

뉴럴 네트워크를 이용한 동적 시스템 식별과 제어

박성욱 이동헌, 서보혁
 구미전문대학 경북대학교

Identification and Control of Dynamical System Using Neural Networks

Seong-Wook, Park^o Dong-Ileon, Lee Bo-Hyeok, Suh
 Kumi Junior Collage Kyungpook University

ABSTRACT

This paper investigates the identification of discrete time nonlinear system using neural networks with two hidden layers. A New learning method of both NNI and NNC is proposed. For control of the dynamical system we use two neural networks, one for identification and the other for control, and proposed NN control system is based on a framework of MRC. We define a closed loop error. In the proposed learning method, the identification error and the closed loop error are utilized to train the NNI, whereas the control error and the closed loop error are used to train the NNC. The simulation results show that the identification and control schemes suggested are practically feasible and effective.

1. 서론

미지의 변수를 가진 선형 시스템의 식별 및 적응제어에 관한 연구는 지난 30년간 꾸준히 연구되어 왔으며 괄목할 만하게 진보되었다. 하지만 기존의 적응제어 기법은 동적 시스템의 수학적 모델링을 필요로 하지만 동적 시스템은 비선형성을 가지고 있으며, 비선형 특성이 심한 시스템의 제어는 아주 어렵다. 실제로 동적 시스템의 모델링은 비선형성, 불확정성, 시간지연, 시변 시스템의 변수, 구조 등에 의해서 정확하게 기술한다는 것은 불가능하다. 최근에 Narendra, Widrow 등에 의해서 신경 회로망을 이용한 동적 시스템의 식별과 제어에 관한 연구가 진행되고 있으며 이 신경 회로망의 장점은 일반 함수를 원하는 만큼 정확하게 근사화 할 수 있다는 것이다^(1,2). 비선형 플랜트에 폭넓게 적용하기 위해 다층의 신경 회로망을 사용한다⁽³⁾. Nguyen과 Widrow⁽⁴⁾, Narendra와 Parthasarathy⁽⁵⁾는 두개의 신경 회로망을 사용한 간접 제어법을 제안하였다. 이들 방법들은 NNI (Neural Network Identification)가 사전에 플랜트에 관해서 학습을 하여야 한다. 그러므로 플랜트의 파라미터가 외란이나 불확실한 잡음에 의해 영향을 받으면 NNC (Neural Network Control)가 바로 적용할 수 없다. 역전파법은 출력의 오차 신호에 의해 학습을 하게 되므로 NNI의 가중치는 플랜트와 식별기의 출력에 의해 결정되어지고 NNC는 원하는 출력과 NNI를 통해서 나온 출력과의 차이에 의해 가중치가 조절된다. 그러므로 NNI는 가능한 플랜트의 동적 특성과 일치하도록 학습되어야 한다.

본 논문에서는 새로운 NNI와 NNC 학습법을 제안하여 플랜트의 동적 특성을 정확하게 묘사하는 NNI가 되도록 한다. 제안한 학습방법에서는, 페루프 오차신호를 사용하여 식별기와 페루프의 오차가 NNI를 학습하는 동안에 제어기와 페루프의 오차가 NNC를 학습하도록 두개의 신경 회로망을 사용하였다.

2. 문제의 정의

플랜트의 입력과 출력의 과거값을 이용하여 SISO 이산 비선형 모델을 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_p(t+1) = f[y_p(t), y_p(t-1), \dots, y_p(t-n+1), u(t), u(t-1), \dots, u(t-m+1), e(t+1)] \quad (1)$$

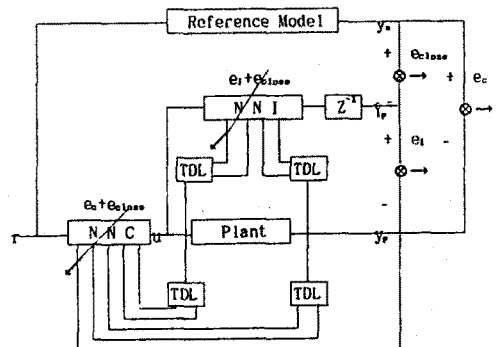
여기서 $y_p(t)$ 와 $u(t)$ 는 시간 t 에서 플랜트의 출력과 입력이며 n 과 m ($m \leq n$)은 양수이고 $f[\]$ 는 비선형 함수이다. 또한 $e(t+1)$ 은 출력잡음이다. 기준 모델은 식(2)와 같이 전달 함수로 나타내어 진다.

