

지능형 알고리즘을 이용한 빌딩 전력부하 예측

김정혁*, 부창진**, 김호찬*, 김정욱***

제주대학교 전기공학과*, 제주대학교 첨단기술연구소, 상명대학교 에너지그리드과**

Short Term Building Power Load Forecasting Using Intelligent Algorithms

Jeong-Hyuk Kim*, Chang-Jin Boo**, Ho-Chan Kim*, Jeong-Uk Kim***

Jeju National University*, Jeju National University Research Institute of Advanced Technology**, Sang Myung University***

Abstract - 본 논문은 오피스 빌딩에서 최대 피크를 나타내는 여름철과 겨울철에 대한 부하사용량에 대해 신경회로망 알고리즘을 적용하여 일주일 단위를 예측하기 위한 단기예측 모델을 제시하였다. 2010년 7월~8월 사이의 최대전력사용량과 2010년 12월~2011년 1월 사이의 최대전력 사용량을 나타내는 시기에 온도, 습도, 풍속과의 연관성을 파악하기 위해 기후변화요소의 변수를 고려했을 때와 고려하지 않았을 때의 출력모델 비교를 통해 실제 전력사용 모델과 근접한 모델을 확인하였고 향후 최대부하 사용과 연관된 사용량 제어를 위한 알고리즘을 적용하여 전력사용량을 절약할 수 있는 방법을 시도하고자 한다.

1. 서 론

건물의 전력사용량을 관리하기 위해서는 효율적인 부하 사용이 필수적인 요소로 작용하며, 미래의 부하에 대한 예측이 중요하다. 하지만 건물에서 사용되는 전력 부하 예측은 사용자 기반과 설비기반의 예측을 해야 하므로 각각을 처리하는 것은 복잡하다. 전력설비가 설치된 위치 및 기후변화 등의 외부적 환경변화에 따라, 전력사용량이 변동될 수 있다는 점을 감안할 때, 온도, 습도, 풍속 등의 기후변화 정보 및 하루, 일주일, 월사용의 부하 정보를 이용하여, 전력사용량을 예측하고자 하는 방안의 필요성이 대두되고 있다. 단기(Short term)부하예측모델은 확률적 기술 또는 신경회로망, 퍼지, 전문가시스템 등이 사용되고 있다[1].

본 논문에서는 전력사용량이 냉방 부하사용으로 급증하는 여름철과 난방부하 사용이 증가하는 겨울철을 대상으로 하여 기후변화요소와 일주일 동안에 사용된 부하패턴을 적용하여 단기 부하예측 모델을 생성하여 실제 데이터와 비교하고자 한다.

2. 본 론

2.1 빌딩 전력사용량 예측 모델

일반적으로 시간기반의 부하예측 요소는 사용자 category, 온도, 습도, 풍속 등의 날씨 상태요소, 최근 사용한 부하 패턴, 하루에 대한 시간적 특성, 일주일단위, 계절적 부하사용, 특정행사에 대한 이벤트, 완전한 부하 사용과 급속한 전력 사용 등의 부하분포, 수요측 관리계획 등에 의해 모델링이 달라질 수 있다[2][3].

예측된 부하를 이용하여 전력 사용을 관리 할 수 있는 시스템을 설계하기 위해서는 실제 사용되는 패턴과 같은 모델이 필요하기 때문에 보다 많은 요소를 고려해야 한다.

전력부하에 대한 수학적인 표현은 시간, 날씨, 사용자 패턴 등의 다양한 요소로 나타낼 수 있다.

$$\hat{L} = L_u + L_w + L_s + L_r \quad (1)$$

여기서 \hat{L} 은 총 예측부하, L_u 은 일반적인 부분의 부하, L_w 는 날씨에 반응하는 부하, L_s 일상적인 부하의 편차, L_r 은 노이즈이다.

