

신경회로망의 예측제어기를 이용한 보일러의 온도제어에 관한 연구

임상희, 이권순, 배종일*

동아대학교 전기공학과, *부산공업대학교 전기공학과

On the Temperature Control of Boiler using Neural Network Predictive Controller

Sang Hee Eom, Kwon S. Lee, and Jong-Il Bae*

Dep't of Electrical Eng., Dong-A University and *Pusan National University of Technology

The neural network predictive controller(NNPC) is proposed for the attempt to mimic the function of brain that forecasts the future. It consists of two loops, one is for the prediction of output(Neural Network Predictor) and the other one is for control the plant(Neural Network Controller). The output of NNC makes the control input of plant, which is followed by the variation of both plant error and prediction error. The NNP forecasts the future output based upon the current control input and the estimated control output.

The method is applied to the control of temperature in boiler systems. The proposed NNPC is compared with the other conventional control methods such as PID controller, neural network controller with specialized learning architecture, and one-step-ahead controller. The computer simulation and experimental results show that the proposed method has better performances than the other methods.

I. 서론

보일러는 외부의 요인에 따라 입·출력 유량이 수시로 변하고 제어 입력에 대한 응답시간의 자연이 긴 비선형 시스템이기 때문에 정확한 모델링과 제어에 많은 어려운 점들이 존재한다. 즉, 발열부에 의한 보일러 내의 온도 분포의 변화가 대단히 느리기 때문에 일정한 온도를 유지하기 위하여는 현재 보일러의 각종 상태 변화로부터 미래 어느 시점의 출력을 정확히 예측할 수 있어야 한다.

그리므로 본 연구에서는 시간 자연이 큰 시스템의 출력을 예측할 목적으로 신경회로망의 예측제어기를 제안하였고, 제안된 예측제어기의 타당성을 검증하기 위하여 보일러 온도제어 시스템에 적용하여 보았다.

예측제어를 수행하기 위한 신경회로망의 구조는 플랜트의 특성을 예측할 수 있는 신경회로망 예측기와 최적의 제어량을 산출할 수 있는 신경회로망 제어기로 구성되었다. 제어기에 사용된 신경회로망은 목표값과 현재의 출력값 사이의 오차와 신경회로망에서 예측된 값과 출력값 사이의 예측오차를 신경회로망 입력으로 하고 이들의 변화에 따라 신경회로망이 민감하게 반응하도록 구성하였다. 예측에 사용된 신경회로망은 현재의 입력과 바로 전에 예측했던 값들을 입력으로 받아들여 미래의 출력을 예측해낸다. 최적의 입력을 산출하기 위하여 신경회로망은 오차역전파(Error Back Propagation) 알고리즘으로 학습하였고, 또한 학습시간을 단축하기 위하여 바로 전의 수정량도 고려하는 모멘트(Moment)법을 사용하였다.

II. 예측제어를 위한 신경회로망 구조

일반적으로 인공 신경회로망은 시스템의 입력과 출력사이에 비선형 사상(Mapping) 근사법을 사용하며 입력과 출력 데이터를 각각 $u(t)$ 와 $y(t)$ 라 두면, 각 층에서 뉴런(Neuron, N)의 함수적 변환은 결합변환(입력층의 각 가중치들의 합 W)과 비선형 사상 근사법(활성함수 S)에 의해 정의되어진다[1, 2].

만약 입력층을 0, 중간층을 1로 두고 출력층을 2라고 가정한 3층의 인공 신경회로망인 경우의 함수적 변환은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} h_0(t) &= N_0(u(t), y(t-r)) = W_0(u(t), y((t-r))) \\ h_1(t) &= N_1(h_0(t)) = S \cdot W_1(h_0(t)) \\ y(t) &= N_2(h_1(t)) = S \cdot W_2(h_1(t)) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, $h_0(t)$, $h_1(t)$ 그리고 $y(t)$ 는 각 층의 출력 벡터이며 ' \cdot '는 구성 연산자(Composition operator)이고, N 은 각 층의 뉴런이다. 그러므로 중간층이 1개인 신경회로망의 비선형 사상 방정식은 아래와 같이된다.

$$y(t) = N_2 \cdot N_1 \cdot N_0(u(t), y(t-r)) \quad (2)$$

1. 신경회로망 제어기(Neural Network Controller : NNC)

신경회로망을 이용하여 제어 시스템을 구성하는 방식으로는 간접 학습제어(Indirect learning control), 일반학습제어(General learning control), 그리고 특수학습제어(Specialized learning control) 등이 있으나, 본 연구에 사용된 신경회로망 제어기는 특수학습제어 방식에 목표값 d 와 출력값 y 의 오차가 신경회로망 제어기의 입력이 되고 이 입력값에 따라 신경회로망 제어기의 가중치가 변화되는 구조를 이용하였다. 특수학습

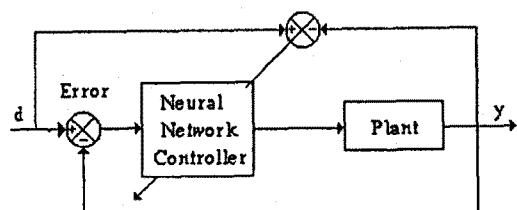


Fig. 1 A block diagram of neural network with specialized learning.