$$f_m(z) = k_m \frac{n_m(z)}{d_m(z)} \quad (2)$$

여기서 $n_m(z)$ 와 $d_m(z)$ 는 차수가 m' , n' 인 다항식이고 k_m 은 상수이다. 기준 모델은 안정하고 최소위상이다. 모델 입력 $r(t)$ 는 상쇄되고 유한한 값을 가진다. MRC (Model Reference Control)은 플랜트 출력이 모델의 출력과 일치 되도록 플랜트 입력을 인가하는 것이다.

3. 제안된 학습법

기준 모델 제어에 의한 제안된 신경 회로망의 구조가 그림 1에 표시되어 있다.



이 구조는 두개의 신경 회로망(식별기, 제어기)으로 구성되어 있다. 역전파법으로 NNI와 NNC는 추가된 페루프 오차 e_{loss} 에 대해서 고려하므로 식별기 오차와 제어기 오차 둘 최소화 되도록 학습한다.

3-1. 식별

식별절차는 NNI 파라미터를 결정하고 식 (3)과 같은 비용 함수를 최소화하도록 NNI의 가중치를 학습하는 것이다.

$$E_I = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_0} [(y_p^k(t) - \hat{y}_p^k(t))^2 + 0.5(y_m^k(t) - \hat{y}_p^k(t))^2] \quad (3)$$

여기서 첨자 I는 식별을 \$N_0\$는 출력 노드의 수이다. \$y_p(t), y_m(t)\$ 그리고 \$\hat{y}_p(t)\$는 기준 모델, 플랜트 그리고 NNI의 출력이다. 추가된 식별기의 오차, 식별오차, 페루프 오차는 식 (4), (5), (6)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} e_{NNI}(t) &= e_i(t) + e_{close}(t) & (4) \\ e_i(t) &= y_p^k(t) - \hat{y}_p^k(t) & (5) \\ e_{close}(t) &= y_m^k(t) - \hat{y}_p^k(t) & (6) \end{aligned}$$

식 (3)의 우변 첫항은 식별오차이고 식 (5)와 같으며 일반적인 비용함수와 같다. 두번째 항은 페루프 오차이고 기준 모델 출력과 두 개의 신경망 시스템의 출력간의 차이이다. 첨자 k, j, i는 출력층, 중간층, 그리고 입력층의 노드 수를 나타낸다. k번째 출력 노드의 수는 식 (7)로 얻어진다.

$$\begin{aligned} \delta_{ik} &= -\frac{\partial E_I}{\partial net_{ik}} = \frac{\partial E_I}{\partial y_p^k(t)} \frac{\partial y_p^k(t)}{\partial net_{ik}} & (7) \\ &= [(y_p^k(t) - \hat{y}_p^k(t)) + 0.5(y_m^k(t) - \hat{y}_p^k(t))] S'_k(net_{ik}) \end{aligned}$$

여기서 \$S_k(\cdot)\$와 \$S'_k(\cdot)\$는 시그모이드 활성화 함수와 함수의 미분을 나타낸다. 최급강하법에 의한 출력 가중치는 식 (8), (9)로 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta W_{kj} &= -\eta \frac{\partial E_I}{\partial W_{kj}} = \eta \delta_{ik} O_{ij} & (8) \\ W_{kj}(t+1) &= W_{kj}(t) + \Delta W_{kj} + \alpha(W_{kj}(t) - W_{kj}(t-1)) & (9) \end{aligned}$$

여기서 \$\eta\$는 학습율, \$\alpha\$는 학습속도를 가속화 시키는 모멘트항이다. \$O_{ij}\$는 j번째 중간층의 출력이고 \$W\$는 가중치 벡터이다. j번째 중간층 노드의 오차와 갱신치는 식 (10), (11), (12)로 표현된다.

