

인공신경망 기반의 캠퍼스 단기전력수요 예측에 관한 연구

강석구, 윤성국
송실대학교

Short-Term Load Forecasting Algorithm for Campus Using ANNs

Seok-Gu Kang, Sung-Guk Yoon
Soongsil University

Abstract - Load forecasting is important for an efficient power system planning and operation. An efficient use of energy in buildings becomes more important since buildings consume a lot of energy in modern society. The load forecasting for the buildings, therefore, is important work, either. This paper presents an Short-Term Load Forecasting (STLF) algorithm for buildings using Artificial Neural Networks (ANN) which uses weather data as well as past load data. The model and forecast accuracy are validated by actual load data in Soongsil University. The proposed algorithm improves the error performance compared to other time series based forecast methods.

1. 서 론

최근 마이크로그리드에 대한 관심과 필요성이 갈수록 늘어나고 있다. 마이크로그리드는 분산 에너지원을 수용해서 소규모 단위로 해당 구역에 필요한 에너지를 공급과 수요를 관리하는 지역적 그리드라고 할 수 있다. 안정적인 전력수급을 위해서 정확한 전력수요 예측이 중요하다. 따라서 기존의 대규모 계통에 대한 전력수요 예측 뿐만 아니라 소규모 단위의 정확한 단기 전력수요 예측이 마이크로그리드 운용을 위해 필요하며, 이는 효율적이고 안정적인 운용에 있어 중요한 요소이다.

마이크로그리드는 지역단위로 구성될 수 있지만 더 작은 규모의 빌딩 단위로도 구성 가능하다. 특히 현대사회에서의 빌딩에서 사용하는 에너지 중 에너지 소비의 큰 부분을 차지하기에 빌딩의 정확한 전력 수요 예측이 중요한 기초 작업이다. 실제로 에너지 소비자 영역인 건물에 의한 에너지 소비량은 미국 및 일본 등 선진국에서는 전체 국가 에너지 소비량의 40%에 육박하고 있으며, 우리나라에서도 전체 에너지 소비량의 24%를 차지하고 있는 것으로 보고됐다 [1,2]. 이에 따라 본 연구에서는 빌딩 에너지 소비에 초점을 맞춰 캠퍼스 내 건물의 전력소비량을 예측하기 위한 인공신경망 기반의 단기 전력수요예측 모델을 제안한다. 예측 모델에 사용된 기법으로는 시계열 예측 기법 (Regression), 인공신경망 기반의 모델을 각각 사용한다.

본 연구에서는 먼저 실제 부하 데이터를 통해 수요 패턴을 분석하고, 부하 간 상관 계수 분석을 통해 적합한 학습데이터를 구성하였다. 이를 이용해 앞으로의 24시간에 대한 시간대별 전력 수요를 예측한다. 부하데이터만을 이용하여 예측하는 경우와 날씨 영향을 고려하여 기존 데이터를 추가해서 예측하는 경우로 진행하였다. 제안하는 기법의 성능은 송실대학교의 전력 소비 실측 데이터로 검증하였다. 제안하는 기법 중 과거 부하 데이터와 기온을 사용한 인공신경망 기반의 전력 수요예측 기법이 가장 우수한 예측결과를 보여주는 것을 확인하였다.

