

신경회로망을 이용한 냉방부하예측에 관한 연구

신관우[†], 이윤섭

공주대학교 전기공학과

The Study on Cooling Load Forecast using Neural Networks

Kwan-Woo Shin[†], Youn-Seop Lee

Department of Electrical Engineering, Kongju National University, Kongju, Chungnam 314-710, Korea

(Received March 8, 2002; Revision received June 17, 2002)

ABSTRACT: The electric power load during the peak time in summer is strongly affected by cooling load, which decreases the preparation ratio of electricity and brings about the failure in the supply of electricity in the electric power system. The ice-storage system and heat pump system etc. are used to settle this problem. In this study, the method of estimating temperature and humidity to forecast the cooling load of ice storage system is suggested. And also the method of forecasting the cooling load using neural network is suggested. For the simulation, the cooling load is calculated using actual temperature and humidity. The forecast of the temperature, humidity and cooling load are simulated. As a result of the simulation, the forecasted data is approached to the actual data.

Key words: Cool load forecast(냉방부하예측), Ice storage systems(빙축열시스템), Neural network(신경회로망)

기호설명

e : 수증기 분압 [kgf/cm³]
 E : 표화공기의 수증기 분압 [kgf/cm³]
 O_{pi} : 단자 i 의 활성값
 θ_j : 단자 j 의 문턱값
 RH : 상대습도 [%]
 t_i : 샘플링 시각
 t_{pj} : 실제의 실적자료
 T : 일일 동안의 표준화된 온도자료
 T_d : 노점온도 [°C]
 $T_f(t_i)$: 시각 t_i 의 예측온도 [°C]

$T_{f, \max}$: 일일의 최고예측온도 [°C]
 $T_{f, \min}$: 일일의 최저예측온도 [°C]
 TH : t_i 시각의 온·습도 곱
 TH_{aver} : 온·습도 곱의 일일 평균값
 THM : 온·습도 곱
 TM : 일간 온도 모델
 W_{ji} : 단자 i 와 단자 j 간의 연결하중

그리스 문자

β : 망각계수 ($\beta < 1$)
 η : 학습률

하첨자

$aver$: 일일 평균값

[†] Corresponding author

Tel.: +82-41-850-8610; fax: +82-41-857-8411

E-mail address: skw@kongju.ac.kr

N : 갱신 후 모델
 O : 갱신 전 모델

1. 서 론

전력계통을 운용하는 데 있어서 여름철의 전력 피크부하는 냉방부하의 크기에 상당한 영향을 받으며 이로 인해 전력예비율이 작아지는 등 전력의 수급에 차질을 초래할 수도 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 빙축열시스템과 같은 열교환시스템을 이용하여 심야의 전력 경부하시에 주간에 이용할 냉방부하를 축열하였다가 주간에 공급함으로써 전력의 평준화를 기하는 등 전력설비의 효율적 운용 및 경제적인 전력공급을 기할 수 있다.⁽¹⁻²⁾

한편 빙축열시스템을 사용하는 수용가 측면에서는 심야에 축열된 에너지를 주간에 충분하게 활용하여 빙축열시스템의 활용효과를 증대할 수 있어야 하며, 반면에 충분한 냉방부하를 공급하기 위하여 잉여축열에너지가 비경제적으로 많아지면 빙축열시스템의 경제성이 저하되어 사용효과가 낮아진다. 이러한 측면에서 익일의 시간별 냉방부하량을 예측하여 축열량을 결정하는 등 경제적인 효과를 제고하여야 한다. 냉방부하량은 예측 당시의 온도, 습도 및 일조량 등의 기후특성에 의해 결정되므로, 축열량을 예측하기 위해서는 기후의 예측기법이 제시되어야 한다.

