

신경망을 이용한 비선형 시스템의 외란 관측기 설계

신창섭*, 김홍필**, 양해원*

*한양대학교 전자전기제어계측공학과, **경일대학교 전기과

Design of Disturbance Observer of Nonlinear System Using Neural Network

Chang-Seop Shin*, Hong-Pil Kim**, Hai-Won Yang*

*School of Elec. Eng. & Computer Science, Hanyang Univ., **Dept. of Elec. Eng. Kyungil Univ.

Abstract - In this paper, a neural disturbance observer(NDO) is developed and its application to the control of a nonlinear system with the internal and/or external disturbances is presented. To construct the NDO, a parameter tuning method is proposed and shown to be useful in adjusting the parameters of the NDO. The tuning method employs the disturbance observation error to guarantee that the NDO monitors unknown disturbances. Each of the nodes of the hidden layer in the NDO network is a radial basis function(RBF). In addition, the relationships between the suggested NDO-based control and the conventional adaptive controls reported in the previous literatures are discussed. And it is shown in a rigorous manner that the disturbance observation error converges to a region of which size can be kept arbitrarily small. Finally, an example and some computer simulation results are presented to illustrate the effectiveness and the applicability of the NDO.

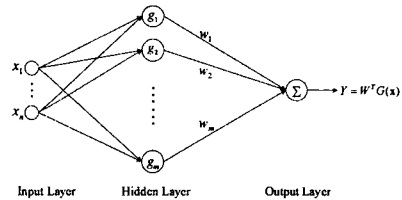


그림 1. RBF NN의 기본 구조도

은닉층은 비선형의 지역적인 사영을 나타낸다. 이 층은 RBF 뉴런들을 포함하며 전달함수로서 가우스 함수를 사용한다. 가우스 전달함수는 다음과 같이 정의 된다.

$$g_j(x) = \exp\left(\frac{-(x - \mu_j)^T(x - \mu_j)}{\eta_j^2}\right), \quad (1)$$

여기서 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 는 신경망의 입력 벡터, $\mu_j = [\mu_{j1}, \mu_{j2}, \dots, \mu_{jn}]^T$ 는 함수의 중심, η_j 는 함수의 폭, $g_j(x)$ 는 은닉층 j 번째 뉴런의 출력을 나타낸다.

2.2 문제 열거

아래와 같은 n 차 비선형 시스템을 고려하자.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ &\vdots \\ \dot{x}_{n-1} &= x_n \end{aligned} \quad (2)$$

$$\dot{x}_n = [\alpha(x) + \Delta\alpha(x)] + [\beta(x) + \Delta\beta(x)]u + d,$$

여기서 스칼라 u 는 제어 입력, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 는 관측 가능한 시스템의 상태벡터, $\alpha(x)$ 와 $\beta(x)$ 는 알고 있는 함수, $\Delta\alpha(x)$ 와 $\Delta\beta(x)$ 는 내부 불확실한 값, d 는 외부외란을 나타낸다.

본 논문에서의 제어 문제는 내부 불확실성 및 외부 외란 d 가 존재할 때 x 를 0으로 보내고자 한다.

(2)의 마지막 항을 다시 나타내면,

$$\begin{aligned} \dot{x}_n &= [\alpha(x) + \Delta\alpha(x)] + [\beta(x) + \Delta\beta(x)]u + d \\ &= \alpha(x) + \beta(x)u + \Omega_x(x, u) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\Omega_x(x, u) = \Delta\alpha(x) + \Delta\beta(x)u + d$ 는 내부 불확실성과 외부 외란을 포함한 총 외란을 나타낸다.

다음은 NDO를 장착한 전체 시스템의 블록선도이다.

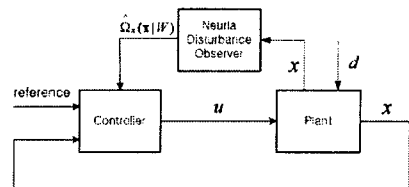


그림 2. NDO를 가지는 시스템의 블록선도

1. 서 론

비선형 제어 시스템의 설계에 있어 신경망 이론은 중요한 부분을 차지하고 있으며 현재까지 많은 연구가 진행되어 오고 있다. 특히 산업의 발달로 컴퓨터의 처리 속도가 아주 빨라져 다양한 뉴럴 칩들이 산업 현장에 이용되고 있다.

동적 환경에서의 미지함수 모델링에 대한 신경망의 적용 가능성은 많은 실험과 연구를 통해 증명되었다. 또한 신경망을 사용할 때 발생하는 안정성과 강인성 문제점들은 리아프노프 안정성 이론에 바탕을 둔 설계를 함으로써 해결되었다. [2]-[3].