$$\begin{aligned} \delta_{ij} &= -\frac{\partial E_I}{\partial net_{ij}} = \frac{\partial E_I}{\partial O_{ij}} \frac{\partial O_{ij}}{\partial net_{ij}} & (10) \\ &= \sum_{k=1}^{N_1} \delta_{ik} W_{kj} S'_j(net_{ij}) \end{aligned}$$

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E_I}{\partial W_{ji}} = \eta \delta_{ij} O_{ij} \quad (11)$$

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji} + \alpha(W_{ji}(t) - W_{ji}(t-1)) \quad (12)$$

3-2. 제어

NNI의 가중치가 추가된 식별오차에 의해 학습되는 동안에 NNC는 NNI를 통한 추가된 제어오차를 역전파법으로 학습한다. 두 개의 신경 회로망의 학습절차는 동시에 행해지고 NNI의 가중치는 NNC가 학습하는 동안에 고정되어 있다. NNC를 학습하기 위해 비용함수를 식(13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_I = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_0} [(y_p^k(t) - \hat{y}_p^k(t))^2 + 0.5(y_m^k(t) - \hat{y}_p^k(t))^2] \quad (13)$$

추가된 제어오차, 제어오차 그리고 페루프 오차는 식 (14), (15), (16)과 같이 정의된다.

$$e_{NNC}(t) = e_c(t) + e_{close}(t) \quad (14)$$

$$e_c(t) = y_p^k(t) - \hat{y}_p^k(t) \quad (15)$$

$$e_{close}(t) = y_m^k(t) - \hat{y}_p^k(t) \quad (16)$$

식(13)의 우변 첫항은 제어오차로 식(15)와 같이 되고 일반적인 역전파법에서의 비용함수이다.

실제 플랜트의 출력 \$y_p(t)\$를 알지 못하므로 해석적인 편미분을 얻을 수 없다. 이 문제를 극복하기 위해 식(17)를 사용한다.

$$e_c(t) = y_m^k(t) - e_i(t) - \hat{y}_p^k(t) \quad (17)$$

NNI에서 출력층과 중간층의 오차신호는 식(13)과 식(17)로 부터 주어진다.

$$\delta_{ik} = [(y_p^k(t) - \hat{y}_p^k(t)) + 0.5(y_m^k(t) - \hat{y}_p^k(t))] S'_k(net_{ik}) \quad (18)$$

$$\delta_{ij} = \sum_{k=1}^{N_1} \delta_{ik} W_{kj} S'_j(net_{ij}) \quad (19)$$

식(18), (19)는 NNC의 출력층으로 역전파된다. 출력층에서 학습하는 NNC 오차신호는 식(20)으로 주어진다.

$$\begin{aligned} \delta_{\alpha} &= -\frac{\partial E_C}{\partial net_k} = \frac{\partial E_C}{\partial U_k} \frac{\partial U_k}{\partial net_k} & (20) \\ &= \sum_{k=1}^{N_1} \delta_{ij} W_{kj} S'_k(net_k) \end{aligned}$$

여기서 첨자 C는 제어, \$J_0\$는 중간층 노드의 수이고 \$U_k\$는 NNC의 출력층 제어신호이다. 최급강하에 의한 가중치의 갱신과 갱신된 가중치는 식(21)로 표현된다.

$$\Delta V_{kj} = -\eta \frac{\partial E_C}{\partial V_{kj}} = \eta \delta_{\alpha} O_{Cj} \quad (21)$$

$$V_{kj}(t+1) = V_{kj}(t) + \Delta V_{kj} + \alpha(V_{kj}(t) - V_{kj}(t-1)) \quad (22)$$

여기서 \$V\$는 NNC의 가중치 벡터이다. j번째 중간층 노드에서 오차신호와 갱신된 가중치는 식(23), (24), (25)로 표현된다.