본 연구에서는 냉방부하량을 예측하는 데 익일의 온도와 습도를 예측하는 기법을 제시하였으며, 신경회로망을 이용하여 예측된 온도와 습도 자료 및 냉방부하 실적자료 등을 기반으로 한 냉방부하예측 알고리즘을 제시하였다. 정립된 예측 알고리즘은 한전의 속초생활연수원을 대상건물로 하고 1997년도 강릉의 실제 온도, 습도를 한전 속초생활연수원의 제반 규격을 이용하여 모의용 냉방부하를 만들고 이들을 이용하여 온도, 습도 및 냉방부하예측을 모의실험하였고, 실증실험으로는 빙축열시스템이 설치되어진 안성에 위치한 골프장에서 예측된 냉방부하를 가지고 최적제어에 따른 운전을 하였다.

2. 냉방부하예측 기법

단위건물의 냉방부하는 온도, 습도 등의 기후 조건에 의해 결정되므로 냉방부하의 예측은 예측 시점의 온도와 습도 등의 기후조건을 예측하여

이용하여야 한다.

따라서 냉방부하예측은 온도와 습도를 먼저 예측하고 예측된 온도와 습도를 이용하여 냉방부하량을 예측한다. 그러나, 단위건물에 있는 PC단위의 컴퓨터를 이용하여 기후를 정확하게 예측하기에는 거의 절대적으로 불가능하다. 보다 정확한 부하예측을 위해서 예측기후, 즉 온도와 습도를 정확하게 예측하지는 못한다 하더라도 냉방부하를 타당성 있게 예측할 수 있는 방법이 마련되어야 한다. 이러한 취지에서 온도와 습도예측기법을 개발하였다. 또한, 예측된 기후조건을 기반으로 냉방부하를 예측하는 방법은 신경회로망을 이용하여 예측한다.⁽³⁻⁵⁾ 신경회로망을 이용한 예측구조는 각 시각마다 별도의 신경회로망을 갖는 구조로 하며 매일 24시에 빙축열시스템의 과거운전 실적자료를 이용하여 신경회로망을 학습하고, 그 이외의 시간에는 학습된 신경회로망을 이용하여 냉방부하를 예측하도록 하여 빙축열시스템의 운전시간에는 컴퓨터에게 부담을 주지 않도록 하였다.

2.1 온도예측

온도예측은 다음 절차에 의해 수행한다.

(절차 1) 건물 주변의 온도와 습도 등의 기후자료를 일정시간마다 측정하여 평활화한다.

건물주변의 온도는 급변하지 않으므로 센서의 오차 또는 잡음 등에 의해 발생할 수 있는 측정치의 변화를 없애기 위하여 측정시간 전후의 m 개 자료를 식(1)과 같이 평균하여 평활화하여 Fig. 1과 같은 평활화한 기후곡선을 얻는다.

$$T_i = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=i-m}^{i+m} T(t_k) \quad (1)$$

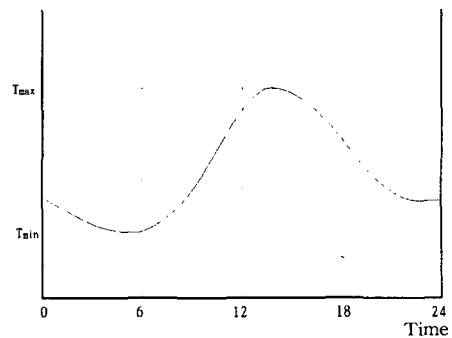


Fig. 1 Smoothed data after measurement.

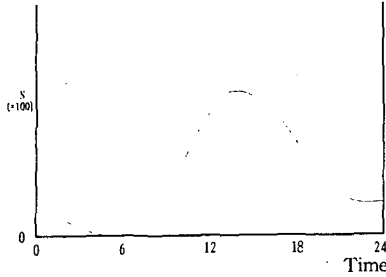


Fig. 2 Standard temperature.

(절차 2) 측정자료를 표준화한다. 계절적 특성으로 볼 때 1일간의 온도변화 특성은 동일한 형태를 갖으며 이러한 특성을 이용하기 위하여 일일중 오전 3시에서 7시 사이의 최저온도를 0으로 오후 12시에서 17시 사이의 최고온도를 100으로 하여 1일간의 온도자료를 Fig. 2와 같이 표준화한다.