2. 본 론

2.1 인공신경망(ANN) 기반의 예측 기법

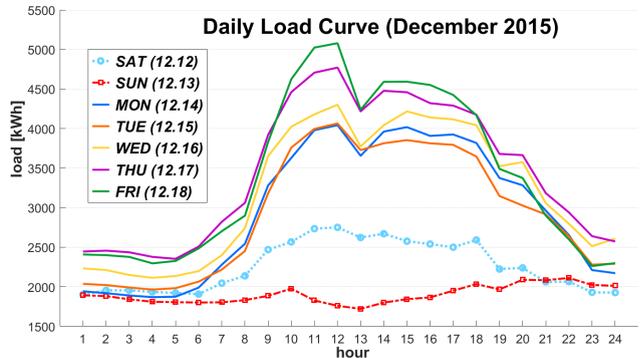
인공신경망을 통한 전력수요 예측은 1990년대부터 활발히 사용되고 있다. 인공신경망은 인간의 뇌를 수학적으로 모델링(modeling)한 기법으로, 복잡한 비선형 문제를 해결하는데 적합한 알고리즘으로 널리 알려져 있다 [3]. 인공신경망과 일반적인 회귀분석의 분명한 차이점은 계산되는 가중치(weights)의 개수가 월등히 많다는 것이다. 이러한 특징은 인공신경망이 회귀분석보다 한층 더 유연하게 종속변수와 독립변수들 간의 비선형 관계를 모델링(modeling)하는데 도움을 준다 [4].

본 연구에서는 다층 신경망(MLP, multi-layer perceptron) 구조의 인공신경망을 사용하였다. MLP 인공신경망은 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되어 있고 학습 알고리즘으로는 계층 간 오류를 전달하는 역전파(BP: Back propagation) 알고리즘을 사용하였다.

2.2 빌딩 전력 수요 예측을 위한 ANN 기반의 제안 기법

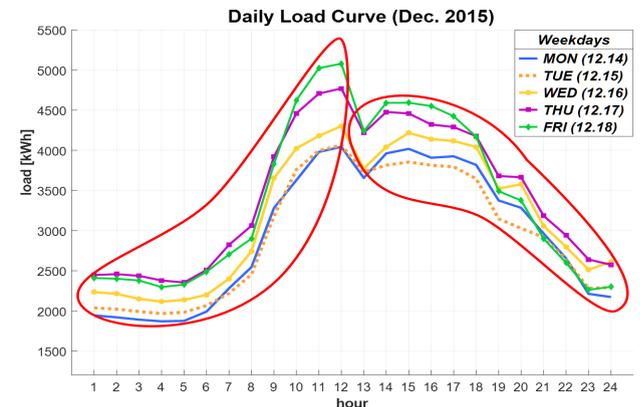
본 논문에서 제안하는 단기 전력 수요예측 기법은 어느 하루 동안의 시간당 전력 수요를 예측하는 것을 목표로 한다. 즉, 제안하는 기법의 출력의 개수는 시간대별 전력사용량으로 24개이다.

2.2.1 연구 범위: 본 논문에서 사용된 부하 데이터는 송실대학교 캠퍼스의 시간대별 전력 사용량으로, 그림 1은 실제 2015년 12월 중 일주일간의 전력 소비 패턴을 보여준다. 평일과 주말간의 전력 소비 패턴이 상당히 다른 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서는 월요일부터 금요일까지의 평일 전력수요에 대한 예측을 실시한다.



〈그림 1〉 평일과 주말의 전력 소비 패턴

2.2.2 평일 전력 수요 특성: 정확한 전력 수요 예측을 위해서는 평일의 전력 수요 패턴을 이해하는 것이 중요하다 [5]. 그림 2는 캠퍼스 빌딩에서의 평일 부하 곡선으로 시간대별 전력소비의 일반적인 패턴을 나타낸다. 평일 부하 곡선은 2구간으로 나뉘질 수 있는데, 첫 번째 구간(01:00 ~ 12:00)은 전력 사용량이 상승하는 패턴을 보이고, 두 번째 구간(13:00 ~ 24:00)에서는 반대로 전력 사용량이 감소하는 패턴을 가진다. 따라서 이와 같은 부하 패턴 특성에 따라 평일 하루를 2구간으로 나누어 예측을 실시하였다.



