

신경망을 이용한 제어기에 인가된 입력 신호의 추정

Input signal estimation about controller using neural networks

손 준 혁*, 서 보 혁**
(Jun-Hyeok Son, Bo-Hyeok Seo)

Abstract -Recently Neural Network techniques have widely used in adaptive and learning control schemes for production systems. However, generally it costs a lot of time for learning in the case applied in control system. Furthermore, the physical meaning of neural networks constructed as a result is not obvious. And this method has been used as a learning algorithm to estimate the parameter of a neural network used for identification of the process dynamics of a signal input and signal output system and it was shown that this method offered superior capability over the conventional back propagation algorithm. This controller is designed by using three-layered neural networks. The effectiveness of the proposed Neural Network-based control scheme is investigated through an application for a production control system. This control method can enable a plant to operate smoothly and obviously as the plant condition varies with any unexpected accident. This paper goal estimate input signal about controller using neural networks.

Key word : neural, control method, input signal

1. 서 론

실제 사용되는 모든 제어기에서 제어기를 조절하는 입력 신호는 시스템에서 상당히 중요하다. 이 입력 신호는 제어기를 통하여 플랜트에 전달되어 최종 출력을 얻는다. 이 출력은 경우에 따라 전압, 전류, 액터 등이다. 원하는 출력을 얻기 위해서 제어기를 정확하게 설계하고 제어하는 것이 목적이 된다. 그리고 정확한 제어와 설계를 위해 제어기에 인가된 입력 신호를 추정하는 것 또한 간파할 수 없다. 시스템에서 인가되는 입력 신호는 경우에 따라 노이즈가 첨가되어 왜곡된 신호로 바뀌는데 신경망 제어기를 사용하여 제어기에 인가되는 입력 신호를 정확히 추정함으로써 제어기의 기능을 향상시킨다.

이 논문의 목적은 새로이 제안된 학습법으로 학습한 신경망이 기존 학습법으로 학습했을 때 보다 정확하게 입력 신호를 추정함을 사례 연구를 통해 검증하고자 한다.

2. 본 론

이 논문에서 적용된 신경망 제어기는 기존의 학습법인 웹 학습법, 페셉트론 학습법, 멜타 학습법을 적용한 신경망 제어기가 아닌 새로운 학습법의 신경망 제어기 알고리듬으로 입력 신호를 추정한 결과를 논문에서 제안한 신경망 알고리듬과 비교했다. 이때 입력 신호로는 제어기에 실제 인가하는 입력 신호를 사용했으며 이것을 제어기를 통한 다음 그 결과를 출력하고 어느 정도 제어기를 가동시킨 후 제어기에 입력되는 입력신호를 추정한다. 제어기에 입력 신호를 입력하고 어느 정도 제어기를 가동시켜야 하는 이유는 제어기가 진행되면서 제어기에 입력되는 입력 신호가 노이즈나 신호의 왜곡이 발생하기 때문이다. 이때 발생된 왜곡 입력 신호들을 각 신경망 기법으로 추정된 결과를 보면 이 논문에서 제안한 신경망 기법에서의 오차가 가장 적음을 확인했다.

3. 기존의 신경망 학습법

3.1 웹 학습

이 학습법은 순방향 신경망에만 적용될 수 있으며 이진 또는 연속 활성화 함수가 사용될 수 있다. 초기 연결 강도는 모두 0에 가까운 작은 값으로 하며, 그림 1과 같이 학습 신호로서 출력을 사용하는 점이 특징이다. 따라서 학습 신호 γ 은

저자 소개

* 正會員 : 慶北大學校 大學院 電氣工學科 博士課程
** 正會員 : 慶北大學校 電子電氣工學部 教授·工博

식 1과 같다.

$$\gamma = y = f(\text{net}) = f(xw^T) \quad (1)$$

k 단계에서의 연결강도 변화량 Δw^k 는 신경망 학습의 식 1에 의해

$$\Delta w^k = \alpha \gamma w = \alpha f(xw^T)x \quad (2)$$

따라서 $k+1$ 단계에서의 연결강도 w^{k+1} 은 식 3과 같다.

$$\begin{aligned} w^{k+1} &= w^k + \Delta w^k \\ &= w^k + \alpha f(xw^T)x \end{aligned} \quad (3)$$

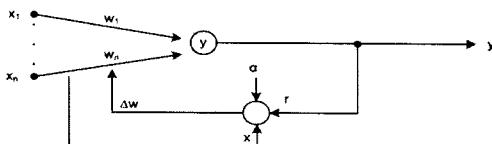


그림 1. 헬勃 학습법

Figure 1. Hebb Learning

3.2 퍼셉트론 학습

이진 또는 연속 활성화 함수가 사용될 수 있으며, 초기 연결강도는 임의의 값으로 할 수 있다. 그림 2와 같이 학습 신호로써 목표치 d 와 실제 출력 y 의 차이 즉, 오차를 사용한다. 따라서 학습 신호 γ 은 다음 식으로 표현된다.