(절차 3) 일간 온도변화모델을 구한다. 일간 온도변화모델은 새롭게 측정된 1일간의 표준화된 온도데이터를 이용하여 식(2)에 의해 구해진다. 단, $\beta < 1$ 이다.

$$TM_N(t_i) = (1 - \beta) \cdot T(t_i) + \beta \cdot TM_O(t_i) \quad (2)$$

(절차 4) 일일 온도를 예측한다. 일일 온도예측은 일간 온도변화모델과 기상청에서 발표한 일일의 최고, 최저 예측온도를 이용하여 주변온도를 예측하며, 식(3)에 의해 구해진다.

$$T_f(t_i) = (T_f, \max - T_f, \min) \frac{TM(t_i)}{100} + T_f, \min \quad (3)$$

(절차 5) 당일의 향후 온도예측을 위해 예측된 온도의 보정방법 : 빙축열시스템을 운전하는 당일의 향후 온도예측은 빙축열시스템의 경제운전을 위해서 요구되는데 이 경우 당일의 향후 온도예측은 예측된 일간 온도를 수정하여 얻는다. 수정된 예측온도는 현재 시점으로부터 과거 일정시간까지의 기간 동안의 실제 온도자료와 일간 기후변화모델간의 오차를 최소가 되도록 예측된 일일 온도를 수직 이동하여 얻는다. 예측된 일일의 예측온도에 대한 변화폭 a 는 식(4)에 의해 구한다.

오차 :

$$e = \sum_{\text{현재}}^{\text{과거 } n\text{개}} [(T_M(i) + a) - T(i)]^2 \quad (4)$$

오차의 최소화 조건 :

$$\frac{de}{da} = 0 \quad (5)$$

기후변화모델의 변동폭 :

$$a = \frac{1}{n} \sum_{\text{현재}}^{\text{과거 } n\text{개}} (T_M(i) - T(i)) \quad (6)$$

2.2 습도예측

2.2.1 온도와 상대습도의 공급 특성

상대습도의 정의는 식(7)과 같다.⁽⁷⁾

$$RH = \frac{e}{E} \times 100(\%) \quad (7)$$

대기상태의 포화공기 수증기분압 E 는 대기과학의 기상학 측면에서 여러 가지로 정의할 수 있으나 실험을 통한 경험적 방법으로 식(8)과 같이 포화 수증기분압 E 와 온도 t 사이의 함수적 특성을 갖는다는 것이 확인되었다.⁽⁷⁾

$$E(t) = 6.1078 \cdot \exp\left(\frac{17.08085 \cdot t}{234.175 + t}\right) \quad (8)$$

노점온도 T_d 는 일일의 변화를 볼 때, 낮에는 온도가 올라가 대지면으로부터 수증기 발생 등으로 대기중에 포함된 수증기가 많아져 노점온도는 상승되고, 역으로 밤에는 노점온도가 내려가는 특성이 있다. 여름철 냉방이 필요한 온도범위 25~40°C 사이에서 노점온도 변화는 식(9)와 같다.⁽⁷⁾

$$T_d(t) = 0.1 \cdot \left(t - \frac{40 + 25}{2}\right) + 25 \quad (9)$$

상대습도와 온도의 상관관계 특성을 고찰하기 위해 온도와 상대습도를 곱하면 식(10)과 같다.

$$RH \cdot t = \frac{e}{E} \cdot t = \frac{E(T_d)}{E(t)} \cdot t \quad (10)$$

$$= \frac{6.1078 \cdot \exp\left(\frac{17.08085 \cdot T_d}{234.175 + T_d}\right)}{6.1078 \cdot \exp\left(\frac{17.08085 \cdot t}{234.175 + t}\right)} \cdot t$$