부하일(day)에 대한 모델예측은 가중요소의 Euclidean norm으로 나타낼 수 있다.

$$D = \sqrt{\omega_1(\Delta L)^2 + \omega_2(\Delta L)^2 + \omega_3(\Delta T)^2} \quad (2)$$

본 논문에서는 부하변화와 온도, 습도, 풍속에 대한 기후변화요소의 변수를 다음과 같이 나타내었다.

$$\begin{aligned} \Delta L(t) &= L(t) - L(t-1) \\ \Delta T(t) &= T(t) - T(t-1) \\ \Delta H(t) &= H(t) - H(t-1) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\Delta W(t) = W(t) - W(t-1)$$

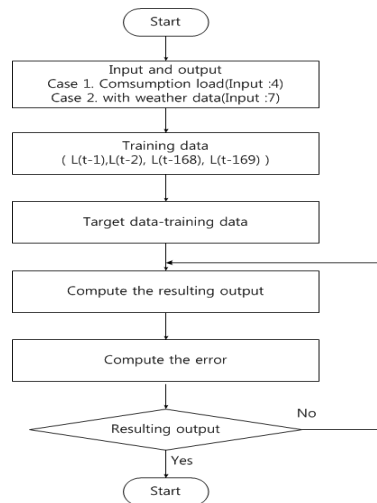
여기서 $L(t)$ 는 시간 t 에서 부하사용량이며, $L(t-1)$ 은 이전 시간에서 부하 사용량을 나타내며 온도, 습도, 풍속의 경우도 부하사용량과 같은 형태의 시간을 나타낸다. 예측된 출력은 다음과 나타낼 수 있다.

$$\hat{L} = f(L(t-1); L(t-2); L(t-168); L(t-169)) \quad (4)$$

여기서 $L(t-1)$ 과 $L(t-2)$ 는 이전의 2시간을 나타내고 $L(t-168)$ 와 $L(t-169)$ 는 이전의 주에 대한 과거 부하 사용량을 나타낸다[4].

2.2 신경회로망 기반 부하사용량 예측 모델

신경망은 병렬로 작동되는 많은 인공뉴런(artificial neuron)으로 구성되며, 이 인공뉴런은 뉴런이 갖는 입력과 가중치 벡터를 곱해서 더한 결과를 하나의 활성화함수(activation function)에 적용하는 방식으로 계산되는 처리요소이다[5]. 본 논문에서 신경망 학습은 1990년대 들어서 수렴속도가 매우 뛰어난 Conjugate Gradient나 Newton 알고리즘의 변형인 Levenberg Marquardt 방법을 사용한다. 그림 1에 신경회로망 모델에 대해 나타내었으며 절차는 네트워크 구조를 설계하고 파라미터를 선정하여 학습을 진행한 후 오차를 계산하여 목표에 도달했을 때 종료한다.