〈그림 2〉 평일의 시간당 전력 소비 패턴

2.2.3 Input parameters 선정: 적합한 입력 변수를 선정하기 위해 부하 간의 상관관계 분석을 실시하였고, 그 결과 예측 당일의 전력 수요

는 하루 전(d-1)과 이틀 전(d-2), 그리고 일주일 전(d-7)의 전력 소비와 각각 0.9577, 0.9274, 0.9127로 높은 상관 계수를 가지고 있는 것을 확인하였다. 따라서 입력으로는 예측하고자 하는 평일 날의 하루 전과 이틀 전 그리고 일주일 전의 부하 데이터를 선정하였고, 추가적으로 날씨 영향을 고려하기 위해 기온 데이터를 사용하였다. 기온 데이터는 부하 데이터와 마찬가지로 동일하게 해당 날짜의 시간당 기온 데이터를 활용하였다. 표 1은 본 논문에서 시행한 4가지 기법에 대한 각각의 입력 변수를 표시한다.

〈표 1〉 각 사례별 사용된 입력 파라미터 및 출력

	입력	출력
기법 1 (회귀)	$L_{(d-1,h)}$ $L_{(d-2,h)}$ $L_{(d-7,h)}$	$L_{(d,h)}$ ($h = 1, \dots, 24$)
기법 2 (ANN)	$L_{(d-1,h)}$ $L_{(d-2,h)}$ $L_{(d-7,h)}$	
기법 3 (2 ANNs)	$L_{(d-1,h)}$ $L_{(d-2,h)}$ $L_{(d-7,h)}$	
기법 4 (2 ANNs)	$L_{(d-1,h)}, T_{(d-1,h)}$ $L_{(d-2,h)}, T_{(d-2,h)}$ $L_{(d-7,h)}, T_{(d-7,h)}$	

2.3 사례 연구 및 결과 분석

본 연구에 사용된 부하 데이터는 숭실대학교 캠퍼스 내 건물 전체에서 사용된 전력소비 데이터로 기간은 2015년 10월부터 12월까지 총 3개월이며 월별로 4주 간의 평일에 대하여 예측을 실시한다. 예측 성능에 대한 평가는 MAPE(mean absolute percentage error)를 기준으로 하며, MAPE에 대한 수식은 다음과 같다.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{L_{forecast,i} - L_{actual,i}}{L_{actual,i}} \right| \times 100 [\%]$$

아래 표 2-4는 본 연구에 사용된 4가지 방법을 통한 예측 결과를 나타낸다.

〈표 2〉 예측 오차 MAPE (2015년 10월)

MAPE[%]	기법 1	기법 2	기법 3	기법 4
00:00-12:00	4.7713%	3.5963%	3.2154%	1.4419%
13:00-24:00	4.7966%		3.2597%	1.5701%
평균	4.7839%	3.5963%	3.2376%	1.5060%

〈표 3〉 예측 오차 MAPE (2015년 11월)

MAPE[%]	기법 1	기법 2	기법 3	기법 4
00:00-12:00	7.0713%	4.3679%	3.0475%	1.2019%
13:00-24:00	8.5905%		4.4360%	1.3978%
평균	7.8309%	4.3679%	3.7418%	1.2998%

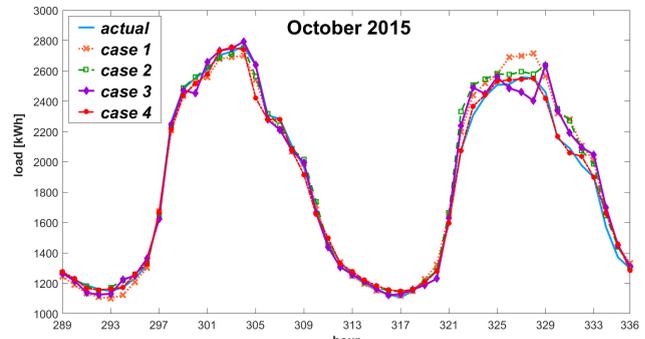
〈표 4〉 예측 오차 MAPE (2015년 12월)

MAPE[%]	기법 1	기법 2	기법 3	기법 4
00:00-12:00	8.0479%	5.6881%	4.7412%	1.2654%
13:00-24:00	8.4426%		4.3824%	1.4391%
평균	8.2452%	5.6881%	4.5618%	1.3522%