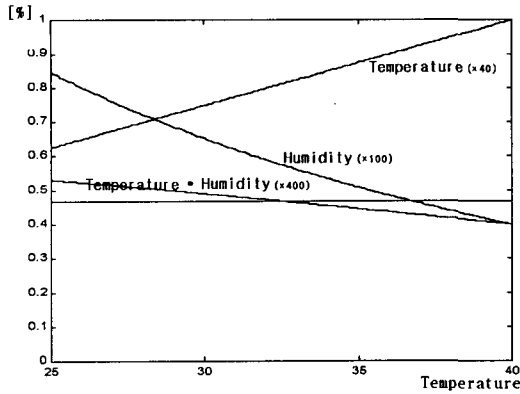


Fig. 3 Characteristic curve of temperature × humidity.

식(10)에 의해 온도와 습도 및 온습도의 곱을 그래프로 그리면 Fig. 3과 같다.

출력 그래프는 대기온도와 상대습도의 변화율을 알아보기 위해 각각을 백분율에 의한 값을 각각 도시하였다.

Fig. 3에 나타난 특성을 볼 때 다음의 2가지 특성을 알 수 있다.

(1) 온도와 상대습도 변화폭이 백분율로 하였을 때 상당히 큰 반면, 상대습도와 온도 곱의 값은 변화폭이 상당히 작아진다.

(2) 온도가 높은 낮에는 상대습도와 온도 곱의 크기가 작아지는 반면, 온도가 낮은 밤이나 새벽에는 상대습도와 온도 곱의 크기가 커진다는 것을 알 수 있다. 또한 온도와 습도의 곱의 값이 1년중 변화를 알기 위하여 1997년도 5월부터 9월까지 153일간의 강릉 기후를 이용하여 온습도 곱의 일일 평균값의 변화추이를 구하여 도시한 결과 Fig. 4와 같다.

2.2.2 상대습도의 예측

온습도 곱의 특성을 이용하여 습도예측은 다음의 절차에 의해 수행한다.

(절차 1) 일일의 온도와 습도를 측정하고, 온습도 곱의 일일의 평균값을 저장한다. Fig. 4의 온습도 곱의 일일 평균값을 계절별로 변화하는 특성에 추종하여 예측할 수 있도록 온습도 곱의 일일 평균값을 저장한다.

(절차 2) 온습도 곱의 일일 평균값을 예측한다.

(절차 3) 일일의 온습도의 곱은 일정한 특성을 갖고 있으나 Fig. 4의 특성과 같이 작은 변화가

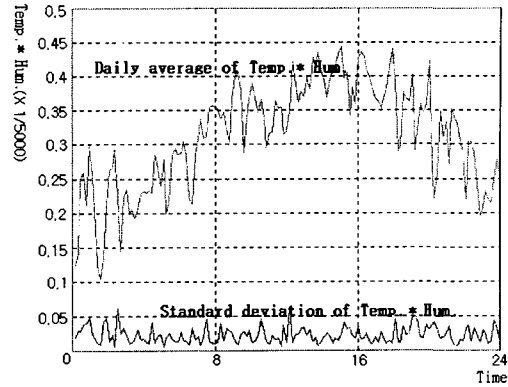


Fig. 4 Curve for daily average of temperature × humidity.

있으므로 이를 보정하기 위하여 일일 습도모델을 식(11)과 같이 수립한다.

$$THM(t_{i+1}) = \frac{(1 - \beta) \cdot TH(t_i)}{TH_{aver}(t_i)} + \beta \cdot THM(t_i) \tag{11}$$

(절차 4) 온습도의 곱의 일일 평균값과 일일 습도모델을 이용하여 습도예측일의 각 시각별 온습도 곱의 값을 예측한다.

(절차 5) 예측된 일일 온습도 곱의 값을 예측된 온도로 나누어 각 시각별 습도를 예측한다.

