

신경회로망을 이용한 축열시스템의 식별기 설계

김정욱, 임후장, 김동현, *이은욱, **정기철, 양해원
한양대학교, *충청대학, **대덕대학

Identifier Design of Thermal Storage System
Using Neural Network

Jungwook Kim, Hoojang Lim, Donghun Kim, *Eunwook Lee, **Keechul Chung, Haiwon Yang
Hanyang Univ., *Chungcheong College, **Daeduk College

Abstract - In this paper, identifier for thermal storage system using multi-layer feedforward neural network (MFNN) is designed. It is very difficult to control thermal storage system, since thermal storage system is nonlinear and its time constant is very large. Thus, in the MFNN, delta-bar-delta algorithm for high running speed and 2-bit status input are used. Also hardware using microprocessor for identifier is developed. The experimental results indicate that the proposed method can predict temperature more accurately.

1. 서 론

최근 전력시스템을 경제적이고 안정적으로 운영하기 위한 방안중의 하나로 심야전력을 이용하는 분야가 활발히 연구되고 있다. 특히 야간에 값싸고 환경오염이 없는 심야전력을 사용하여 축열장치에 열 에너지를 비축하고, 주간에 이 열을 이용하여 난방을 하는 축열식 전기난방기기가 학교나 사무실등과 같이 주간에만 사용하는 실내에서 많이 활용되고 있다.

기존의 축열식 전기난방기기는 단순히 심야전력이 공급되는 동안에 고정된 양만을 축열하여 난방하므로, 익일에 축열량의 낭비 및 부족현상이 발생하였다. 따라서 전날 심야전력 시간동안 익일의 난방에 필요한 열량만을 축열하기 위해 익일의 정확한 난방부하량에 대한 예측 및 식별이 필요하다. 외기온도의 변화에 따른 난방부하를 예측하기 위해 코호넨 신경회로망을 이용한 방법이 개발되었다[1]. 축열기는 설치장소나, 해당지역의 기후, 사용자의 이용패턴에 따라서 난방부하량이 변화되기 때문에 축열기를 효율적으로 제어하기 위해서는 외부조건에 따른 난방부하량을 식별해야 한다. 축열기가 설치된 건축물 구조체의 난방부하를 식별하기 위하여 축열기의 온도변화를 난방부하량으로 변환하고 Diagonal Recurrent Neural Network (DRNN)을 이용하는 방법이 사용되었다[2]. 또한 fuzzy 알고리즘을 사용하여 익일의 평균온도를 예측하고, 이를 토대로 신경회로망을 사용하여 난방부하를 식별하는 뉴로 퍼지 제어를 구성하는 등 축열시스템의 제어에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다[3].

그러나 난방부하량을 정확하게 예측하였다 하더라도 축열기는 비선형적으로 동작되는 특성을 가지고 있어서 축열기의 온도를 측정하는 점이나 내/외기 온도의 변화, 축열기 단열재의 특성, 축열전원의 on, off 시간, 설치된 건축물 구조체등과 같은 외부영향에 따라 온도변화의 특성이 다르기 때문에 예측된 난방부하량만큼을 정확히 축열할 수가 없었다. 따라서 본 논문에서는 축열기를 더욱 정확하게 제어할 수 있도록, 축열기를 제어하는데 가장 중요한 요소인 축열전원의 4가지 상태에 대하여 축열기에 영향을 주는 외부 영향요소들을 학습할 수 있는 신경회로망을 이용한 축열온도 식별기를 제안하여, 이를 마이크로프로세서를 사용하여 구현하고, 에너지 기술연구소에서의 실험을 통하여 제안한 식별기의 성능을 입증한다.

2. 신경회로망 식별기

2.1 신경회로망

본 논문에서는 다층 전방향 신경회로망(MFNN)을 사용하였고, 그 구조는 그림 1.과 같다.

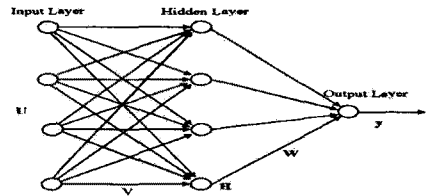


그림 1. MFNN의 구조

신경회로망의 출력은 다음과 같다.

