_2 - \mathcal{A}_2 + K_2 \cdot \text{sgn}(y - \hat{y}) \quad (2.27)$$

윗식에서, $e_1 = \hat{x}_1 - x_1$, $e_2 = \hat{x}_2 - x_2$

슬라이딩 모드를 발생시키기 위한 조건은 $s \cdot \dot{s} < 0$ 이지만, 이것은 $\text{sgn}(\cdot)$ 함수의 이득인 K 를 충분히 크게 함으로써 만족되어지므로 이상적인 슬라이딩 모드 제어에서 이득 K 는 무한대 값을 갖는다.

슬라이딩 모드 관측기의 추정오차는 슬라이딩 면에 도달하기 전까지 동일차원 관측기의 해의 궤적을 만족하고 슬라이딩 면에 도달하면 최소차원 관측기의 특성을 갖고 슬라이딩 면에 구속된다. 이상적인 슬라이딩 모드 관측기는 동일차원 관측기와 최소차원 관측기의 특성을 동시에 갖고 있으므로 슬라이딩 모드 관측기의 추정오차 궤적은 매개변수 변동이 슬라이딩 면 밖의 영역에서 발생하더라도 슬라이딩 면으로 구속되도록 한다.

2.4 뉴로 관측기 설계

2.4.1 뉴로 관측기 설계

본 논문에서 제안한 뉴로 관측기는 현재 많이 사용되고 있는 고이득 관측기의 관측 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제곱꼴로 커짐으로써 생기는 단점인 관측오차의 진동 문제와 디지털회로 구현시 데이터 바이트 수의 크기조정에 제약의 문제점들을 보완하였고, 또한 관측속도의 안정성을 위하여 과도 상태시 관측오차의 도함수 항의 이득을 신경회로망 제어기법 중 실제 널리 쓰이는 오류역전파 학습기법을 이용하여 자동동조 할 수 있는 부분으로 설계하였다.

뉴로 관측기의 구조는 그림 2.2와 같이 나타낼 수 있으며

뉴로 관측기의 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{x}_i = \hat{x}_{i+1} + P_i(x - \hat{x}) + D_i \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.28)$$

여기서, x_i 은 시스템에서 측정 가능한 출력 신호이며, P_i , D_i 는 뉴로관측기의 오차를 보정하기 위한 이득상수이다.

다음 식 (2.29)-(2.32)는 식(2.28)을 3개의 상태를 관측하기 위한 뉴로 관측기 알고리즘이다.

$$\hat{x}_1 = \hat{x}_2 + P_1(x - \hat{x}) + D_1 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.29)$$

$$\hat{x}_2 = \hat{x}_3 + P_2(x - \hat{x}) + D_2 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.30)$$

$$\hat{x}_3 = \hat{x}_4 + P_3(x - \hat{x}) + D_3 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.31)$$

$$\hat{x}_4 = P_4(x - \hat{x}) + D_4 \frac{d}{dt}(x - \hat{x}) \quad (2.32)$$

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 신경회로망에 의해 동조하게 설계하였다. 다음은 두 번째로 신경회로망 부분이다.

그림 2.4는 신경회로망의 구조이며, 본 논문에서는 학습법으로 오류 역전파방식을 사용하였다. 본 논문에서 설계한 신경회로망은 4단으로 구성된 관측기이므로 그림 2.4와 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.

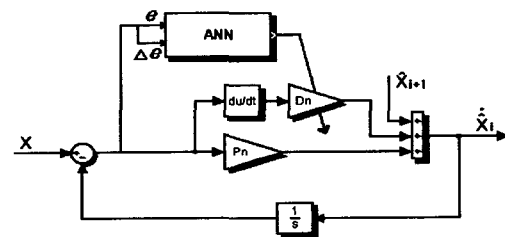


그림 2.3 뉴로 관측기의 구조
Fig. 2.3 Structure Of a Neuro Observer

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_k 가 신경회로망에 입력되어 전향전달(forward propagation)되면 각 단자의 활성화값은 식 (2.33)와 같이 미분 가능, 비감소 활성화함수(sigmoid function) 의해 결정된다.

$$F(net) = \frac{1}{1 + \exp(-net)} \quad (2.33)$$

은닉층에서의 시그모이드함수 $F(net_{jk})$ 에 의한 값은

$$F(net_{jk}) = H_j \quad (2.34)$$

여기서, H_j 는 은닉층의 출력값이다.