제어 구조를 수정하여 구성된 신경회로망 제어기는 그림 1과 같다. 이 구조는 전체 오차($d - y$)를 직접적으로 최소화할 수 있으며, 목표값에 따라 정교한 학습을 얻을 수 있는 제어방식이다.

본 연구에서 사용된 NNC는 입력층 1개, 중간층 10개, 그리고 출력층이 1개로 구성되었으며 제어시스템은 목표값과 실제 출력값과의 오차를 입력으로 하고, 그리고 역전파 학습 알고리즘을 이용하여 학습시키는 방식을 사용하였다. 이 방식의 장점은 온라인(On-line)으로 학습하면서 제어를 수행한다는 점이다.

2. n-step-ahead 신경회로망 예측기 (Neural Network Predictor : NNP)

신경회로망에 있어서 중요한 요소로 작용하는 플랜트를 모델링 하기 위해서는 적절한 학습 패턴이 필요하다. 본 연구에서는 신경회로망 예측기에 입력패턴을 정의하여 신경회로망 모델이 보일러 시스템을 학습할 수 있도록 하였으며 식 (2)를 사용하여 아래와 같은 예측기를 구성하였다.

$$\hat{y}(t+1) = N_2 \cdot N_1 \cdot N_0(u(t), \hat{y}(t)) \quad (3)$$

일반적으로 예측제어의 수행은 미래의 출력값을 예측하여 제어함을 의미하고, 이 경우 최적화 알고리즘을 이용하기 위하여 평가함수가 정의되어야 한다. 따라서, 본 연구에서는 식 (3)에서 정의한 예측값과 플랜트의 실제 출력 사이의 예측오차의 차승으로 구성된 다음과 같은 평가함수를 사용하였다.

$$J(t+1) = \frac{1}{2} (y(t+1) - \hat{y}(t+1))^2 \quad (4)$$

평가함수를 최소로 하는 입력을 구하기 위하여 최급강하법의 일종인 오차역전파법(Error Back - Propagation Method)을 사용하였다.

이상과 같이 구성된 신경회로망 예측기는 일단(One-step) 예측기이므로 미래의 시스템 동적 특성을 알아내어 외부 파라미터들의 변화에 민감하게 대응해 나갈 수 있는 다단(Multi-step) 예측기를 구성하기 위한 신경회로망 예측기 모델은 그림 2와 같다.

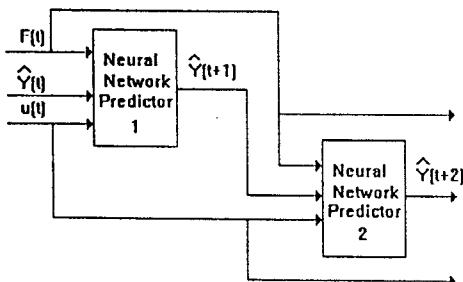


Fig. 2 n-step-ahead neural network predictor.

신경회로망 예측기 1에서는 시간 t에서 시스템 내부의 상태 변수 그리고 출력의 예측값과 제어량을 입력으로 하여 시간 t+1에서의 출력을 예측하고, 신경회로망 예측기 2에서는 t에서의 상태변수 및 제어량과 시간 t+1에서 예측값을 입력으로 하여 시간 t+2에서의 출력을 예측한다. 이와 같은 방식으로 신경회로망 예측기를 여러 단 구성하여 n-step-ahead 예측기로 확장하여 사용할 수 있다.

3. 신경회로망 예측제어기 (Neural Network Predictive Controller : NNPC)

본 연구에서 제안한 신경회로망 예측제어기의 구조는 그림

3과 같다. 이 구조는 앞에서 언급한 특수학습구조의 신경회로망 제어기에 신경회로망 예측기를 부가하여 구성하였다. NNC는 입력층이 2개, 중간층이 8개, 출력층이 1개인 구조를 사용하였으며 중간층의 뉴런의 개수는 실험적으로 구하였다.

NNC의 입력은 목표값 d와 현재의 출력값 y간의 오차(err1)와 신경회로망에서 예측된 값 \hat{y} 와 출력값 y와의 예측오차(err2)를 입력으로 하여 현재오차와 예측오차의 변화에 따른 제어입력 u를 산출한다. NNP는 앞에서 제시한 바와 같이 현재의 제어입력 u와 과거에 예측했던 값 $\hat{y}(z^{-1})$ 을 입력으로 하여 미래의 출력을 예측한다. 예측에 사용된 신경회로망은 입력층이 2개, 중간층이 8개로 구성되었고 중간층 뉴런의 개수는 실험적으로 구하였다.