$$y = \tanh(W^T H), \quad h_i = \tanh(V_i^T U) \quad (1)$$

여기서, n 은 은닉층의 개수, p 는 입력의 개수이고, 입력은 $U = [u_1, \dots, u_p]^T$, 은닉층은 $H = [h_1, \dots, h_n]^T$ 이고, 입력층과 은닉층, 은닉층과 출력층사이의 연결강도는

$$V = \begin{bmatrix} V_1 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{11} & \dots & v_{1p} \\ \vdots & & \vdots \\ v_{n1} & \dots & v_{np} \end{bmatrix}, \quad W = [w_1, \dots, w_n]^T \text{이다.}$$

2.2 학습률 조정 알고리즘

본 논문에서 사용된 신경회로망에는 적응식 학습률 조정을 위해 delta-bar-delta 알고리즘을 사용하였다[6]. delta-bar-delta 알고리즘은 각각의 연결강도마다 독립적인 학습률을 사용할 수 있을 뿐만 아니라 학습 단계마다 학습률을 적응식으로 변화시킬 수 있어 기존의 오차 역전파 알고리즘에 비해 학습속도가 빨라 축열기와 같이 시정수가 큰 비선형 시스템에 적합하다.

신경회로망의 출력이 원하는 출력 y_r 를 학습하기 위한 비용함수는 다음과 같다.

$$J = \frac{1}{2} (y_r - y)^2 \quad (2)$$

신경회로망의 연결강도는 위의 비용함수를 최소화하도록 다음과 같이 조정한다.

$$\begin{aligned} v_{ij}(k+1) &= v_{ij}(k) - \eta_{ij}(k+1) \frac{\partial J}{\partial v_{ij}(k)} \\ w_i(k+1) &= w_i(k) - \eta_i(k+1) \frac{\partial J}{\partial w_i(k)} \\ i &= 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, p \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $\eta_{ij}(k+1)$ 와 $\eta_i(k+1)$ 는 매 학습단계마다 갱신되는 새로운 학습률이다.

k 번째 학습단계에서의 Δ 와 $\bar{\Delta}$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\Delta = \frac{\partial J}{\partial v_{ij}}, \quad \text{또는} \quad \Delta = \frac{\partial J}{\partial w_i} \quad (4)$$

$$\bar{\Delta}(k) = (1 - \beta)\Delta(k) + \beta\bar{\Delta}(k-1) \quad (5)$$

여기서, β 는 0에서 1사이의 값으로 설정한다. 연결강도가 연속적으로 같은 방향으로 증가한다면, 즉

$\overline{\Delta}(k-1)$ 과 $\Delta(k)$ 가 같은 부호인 경우는 학습률이 증가하도록 조정하고, 반대로 $\overline{\Delta}(k-1)$ 과 $\Delta(k)$ 의 부호가 서로 다른 경우에는 학습률이 감소하도록 조정하면 새로운 학습률은 다음과 같이 주어진다.

$$\eta(k+1) = \begin{cases} \eta(k) + \alpha & \text{if } \overline{\Delta}(k-1)\Delta(k) > \xi \\ (1-\gamma)\eta(k) & \text{if } \overline{\Delta}(k-1)\Delta(k) < \xi \\ \eta(k) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서, α 와 γ 의 값은 사용자가 정한다.

2.3 2 비트 상태 입력

신경회로망의 입력으로 2 개의 비트입력을 두어서 축열기의 상태에 따른 축열기의 온도를 식별하도록 다음 하였다. 축열기의 상태는 축열전원이 연속적으로 off되어 있을 때, off 상태에서 on 상태로 바뀔 때, on 상태에서 off 상태로 바뀔 때, 연속적으로 on되어 있을 때의 4가지 상태가 존재한다. 이 2비트 입력의 값에 따른 축열기의 상태를 표현하면 다음 표와 같다.

표 1. 2 비트 입력에 따른 축열기 상태

비트입력	축열기 상태
0 0	축열전원이 off 상태로 계속 유지될 때
0 1	축열전원이 off 상태에서 on 상태로 바뀔 때
1 0	축열전원이 on 상태에서 off 상태로 바뀔 때
1 1	축열전원이 on 상태로 계속 유지될 때

3. 식별기 하드웨어

2장에서 제시한 신경회로망을 사용한 축열온도 식별기를 구현하기 위해 마이크로프로세서를 사용하여 하드웨어를 설계하였다. 식별기의 하드웨어는 그림 3에서 보는 바와 같이 크게 CPU부, 전원부, 리셋 및 배터리 백업부, 프로그램 메모리부, 데이터 메모리부, 리얼타임 클럭부, 직렬통신부, 난방팬 속도제어부, 축열전원 단속부, 외기온도 감지부, 실내온도 감지부, 축열온도 감지부 등으로 구성된다.

