

빙축열 시스템의 지능형 냉방부하예측에 관한 연구

고택범*

경주대학교 전기에너지전자공학과*

The Study on Intelligent Cooling Load Forecast of Ice-storage System

Taek-Beom Koh*

Dept. of Electrical Energy & Electronic Engineering, Gyeongju University*

Abstract - 운전자의 경험과 판단에 전적으로 의존하는 빙축열 시스템의 기존 운전방식에서는 운전자의 그릇된 판단과 미숙한 운전으로 인해 과잉 축열이나 냉방공급량 부족현상이 자주 초래된다. 본 논문에서는 경제적이고 효율적인 빙축열 시스템의 운용을 위해 다음날의 구간별 온도, 습도와 냉방부하를 예측하는 자기구성퍼지모델 구축방안을 제안한다. 제안된 방법의 성능과 실제 적용가능성을 검증하기 위하여 한국전력 속초 생활연수원을 대상으로 제안된 방법과 신경회로망, 퍼지모델, 선형회귀 모델 등을 이용한 기존의 방법을 적용하여 구한 냉방부하, 온도, 습도의 예측정확도를 비교 분석한다.

1. 서 론

심야 전력을 이용하여 얼음을 얼려서 냉열을 축열조에 저장하고 주간 에 이 냉열을 건물에 공급하는 축열식 빙축열 시스템이 많이 보급되고 있다. 그 동안 빙축열 시스템의 운전제어는 운전자의 운전 경험에 의존하여 수행되었고, 운전자의 판단 실수나 운전 미숙으로 인하여 과잉 축열로 인한 전력 낭비나 냉방공급량 부족으로 인한 사용자의 불편을 초래하는 사례가 자주 발생했다. 빙축열 시스템을 경제적으로, 효율적으로 운용하기 위해서는 다음날의 냉방부하를 구간별로 예측하여 최적의 축열량을 결정하여야 한다. 냉방부하는 온도, 습도, 일조량, 강수량 등의 기후 특성에 영향을 받으므로 냉방부하를 정확히 예측하기 위해서는 우선 기후의 예측이 필요하다. 최근의 냉방부하예측 연구[1,2]에서 선형회귀모델을 이용하여 온도와 습도를 예측하고, 신경회로망 또는 퍼지 논리를 이용한 냉방부하예측 방법을 제안하였으나, 온도와 습도의 예측 오차가 크고 온도와 습도의 예측에 의존하는 냉방부하의 예측 오차가 커서 실제로 적용하기에 곤란한 문제점이 발생하였다. 그러므로 빙축열 시스템의 냉방부하, 온도, 습도의 예측정확도를 높이기 위한 예측 모델의 구조와 파라미터의 동정 기법이 필요하다.

2. 본 론

2.1 냉방부하 예측모델

축열식 빙축열 시스템은 기존의 공조 시스템과 달리 다음날의 냉방부하를 감당하기 위하여 심야에 냉열을 미리 저장하기 때문에 다음날의 냉방부하를 정확하게 예측하여야 하며, 냉방부하는 온도, 습도에 영향을 받으므로 냉방부하를 정확히 예측하기 위해서는 온도와 습도의 정확한 예측이 필요하다. 이를 위해 지역별 기상 데이터를 토대로 다음날의 온도와 습도를 30분 단위로 예측하는 48개의 자기구성퍼지모델을 구축한다. n번째 온도와 습도 예측모델의 입력은 m개의 과거 온도 $(T_{n-1}, T_{n-2}, \dots, T_{n-m})$ 와 m개의 과거 습도 $(H_{n-1}, H_{n-2}, \dots, H_{n-m})$ 이고, 출력은 예측시점의 온도 (T_n) 과 습도 (H_n) 이다. 본 연구에서는 최저 온도 0℃, 최고온도 40℃, 최저습도 0%, 최고습도 100%로 설정하여 측정 온도와 습도를 0~1의 범위로 표준화하였으며, $m=4$ 로 선정하여 온도와 습도를 예측하는 자기구성퍼지모델을 구축한다. 온도, 습도와 냉방부하의 실제치와 예측치를 이용하여 다음날의 냉방부하를 30분 단위로 예측하는 48개의 자기구성퍼지모델을 구축한다. n번째 냉방부하예측모델의 입력은 (p+1)개의 온도 $(T_n, T_{n-1}, \dots, T_{n-p})$, (p+1)개의 습도 $(H_n, H_{n-1}, \dots, H_{n-p})$ 와 p개의 냉방부하 $(L_{n-1}, L_{n-2}, \dots, L_{n-p})$ 이고, 출력은 예측시점의 냉방부하 (L_n) 이다. 본 연구에서는 최저냉방부하 0[kcal/h], 최고냉방부하 200[kcal/h]로 설정하여 냉방부하의 측정치를 0~1로 표준화하였고, $p=2$ 로 선정하여 자기구성퍼지모델을 구축한다.

