

신경망을 이용한 빙축열 시스템의 냉방부하예측에 관한 연구

고택범

경주대학교 컴퓨터정보전자공학과

The Study on Cooling Load Forecast of Ice-Storage System using Neural Network

Taek-Beom Koh

School of Computer and Information System Engineering, Gyeongju Univ.

요 약

빙축열 시스템과 같은 열교환 시스템을 이용하여 심야의 전력 경부하 시 주간에 이용할 냉방부하를 축열하였다가 주간에 공급함으로써 전력의 평준화와 전력 설비의 효율적 운용을 기할 수 있어 전력의 안정적인 수급과 에너지의 효율을 극대화할 수 있다. 하지만 빙축열 시스템의 제어 운영을 전적으로 운전자의 경험에 의존하는 경우에 충분한 냉방 부하를 공급하기 위한 잉여축열에너지가 비경제적으로 많아져서 빙축열 시스템의 경제성이 저하되고 사용 효과가 낮아지는 문제점이 많이 발생되고 있다. 경제적인 활용 효과를 고려하여 빙축열 시스템을 효율적으로 운용하기 위해서는 냉방부하량이 기후 특성에 의해 결정되므로 기후를 정확하게 예측하고 이를 토대로 다음날의 시간별 냉방부하를 예측하여 적정한 축열량을 결정하여야 하는 어려움이 따른다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 신경망을 이용하여 기상 데이터를 토대로 다음날의 온도와 습도를 예측하고 예측된 온도와 습도 및 냉방부하 실적 자료를 기반으로 신경망을 이용하여 시간별 냉방부하를 예측하는 알고리즘을 제시하였다. 제안된 냉방부하예측 알고리즘에 의해 구축된 한국전력공사 속초생활연수원의 부하예측모델을 이용하여 온도, 습도, 냉방부하를 예측한 결과 기존 방법에 의한 것보다 우수한 예측 성능을 보였다.

1. 서 론

생활수준이 향상되고 기술이 발전함에 따라 냉난방 공조기기의 사용이 급격하게 늘고 있다. 특히 여름철 전력피크부하는 급격하게 증가하고 있는 냉방기기의 사용에 의해 상당한 영향을 받고 이로 인해 전력 예비율이 작아지는 등 전력 수급에 차질을 초래할 수 있다. 안정적인 전력 수급과 에너지 효율을 향상시키기 위해 빙축열 시스템과 같은 열교환 시스템으로 값싼 심야 전력을 이용하여 냉방부하를 축열하였다가 주간에 공급함으로써 전력의 평준화와 전력설비의 효율적인 운용 및 경제적인 전력공급을 기할 수 있다[1][2]. 빙축열 시스템의 사용자 입장에서는 주간에 충분히 활용할 수 있도록 심야에 축열된 에너지를 확보하여야 하지만, 과도한 냉방부하를 공급하여 잉여축열에너지가 비경제적으로 많아지게 되면 경제성이 저하되고 시스템의 활용효과가 낮아지게 된다. 경제적인 활용효과를 감안하면서 빙축열 시스

템을 효율적으로 운용하기 위해서는 냉방부하가 온도, 습도, 일조량, 강수량 등의 기후 특성에 의해 영향을 받으므로 우선 정확한 기후 예측이 필요하며, 이를 토대로 다음날의 시간별 냉방부하를 예측하여 최적의 축열량을 결정하여야 하는 어려움이 따른다. 최근 신경망을 이용한 냉방부하예측 [3-6]에서 예측된 온도와 습도 및 과거의 냉방부하량의 운전자료를 토대로 냉방부하를 예측하였으나, 온도와 습도 예측 알고리즘이 복잡하고 예측오차가 크게 나타나는 단점이 존재하였다.