출력층에서의 시그모이드 함수 $F(net_{jk})$ 에 의한 값은

$$F(net_{jk}) = O_k \quad (2.35)$$

여기서, O_k 는 출력층의 출력값이다.

출력층에서의 δ 값은

$$e_k = 0.5 \times (t_k - O_k)^2 \quad (2.36)$$

$$\delta_k = F'(net_k)w_{jk}e_k \quad (2.37)$$

은닉층에서의 δ 값은

$$\delta_j = F'(net_j)w_{jk}\delta_k \quad (2.38)$$

이 델타값을 이용하여 연결가중치를 조절하는 식은 다음과 같다. 은닉층에서 입력층으로의 새로운 가중치

$$w_{ji}^{(new)} = w_{ji} + \Delta w_{ji} \quad (2.39)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j a_i + \alpha (w_{ji} - w_{ji}^{(old)}) \quad (2.40)$$

은닉층에서 출력층으로의 새로운 가중치

$$w_{jk}^{(new)} = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (2.41)$$

$$\Delta w_{jk} = \eta \delta_k O_k + \alpha (w_{jk} - w_{jk}^{(old)}) \quad (2.42)$$

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

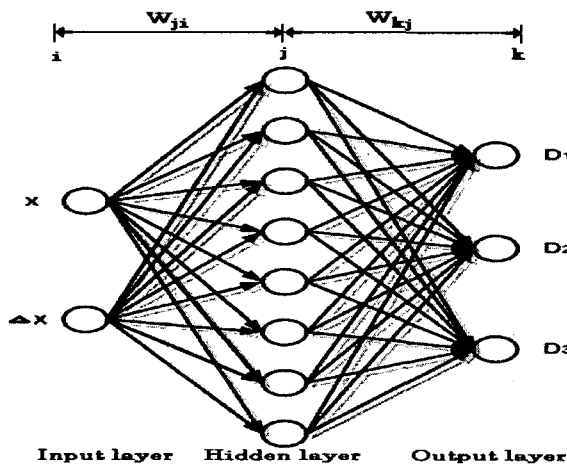


그림 2.4 제안된 ANN의 구조

Fig. 2.5 Structure of proposed ANN

2.4.2 신경회로망 동조

그림 (2.4)에서 초기에 오류역전파 학습방법은 제어기이득인 D_n 의 초기 이득값을 얻기 위해 off-line로 1000회 정도까지 학습과정을 거치게 된다. 이때 입력층 각 뉴런에는 상태와 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 (2.43)에서 $e(n)$ 의 부경사도 방향으로 이득을 조절하여

$$e(n) = f(n) - O(n) \quad (2.43)$$

$$K(n+1) = K(n) + \Delta K(n) \quad (2.44)$$

에서 $\Delta K(n)$ 는

$$\Delta K(n) = -\eta_c \frac{\partial e(n+1)}{\partial K(n)} = \eta_c \frac{\partial O(n+1)}{\partial f(n)} \frac{\partial f(n)}{\partial K(n)} \quad (2.45)$$

($K=[D_1, D_2, D_3]^T$, η_c 는 제어기 동조율 ($0 < \eta_c < 1$))

식 (2.44)와 같이 D_n 이득이 조절되게 된다.