2.2 자기구성퍼지모델

자기구성퍼지모델은 모델의 구조와 파라미터를 동정하기 위하여 모델 파라미터의 동정과정(개략동정과 정밀동정)과 클러스터의 생성(퍼지 규칙의 추가)에 의한 모델 구조의 동정과정을 반복 수행한다. 모델 구조의

동정과정에서 퍼지 엔트로피 분석을 통한 새로운 클러스터의 생성에 의해 퍼지 규칙을 추가함으로써 퍼지 규칙 수의 단순 증가가 아니라 애매 모호한 정도(fuzziness)를 감소시키는 퍼지규칙의 추가에 의해 모델의 예측 성능을 향상시킨다.

2.2.1 모델 파라미터의 동정

예측 모델을 구축하기 위해 식 (1)과 식 (2)와 같은 Takagi-Sugeno형 퍼지모델을 이용한다.

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i(p_{11}^i, p_{12}^i) \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i(p_{21}^i, p_{22}^i) \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_m^i(p_{m1}^i, p_{m2}^i), \quad (1)$$

$$\text{then } y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m$$

$$y_m = \frac{\sum_{i=1}^c w^i y^i}{\sum_{i=1}^c w^i}, \quad w^i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j) \quad (2)$$

여기서 $A_j^i = \exp\left\{-\left(\frac{x - p_{j1}^i}{p_{j2}^i}\right)^2\right\}$ 는 종형 소속함수이다.

m차원의 입력과 단일 출력인 경우 i번째 다차원 평면 클러스터는 식 (3)과 같이 표현된다.

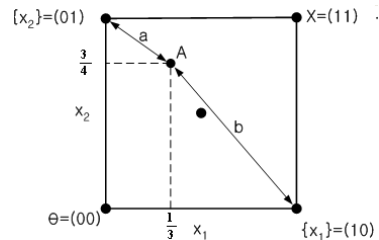
$$y^i = X^T P^i \quad (3)$$

모델 파라미터는 FCRM(fuzzy C-regression model) 클러스터링[3]과 WRLS(weighted recursive least squared) 알고리즘[4]에 의해 개략적으로 조정된 후 gradient descent 알고리즘에 의해 정밀하게 조정된다.

2.2.2 모델 구조의 동정

퍼지 집합을 정의역 $X = \{x_1, \dots, x_m\}$ 와 치역[0,1]의 대응이라고 하면 X의 퍼지 부분집합의 전체 집합은 다차원 입방체와 같고 하나의 퍼지 집합은 다차원 입방체의 한 점과 같다. 그림 1의 2차원 입방체에서 퍼지 집합의 애매모호한 정도는 식 (4)의 퍼지 엔트로피로 정의할 수 있다[5].

$$E(A) = \frac{a}{b} = \frac{l^2(A, A_{near})}{l^2(A, A_{far})} \quad (4)$$



<그림 1> 퍼지 엔트로피

여기서 $l^2(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (m_A(x_i) - m_B(x_i))^2}$ 는 fuzzy Euclidean distance이고, $a = l^2(A, A_{near})$ 는 퍼지 집합 A를 나타낸 점과 가장 가까운 점 사이의 거리이며, $b = l^2(A, A_{far})$ 는 퍼지 집합 A를 나타낸 점과 가장 먼 점 사이의 거리이다.

퍼지 엔트로피가 상대적으로 큰 데이터 집단에 대하여 새로운 클러스터(퍼지 규칙)를 생성하면 퍼지 모델의 애매모호한 정도가 작아지므로 모델 오차가 작아질 가능성이 크다. 각 표본 데이터 $(X_k, y_k), 1 \leq k \leq n$

의 퍼지 엔트로피를 구하기 위해 표본 데이터가 각 클러스터 j 에 속하는 정도로 구성되는 $c \times n$ 소속도 행렬 U 를 다음과 같이 구한다.