본 연구에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위해 기상데이터를 토대로 신경망을 이용하여 다음날의 온도와 습도를 예측하고 예측된 온도와 습도 및 과거의 냉방부하운전 데이터를 기반으로 다음날의 시간별 냉방부하를 예측하는 알고리즘을 제시한다. 제시된 알고리즘을 이용하여 한국전력 속초생활연수원의 냉방부하모델을 구축하고 온도, 습도, 냉방부하 예측성능 면에서 기존의 방법과 예측 결과를 비교함으로써 그 유용성을 검

증하고자 한다.

$$T_d(t) = 0.1 \cdot \left(t - \frac{40+25}{2} \right) + 25 \quad (3)$$

2. 냉방부하예측 기법

단위 건물의 냉방부하는 온도, 습도 등의 기후 조건에 영향을 받으므로 기상청의 지역별 기상 데이터를 토대로 30분 단위의 온도와 습도를 예측하는 신경망 모델과 온도와 습도 및 냉방부하 실적자료를 기반으로 30분 단위의 냉방부하를 예측하는 신경망 모델을 구축한다. 냉방부하를 정확하게 예측하기 위하여 온도와 습도예측 신경망 모델을 이용하여 기상청의 기상예보 데이터를 기반으로 30분 단위의 다음날 온도와 습도를 예측하고, 예측된 온도와 습도 및 냉방부하 실적자료를 토대로 냉방부하예측 신경망 모델을 이용하여 30분 단위의 다음날 냉방부하를 예측한다. 운전 부하가 적은 24시에 당일의 온도, 습도 측정 데이터와 운전실적자료를 토대로 온도, 습도, 냉방부하예측 신경망 모델을 학습하도록 하고, 그 이외의 시간에는 학습된 신경망 모델로 온도, 습도와 냉방부하를 예측하도록 하여 빙축열 시스템의 운전 중 CPU 계산부하를 줄이고 신경망 모델 학습에 의해 발생할 수 있는 혼란을 최소화하도록 하였다.

하절기(5월1일~9월30일)의 온도는 우천 등 갑작스러운 변화가 발생하는 경우가 아니면 거의 동일한 변화 패턴을 갖는데, 습도예측을 위한 상대습도의 정의는 다음과 같다[7].

$$RH = \frac{e}{E} \times 100 (\%) \quad (1)$$

여기서 e 는 공기의 수증기분압[kgf/cm²], E 는 동일한 상태의 온도에서 포화공기의 수증기분압[kgf/cm²]이다.

포화공기 수증기분압 E 와 온도 t 사이에는 식 (2)와 같은 함수적인 특성을 갖는다는 것이 실험을 통한 경험적인 방법으로 확인되었다.

$$E(t) = 6.1078 \cdot e^{\left(\frac{17.08085 \cdot t}{234.15+t} \right)} \quad (2)$$

노점온도 T_d 의 일일 변화를 살펴보면 낮에는 온도가 올라가 지면으로부터 수증기가 발생되고 대기 중에 포함된 수증기가 많아져 노점온도가 상승되며 밤에는 역으로 노점온도가 내려가는 특성이 있다. 공기의 수증기분압 e 는 $e = E(T_d)$ 의 값을 갖고, 여름철 냉방이 필요한 온도범위 25~40℃ 사이에서 노점온도의 변화는 식 (3)과 같다.

온도와 습도 예측은 입력층, 중간층, 출력층으로 구성되는 다층 신경망을 이용하여 다음 단계에 의해 수행된다.

(단계1) 건물 주변의 온도와 습도를 일정시간마다 측정하여 평활화 한다. 센서의 오동작이나 외부 잡음 등에 의해 발생할 수 있는 측정치의 급격한 변화를 제거하기 위하여 측정시각 이전의 자료를 포함한 $(m+1)$ 개의 자료를 식 (4)와 같이 이동 평균을 구하여 평활화 한다.

$$X(t_i) = \frac{1}{m+1} \sum_{k=i-m}^i P(t_k) \quad (4)$$

여기서 $X(t_i)$ 는 시각 t_i 에서 평활화된 측정치이고, $P(t_k)$ 는 시각 t_k 에서 측정된 계측치이다.