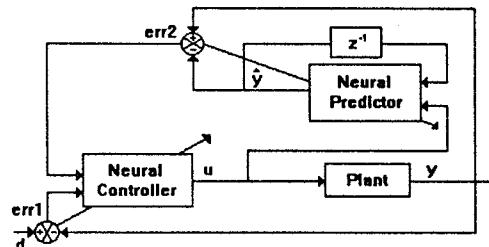


Fig. 3 A neural network predictive controller.

III. 실험 및 결과 고찰

제안된 신경회로망 예측제어기의 유용성을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 보일러 시스템의 온도제어를 수행하였고, 외란 및 파라미터들의 변화에 대하여 PID 제어기, 특수학습 구조의 신경회로망 제어기, 그리고 일단 예측 제어기(one-step ahead controller)와 비교 검토하였다[3, 4].

본 연구에 사용한 보일러 시스템의 탱크는 단열 하여 열손실이 없고, 또한 단열제도 열을 축적하지 않는다고 가정하였다. 탱크 내의 액체는 완전히 순환되어 균일한 온도를 유지한다고 가정하여 단일 온도로써 탱크 내의 액체의 온도를 표시하였다. 보일러 시스템의 온도 방정식과 각 변수량은 참고 문헌 [4]에 잘 주어졌다.

1. 제어 시스템의 구성

본 논문에서 제안한 신경회로망 예측제어기를 이용한 온도제어 시스템의 하드웨어 구성을 그림 4와 같다. 이 시스템은 5개의 주요 부분으로 구성되었다. 즉, 1) 탱크, 2) 아날로그 회로단(analog circuit), 3) 데이터 취득 보드(DT2821), 4) 마이크로 컴퓨터(80386), 그리고 5) 구동부로 구성되었으며, 탱크의 용량은 10[kl]이고, 크기가 500 x 200 x 200[mm]이다. 탱크는 SSR(Solid State Relay) 회로에 연결된 1.2[kw]의 히터에 의하여 가열된다.

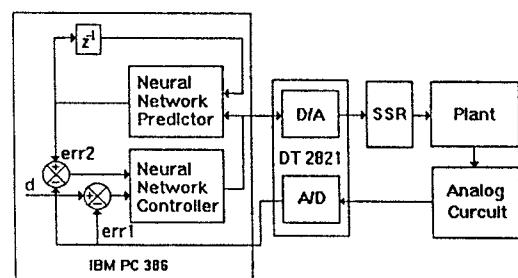


Fig. 4 A block diagram of overall systems.

신경회로망 예측제어기에 목표온도를 인가하면 신경회로망 예측제어기는 현재의 출력값과 목표온도와의 오차를 이용하여 제어 신호를 산출한다. 그러나 이 제어 신호는 디지털 신호이므로 D/A 변환기를 거쳐 아날로그 제어 신호 u 로 변환된 후 SSR의 게이트(Gate)에 입력되어 플랜트를 제어한다. 플랜트에서 감지된 전압은 아날로그 회로 단에서 팩트내의 실제 온도 값에 해당하는 전압으로 바뀐다. 이 전압은 미소 전압이므로 증폭회로를 거쳐 증폭된 후 A/D 변환기를 통해 디지털 신호로 변환되어 신경회로망 예측제어기의 입력으로 사용된다. 이 실험에서 사용된 마이크로 컴퓨터는 Intel 386 CPU를 가지는 IBM 호환기종이며, 제어 신호를 산출하는 프로그램은 Borland-C(ver. 3.1)를 사용하여 작성하였다. 그리고 A/D 변환기와 D/A 변환기는 DT2821 데이터 취득 보드(data acquisition board)를 이용하였다.

2. 실험 결과 및 고찰

보일러의 입·출력 유량이 없으며 목표온도가 40[°C]인 경우의 PID 제어기, 신경회로망 제어기, 일단예측제어기, 그리고 신경회로망 예측제어기의 출력온도와 제어입력의 실험 결과가 그림 5와 같다. 실험 결과에서 보는 바와 같이 제안된 NNPC는 오버슈트가 현저하게 감소하였음을 알 수 있고 수렴 속도도 약 5초 정도 빨리 수렴하였다. 또한 입력전압이 수렴하기 직전에 제어신호를 차단(off)함으로써 예측제어가 수행되었음을 알 수 있다. 그리고 정상상태에서의 온도 편차도 0.5[°C]이내로 유지하므로 다른 제어기보다 훨씬 우수한 성능을 보여줌을 알 수 있다.