<그림 1> 신경회로망 모델

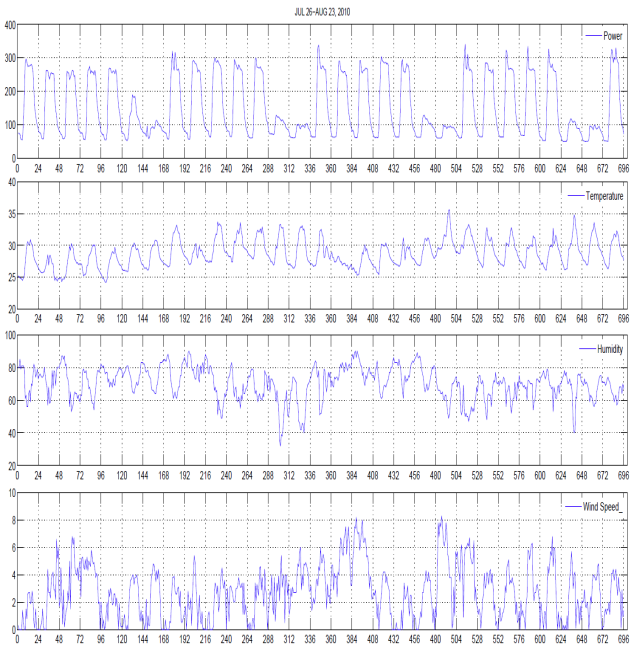
2.3 컴퓨터 시뮬레이션

시뮬레이션에 사용된 오피스빌딩의 일반적인 현황으로 지상11층 지하 4층의 상업용 빌딩으로 계약전력은 1000kw, 일반(을)고압A(선책1)를 선택하고 있으며, 빌딩의 냉·난방 방식은 냉·온수기를 이용한 중앙집중 방식을 적용하고 있으며 3대의 공조기로 1층, 2~5층, 6~11층에 각각 가동을 하며 123대의 FCU(Fan Coil Unit)를 3개 Zone에서 운영하고 있다. 지하 1층은 여름철에 패키지에어컨을 겨울철은 보일러(경유)를, 3층, 8층, 9층, 11층 등 일부 층에서 시스템에어컨을 사용하는 사무실과 전산실의 경우 항온항습기를 가동하고 있다.

전력부하 예측을 위해 1년 중 냉방전력 사용으로 인한 사용량이 높은

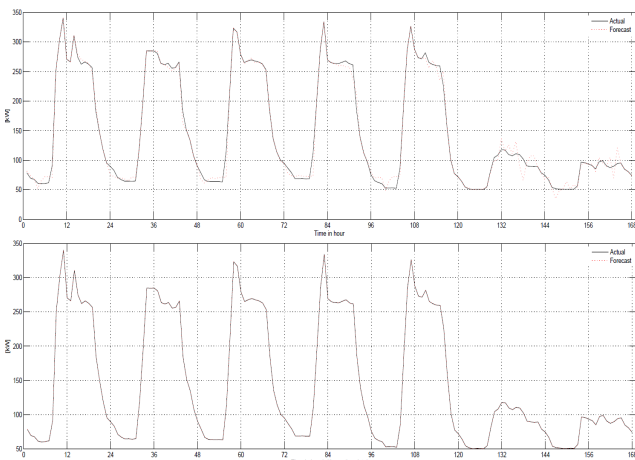
2010년 7~8월과 난방부하로 인한 최대전력사용량을 나타내는 12월에서 2011년 1월에 대한 시간별 전력사용량 데이터를 확보하고, 전력사용량에 영향을 미칠 수 있는 시간별 온도, 습도, 풍속데이터를 DB화 하였다. 또한 학습을 위해 예측할 시점에서 1주일 전의 데이터를 입력변수를 사용하여 신경회로망을 사용하여 출력을 확인하였다. 본 논문에서는 전력사용량만을 사용한 모델과 기후변화요소의 데이터를 추가로 사용한 모델에 대해 각각 시뮬레이션 하여 그 결과 값을 비교 하였다.

그림 2는 2010년 7월 26일부터 2010년 8월 23일까지의 여름철 전력 사용량과 온도, 습도, 풍속데이터이다. 전력사용량 패턴은 월요일~금요일 까지 일정한 패턴의 전력사용량을 나타내고 있었으며, 토요일과 일요일에는 상대적으로 사용량이 적게 나타나고 있다. 다만 토요일인 경우 행사 등으로 인해 주말마다 전력사용량이 조금씩 다르게 나타나고 있으며 8월 15일인 경우 광복절로 공휴일이나 일요일과 겹쳐 고려할 대상에 포함하지 않았다. 전력사용량의 최대 피크는 주로 월요일 9시에서 10시 사이에 나타나고 있으며 온도가 올라가면 전력사용량도 증가하나 습도인 경우 반대로 떨어지는 패턴을 보여주고 있으며 풍속인 경우 외부의 풍속변화가 내부의 실내온도변화에 미치는 영향이 없음을 알 수 있다.