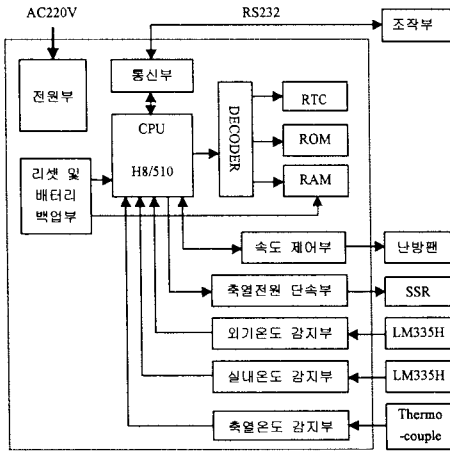


그림 2. 식별기 하드웨어 구성

CPU는 조작부와 통신을 위하여 두 개의 직렬통신 제어기가 내장되고, 외기온도, 실내온도 및 축열온도의 감지를 위하여 A/D 컨버터가 내장되었으며, 입/출력 제어를 위해 많은 I/O 포트들이 내장된 일본 히타치(Hitachi)사의 16 비트 one-chip 마이크로 컨트롤러인 H8/510을 사용하였다. 8비트 데이터버스의 expanded minimum 모드를 사용하였고, 정확한 보레이트를 발생시키기 위하여 19.6608 MHz의 클럭주파수, 2개의 16비트 타이머, 3개의 아날로그 입력, 3개의 외부 인터럽트, 2개의 입력포트와 6개의 출력포트, zero wait-state, watchdog 타이머등을 사용하였다. 식별알고리즘 및

제어프로그램을 저장하기 위해 32K 바이트 용량의 ROM, 27C256을 사용하고, 각종 데이터, 파라미터, 신경회로망의 연결강도등을 저장하기 위해 32K바이트 용량의 RAM, 62256LP를 사용하고, 정전 및 전원 차단시에도 저장된 데이터의 값을 그대로 보존할 수 있도록 배터리 백업하였다.

정해진 시간에 맞춰 축열전원을 투입, 차단하고, 일정 시간마다 식별알고리즘을 수행하기 위해서는 식별기 내부의 시간을 알고 있어야 하므로, 가격이 싸고, 사용이 간편하며, 외부에 별도의 클럭이 필요없는 리얼타임 클럭, 72421B를 사용하였다.

조작부에서는 식별기의 제어 및 감시를 수행한다. 식별기와 조작부사이에 여러 데이터들의 값을 요구하고, 설정하는 통신을 위하여 CPU 내부의 직렬통신 제어기를 사용하여 RS-232C 방식으로 직렬통신한다. 조작부와 신속하고, 정확한 데이터의 송수신 및 원활한 통신신호를 위하여 각각의 통신 프로토콜을 정하였다. 통신모드에는 데이터 설정모드와 데이터 요구모드가 있는데, 데이터 설정모드는 조작부에서 식별기의 데이터를 값을 변경시킬 때, 데이터 요구모드는 식별기의 현재 데이터의 값을 요구할 때 사용한다. 통신데이터의 종류에는 실내온도, 외기온도, 축열온도, 현재날짜, 현재시간, 난방시작시간, 난방종료시간, 현재 동작상태, 현재 여러상태 등이 있다. 직렬통신 파라미터는 통신속도는 9600bps, 데이터 비트는 8 비트, 정지비트는 1비트를 사용하였고, 패리티비트는 사용하지 않았다.

축열기에 저장된 열에 의해 실내온도를 원하는 난방온도로 신속, 정확하고, 경제적으로 제어하기 위하여 난방팬의 회전속도를 제어한다. 난방팬의 회전속도는 현재의 실내온도와 원하는 난방온도와의 차이로부터 비례제어기법에 의해 결정하고, 위상제어방법에 의해 트라이악(TRIAC)을 on/off하여 220V 교류전압을 원하는 교류전압으로 바꿔줌으로써 제어한다.

익일의 난방에 필요한 만큼 축열하기 위해 축열기의 히터에 가하는 심야전력을 투입, 차단할 수 있어야 한다. 보통 밤 10시부터 다음날 아침 8시까지 심야에 축열하므로 소음이 없는 SSR(Solid State Relay)을 사용하였다. 심야전력이 투입되었을 경우에 SSR에는 큰 전류가 흐르므로 많은 열이 발생한다. 따라서 이 열로부터 SSR을 보호하기 위해 SSR에 방열판을 부착하였다.