2.3 냉방부하량 예측

냉방부하량 예측기법으로 Fig. 5와 같은 BP (Back Propagation) 신경회로망⁽⁵⁻⁶⁾을 이용하여 입력층 : 8, 중간층 : 16, 출력층 : 1의 구조를 갖는다. 신경회로망은 수학적으로 모델링하기 어려운

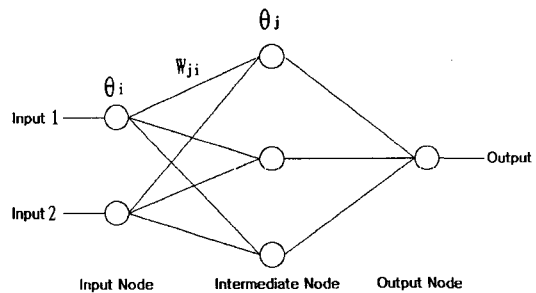


Fig. 5 BP neural networks.

공학적 문제를 학습을 통하여 모델링할 수 있는 기능을 갖고 있다. 냉방부하예측은 이러한 신경회로망의 특성을 이용하여 냉방부하에 대한 모델을 학습을 통하여 수립하고 수립된 모델을 이용하여 냉방부하를 예측한다.

학습은 입력자료가 신경회로망에 입력되면 각 단자의 활성화값(activation)을 전향전달하고 최종 얻어진 출력값이 목표값과 일치하도록 각 단자간에 연결된 연결하중과 문턱값을 수정함으로써 신경회로망을 학습하며, 예측은 학습 후 예측시점의 관련자료를 입력단에 입력함으로써 예측값을 얻을 수 있다.

학습은 입력값에 대하여 각 단자의 출력값은 식(12)의 미분 가능, 비감소 활성화함수에 의해 동적으로 결정된다. 여기서 Range는 출력값의 범위이다.

$$f(N_{pj}(n+1)) = O_{pj}(n+1) = 2 \cdot \text{Range} \times \left[\frac{1}{1 + \exp(-N_{pj}(n+1))} - \frac{1}{2} \right] \quad (12)$$

$$N_{pj}(n+1) = \sum_i W_{ji}(n+1) \cdot O_{pi}(n+1) + \theta_j(n+1) \quad (13)$$

신경회로망의 연결하중과 문턱값을 갱신하기 위한 학습오차, 즉 신경회로망의 출력값과 실제 실적자료와의 오차는 식(14), (15)에 의해 구해진다.

출력단자 :

$$\delta_{pj}(n) = f'(N_{pj}(n)) \cdot (t_{pj}(n) - O_{pj}(n)) \quad (14)$$

중간단자 :

$$\delta_{pj}(n) = 2 \cdot \text{Range} \cdot \left[\frac{1}{4} - \left(\frac{O_{pj}(n)}{2 \cdot \text{Range}} \right)^2 \right] \cdot (t_{pj}(n) - O_{pj}(n)) \quad (15)$$

연결하중과 문턱값은 식(16)과 (17)에 의해 갱신되도록 후향전달(backward propagation)된다. α 는 모멘텀계수이며 학습률과 모멘텀계수는 0에서 1 사이의 값으로 이 값은 학습성능을 결정하는 중요한 변수이다.

연결하중의 갱신 :

$$W_{ji}(n+1) = W_{ji}(n) + \Delta W_{ji}(n+1) \quad (16)$$

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \cdot \delta_{pj}(n) \cdot O_{pi}(n) + \alpha \cdot W_{ji}(n)$$

문턱값의 갱신 :

$$\theta_j(n+1) = \theta_j(n) + \Delta \theta_j(n+1) \quad (17)$$

$$\Delta \theta_j(n+1) = \eta \cdot \delta_{pj}(n) + \alpha \cdot \theta_j(n)$$

냉방부하예측은 매 30분 단위의 냉방부하를 예측하도록 하였으며, 냉방부하에 이용되는 신경회로망은 48개를 사용하였으며 48개의 신경회로망은 30분 단위의 매 시각별로 한 개의 신경회로망을 할당하였다. 신경회로망의 학습은 매일 24시에 수행함으로써 빙축열시스템의 운전시간에는 신경회로망 학습에 의한 컴퓨터의 부담률을 증가시키지 않도록 하였다. 각 시각별 신경회로망의 입력자료는 Table 1과 같이 하였다.