$$I_k = \{i \mid 1 \leq i \leq c, d_k^i = \|y_k - X_k^T P^i(l)\| = 0\}$$

$$\bar{I}_k = \{1, 2, \dots, c\} - I_k$$

$$\text{If } I_k = \emptyset \Rightarrow u_k^i = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_k^j}{d_k^i}\right)^{2/(m-1)}}$$

$$\text{If } I_k \neq \emptyset \Rightarrow u_k^i = 0 \forall i \in \bar{I}_k \text{ and } \sum_{i \in I_k} u_k^i = 1$$

다음과 같이 소속도 행렬 U 를 참조하여 애매모호한 정도가 상대적으로 큰 데이터 집단을 구성하고, 이 데이터 집단에 다중선형회귀분석을 적용하여 새로운 클러스터(퍼지 규칙)를 생성한다.

$$\text{Fuzziness}_k = \frac{\text{MIN}_{i=1}^c u_k^i}{\text{MAX}_{i=1}^c u_k^i}$$

$$\text{If } \text{Fuzziness}_k > \text{MAX}, \text{ then } (X_k, y_k) \in \text{Cluster}_{new}$$

2.3 실험결과 및 고찰

냉방부하예측모델을 구축하기 위하여 강릉 지역의 기상자료를 이용하였으며 모의실험을 대상 건물로 한국전력공사 속초 생활연수원을 선정하였다. 본 건물의 쾌적 조건으로 실내온도 26℃, 습도 50%로 선정하였으며 건물의 바닥을 통한 열의 손실은 없는 것으로 가정하였다. 기상청으로부터 수집한 1997년 5월 1일에서 9월 30일까지 강릉 지역의 온도, 습도와 냉방부하의 실적치와 예측치를 토대로 다음날의 온도, 습도와 냉방부하를 예측하는 30분 단위의 자기구성퍼지모델과 입력단자 8개, 중간단자 16개, 출력단자 1개를 가지는 신경회로망모델을 구축하였다. 예측모델의 초기학습은 7월 19일 이전의 온도, 습도와 냉방부하 실적자료를 토대로 수행되었고, 이후에는 건물에 설치된 빙축열 시스템을 운전하면서 실시간으로 온도, 습도와 냉방부하를 예측하는 실험을 수행하였다. 표 1에 온도, 습도와 냉방부하 예측에서 자기구성퍼지모델, 신경회로망모델과 기존의 예측기법을 비교하여 나타낸다.

<표 1> 온도, 습도와 냉방부하에 대한 예측기법의 비교

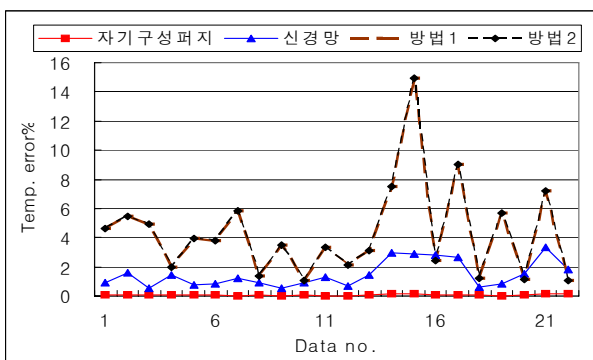
예측모델 \ 예측신호	자기구성 퍼지모델	신경회로망 모델	방법1 [1]	방법2 [2]
온도	자기구성퍼지	신경회로망	선형	선형
습도	자기구성퍼지	신경회로망	선형	선형
냉방부하	자기구성퍼지	신경회로망	신경회로망	퍼지

냉방부하가 많이 사용되는 7월 20일~8월 10일의 9시부터 17시(방법2는 18시)까지 자기구성퍼지모델, 신경회로망모델과 기존의 방법을 적용하여 모의실험을 수행하고 구한 평균예측오차%를 표 2에 나타낸다.

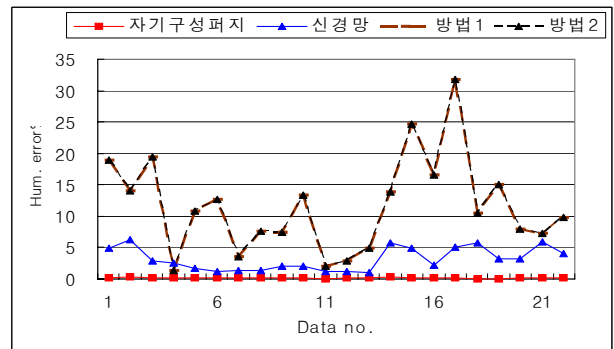
<표 2> 온도, 습도와 냉방부하에 대한 평균예측오차%의 비교

예측모델 \ 예측오차%	자기구성 퍼지모델	신경회로망 모델	방법1 [1]	방법2 [2]
온도	0.072	1.47	4.33	4.33
습도	0.146	3.16	11.65	11.65
냉방부하	1.255	2.12	6.28	12.92