(단계2) 평활화된 측정치를 0~1의 범위로 표준화한다. 최저온도 0℃, 최고온도 40℃, 최저습도 0%, 최고습도 100%로 하여 1일간의 측정자료를 0~1의 범위로 표준화 한다.

(단계3) 측정 자료를 토대로 역전파 알고리즘을 기반으로 학습하여 온도와 습도를 각각 예측하는 별도의 신경망 모델[8]을 구축한다. n 번째 신경망의 입력은 m 개의 과거 온도 ($T_{n-1}, T_{n-2}, \dots, T_{n-m}$)와 m 개의 과거 습도 ($H_{n-1}, H_{n-2}, \dots, H_{n-m}$)이고, 출력은 예측시점의 온도(T_n)와 습도(H_n)이다.

(단계4) 1일을 30분 단위로 나누어 구성된 1~48번 신경망을 단계3의 학습방법으로 일정회수동안 반복학습한다.

냉방부하의 예측은 역전파 알고리즘으로 학습된 다층 신경망 모델을 이용하여 수행된다. n 번째 냉방부하예측 신경망의 입력은 p 개의 온도 ($T_n, T_{n-1}, \dots, T_{n-p}$), p 개의 습도 ($H_n, H_{n-1}, \dots, H_{n-p}$)와 $p-1$ 개의 냉방부하 ($L_{n-1}, L_{n-2}, \dots, L_{n-p}$)이고 출력은 예측시점의 냉방부하(L_n)이며 최고냉방부하는 200[kcal/h]로 한다. 신경망 모델의 초기 학습은 기준일로부터 학습에 이용되는 날짜동안 반복수행되며 실제 운전이 시작되면 24시에 당일의 온도와 습도측정 자료를 이용하여 반복학습한다. 그림 1에 예측된 온도, 습도 및 과거의 냉방부하 운전실적자료를 토대로 다음날의 냉방부하를 예측하는 신경망의 전체 구조를 보인다.