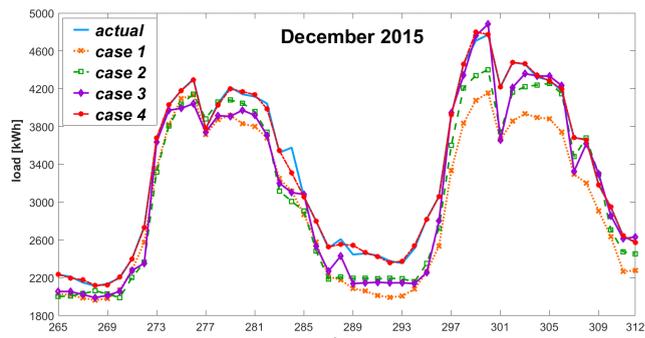
일반적으로 ANN 기법이 회귀를 사용한 기법에 비해 우수한 예측 결과를 보여준다. 기법 1과 비교했을 때, 기법 2에서 평균적으로 약 33%의 성능 향상이 있었다. 또한 두 구간으로 나누어 각각 예측을 실시한 기법 3에서도 기법 2에 비해 성능이 약 15% 개선되었으며, 최종적으로 기온 데이터까지 추가한 기법 4에서는 기법 3에 비해 63%의 대폭적인 성능 향상을 보여준다.

그림 3-4는 실제 전력 수요와 본 논문에서의 예측 수요 결과의 일부를 비교하여 시각적으로 보여준다. 단순한 시계열 회귀 기법은 부하 패턴의

변화가 이전과 크게 차이가 나지 않을 때는 어느 정도 ANN 기법과 성능이 비슷하지만 부하 패턴이 이전과는 급격하게 변하는 경우에는 예측 오차가 큰 폭으로 증가하는 것을 확인하였다. 이는 ANN 기법이 비선형적인 데이터 문제 해결에 더 적합한 것을 의미한다. 또한 기온의 영향을 추가로 고려해서 예측을 하는 경우에 오차가 대폭 감소하는 것을 확인하였고, 이는 인공신경망의 비선형 예측 특성과 더불어 기온 데이터가 부하 예측에 있어 중요한 영향을 미치는 것을 보여준다.



〈그림 3〉 실제 및 예측 전력 수요 (2015년 10월)



〈그림 4〉 실제 및 예측 전력 수요 (2015년 12월)

3. 결 론

본 논문에서는 캠퍼스 빌딩의 부하 패턴을 분석하고 인공 신경망 기반의 단기 전력수요 예측 모델을 제안하였다. 최종적으로 제안한 과거 부하데이터와 기온데이터를 사용한 인공신경망 모델이 가장 우수한 예측 결과를 보여주었고, 캠퍼스 빌딩에서의 단기 전력 수요 예측에 가장 적합한 것을 확인하였다. 추후 연구에는 주말과 공휴일을 포함한 수요 예측과 부하 패턴에 영향을 미치는 요인들의 상관관계 분석을 통해 좀 더 심도 있는 연구를 할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다.
(No. 20134010200570)

[참 고 문 헌]

- [1] 미국 DoE, 'Buildings Energy Data Book,' 2012. 3
- [2] 박완기, 정연태, 이일우, '고효율 건물에너지관리 기술 동향', 전자통신동향분석 제26권 제6호, 2011. 12
- [3] M. Shahidehpour, H. Yamin, and Z. Li, Market Operations in Electric Power Systems, New York: Wiley, 2002.
- [4] N. Amjady, "Short-term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method," IEEE Trans. Power Syst., vol. 22, no. 1, pp.333.341, Feb. 2007
- [5] M. Espinoza, J. Suykens, R. Belmans and B. De-Moor, "Electric load forecasting using kernel-based modeling for nonlinear system identification" IEEE Control Systems Magazine, vol. 27, no. 5, pp. 43-57, 2007.