$$\begin{aligned} \delta_{Cj} &= -\frac{\partial E_C}{\partial net_j} = \frac{\partial E_C}{\partial O_{Cj}} \frac{\partial O_{Cj}}{\partial net_j} & (23) \\ &= \sum_{k=1}^{N_1} \delta_{\alpha} V_{kj} S'_j(net_j) \end{aligned}$$

$$\Delta V_{ji} = -\eta \frac{\partial E_I}{\partial V_{ji}} = \eta \delta_{ij} O_{Cj} \quad (24)$$

$$V_{ji}(t+1) = V_{ji}(t) + \Delta V_{ji} + \alpha(V_{ji}(t) - V_{ji}(t-1)) \quad (25)$$

4. 시뮬레이션

예로서 사용한 비선형 시스템은 식(26)으로 표현된다.

$$y_p(t+1) = \frac{y_p(t)}{1 + y_p(t)^2} + U(t)^3 \quad (26)$$

여기서 \$y_p(t)\$와 \$U(t)\$는 플랜트의 출력과 입력을 나타낸다. 기준 모델식은 아래의 식으로 사용하였다.

$$\begin{aligned} y_m(t+1) &= 0.5y_m(t) + 0.2y_m(t-1) + r(t) \\ r(t) &= 0.5 \sin\left(\frac{21}{25}t\right) + 0.5 \sin\left(\frac{21}{10}t\right) \end{aligned}$$

여기서 \$y_m(t)\$는 기준 모델의 출력이고 \$r(t)\$는 기준입력이다. 시뮬레이션은 조건은 표-1에 나와있다.

Table - 1

Step No.	100	5000	
iter. / Step			
Neural Network	NNI (3-20-10-1)	Learning Rate	0.01
		Moment (\$\alpha\$)	0.1 - 0.2
		Tangent Line	1.0
	NNC (3-20-10-1)	\$W_{k2}, W_{j2j1}, W_{j11}\$	0.1, 0.1, -0.15
		\$\theta_k, \theta_{j2}, \theta_{j1}\$	-0.2, -0.1, 0.2
		Learn Weight No	301
Noise Generator	NNI (3-20-10-1)	Learning Rate	0.01
		Moment (\$\alpha\$)	0.1 - 0.2
		Tangent Line	1.0
	NNC (3-20-10-1)	\$V_{k2}, V_{j2j1}, V_{j11}\$	0.15, 0.15, -0.1
		\$\gamma_{j2}, \gamma_{j1}\$	-0.1, 0.1
		Learn Weight No	300
Stddev = 0.01	mean=0.0		

5. 결과 및 고찰

본 연구에서 실행한 시뮬레이션에서는 신경 회로망 NNI는 2개의 은닉층 그리고 출력층으로 구성이 되어있다. 각층의 노드수는 입력층이 3개, 두개의 은닉층이 각각 20개 10개로 구성하였다. NNC의 각 층에서는 노드의 수가 각각 3, 20, 10, 1개로 구성되어 있다. 첫번째 과정으로 미지의 플랜트에 대한 식별을 위해서 임의의 초기치 값 (u_0)에 대해서 출력오차를 얻어서 NNI를 학습하고 둘째로 NNC의 전방향으로 부터 제어 입력 (u_0)을 구해서 출력층의 추가된 오차에 의한 값으로 부터 NNC를 학습한다. 이런 과정은 ON-LINE으로 동시에 순차적으로 반복되어서 식별과 제어를 행한다.

6. 결 론

본 연구에서는 신경망을 기준 모델에 적용한 시스템 식별과 제어기에 관해서 고찰하였다. 두개의 신경회로망으로 식별기와 제어기를 구성하였고 전체 시스템은 온라인 방식으로 제어하였다. 본 연구에서 얻은 결론을 요약하면 아래와 같다.

- 1) 비 선형 이산 시스템에 입력의 새재급이 인가된 경우에 기준 모델제어기를 사용하여 원하는 출력을 얻도록 신경망을 구성하였다.
- 2) 백색 잡음이 첨가된 경우에 시스템을 동시에 식별하고 제어기를 구성하여 온라인화 하였다.
- 3) 제어 입력이 큰 경우에 비 선형 플랜트를 제어하는 알고리즘과 신경 회로망의 재 인자중에 의한 상호 작용 및 시스템에 미치는 영향등은 앞으로 더 연구되어야 할 과제이다.