$$\gamma = d - y \quad (4)$$

k 단계에서의 연결 강도 변화량 Δw^k 는 신경망의 학습에서 식 4에 의해,

$$\Delta w^k = \alpha \gamma w = \alpha (d - y^k)x \quad (5)$$

따라서 $k+1$ 단계의 연결강도 w^{k+1} 은 식 6과 같다.

$$\begin{aligned} w^{k+1} &= w^k + \Delta w^k \\ &= w^k + \alpha (d - y^k)x \end{aligned} \quad (6)$$

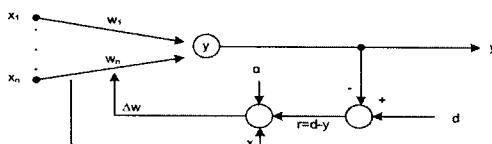


그림 2. 퍼셉트론 학습법

Figure 2. Perceptron Learning

3.3 델타 학습

연속 활성화 함수에서만 사용할 수 있으며, 그림 3과 같이 학습 신호로서 목표치 d 와 실제 출력 y 의 차이뿐만 아니라 활성화 함수의 미분한 값이 사용된다. 따라서 학습 신호 γ 은 식 7과 같다.

$$\gamma = (d - y)f'(\text{NET}^k)x \quad (7)$$

k 단계에서의 연결 강도 변화량 Δw^k 는 신경망의 학습에서 식 7에 의해,

$$\Delta w^k = \alpha \gamma w = \alpha [(d - f(\text{NET}^k))f'(\text{NET}^k)x] \quad (8)$$

따라서 $k+1$ 단계의 연결강도 w^{k+1} 은 식 9와 같다.

$$\begin{aligned} w^{k+1} &= w^k + \Delta w^k \\ &= w^k + \alpha (d - y^k)f'(\text{NET}^k)x \end{aligned} \quad (9)$$

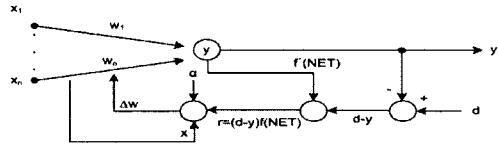


그림 3. 델타 학습법

Figure 3. Delta Learning

4. 새롭게 제안된 신경망

정규화 된 데이터가 신경망을 통하여 되면, 그 데이터는 숫자로 바뀌게 된다. 이는 수많은 데이터를 일일이 저장하거나 데이터 전체를 가지고 비교하는 것이 아니라, 그 데이터를 나타내는 숫자 다시 말해, 신경망으로 패턴을 분석한 것으로써 데이터를 비교하게 하는 것이다[2]. 정규화 된 데이터를 숫자로 바꾸기 위해서는 어떤 기준에 의해서 신경망을 통과시켜야 일반된 패턴분석이 가능할 것이다. 그래서 우선 패턴분석에 필요한 기준 패턴을 만들어서 그 패턴을 기준으로 신경망을 학습시킨다. 위에서 학습에 이용된 알고리듬은 널리 알려진 역전파법[3, 4]을 사용했다. 일반적으로 다중의 신경망이 있을 수 있다. 이 논문에서는 3층의 신경망을 역전파법으로 학습시켰다.

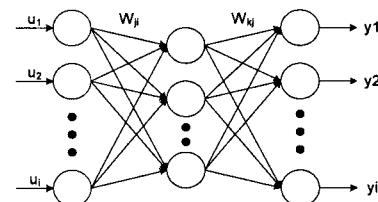


그림 4. 신경망의 구조

Figure 4. Structure of neural networks

여기서 정규화 된 데이터를 위한 평가함수 E 는 식 10과 같다.

$$E = \frac{1}{2} e^2(t+1) \quad (10)$$

그리고 출력층과 은닉층은 식 11, 12와 같다.

$$\Delta W_{kj}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} + \alpha \Delta W_{kj}(t) \quad (11)$$

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

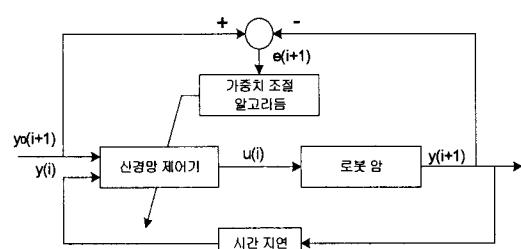


그림 5. 신경망의 블록선도

Figure 5. Block diagram of neural networks

5. 사례 연구와 실험 결과

5-1 사례 연구

전체 시스템 구조도에서 시스템 부분으로는 차수가 4차이 고 시간 지연이 -0.6의 그림 6과 같은 로봇 암을 대상으로 실험했다. 그리고 이 시스템의 제어 사양으로 첨두치(overshoot)가 20%이하이고, setting time까지의 (sum of square error + square control input)를 기준으로 제어기에 인가되는 입력 신호를 추정하는 것이 목적이다.