신경회로망을 이용한 예측은 다음 절차에 의해 수행된다.

Table 1 Input of neural network

Today (T day)	Neural-network Num.	1	...	$n-1$	n	...	48
	Time	1	...	$n-1$	n	...	48
	Temp. data	t_1	...	t_{n-1}	t_n	...	t_{48}
	Humidity data	h_1	...	h_{n-1}	h_n	...	h_{48}
	Load data	L_1	...	L_{n-1}	L_n	...	L_{48}
T-1 day	"						
T-2 day	"						
T-3 day	"						
T-4 day	"						

(절차 1) 신경회로망의 학습은 최대 2시간 이내의 온도, 습도 및 냉방부하량의 운전실적자료(0~4개의 자료)를 이용하여 학습한다. 학습된 자료로 n 번째 신경회로망을 학습하기 위해서 과거운전자료로서 온도($t_{n-3}, t_{n-2}, t_{n-1}$), 습도($h_{n-3}, h_{n-2}, h_{n-1}$) 및 부하량($L_{n-3}, L_{n-2}, L_{n-1}$)을 이용하고 예측값의 자료로서 예측온도(t_n), 예측습도(h_n)를 이용하여 신경회로망이 출력해야 할 목표치는 즉 예측부하량을 L_n 로 하여 신경회로망을 학습한다. 예측부하량 L_n 의 입력자료는 온도자료(t_{n-2}, t_{n-1}, t_n), 습도자료(h_{n-2}, h_{n-1}, h_n) 및 부하량자료(L_{n-2}, L_{n-1})이다.

(절차 2) 절차 1의 학습방법을 신경회로망 1번부터 48번까지를 차례로 학습한다. 1번째 신경회로망을 학습하기 위해서는 어제의 자료까지 이용한다.

(절차 3) 절차 1에서 2까지의 학습방법, 즉 당일의 과거운전 실적자료를 이용하여 학습하는 것을 학습에 이용되는 총일수(T일에서 T-4일까지) 동안 반복 수행한다.

(절차 4) 절차 1에서 3까지의 학습을 일정횟수(default : 300회)를 반복한다.

3. 실험결과 및 고찰

냉방부하예측 시스템의 성능을 검증하기 위해 모의실험과 실증실험을 하였다. 모의실험은 온도와 습도자료를 기상청으로부터 수집한 강릉의 1997년도 자료를 이용하였으며 냉방부하예측 모의실험용 냉방부하모델을 위하여 한국전력공사 속초생활연수원을 선정하였으며 건물의 쾌적조건은 실내온도 26℃, 습도는 50%로 하였으며, 건물의 바닥을 통한 열의 손실은 없는 것으로 가정하여 총 냉방부하를 구하여 모의부하를 만들어 예측하는 방법으로 실험을 하였고, 실증실험은 건물에 설치된 빙축열시스템으로부터 온도, 습도, 냉방부하량의 데이터를 실시간으로 컴퓨터에 입력받아 익일의 온도, 습도, 냉방부하량을 예측하는 방법으로 실험을 하였다.