본 논문에서는 외란에 대한 문제를 해결하기 위해 신경망 외란 관측기(NDO)를 설계하고, 이것을 비선형 시스템에 적용하여 그 성능을 알아보려고 한다. 내부 파라미터로부터 기인하는 내부 불확실성과 외부 외란을 하나로 묶어 총 외란으로 다루며, 이것은 NDO에 의하여 관측될 것이다. 비록 하중 값들이 최적으로 선택되었다 하더라도 on-line 관측기로부터 불확실한 비선형 함수가 정확하게 관측되지 않기 때문에 네트워크 reconstruction error가 발생하게 된다. 이로 인해 발생하는 문제는 오차 값에 상한을 설정함으로써 해결한다.

2. 개요와 문제 제시

2.1 RBF Neural Network

본 논문에서 사용하는 Radial Basis Function 신경망의 기본 구조도는 아래와 같다.

만약 $\hat{\Omega}_x(x, u)$ 가 외란을 정확하게 추정하면 다음 식은 식 (3)을 제어할 수 있는 제어기로 사용할 수 있다.

$$u = \frac{v - \alpha(x) - \hat{\Omega}_x(\cdot)}{\beta(x)}, \quad (4)$$

여기서 신경망 외란 관측기는 다음과 같다.

$$\hat{\Omega}(x, u) = \hat{W}^T G(x, u). \quad (5)$$

3. Neural Disturbance Observer

이 절에서는 NDO와 미지 파라미터의 조정 방법에 대해 논의할 것이다. 이후의 논의를 위해 다음과 같은 가정이 필요하다.

가정: x 가 집합 공간이 연속인 집합 M_x 에 할 때 최적 파라미터 벡터 W^* 는 아래와 같이 정의한다.

$$W^* = \arg \min_{\hat{W} \in M_W} \left[\sup_{x \in M_x} |\Omega_x(x) - \hat{\Omega}_x(x | \hat{W})| \right]. \quad (6)$$

3.1 NDO와 외란 관측오차의 안정성

다음의 미지의 외란을 포함한 시스템을 고려해 보자.

$$\dot{x}_n = \alpha(x) + \beta(x)u + \Omega_x(x, u). \quad (7)$$

NDO를 구성하려면 적절한 tuning method가 조정 가능한 파라미터 \hat{W} 에 적용되어야만 한다. 이를 위해 아래와 같은 동적 시스템을 고려하자.

$$\dot{\lambda} = \alpha(x) + \beta(x)u + \hat{\Omega}_x(x, u | \hat{W}) + \sigma(x_n - \lambda), \quad (8)$$

여기서 새로운 변수 $\zeta = x_n - \lambda$ 를 외란 관측오차라 정의하고 시간에 대하여 미분하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{\zeta} &= \dot{x}_n - \dot{\lambda} \\ &= -\sigma\zeta + \Omega_x(x, u) - \hat{\Omega}_x(x, u | \hat{W}) \end{aligned} \quad (9)$$

reconstruction error를 $\epsilon(x, u)$ 을 아래와 같이 두자.

$$\Omega_x(x, u) = \hat{\Omega}_x(x, u | W^*) + \epsilon(x, u), \quad (10)$$

$$|\epsilon(x, u)| \leq \bar{\epsilon}.$$

여기서 $\bar{\epsilon}$ 는 ϵ 의 upper bound이다.

파라미터 오차를 $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ 라 하자. 식(10)의 첫째 항을 식(9)에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$\dot{\zeta} = -\sigma\zeta + \tilde{W}^T G(x, u) + \epsilon(x, u), \quad (11)$$

여기서 리아프노프 함수를 $V = \frac{1}{2}\zeta^2 + \frac{1}{2\gamma} \tilde{W}^T \tilde{W}$ 라 두고 시간에 대하여 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \zeta(-\sigma\zeta + \tilde{W}^T G(x, u) + \epsilon(x, u)) + \frac{1}{\gamma} \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} \\ &= -\sigma\zeta^2 + \tilde{W}^T \left[\zeta G(x, u) + \frac{1}{\gamma} \dot{\tilde{W}} \right] + \zeta \epsilon(x, u). \end{aligned} \quad (12)$$

신경망의 tuning method를 다음과 같이 두자.

$$\dot{\tilde{W}} = -\tilde{W} = \gamma \zeta G(x, u). \quad (13)$$

이것을 다시 식(12)에 대입하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\sigma\zeta^2 + \zeta \epsilon(x, u) \\ &\leq -\frac{\sigma}{2}\zeta^2 + \frac{1}{2\sigma}\epsilon^2(x, u), \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 $|\zeta| > \left(\frac{\bar{\epsilon}}{\sigma}\right)$ 이면 \dot{V} 는 음이 된다. 따라서 \tilde{W} 이 유계하다는 가정 하에 외란 관측오차 ζ 는 ultimately bounded(UUB, $\zeta \in L_\infty$)된다.