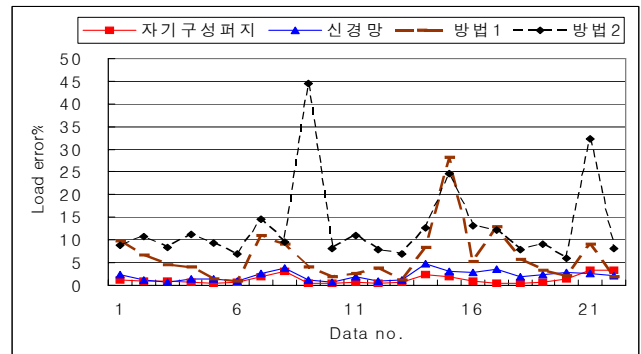
자기구성퍼지모델, 신경회로망모델, 기존의 방법1과 방법2를 적용하여 7월 20일부터 8월 10일까지 9시~17시(방법2는 9시~18시)동안의 온도, 습도와 냉방부하의 일별 예측오차%를 각각 그림 2~그림 4에 나타낸다.



<그림 2> 일별 온도예측오차% 그래프



<그림 3> 일별 습도예측오차% 그래프



<그림 4> 일별 냉방부하예측오차% 그래프

일별 온도, 습도, 냉방부하예측오차% 그래프에서 자기구성퍼지모델의 예측오차%가 신경회로망모델과 기존의 방법의 예측오차%보다 아주 작고 전체 예측기간동안 고르게 나타나고 있으며, 일별 온도, 습도예측오차% 그래프에서 자기구성퍼지모델과 신경회로망모델의 예측오차%가 선형회귀모델을 이용하는 기존의 방법1과 방법2의 예측오차%에 비해 작게 나타나고 있음을 알 수 있다.

자기구성퍼지모델은 모델의 구조와 파라미터 동정을 연속해서 온라인으로 수행할 수 있으므로 고정된 구조에서 파라미터 동정만을 수행하는 신경회로망모델과 기존의 방법보다 온도, 습도, 냉방부하예측오차%가 작고 고르게 나타난 것으로 판단된다. 일반적으로 퍼지 모델이나 신경회로망 모델이 선형회귀모델보다 비선형 시계열 데이터를 더 정확하게 표현할 수 있기 때문에 비선형성이 내포된 온도와 습도의 예측에서 자기구성퍼지모델이나 신경회로망모델의 예측오차%가 선형회귀모델을 사용하는 기존의 방법들의 예측오차%보다 더 작게 나타난 것으로 파악된다.

3. 결 론

본 논문에서는 빙축열 시스템을 사용하는 단위 건물의 경제적이고 효율적인 하절기 냉방제어를 위해 냉방부하 및 온도, 습도를 정확하게 예측하는 자기구성퍼지모델을 구축하고, 한국전력 속초 생활 연수원 건물을 대상으로 냉방부하예측 실험을 수행하였다. 냉방부하가 많이 사용되는 7월 20일부터 8월 10일까지 9시~17시 동안 자기구성퍼지모델을 이용하여 구한 냉방부하, 온도, 습도의 평균예측오차%가 각각 1.255%, 0.072%, 0.146%이었고, 신경회로망모델과 기존의 방법들의 평균예측오차%보다 아주 작고 고르게 나타났다. 자기구성퍼지모델은 시행착오 방법에 의한 구조 동정을 하지 않고 퍼지 엔트로피 분석을 통해 새로운 클러스터(퍼지 규칙)를 생성시켜 온라인 구조 동정이 가능하므로 온라인 학습에 적용하기 좋은 장점이 있다.

[참고문헌]

- [1] 신관우, 이운섭, "신경회로망을 이용한 냉방부하예측에 관한 연구", 설비공학논문집, 제14권, 제8호, pp. 626-633, 2002.
- [2] 신관우, 이운섭, "퍼지 논리를 이용한 일일 냉방부하 예측에 관한 연구", 제어자동화시스템공학회, 제8권, 제11호, pp.334-340, 2002년 11월.
- [3] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Functional Algorithm*, New York: Plenum, 1981.
- [4] L. Ljung, *System Identification: Theory for the User*. Englewood Cliffs. NJ: Prentice-Hall, 1987.
- [5] B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*. Englewood Cliffs. NJ: Prentice-Hall, 1992.