3.1 모의실험

모의실험 결과 냉방부하가 많이 사용되는 7월 20일~8월 10일의 9시부터 17시까지의 오차율을

Table 2 Forecast error of simulation

Day	Temp. error %	Humidity error %	Cooling error %	Remark
7.20	4.62	18.93	9.75	
7.21	5.44	14.11	6.59	rain
7.22	4.96	19.46	4.64	
7.23	1.97	1.41	4.13	
7.24	3.98	10.83	1.32	rain
7.25	3.80	12.61	0.98	
7.26	5.82	3.61	11.04	
7.27	1.38	7.57	9.14	rain
7.28	3.50	7.38	4.11	
7.29	1.07	13.44	1.94	
7.30	3.37	1.98	2.72	
7.31	2.11	2.82	3.71	
8. 1	3.11	4.84	1.10	
8. 2	7.54	13.79	8.30	heavy rain
8. 3	14.94	24.66	28.17	heavy rain
8. 4	2.41	16.58	5.16	
8. 5	9.04	31.86	12.81	
8. 6	1.19	10.55	5.86	
8. 7	5.65	15.10	3.46	
8. 8	1.15	7.87	2.26	
8. 9	7.23	7.19	8.99	
8.10	1.07	9.74	2.02	
aver	4.33	11.65	6.28	

Table 2에 나타냈으며, 7월 20일의 모의실험 예측결과는 Fig. 6과 같다.

3.1.1 온도예측 실험결과

온도예측 실험은 기상청으로부터 수집한 강릉 지역의 1997년도 실제온도를 이용하여 30분 단위

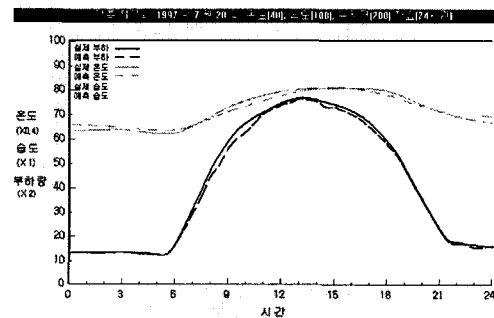


Fig. 6 Result of simulation.

로 예측모의실험을 수행하였다. 실험결과 97년 7월 20일~8월 10일까지의 평균 오차율은 4.33%로 예측온도가 실제온도에 매우 근접하게 나타났다.

3.1.2 습도예측 실험결과

습도예측실험은 온도예측실험과 동일한 조건으로 하였다. 습도예측 평균 오차율은 11.65%로 나타났다. 습도예측은 비가 오는 경우 예측이 매우 어려워 습도오차가 커지는 경향이 있다. 특히 8월 2일과 3일에 많은 비로 인하여 습도예측에 큰 오차를 발생하였다. 습도는 우천 등 기후의 갑작스런 변화에 따라 정확히 예측하기에는 어려움이 많았다.

3.1.3 냉방부하예측 실험결과

냉방부하예측을 위한 모의 실험대상은 속초에 있는 한전생활연수원을 모델로 수립한 냉방부하 모델을 이용하였다.

모의실험 결과 예측오차율은 Table 2와 같으며, 다음과 같은 분석결과를 얻을 수 있다.

(1) 모의실험 결과 냉방부하량이 큰 7월 20일~8월 10일의 9시~17시 사이 오차율을 나타냈으며 평균 오차율은 6.28%로 근접하게 예측되었다.

(2) 모의실험 결과 오차율이 다소 큰 8월 2일, 3일은 갑자기 많은 비가 내려서 발생한 것이다. 예상치 못했던 기상이변으로 인하여 오차율이 증가되는 경향이 있으나 대체적으로 만족할 만한 결과를 얻었다.

3.2 실증실험

실증실험은 빙축열시스템이 설치된 안성오골프장 클럽하우스를 대상으로 하였다. 빙축열시스템으로부터 입력되어진 최소 3일 이상의 온도, 습도, 냉방부하량의 자료를 이용하여 익일의 온도, 습도, 냉방부하량을 매일 24시에 예측을 하고 실시간으로 입력되어지는 자료를 이용하여 매 30분마다 보정해 주어 오차를 줄이고 당일 24시에 익일에 대한 신경회로망 학습시 정확도를 높이는 방법으로 하였다.