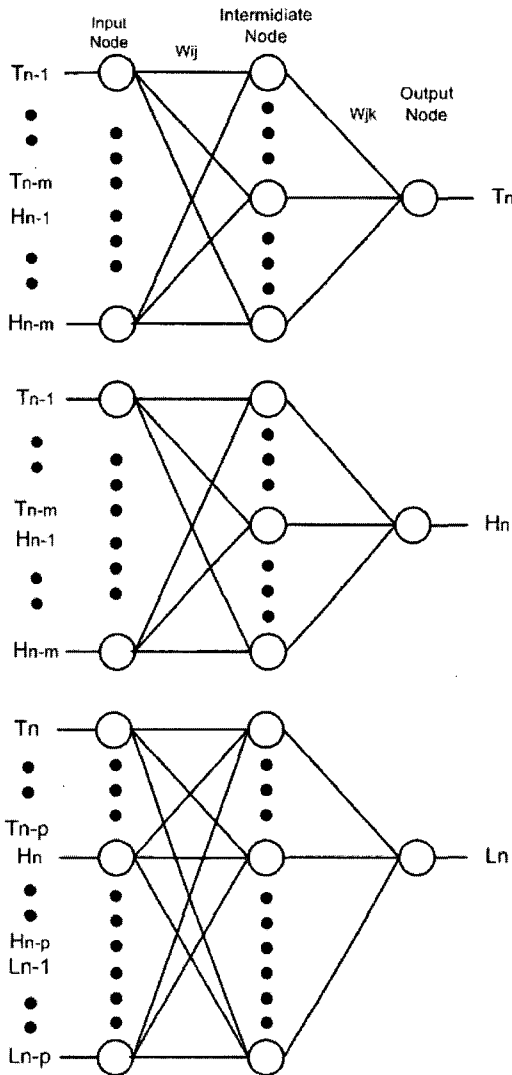


그림 1. 냉방부하예측 신경망의 구조

3. 실험결과 및 고찰

한국전력공사 속초생활연수원 건물을 대상으로 빙축열 시스템을 이용하여 심야에 냉방부하를 축열하였다가 주간에 공급하면서 냉방부하예측 실험을 수행하였다. 건물의 쾌적조건은 실내온도 26℃, 습도는 50%로 선정하였으며, 건물의 바닥을 통한 열 손실은 없는 것으로 가정하였다. 기상청으로부터 수집된 1997년 5월 1일에서 9월 30일까지 강릉 지역의 기후 자료를 토대로 온도와 습도 예측 신경망 모델을 구축하였으며 신경망 모델의 초기학습은 1997년 7월 13일에서 7월 19일까지 7일간의 온도, 습도, 냉방부하 자료를 토대로 수행되었다. 이후 건물에 설치된 빙축열 시스템을 운전하면서 실시간으로 온도, 습도, 냉방부하 데이터를 수집하여 다음날의 온도, 습도, 냉방부하를 예측하는 실험을 수행하였다. 표 1에 기존의 방법

으로 구한 전체예측평균오차%를 제안된 방법의 오차와 비교하여 나타낸다.

표 1. 냉방부하예측성능에 대한 비교

예측방법 평균오차%	제안방법	방법 I [3]	방법 II [10]
온도	1.06	4.33	4.33
습도	1.97	11.65	11.65
냉방부하	2.77	6.28	12.92

표 1에서 보는 바와 같이 제안된 방법으로 구한 온도, 습도와 냉방부하의 예측오차가 기존 방법에 의한 것보다 훨씬 작게 나타났으며, 온도와 습도와 냉방부하예측의 모든 면에서 제안된 방법은 기존 방법보다 간단하면서도 우수한 예측성능을 가지고 있음을 보인다. 온도와 습도에 대한 신경망 모델의 예측오차가 기존 모델에 비해 작아서 이에 영향을 받는 냉방부하의 예측정확도도 신경망 모델이 더 우수하다. 이와 같은 현상이 발생하는 이유는 온도, 습도와 냉방부하의 시계열 데이터간에 내재된 비선형성을 회귀식으로 표현하는 기존 모델보다 신경망 모델이 더 정확하게 표현할 수 있기 때문이라고 판단된다.

냉방부하가 많이 사용되는 7월 20일에서 8월 10일까지 9시~17시 동안 온도, 습도, 냉방부하의 일일예측평균오차%와 전체예측평균오차%를 표 2에 나타낸다.

표 2. 온도, 습도, 냉방부하예측오차

월일	온도 오차(%)	습도 오차(%)	냉방부하 오차(%)	비고
7.20	0.92	2.57	1.92	
7.21	1.77	2.71	3.06	강우
7.22	0.79	1.03	1.56	
7.23	0.68	0.98	3.04	
7.24	1.39	1.13	4.51	강우
7.25	0.72	1.24	2.66	
7.26	0.92	1.19	4.36	
7.27	0.57	1.33	2.29	강우
7.28	0.82	1.51	2.99	
7.29	0.47	0.90	1.30	
7.30	0.70	0.77	2.10	
7.31	0.52	0.68	2.32	
8. 1	0.85	1.14	1.85	
8. 2	1.86	2.86	2.98	폭우

8. 3	1.53	3.58	2.16	폭우
8. 4	1.80	2.30	2.86	
8. 5	1.74	4.63	5.43	
8. 6	0.78	2.75	2.93	
8. 7	0.66	3.51	2.30	
8. 8	0.99	2.24	2.53	
8. 9	1.62	2.87	2.75	
8.10	1.19	1.51	3.10	
평균	1.06	1.97	2.77	

그림 2에 빙축열 시스템을 이용하여 냉방 운전 을 수행한 7월 23일의 온도, 습도와 냉방부하를 예측한 결과 그래프를 보인다.