신경회로망의 초기 이득 D_n 을 얻기 위한 학습 시 Target은 관측기의 출력이 최적의 상태인 경우에 관측기의 이득 상수이며 이는 직접 교류 서보전동기의 무부하 실험에 적용하여 확인하였으며 그 결과 $D_1=0.0023, D_2=0.054, D_3=0.054$ 로 결정하였고 이에 따라 목표값을 추종 가능하도록 학습 시켰다.

다음은 학습을 50회, 100회, 500회, 1000회를 실시하여 크기가 1인 단위시스템 응답에 따른 학습결과를 나타내었다.

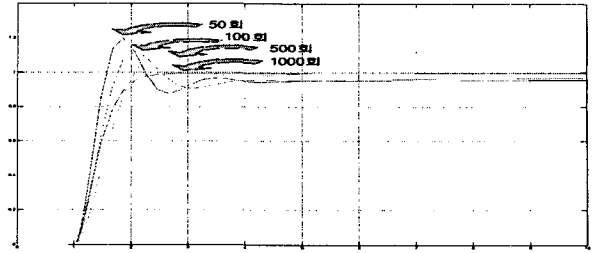


그림 2.5 학습 결과

Fig. 2.5 Result of Learning

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

3. 시뮬레이션

본 논문에서 새롭게 제안한 뉴로 관측기에 대한 관측성능을 입증하기 위해서 식 (3.1)과 같은 시스템을 대상으로 고이득 관측기 및 슬라이딩 관측기와 비교 시뮬레이션을 수행 시뮬레이션 하였으며, 이때 $r = 5\sin 0.3t$ 인 정현파를 인가하였다. 비교대상으로 선정한 고이득 관측기의 이득인 K 의 경우에도 적을수록 관측성능이 우수한 것으로 알려져 있으나 또 다른 고이득 관측기의 이득인 k_1, k_2 와의 상관관계를 배제할 수 없으며 이들의 적절한 상관관계를 시뮬레이션에 의해 확인하고 관측기의 이득을 선정하였고 슬라이딩 관측기의 이득 또한 $\text{sgn}()$ 함수의 이득인 K 가 무한대의 값을 가지는 것으로 알려져 있으나 이것 또한 k, α 에 대한 영향을 고려하여 시뮬레이션을 통하여 이득을 선정하였습니다.

$$x_1 = \frac{1}{s^2 + 2s + 1} r \quad (3.1)$$

3.1.1 x_1 의 각각 관측기들의 결과

그림 3.1은 x_1 에 대한 실제값과 각각 관측기의 값들의 결과를 10초 동안 나타내었다. 대체적으로 x_1 에 대한 관측은 모든 비교대상 관측기 및 뉴로 관측기가 유사한 성능을 나타내었다.

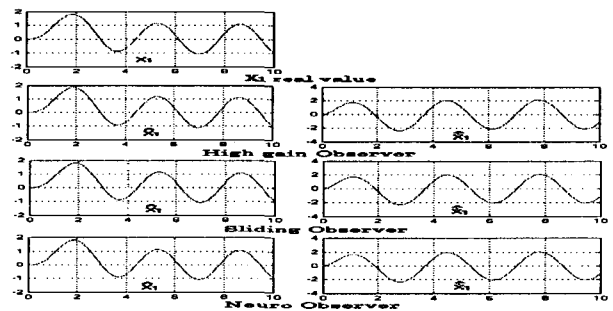


그림 3.1 x_1 에 대한 관측값

Fig. 3.1 Observer value for x_1

그림 3.2는 x_1 의 실제 출력과 각각 관측기에서의 출력의 오차를 나타낸 것이다. 고이득 관측기의 경우 $-0.07 \sim 0.08$ 까지 오차가 발생하였으며, 슬라이딩 관측기는 $(-0.7 \sim 0.75) \times 10^{-3}$ 사이의 오차를 보였다. 제안한 뉴로 관측기의 경우는 $(-2.5 \sim 4.1) \times 10^{-5}$ 까지의 오차를 나타내었으며, 따라서 뉴로 관측기가 실제 오차가 다른 관측기에 비해 저감

된 것을 나타내었다.