3.2.1 실증실험결과

실증실험한 결과는 Fig. 7과 같다. 온도와 습도 예측은 모의실험과 같이 비가 오는 날을 제외하고는 예측정확도가 높았다. 그러나 냉방부하량은

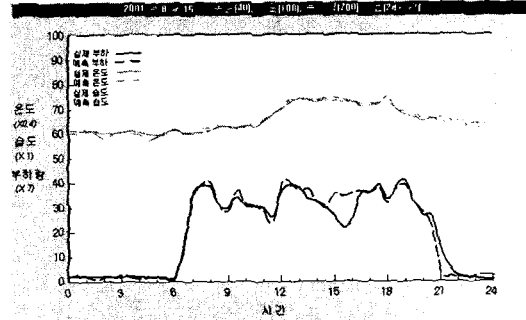


Fig. 7 Result of field test.

외기온도와 습도와는 비례하지 않고 운전원 임의대로 냉방용 공조설비를 on/off하여 예측된 냉방부하량과 실제부하량과는 많은 차이를 보였다.

4. 결론

하절기 단위건물의 냉방부하량을 예측하는 방법으로 온도와 습도를 예측하고 예측된 온도와 습도, 과거 냉방부하량의 운전자료 등으로 신경회로망을 이용하여 예측하는 기법을 정립하였으며, 특히 단위건물에서 제한된 설비를 이용하여 온도와 습도의 기후를 예측하여 활용할 수 있는 방법을 제시하였다.

모의실험결과 온도예측과 부하예측의 경우 각각 4.33%, 6.28%의 오차를 발생하여 만족할 만한 결과를 얻었다. 습도예측의 경우 11.65%의 오차가 발생하였다. 실증실험은 영업을 하는 장소이기 때문에 많은 날을 실험하지 못하였다.

본 논문의 모의실험결과에서 사용된 부하량은 온도, 습도, 일사량에 의해 계산된 것으로서 기후변화에 민감하게 큰 변동을 갖는다. 그러나 단위건물에서의 실제부하량은 건물의 축열부하들에 있어 온도변화에 따른 부하량의 일일 변화는 상대적으로 크지 않다. 실증 적용실험에서도 일과 시작시간 전에 충분한 냉방을 한 후 얼마간은 냉방부하량이 적었고, 비가 오는 날에도 제습효과 때문에 냉방부하량의 크기는 맑은 날과 큰 차이가 없었다. 매일 24시에 예측된 익일 냉방부하량을 이용하여 최적냉방운전 계획을 하여 운전한 결과 기존 빙축열시스템보다 효율적으로 축열조를 사용하여 경제적인임을 알 수 있었고, 운전조건에서 전력피크부하 시간대(12시~16시)에는 냉동기 운전을 하지 않고 축열조 단독으로 운전하여 하절

기 피크전력량을 줄일 수 있었다. 향후 빙축열시스템 설비와 냉방용 공조설비가 연계되어 자동화 설비가 이루어지면 냉방부하량이 일정한 패턴으로 되어 냉방부하예측 정확도를 높일 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

1. Mitchel, John W., 1995, The Control of Ice-Storage System, ASHRAE Transaction, CH-95-22-3, pp. 1345-1352.
2. Gregor Pitter Daniel Dominikus Henze, 1997, Evaluation of Optimal Control for Ice Storage Systems, UMI dissertation.
3. Mortensen, R. E., 1988, A Stochastic Computer Model for Heating and Cooling Loads, IEEE Transaction on Power System, Vol. 3, No. 3, pp. 1213-1217.
4. Hagan, Martin T., 1987, The Time series approach to Short Term Load Forecasting, IEEE Transaction on Power System, Vol. PWRS-2, No. 3, pp. 785-791.
5. Chan, Shin-Tzo, 1992, Weather Sensitivity Short Term Load Forecast Using Nonfully Connected Artificial Neural Network, IEEE Transaction on Power System, Vol. 7, No. 3, pp. 1098-1105.
6. Lee, Y. S., 1990. Accelerating the Convergence and Improving the Learning Accuracy of BP Neural Network, KIEE, Vol. 39, No. 8, pp. 856-867.
7. So, S.S., Jung, C.H., Meteorological dynamics an introduction, Kyohakyunkusa, pp. 57-88