공간을 원하는 난방온도로 제어하기 위해 실내온도를, 익일의 난방부하를 예측하여 축열량을 결정하기 위해 외기온도를 측정한다. 온도측정을 위해 -40에서 100도까지의 온도측정이 가능한 절대 온도센서인 LM335H를 사용하였다. 센서의 출력전압이 0V일 때를 절대온도 0도의 기준으로 하여 전압 10mV당 1도의 비율로 계측의 온도를 계산한다. 현재온도 T_c 는 다음의 식에 의해서 계산된다.

$$T_c = V_i \times T_r / V_r \quad (7)$$

여기서 V_i 는 현재온도의 LM335H 출력전압이고, T_r 는 기준온도, V_r 는 기준온도의 LM335H 출력전압이다.

익일의 난방에 필요한 만큼 축열하기 위해 축열부의 온도를 측정한다. 축열부는 아주 고온이므로, -200℃에서 1200℃까지 측정할 수 있는 온도범위가 매우 큰 K형 열전대(thermo couple)를 사용하였다. 열전대의 출력전압은 -200℃에서 -5.891mV이고 1200℃에서 48.929mV로 아주 작은 값이므로 정밀한 증폭회로와 노이즈 필터회로를 사용함으로써 정확한 온도의 측정이 가능하게 하였다.

4. 실험 및 결과

실험에서 사용한 난방원은 (주)서일전기에서 제조한 축열식 전기온풍기(3.2Kw/h)로 축열재는 내부온도 1℃ 하강시 39.78[kcal]의 열량을 배출하도록 제조되었고 최대 배출열량은 22.016[kcal](최대효율기준 80%)이다. 축열식 전기온풍기의 축열전원으로 한전에서 제공하는 심야전력을 사용하여 10시간 동안(22:00~08:00) 축열한 후, 비심야시간(08:00~22:00, 14시간)동안 방열하도록 하였다.

실험을 위해 한국 에너지기술 연구소의 실내기후 실험동 1층의 온돌실험실에 축열기를 설치하였다. 실내기후 실험동은 다음 그림 3과 같은 구조를 가진 건축물로 건물의 외부온도에 영향을 받지 않도록 단열처리되고, 인공적으로 기후를 조절할 수 있도록 되어 있어서, 실제 외기온도와는 상관없이 실험동의 외기온도를 임의로 설정할 수 있도록 설계되어있다.

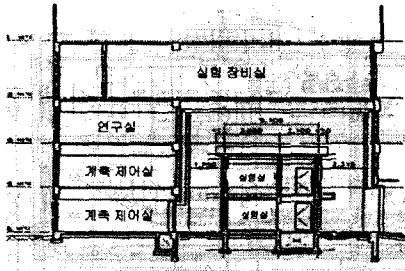


그림 3. 시험체 건물의 주단면도

다음은 본 실험에서 사용된 실내기후실험동 내부의 온돌실험실 건축물 구조체의 제원을 나타낸 표이다.

표 2. 온돌실험실의 제원

구조	철근콘크리트 라멘조
면적	3.0m × 5.1m = 15.3m ² (4.66평)

실험에 들어가기 전 10시간 이상 난방기를 가동시켜 내부구조물을 완전히 건조시킨 후, 실내온도를 4°C, 외기온도를 0°C로 설정한 상태에서 실험을 시작하였다. 실험중 환기는 타이머를 이용한 자동 창문개폐장치로 1시간에 20초 동안 창문을 개방하여 실험을 진행하였다.

축열기 내부의 온도는 센서봉의 위치, 센서봉의 길이에 따라 온도특성, 온도값의 크기등이 매우 큰 차이를 보이므로, 정확한 온도측정을 위해 그림 5.에서 보는바와 같이 A, B, C, D의 위치에 각각 5cm, 30cm 길이의 센서봉으로 실험을 하였다. 그 결과 가장 좋은 온도특성과 온도값을 얻을 수 있는 C점에 5cm의 센서봉을 사용하여 축열온도를 측정하였다. 또한 외기온도는 온돌실험실의 창문에서 15cm 떨어진 곳에 온도센서를 설치하여 측정된 값을 사용하였고, 실내온도는 실험실 내부의 창문에서 2m 떨어진 곳에서 측정하였다.