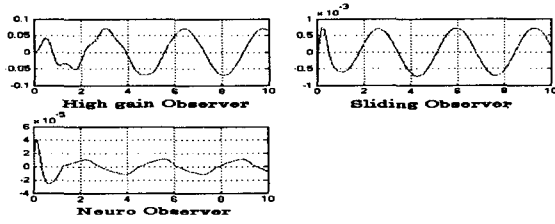


그림 3.2 x_1 에 대한 관측오차
Fig. 3.2 Observer error for x_1

3.1.2 \dot{x}_1 의 각각 관측기들의 결과

\dot{x}_1 는 x_1 을 직접 1번 미분한 값이고, 그에 대한 각각의 10초 동안의 관측결과를 그림 3.3에 나타내었다. \dot{x}_1 에 대한 관측부터는 조금씩 오차가 발생함을 알 수 있었다.

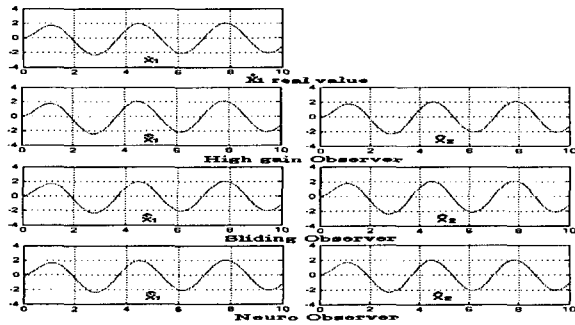


그림 3.3 \dot{x}_1 에 대한 관측값
Fig. 3.3 Observer value for \dot{x}_1

그림 3.4는 \dot{x}_1 의 실제 출력과 각각 관측기에서의 출력의 오차를 나타낸 것이다. 고이득 관측기의 경우 $-0.24 \sim 0.2$ 까지 오차가 발생하였으며, 슬라이딩 관측기는 $-0.8 \sim 0.8$ 사이의 오차를 나타내었다. 새로운 뉴로 관측기의 경우는 $-0.021 \sim 0.021$ 까지의 오차를 나타내었다.

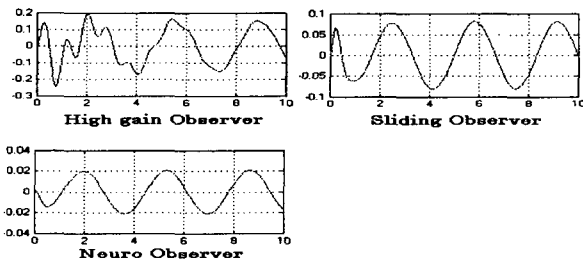


그림 3.4 \dot{x}_1 에 대한 관측 오차
Fig. 3.4 Observer error for \dot{x}_1

3.1.3 \ddot{x}_1 의 각각 관측기들의 결과

\ddot{x}_1 는 x_1 을 직접 2회 미분한 값이고, 그에 대한 각각의 10초 동안의 관측결과를 그림 3.5에 나타내었다.