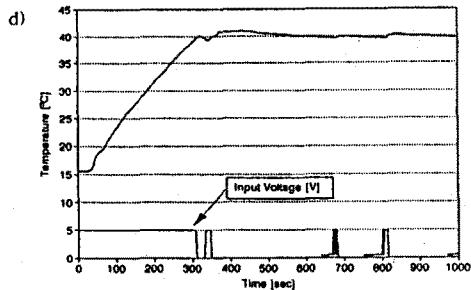
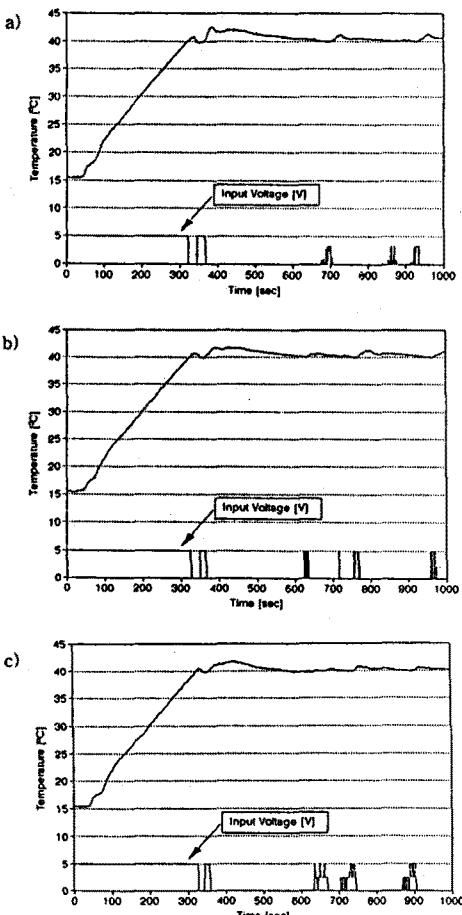


Fig. 5 Output temperature and input voltage:

- PID controller,
- neural network controller,
- one-step-ahead controller,
- neural network predictive controller.

IV. 결론

본 연구에서는 외부의 요인에 따라 시스템 파라메타가 수시로 변하고 제어입력에 대한 시간 지연이 큰 보일러의 정밀한 온도 제어를 위하여 신경회로망의 예측제어기법을 제안하였다.

제안된 신경회로망 예측제어기(NNPC)는 플랜트의 특성을 예측할 수 있는 신경회로망 예측기(NNP)와 최적의 제어량을 산출하는 신경회로망 제어기(NNC)로 구성되었다. 제어기에 사용된 신경회로망은 목표값과 현재의 출력값 사이의 오차와 신경회로망에서 예측된 값과 출력값 사이의 예측오차를 신경회로망의 입력하여 이들의 변화에 따라 신경회로망이 민감하게 반응하도록 구성하였다. 예측에 사용된 신경회로망은 현재의 입력값과 바로 전에 예측하였던 값을 학습 패턴으로 사용하여 미래의 출력을 예측한다. 최적의 입력을 산출하기 위하여 제안된 신경회로망은 오차역전파 알고리즘으로 학습하였고, 또한 학습시간을 단축하기 위하여 바로 전의 수정량도 고려하는 모멘트법을 사용하였다.

NNPC와 기존의 제어기들과 비교 검토한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다[4]:

- 컴퓨터 시뮬레이션에서 입·출력 유량이 일정할 경우 제안된 NNPC가 수렴이 빠르고 설동이 적음을 알 수 있다. 그리고 입·출력 유량이 변화하는 경우에도 다른 세 가지 제어방식에서는 온도의 변화가 심하였으나 제안된 신경회로망 예측제어기는 거의 일정한 온도를 유지하고 있음을 알 수 있다.
- 외란이 부가되었을 경우와 목표온도를 변화시켰을 때에도 제안된 신경회로망 예측제어기는 다른 제어기들 보다 우수한 성능을 갖고 있음을 알 수 있다.
- 실시간 온도제어 실험에서도 제안된 신경회로망 예측제어기가 기존의 제어기들 보다 빠른 수렴을 나타내었으며, 또한 정상상태에서의 온도편차도 다른 제어기들에 비해 월등히 적음을 알 수 있다.

참고 문헌

- B. Bavarian, "Special Issue on Neural Networks for Systems and Control," IEEE Control Systems Magazine, Vol. 8, No. 2, pp. 3-31, April, 1988.
- Panos J. Antsaklis, "Neural Networks in Control Systems," IEEE Control Systems, April, 1992.
- 엄상희, 장용훈, 이권순, 이준탁, "신경회로망의 예측 제어를 이용한 보일러 온도 제어에 관한 연구," 하계학술대회 논문집 B, 대한전기학회, pp. 625-627, 1994.
- 엄상희, 신경회로망을 이용한 예측 제어기에 관한 연구, 동아대학교 석사학위논문, 1994.