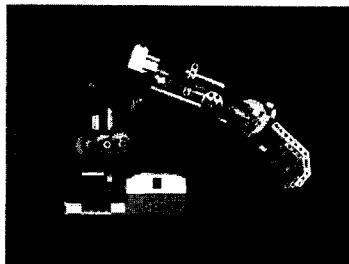


그림 6. 로봇 암

Figure 6. Robot arm

5-2 실험 결과

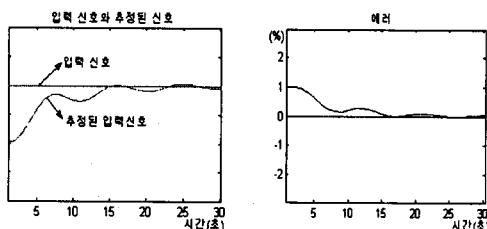


그림 7. 헬브 학습법에 의한 입력신호 추정과 에러

Figure 7. Estimation input signal & error about hebb learning

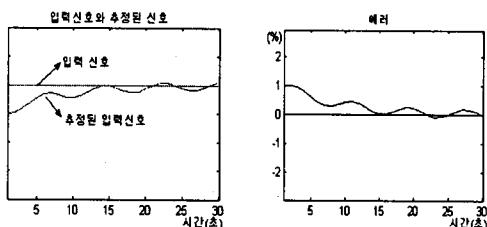


그림 8. 퍼셉트론 학습법에 의한 입력신호 추정과 에러

Figure 8. Estimation input signal & error about perceptron learning

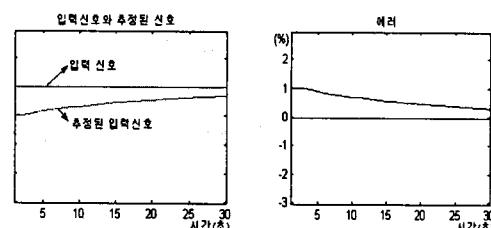


그림 9. 델타 학습법에 의한 입력신호 추정과 에러

Figure 9. Estimation input signal & error about delta learning

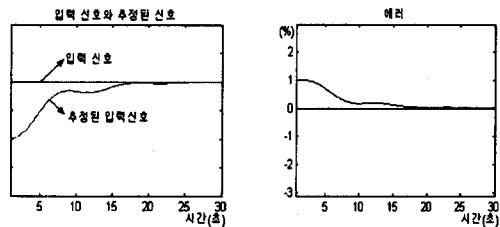


그림 10. 제안된 신경망에서의 입력신호 추정과 에러

Figure 10. Estimation input signal & error about new neural networks

6. 결 론

이 논문에서 제안한 신경망에 의한 입력신호 추정과 에러를 기존 학습법으로 학습한 결과를 그림 7, 8, 9, 10에 나타냈으며, 이들 에러를 쉽게 비교하기 위해 20초~30초 사이의 평균 에러를 표 1에 정리했다.

표 1. 각 학습법에 대한 에러 비교

Table 1. Comparison about each learning rule

학습법 종류	헬	퍼셉트론	델타	제안된 신경망
오차율(%)	2.2	4.3	4.8	0.1

결과에서 보듯이 입력신호와 추정된 신호에 대한 에러를 보면 논문에서 제안된 신경망으로 학습했을 때가 기존 학습법보다 추정된 입력과 실제 입력신호의 차이(에러)가 적음을 알 수 있다.

참고 문헌

- [1] Derradji D.A. and N. Mort, "Multivariable adaptive control using artificial neural networks" N.Control '96, UKACC International Conference on Conf. Publ. No. 427, Vol 2 , pp 889-893, 1996.
- [2] 손준혁, 서보혁, "신경망을 이용한 PID 제어기의 제어 사양 최적의 이득값 추정", 대한 전기 학회지 정보 및 제어 학술회의 논문집, pp 717-719, 2003.
- [3] Jacek M. Jurada, "Introduction to Artificial Neural Systems", PWS, pp 163-206, 1992.
- [4] Kumpati S. Narendra, Kannan Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical systems Using Neural Networks", IEEE trans. on Neural Networks, Vol. 1, No. 1, pp 4-27, 1990.