3.2 제어 문제에 대한 적용

만약 ζ 가 거의 0의 값에 근접한다면 제어기 식 (4)는 피드백을 통하여 플랜트 식 (7)을 거의 선형화 할 수 있을 것 같이 보인다. 그러나 제어기 식 (4)을 그대로 사용할 수는 없다. 왜냐하면 신경망 외란 관측기 식 (5)가 u 에 의해 영향을 받는데, 이 u 는 식 (4)의 양쪽 항 모두에 포함되어 있기 때문이다. 이러한 문제는 아래와 같이 u 를 x 의 함수로 대체하여 해결할 수 있다.

$$\hat{\psi}_x = \hat{\Omega}_x(x, u(x)). \quad (15)$$

본 논문에서는 간략화를 위해 $\hat{\Omega}_x(x) = \hat{W}^T G(x)$ 을 계속적으로 사용한다.

4. 컴퓨터 시뮬레이션

이 절에서는 비선형 시스템에서 NDO의 성능과 적합성을 시뮬레이션을 통하여 살펴볼 것이다. 다음 문제는 아래와 같은 inverted pendulum 시스템이다.

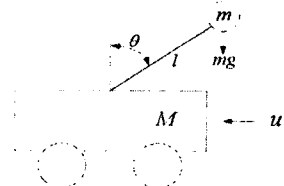


그림 3. Inverted pendulum system.

이 시스템은 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{m l x_2^2 \sin(x_1) \cos(x_1) - (M + m) g \sin(x_1)}{m l \cos^2(x_1) - 4/3 l (M + m)} \\ &\quad + \frac{-\cos(x_1)}{m l \cos^2(x_1) - 4/3 l (M + m)} u + d \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 x_1 는 pendulum의 각 θ (radians), M 은 수레의 질량, m 은 추의 질량(연결된 막대기와 같이 취급), g 는 중력 가속도, l 은 막대기의 길이, u 는 수레에 전달된 힘, d 는 외부 외란을 각각 나타낸다.

시뮬레이션에서 주어진 각 파라미터의 값은 다음과 같다: $v = K^T x$ 에서 $K = [k_1 \ k_2]^T = [4 \ 4]$, $M = 1(Kg)$, $m = 0.1(Kg)$, $l = 0.5(m)$, $g = 9.8(m/s^2)$, $\sigma = 10$, $\gamma = 500$.

신경망 $\hat{W}^T G(x)$ 의 은닉층은 9개의 노드를 가지며, 가우스 함수의 중심 μ_j 는 $[-0.6, 0.6] \times [-0.6, 0.6]$ 공간에서 고르게 분포되어 있다. 가우스 함수의 폭 η_j 는 1로 두었다. 내부 불확실성과 외부 외란에 대하여 모두 살펴보기 위해 다음과 같이 두 경우를 고려했다.

경우 1) 명목상 m 의 값을 $0.1Kg$ 로 두었으나 실제 시스템에는 $0.3Kg$ 으로 하였고 외부 외란은 없는 것으로 하였다.

경우 2) 내부 불확실성을 없는 것으로 하였고 외부 외란은, 크기가 ± 1 이고 주기가 10초인 구형파로 두었다.

경우 1의 결과는 그림 4와 5에 나타내었다. 그림 4는 x_1 과 x_2 가 각각 0으로 수렴하고 있음을 보여준다. 그림 5는 외란 관측오차를 나타내고 있으며, 설계된 관측기가 미지의 외란을 잘 관측하고 있음을 보여준다. 경우 2의 결과는 그림 6, 7, 8에 나타내었다. 그림 6은 주어진 외

부 외란, 그림 7은 α_1 과 α_2 , 그림 8은 설계된 NDO가 관측한 외부 외란을 각각 보여주고 있다. 만약 은닉층 노드를 증가시키면 보다 좋은 결과를 얻을 수 있다.