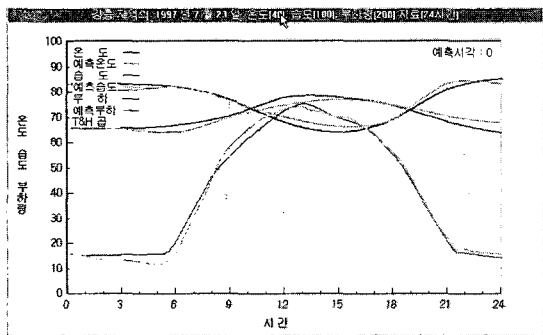


그림 2. 온도, 습도, 냉방부하예측 그래프

4. 결 론

본 논문에서는 하절기 빙축열 시스템을 사용하는 단위 건물의 냉방부하를 신경망을 이용하여 예측하는 기법을 제시하고 선정된 단위 건물을 대상으로 제안된 기법을 적용하여 냉방부하예측 실험을 수행하였다. 제안된 기법은 먼저 기상 데이터를 토대로 온도, 습도예측 신경망 모델을 이용하여 다음날의 온도와 습도를 30분 단위로 예측하고 예측된 온도와 습도 및 냉방부하 운전실적 자료를 기반으로 냉방부하예측 신경망 모델을 이용하여 30분 단위로 냉방부하를 예측한다.

한국전력공사 속초생활연수원을 대상으로 수행된 냉방부하예측 실험에서 온도, 습도, 냉방부하 전체예측평균오차가 각각 1.06%, 1.97%, 2.77%로 나타났으며, 제안된 예측방법이 기존의 방법보다 간단하면서도 우수한 예측성능을 보였다.

갑작스러운 폭우가 내리면 온도가 낮아지면서 습도가 급격하게 증가하여 냉방부하예측 정확도가 떨어지는 경우가 발생하므로 향후 강수량 예보 데이터를 모델 입력에 포함시키는 방안과 진

화 알고리즘 등을 이용하여 신경망의 학습 파라미터의 최적 값을 탐색[9]함으로써 모델의 예측성능을 개선할 필요가 있다. 또한 열펌프를 이용한 동절기와 하절기의 단위 건물의 냉난방부하예측에도 제안된 방법을 적용하는 방안을 연구할 필요가 있다고 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] Mitchel, John W., "The Control of Ice Storage System", ASHRAE Transaction, CH-95-22-3, pp. 1345-1352, 1995.
- [2] Gregor Pitter Daniel Dominikus Henze, "Evaluation of Optimal Control for Ice Storage Systems", UMI dissertation, 1997.
- [3] 신관우, 이윤섭, "신경회로망을 이용한 냉방 부하예측에 관한 연구", 설비공학논문집, 제 14권, 제8호, pp. 626-633, 2002.
- [4] Mortensen, R. E., "A Stochastic Computer Model for Heating and Cooling Loads", IEEE Transaction on Power Systems, Vol.3, No.3, pp. 1213-1217, 1988.
- [5] Hagan, Martin T., "The Time series approach to Short Term Load Forecasting", IEEE Transaction on Power System, Vol.PWRS-2, No.3, pp. 785-791, 1987.
- [6] Chan, Shin-Tzo, "Weather Sensitivity Short Term Load Forecast Using Nonfully Connected Artificial Neural Network", IEEE Transaction on Power System, Vol.7, No.3, pp. 1098-1105, 1992.
- [7] So, S.S., Jung, C.H., Meteorological dynamics an introduction, Kyohakyunkusa, pp. 57-88.
- [8] Lee, Y.S., "Accelerating the Convergency and Improving the Learning Accuracy of BP Neural Network, KIEE, Vol.39, No.8, pp. 856-867, 1990.
- [9] 고택범, "클러스터 생성을 이용한 자기구성 퍼지 모델링", 한국퍼지 및 지능시스템학회, Vol.12, No.4, pp. 334-340, 2002.
- [10] 신관우, 이윤섭, "퍼지 논리를 이용한 일일 냉방부하 예측에 관한 연구", 제어자동화시스템공학회, 제8권, 제11호, pp. 948-953, 2002년 11월.