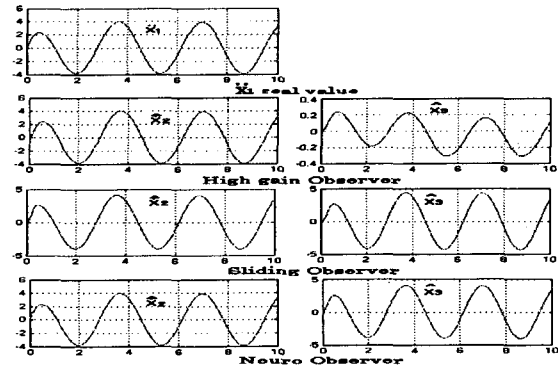


그림 3.5 \ddot{x}_1 에 대한 관측값
Fig. 3.5 Observer value for \ddot{x}_1

그림 3.6은 \ddot{x}_1 의 실제 출력과 각각 관측기에서의 출력의 오차를 나타낸 것이다. 고이득 관측기의 경우 $-3.85 \sim 4$ 까지 오차가 발생하였으며, 슬라이딩 관측기는 $-0.7 \sim 0.85$ 사이의 오차를 보였다. 제안한 뉴로 관측기의 경우는 초기 오차는 $-0.28 \sim 0.41$ 까지 보였으나 점차 $-0.12 \sim 0.13$ 사이로 감소함을 볼 수 있었다.

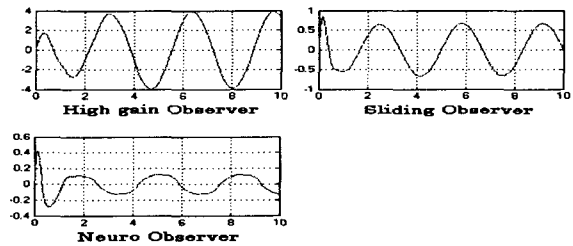


그림 3.6 \ddot{x}_1 에 대한 관측 오차
Fig. 3.6 Observer error for \ddot{x}_1

3.1.4 x_1 의 각각 관측기들의 결과

x_1 는 x_1 을 직접 3회 미분한 값이고, 그에 대한 각각의 10초 동안의 관측결과를 그림 3.7에 나타내었다.

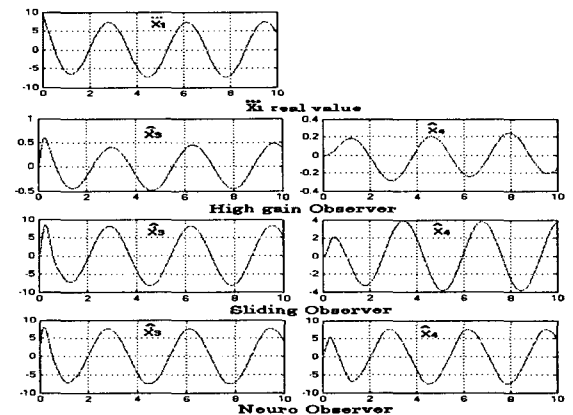


그림 3.7 x_1 에 대한 관측값
Fig. 3.7 Observer value for x_1

그림 3.6은 x_1 의 실제 출력과 각각 관측기에서의 출력의 오차를 나타낸 것이다. 고이득 관측기의 경우 $-9.8 \sim 10$ 까지 오차가 발생하였으며, 슬라이딩 관측기는 $-7 \sim 10$ 사이의 오차를 보였다. 제안한 뉴로 관측기의 경우는 초기 오차는 $-3 \sim 10$ 까지 보였으나 점차 $-0.156 \sim 0.157$ 사이로 감소함을 볼 수 있었다.