〈그림 2〉 전력사용량과 온도, 습도, 풍속 데이터

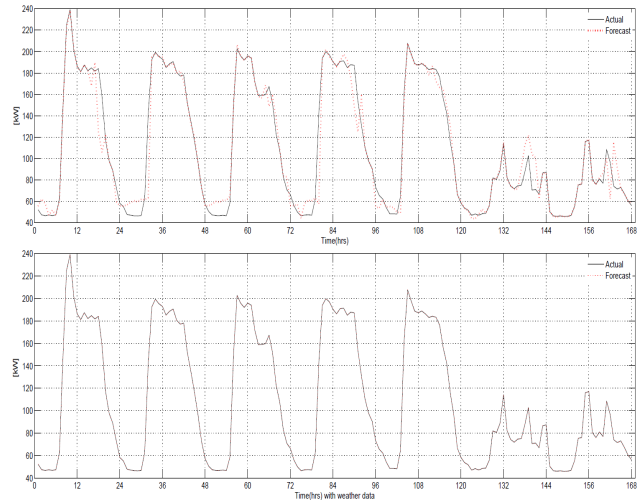
그림 3은 여름철인 2010년 8월에 최대 피크를 나타낸 일주일의 실제 사용량과 예측 모델을 나타내었다. 기후변화요소를 고려하지 않은 출력에서는 토요일과 일요일 사용량에 오차가 나타났으나, 날씨 변수를 추가한 모델에서는 거의 일치하게 나타남을 알 수 있다.



〈그림 3〉 여름철 1주일 예측 모델

그림 4는 겨울철인 2010년 12월6일부터 2011년 1월3일까지 최대 피크

를 나타낸 일주일의 실제 사용량과 예측 모델을 나타내었다. 기후변화요소를 고려하지 않은 출력에서는 전반적으로 오차를 보였으나, 기후변화요소의 변수를 추가한 모델에서는 거의 일치하게 나타났다. 그리고 겨울철인 경우 온도를 제외한 습도, 풍속과의 연관성이 여름철과 비교해 외부요인의 영향이 없음을 알 수 있다.



〈그림 4〉 겨울철 1주일 예측 모델

3. 결 론

본 논문에서는 오피스빌딩에서 사용되는 전력사용량에 대해 일주일 단위의 시간별 전력사용량 예측모델을 제시하였다. 실제 사용한 전력 사용량 패턴과 온도, 습도, 풍속과의 연관성을 파악한 결과 여름철의 경우 대부분 전력을 사용해서 빌딩을 냉방하므로 외부 기후변화요소의 변화에 따라 전력사용량 패턴에 연관성이 높음을 알 수 있었으며 겨울철의 경우 전력을 사용한 난방과 보조 난방설비를 사용해서 외부의 온도변화에 대해서만 난방을 하는 경향을 보이고 있어 외부온도를 제외한 기후변화요소와는 상대적으로 연관성이 적게 나타났다.

전체적으로 신경회로망을 이용하여 패턴모델을 확인한 결과 좋은 성능을 나타내었다. 향후 빌딩내부의 온도, 습도 등의 추가 데이터와 사용 패턴 등에 대한 여러 가지 요소를 추가 한다면 여름철과 겨울철 전력피크를 줄이고 좀 더 효율적으로 에너지를 사용하고 절약할 수 있는 제어가 가능하리라 기대된다.

[참 고 문 헌]

- [1] E.A. Feinberg and D. Genethliou "Load forecasting In: Applied Mathematics for Restructured Electric Power Systems": Optimization, Control, and Computational Intelligence, J.H. Chow et al. (eds.), Springer, 2005.
- [2] G.A.Adepoju, S.O.A Ogunjuyigbe, and K.O Alawode "Application of Neural Network to Load Forecasting in Nigerian Electrical Power System" The Pacific Journal of Science and Technology, Volume 8, Number 1, May 2007.
- [3] Joe Ross and Graeme Millis, Demand Side Management System, A power meter technics White Paper, 2008.
- [4] P.J. Santos, A.G. Martins, A.J. Pires, J.F.Martins, and R.V. Mendes, "Short Term load forecast using trend information and process reconstruction", International Journal of Energy Research, 2006
- [5] P.J.Santos, A.G. Martins, and A.J. Pires "Designing the input vector to ANN-based models for short term load forecast in electricity distribution systems" International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2007