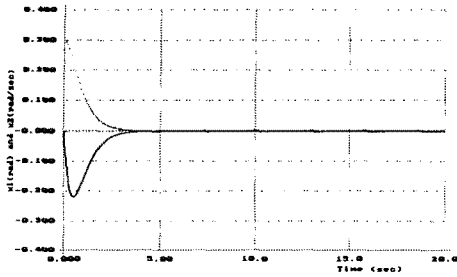


그림 4. 경우 1일 때의 α_1 (점선)과 α_2 (실선)

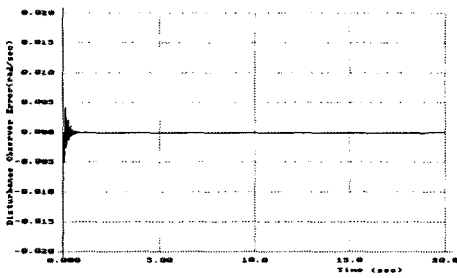


그림 5. 경우 1일 때의 외란 관측오차

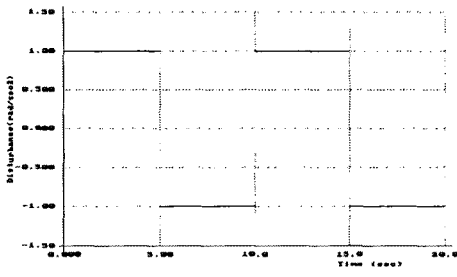


그림 6. 경우 2일 때의 외란

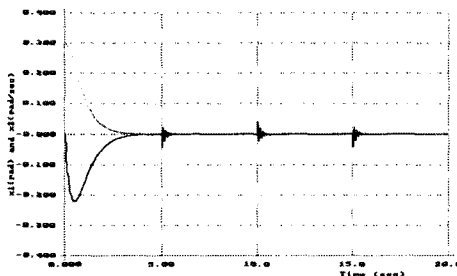


그림 7. 경우 2일 때의 α_1 (점선)과 α_2 (실선)

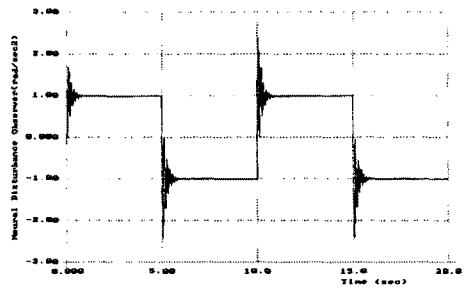


그림 8. 경우 2일 때의 외란 관측기

5. 결 론

본 논문에서는 NDO를 설계하였고 이것을 비선형 시스템에 적용하였다. 내부 불확실성과 외부 외란을 추정하기 위한 NDO를 설계하는데 파라미터 tuning method를 이용하였으며, 각각의 파라미터들을 조정하는데 유용함을 보였다. 설계되어진 NDO와 플랜트, 제어기로 구성된 폐루프 시스템의 모든 신호들이 충분히 작은 영역 내에 uniformly ultimately bounded 됨을 증명을 통하여 보여주었다. 또한 시뮬레이션의 결과를 통하여 NDO가 외란을 관측하는데 효과적임을 보였다. 그러나 여러 가정들을 제시함으로써 특별한 비선형 시스템에만 적용시켰다는 것이 본 논문의 한계이다. 향후 연구 과제는 이러한 가정들을 완화한 일반적이며 어렵고 복잡한 문제에도 적용할 수 있도록 보다 보편적인 방향으로 연구가 더 진행되어야 할 것이다. 또한 신경망이 가지는 문제점인 여러 안정성 문제의 해결에 연구가 더 진행되어야 할 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] T. Umeno, T. Kaneko, and Y. Hori, "Robust servosystem design with two degrees of robot manipulators," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 40, pp. 473-486, Oct. 1993.
- [2] Shuzhi S. Ge and Cong Wang, "Direct adaptive NN control of a class of nonlinear systems," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 13, pp. 214-221, Jan. 2002.
- [3] Marios M. Polycarpou, "Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 41, no. 3, pp. 447-450, Mar. 1996.
- [4] J. E. Slotine and W. Li, Applied Nonlinear Control. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1991.
- [5] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, pp. 4-27, Mar. 1990.
- [6] K. S. Narendra and A. M. Annaswamy, Stable Adaptive System. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989.
- [7] Euntai Kim, "A Fuzzy Disturbance observer and its application to control," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 10, pp. 77-84, Feb. 2002.
- [8] Robert J Schilling, James J. Carroll and Ahmad F. Al-Ajlouni, "Approximation of nonlinear systems with radial basis function neural networks," IEEE Trans Neural Networks, vol. 12, no. 1, pp. 1-15, Jan. 2001.