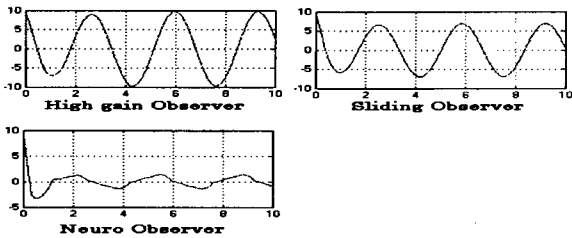


그림 3.8 x_1 에 대한 관측 오차
Fig. 3.8 Observer error for x_1

4. 고찰 및 결론

본 논문에서는 새로운 뉴로관측기를 설계하여 상태 도함수추정에 적용하였으며, 시뮬레이션을 통한 결과는 다음과 같다. x_1 의 상태 추정시에는 고이득관측기와 슬라이딩관측기 및 뉴로 관측기가 유사한 특성을 나타내었다. 그러나 차수를 증가시킨 x_2 이나 x_3 추정시에는 고이득관측기 및 슬라이딩 관측기가 점점 더 많은 오차가 발생하였으며, 제안된 뉴로 관측기 경우에는 다른 관측기들에 비해 오차가 상당히 적음을 알 수 있었다. 따라서 새로운 뉴로 관측기는 설계시 동특성이나 내부 파라미터 필요로 하지 않고, 관측오차가 진동하지 않는 새로운 특성을 나타내었다. 또한 새로운 뉴로 관측기는 고이득 관측기의 문제점인 이득이 관측상태의 개수에 비례해서 제공팔로 커짐으로써 생기는 단점들을 보완하였으며 또한 관측속도의 안정성을 위하여 오류역전과 학습기법을 이용하여 도함수의 이득을 자동동조 할 수 있도록 하였다. 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 생각된다.

참 고 문 헌

[1] Guoping Zeng, and Hunt, L.R "Nonlinear observers for output tracking" Proc. 35th IEEE , volume: 2 , Dec. 1996, pp.11-13
 [2] S. Kawaji, and H.S. Kim, "Full Order Observer for Linear Descriptor Systems with Unknown-Inputs", The 34th IEEE Conf. on Decision and Control, Louisiana, USA, 1995, pp. 2366-2368.
 [3] V. I. Utkin, "Variable Structure Systems with Sliding Modes", IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-22, No.2, pp. 212-222, 1977.
 [4] G. Bartolini, P. Pydynowski, "An Improved Chattering Free VSC Scheme for Uncertain Nonlinear Systems", IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 41, pp. 1220-1226, 1996.

[5] G. Bartolini, A. Ferrara, E. Usai, "Chattering Avoidance by Second-order Sliding Mode Control", IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 43, pp. 241-246, 1998.
 [6] T. Ahmed-Ali and F. Lamnabhi-Lagarrige, "Sliding Observer-Controller Design for Uncertain Triangular Nonlinear Systems", IEEE Trans. on Automatic Control, vol. 44, no. 6, pp.1244-1249, June 1999.
 [7] D.G. Luenberger, "An Introduction to Observers", IEEE, Vol.AC-16, pp.596-602,1971.
 [8] 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.
 [9] H. Hashimoto et al., "Variable Structure Approach for Brushless Servo Motor Control", IECON '87, pp. 1169-1179, 1987.
 [10] E. Y. Y. Ho and P. C. Sen, "Control Dynamics of Speed Drive Systems using Sliding Mode Controllers with Integral Compensation", IEEE Trans. Ind. Appl. vol. 27, no. 5, pp. 883-892, 1991.
 [11] B.K.Bode, "Sliding Mode Control of Induction Motor", Conf. Record of IEEE-IAS ANN. Meeting,1985,pp. 479-486
 [12] G. B. Wang, S. S. Peng, and H. P. Huang, "A Sliding Observer for Nonlinear Process Control", Chemical Engineering Science, Vol. 52, pp.787-805, 1997.
 [13] 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
 [14] J. J. Slotine, J. K. Hedrick, and E. A. Misawa, "On sliding observer for nonlinear systems", Trans. ASME, J. Dynamic Syst., Measurement and Contr, vol. 109, pp. 245-252, 1987.

저 자 소 개



윤 광 호(尹光湖)

1976년 9월9일생. 1999년 2월 호서대학교 공대 전기공학과 졸업. 2001년 2월 건국 대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정수로
 Tel : 02) 456-2585, Fax : 02) 444-8868
 E-mail : khyoon525@empal.com



남 문 현(南文鉉)

1975년 2월 연세대 공대 전기공학과 졸업 (공학) 1980-1982년 : Univ. of California Berkeley 전기전산과 초빙교수. 1976년 8월-현재 : 건국대 공대 공학과 교수, 사단법인 자격루연구회 회장
 Tel : 02) 450-3482, Fax : 02) 444-8868
 E-mail : monroe@konkuk.ac.kr