

리커런트 신경 회로망을 이용한 비선형 시스템의 입출력 선형화 및 제어

이 준 섭*, 이 흥 기, 심 귀 보

중앙대학교 공과대학 제어계측공학과

Tel : (02) 820-5319, Fax : (02) 817-0553

E-mail : jslee@jupiter.cie.cau.ac.kr, kbsim@juno.cie.cau.ac.kr

Input-Output Linearization and Control of Nonlinear System Using Recurrent Neural Networks

Joon-Sup Lee*, Hong-Gi Lee, and Kwee-Bo Sim

Dept. of Control and Instrumentation Eng., Chung-Ang Univ.

Tel : +82-2-820-5319, Fax : +82-2-817-0553

E-mail : jslee@jupiter.cie.cau.ac.kr, kbsim@juno.cie.cau.ac.kr

Abstract

In this paper, we execute identification, linearization, and control of a nonlinear system using recurrent neural networks. In general nonlinear control system become complex because of nonlinearity and uncertainty. And, though we compose nonlinear control system based on the model, it is difficult to get good control ability. So we identify the nonlinear system using the recurrent neural networks and execute feedback linearization of identified model. In this process we choose the optional linear systems, and the system which will have to be feedback linearized is trained to follow the linearity between input and output of the system we choose. We use the neural networks as linear transformer. Once the plant emulator is linearized, we evaluate the validity of the feedback linearized system by applying standard linear control strategy and simulation. And we evaluate the effectiveness by comparing the result which is linearized theoretically.

Keyword : recurrent neural network, input-output linearization

1. 서 론

신경 회로망은 학습이라는 기능을 통하여 제어 분야에 있어서 여러 가지로 활용되고 있다. 신경 회로망을 이용하여 모델링이 어려운 비선형 시스템을 동정(identification)하고 제어하는 연구는 많이 이루어져 왔다. 특히 최근에 들어서는 리커런트 신경 회로망을 이용한 비선형 동적 시스템의 동정이 주목받고 있다^{1)~3)}. 기존의 많은 연구에서 다뤄 왔던 신경 회로망은 주로 전방향 신경 회로망으로서 구조상 정적인 사상만을 학습할 수 있으므로 시계열 동적 사상을 학습하기 위해서는 tapped delay line이나 시스템의 출력을 신경망의 입력으로 피드백하는 등의 변형이 필요하다. 따라서 최근에는 이런 기능들을 자체적으로 해결하는 기능인 상태 피드백 연결을 가지고 있는 리커런트 신경 회로망을 이용한 비선형 동적 시스템의 동정이 많이 이루어지고 있다. 그 다음 단계로 동정된 비선형 시스템을 제어하기 위해서 그에 필요한 제어 입력이 요구된다.

그러나 동정된 시스템은 비선형이기 때문에 이에 원하는 출력을 얻기 위해 필요한 제어 입력을 구하기는 어렵다. 그러나 선형 시스템에서는 원하는 출력을 얻기 위하여 필요한 제어 입력을 구하는 것은 어렵지 않다. 이 점을 이용하여 동정된 플랜트에 또 다른 신경 회로망을 적용하여 신경망 전체의 시스템의 입출력 관계가 선형이 되도록 만들고 그 시스템을 일반 선형 제어 기법을 써서 제어하는 방법을 생각할 수 있다.

본 논문에서는 위에 설명한 신경 회로망을 이용해서 비선형 동적 시스템을 동정, 입출력 선형화를 실행하고, 이 방법의 유효성을 알아보기 위해 일반적으로 많이 쓰이는 선형화방법인 피드백 선형화의 하나인 입출력 선형화를 비선형 시스템에 적용하여 그 결과를 비교·검토한다.

본 논문의 2장에서는 리커런트 신경 회로망과 학습 방법의 하나인 Backpropagation through time, 3장에서는 리커런트 신경 회로망을 이용한 비선형 시스템의 동정, 선형화, 4장에서는 피드백에 의한 입출력 선형화, 5

장에서는 시뮬레이션 결과를 보이고 6장에서는 결론을 맺는다.

2. 리커런트 신경 회로망의 개요와 Backpropagation through Time

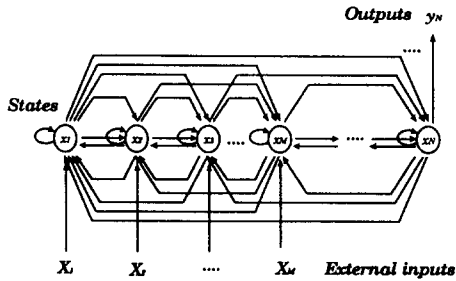


그림 1. 리커런트 신경 회로망의 구조

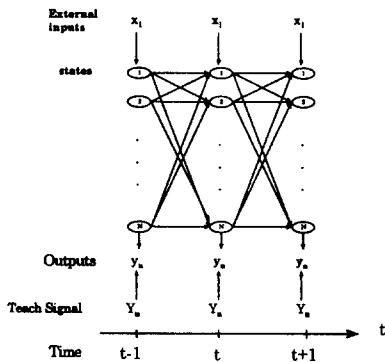


그림 2. 리커런트 신경 회로망의 학습 방법의 하나인 Backpropagation through Time

80년대 후반부터 뉴럴 네트워크의 연구는 BP학습과 대칭결합의 네트워크에 의한 에너지 최소화라고 하는 2개의 원리를 축으로 해서 전개되어 왔는데 이들 기본 모델의 능력과 한계가 명확하게 되자 전방향 혹은 대칭이라고 하는 결합형태의 제한이 없는 임의의 동적귀환 신경망이 등장하였고 생물학적, 공학적 응용에 초점을 맞춘 연구가 진행되고 있다^[5].