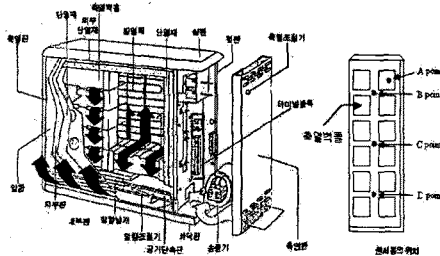


그림 4. 축열기의 구조와 축열온도센서의 위치

본 연구에서 사용된 축열시스템 식별기는 입력층 4개, 은닉층 12개, 출력층 1개의 뉴런을 갖는 신경회로망을 사용하여 난방부하 식별기를 구성하였고, 심야전력시간 동안 축열기의 온도변화를 학습하였다. 신경회로망의 입력으로는 한 스텝전의 축열기 온도와 현재의 축열기 온도, 2-bit 입력으로 한 스텝전의 축열기 상태, 현재의 축열기 상태를 4개의 입력으로 하였고, 식별하려는 출력값으로는 현재의 축열기 온도를 사용하였다. 샘플링 시간은 10분으로, 초기값들은 $\eta(0)=0.00001$, $\alpha=0.008$, $\gamma=0.333$, $\beta=0.7$, $\xi=0.001$ 로 하였다. 또한 시험용 건축물 구조체의 외기온도 데이터는 기상청에서 제시한 96년 2월중 9일간의 서울 지역 데이터를 사용하였다. 축열기가 설치된 온돌실험실의 실내온도는 21°C를 유지하도록 설정하였다.

그림 5.은 신경회로망을 사용한 식별기로 9일 동안 식별한 결과로서, 4일정도의 기간이 지난 후에는 목표에 수렴을 하는 것을 볼 수 있다. 그림 6.은 학습이 된 식별기를 사용하여 초기의 축열온도값만 가지고 10분의 샘플링 시간마다 10시간동안, 60 스텝 후의 축열기의 온도를 9일 동안 예측한 결과를 나타낸 것인데, 그림과 같이 오차가 적음을 볼 수 있다.

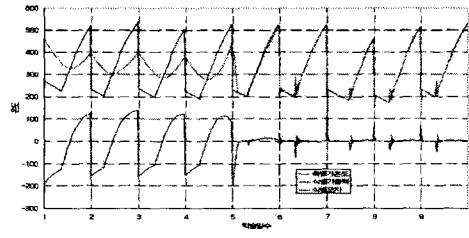


그림 5. 축열온도 식별 결과

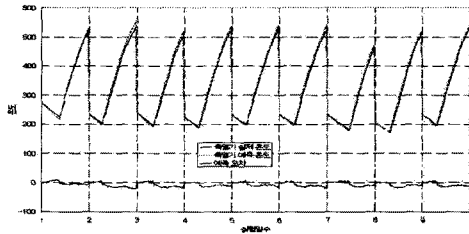


그림 6. 축열온도 예측 결과

5. 결 론

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 축열시스템의 식별기를 구성하였고, 이를 마이크로프로세서로 구현하였다.

기존의 제어기에서는 난방부하량을 정확하게 예측하였다 하더라도 축열기가 시정수가 크고, 비선형적으로 동작되는 특성을 가지고 있어서 예측된 난방부하량만큼을 정확히 축열할 수가 없었다. 그러나 제안된 식별기를 사용하면 학습속도가 빠르고, 필요한 양만큼의 정확한 축열이 가능하므로 축열량의 낭비 및 부족현상의 발생을 줄일 수 있어 심야전력을 더욱 경제적으로 운용할 수 있다.

앞으로, 더욱 경제적이고, 정확한 축열기의 제어가 가능하도록, 축열시스템 식별기를 이용한 난방부하 식별 및 예측 제어기에 관한 연구가 계속 되어야 할 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] 김동현, 양해원, 최병운, 주용진, 이경호, "신경회로망을 이용한 최적난방 부하예측 알고리즘 개발", 제어계측 자동화 로보틱스 연구회 합동 학술 회의, pp. 382-385, 1998.
- [2] 임후장, 정기철, 양해원 "DRNN을 이용한 최적 난방부하 식별기에 관한 연구" 한국 자동제어 학술회의, pp. 112-115, 1998.
- [3] 임후장, 정기철, 양해원, 최병운, "최적 난방부하 예측 제어기에 관한 연구", 제어계측 자동화 로보틱스 연구회 합동 학술 회의, pp.214-217, 1999.
- [4] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks," IEEE Trans. Neural Networks, vol.1, no.1, pp.4-27, Mar. 1990.
- [5] A. G. Bakirtzls, V. Petrldls, S. J. Klartzls and M. C. Alexladls, "A Neural Network Short Term Load Forecasting Model for the Greek Power System", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 11, no. 2, pp. 858-863, 1996.
- [6] Laurene Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice Hall, 1994.