참 고 문 헌

- [1] M. M. Guta, D. H. Rao, and Gao, "Learning and adaption in neural control of high-order linear systems," American Control Conference (ACC), pp3044-3048, 1992.
- [2] M. M. Guta, D. H. Rao, and H. G. Wood, "Learning and adaptive neural controller," The Int. Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Singapore, pp. 2380-2385, Nov. 1991
- [3] K. S. Narendra, and K. Parthasarathy, "Gradient methods for self-learning control systems containing neural networks," IEEE Trans. Neural Networks vol. 2, pp. 252-262, Mar. 1991.
- [4] D. H. Nguyen and B. Windrow, "Neural networks for self-learning control systems," IEEE Contr. Syst. Mag., vol. 10, pp. 18-23, Apr. 1990.
- [5] K. S. Narendra and K. parthasarathy, "Identification and control of dynamical system using neural networks-IEEE Trans, Neural Networks, Vol. 1, pp4-27, Mar., 1990.

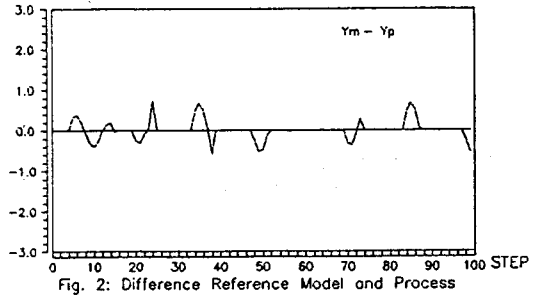


Fig. 2: Difference Reference Model and Process

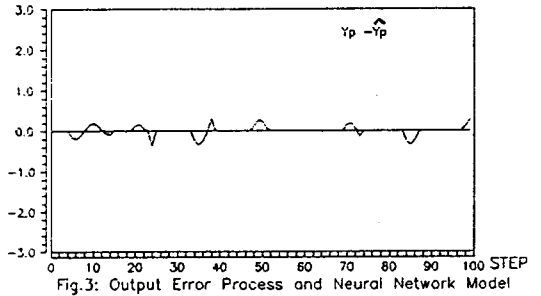


Fig. 3: Output Error Process and Neural Network Model

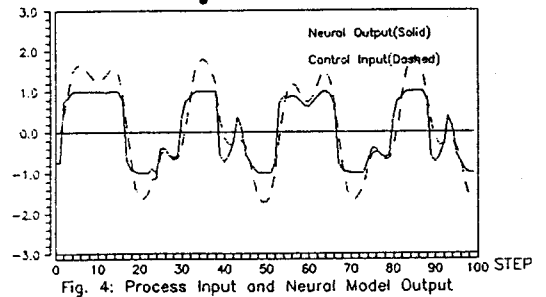


Fig. 4: Process Input and Neural Model Output

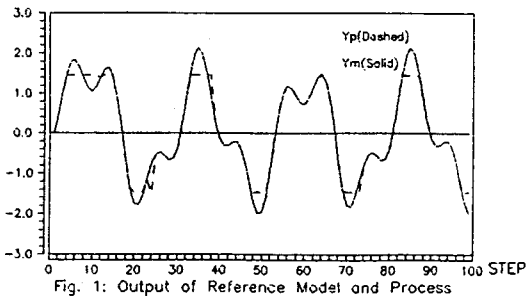


Fig. 1: Output of Reference Model and Process

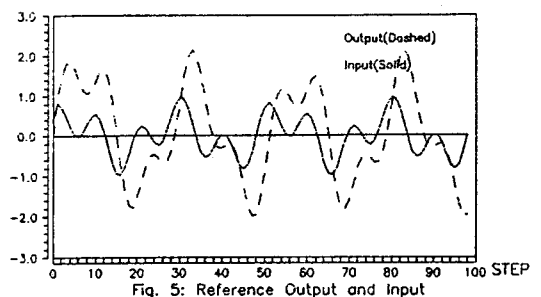


Fig. 5: Reference Output and Input