본 연구에서 사용하는 동적 귀환 신경망은 그림 1에서 보는 바와 같이 뉴런이 서로 비대칭 결합하고 있는 상호 결합형 뉴럴 네트워크이다. 따라서 내부적으로 상태 feedback과 self-feedback이 존재하고, 입력신호를 비선형 처리해서 네트워크는 동적인 특성을 보이고 시계열 데이터를 용이하게 처리할 수 있다^[5].

Backpropagation through time 학습 방법은 리커런트 신경망의 학습 방법으로 종래의 feedforward 신경 회로망의 학습에 일반적으로 널리 사용되고 있는 학습 방법

인 Back propagation through time을 리커런트 신경망에 이용하기 위한 학습 방법이다. 이 방법은 리커런트 신경망의 T step 반복을 총 사이에 동일한 weight w_{ij} 를 가지는 T층의 feedforward 신경망의 한 번의 학습 과정으로 보고 weight를 수정하는 방식이다. Backpropagation through time의 학습식은

$$\frac{\partial E}{\partial y_j(t)} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial E}{\partial y_j(t+1)} f'(x_j(t)) w_{ij} + \mu_j(t) (y_j(t) - d_j(t)), \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_j(T+1)} = 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial E}{\partial y_j(t)} f'(x_j(t-1)) z_j(t-1) \quad (3)$$

이므로 (1)의 학습식은 $t = T$ 에서 1까지 시간에 역전파로 반복된다.

여기서 $\mu_j(t)$ 는 $t=1$ 에서 T까지 진행되는 동안 출력 unit에서는 1이고, 나머지 unit의 경우는 0이다.

3. 신경 회로망을 이용한 입출력 선형화

일반적인 비선형 시스템의 식은

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad (4.a)$$

$$y = h(x) \quad (4.b)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 이러한 비선형 시스템에서는 우리가 원하는 출력을 얻기 위하여 필요한 제어 입력 u 를 얻는 것은 어려운 일이다. 따라서 이런 비선형 시스템의 입출력 특성을 선형화하면 일반적인 선형 제어 기법을 써서 쉬운 제어가 가능하게 된다. 여기서는 신경 회로망을 이용하여 비선형 시스템을 동정하고 또 다른 신경 회로망을 써서 입출력 특성이 간단한 선형관계를 만족하는 시스템으로 변환시키는 방법을 소개한다.

3.1 리커런트 신경망을 이용한 비선형 시스템의 동정

비선형 동적 시스템을 효과적으로 동정하기 위해서는 내부 상태를 저장하고 복잡한 운동 방정식을 구현할 수 있는 능력이 필요하게 된다. 이것이 바로 피드백 연결과 시간 지연 기능을 가지고 있는 리커런트 신경 회로망을 쓰는 이유이다. 본 논문에서는 비선형 동적 시스템을 동정하기 위하여 이러한 장점이 있는 리커런트 신경 회로망을 이용하였고 이 신경 회로망의 학습 방법으로 Backpropagation through time을 이용하였다. 여기

서는 Backpropagation through time의 중간층 수 즉, $T = m$ 으로 하였다.

3.2 신경 회로망을 이용한 입출력 선형화

비선형 시스템의 입출력 특성은 비선형이기 때문에 효과적인 제어를 하기 어렵다. 그래서 여기서는 비선형 입출력 관계를 선형으로 변환시키는 신경망 NN_T 를 고려한다.

비선형 시스템의 입출력인 u 와 y 가 비선형이므로 v 를 입력으로 받고 u 를 출력으로 내보내는 신경 회로망 NN_T 를 도입하여 신경망 전체의 시스템이 입출력 선형화 시의 간단한 형태인 $y = v$ 가 되도록 NN_T 를 학습시킨다. $k+1$ 시간에서의 신경망 전체 시스템의 입출력 관계식은 그림 3에서

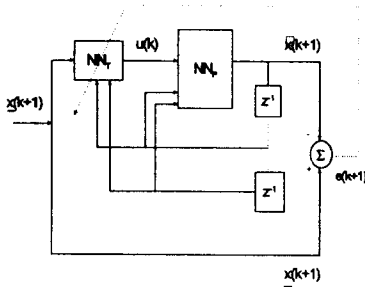


그림 3. 신경망을 이용한 피드백 선형화 구조

$$\underline{x}(k+1) = \underline{x}(k) = [x(k-m+1), x(k-m+2), \dots, x(k)]^T \quad (5)$$

$$\hat{\underline{x}}(k+1) = [y_p(k+1), y_p(k+2), \dots, y_p(k+m)]^T \quad (6)$$

과 같이 나타낼 수 있다. 여기서 m 은 신경망의 피드백 되는 수이다.

$\underline{e}(k+1) = \underline{x}(k+1) - \hat{\underline{x}}(k+1)$ 에 근거하여 학습해 나가면 원하는 선형 입출력 관계 $\hat{\underline{x}}(k+1) = \underline{x}(k)$ 를 얻을 수 있다.

4. 피드백에 의한 입출력 선형화

이 장에서는 위에서 설명한 신경 회로망을 이용한 선형화의 성능을 검증하기 위하여 피드백 선형화를 도입하고자 한다. 피드백 선형화의 기본적인 접근 방식은 출력 y 를 입력 u 가 나타날 때까지 미분하여 비선형항을

소거하도록 u 를 구성하는 방식이다^[4]. 일반적인 비선형 SISO 시스템의 식은 (4.a)와 (4.b)와 같이 표현된다. 첫 단계로

$$\dot{y} = \nabla h(f+gu) = L_f h(x) + L_g h(x)u \quad (7)$$

으로 미분되고

만약 $L_g h(x) \neq 0$ 이면

$$u = \frac{1}{L_g h(x)} (-L_f h(x) + v) \quad (8)$$

로 되고 $\dot{y} = v$ 가 된다.

만약 $L_g h(x) = 0$ 이 되면

$$\dot{y} = L_f^2 h(x) + L_g L_f h(x)u \quad (9)$$

가 되고,

$L_g L_f h(x)$ 가 다시 0이 되면 계속 미분해서

$$y^{(r)} = L_f^r h(x) + L_g L_f^{r-1} h(x)u \quad (10)$$

와 같이 되고

$L_g L_f^{r-1} h(x) \neq 0$ 인 정수 r 이 나올 때까지 하면 control law는

$$u = \frac{1}{L_g L_f^{r-1} h(x)} (-L_f^r h(x) + v) \quad (11)$$

가 되고

$$y^{(r)} = L_f^r h(x) + L_g L_f^{r-1} h(x)u \quad (12)$$

에 적용하면 새로운 입력 v 와 출력 y 사이에 간단한

$$y^{(r)} = v \quad (13)$$

와 같은 선형 관계식이 성립한다.

5. 시뮬레이션에 의한 검토

본 논문에서는 비선형 시스템으로서 도립진자 시스템에 적용하였고 위에서 설명한 두가지 방법으로 각각 선형화를 하고 두 시스템에 모두 선형 제어 기법인 PI 제어를 가하여 시스템의 pole의 각도를 안정화하는 제어를 실행함으로 그 결과를 비교하여 신경 회로망에 의한 선형화의 유효성을 검증하기로 한다. 도립진자 시스템의 식은

$$\ddot{\theta} = \frac{1}{\frac{4}{3} m l^2 (m+M) - m^2 l^2 \cos^2 \theta} [-m l \cos \theta u - m^2 l^2 \sin \theta \cos \theta \dot{\theta}^2 + (M+m) m g l \sin \theta] \quad (14)$$

으로 나타낼 수 있다. 첫 번째로 신경망을 이용한 방법은 위에서 보였고 두 번째 방법으로 피드백 입력력 선형화에 의한 방법은 $\ddot{\theta} + 2\dot{\theta} + \theta = v$ 를 만족하는 새로운 입력 v 를 가하면 u 는 θ , $\dot{\theta}$, v 의 식으로 나타낼 수 있고 v 와 출력 θ 는 선형 관계를 나타낸다.

6. 결 론

본 논문에서는 비선형 동적 시스템의 제어를 위하여, 동적 리커런트 신경회로망을 이용하여 비선형 시스템의 동정(identification) 및 선형화(linearization)하는 방법을 제시하였으며, 선형화한 모델을 이용하여 간단한 PI 제어계를 구성하여 도립진자의 안정화 제어를 실현하였으며, 제시한 수법의 유효성을 확인하기 위하여 이론적인 피드백 기법을 이용하여 선형화한 결과와 비교하였다. 본 논문에서는 시뮬레이션 결과를 나타내지는 않았지만 그 결과는 발표 당일 보일 예정이다.

참고문헌

- [1] M.H.R. Fazlur Rahnab, R. Devanathan, Zhu Kuanyi, "Dynamic Neural Networks for Input-Output Linearisation," *The 1996 IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 2215-2216, 1996.
- [2] Mohamad H. Hassoun, *Fundamentals of Artificial Neural Networks*, The MIT Press, pp. 259-263, 1995.
- [3] Michael A. Arbib, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, The MIT Press, pp. 796-798, 1995.
- [4] Jean-Jacques E. Slotine, Weiping Li, *Applied Nonlinear Control*, Prentice-Hall, 1991.
- [5] T. FUKUDA, T. KOHNO, T. SHIBATA, "Learning Scheme for Recurrent Neural Network by Genetic Algorithm," *日本機械學會論文集*, Vol. 59, No. 564, pp. 34-40, 1993. 8.