인공신경망을 이용한 건물내 규모별 전력수요예측오차율 비교 분석

임세헌, 손예지, 윤성국
숭실대

Comparative Analysis of Power Demand Forecast Error by Scale Using Artificial Neural Network

Se-heon Lim, Ye-Ji Son, Sung-guk Yoon
Soongsil University

Abstract - 최근 에너지 관리의 초점이 기존 공급자 위주에서 수요 측면 위주로 변화하고 있다. 수요의 규모는 마이크로그리드와 같은 큰 규모의 지역적 부하에서부터 건물 단위, 한 수용가 단위까지 다양하게 분포된다. 효율적인 수요 관리를 위해서는 신뢰성 있는 수요예측이 기본적으로 필요하다. 본 논문에서는 건물 내 규모별 전력 수요를 예측하고 부하 규모와 예측 정확도 간 상관관계를 분석한다. 숭실대학교 형남공학관 전력 사용량을 기반으로 사례 연구를 진행하고, 규모에 따른 오차율의 경향성을 선형회귀 기법을 통해 분석하였다.

1. 서 론

최근 에너지 관리의 주체가 공급 위주에서 수요 중심으로 변화하면서 소비 부분 에너지 관리의 중요성이 대두되고 있다. 수요 관리는 마이크로그리드와 같이 큰 규모의 지역적 부하에서부터 건물단위, 심지어 한 수용가 단위까지 다양한 규모의 부하를 주체로 한다. 특히 우리나라의 경우, 총 에너지 사용량의 약 25%가 건물에서 발생하여 이를 효율적으로 관리하기 위한 건물 에너지 관리 시스템(BEMS)이 필수적이다.[1]

에너지 관리의 가장 기본이 되는 기능은 전력수요를 정확히 예측하는 것이다. 정확한 예측을 바탕으로 다양한 부하관리 서비스를 지원할 수 있다. 이에 수요예측은 기존의 전국 단위의 예측뿐만 아니라 작은 단위(동 혹은 건물)로 규모를 좁히는 연구가 진행되고 있다. [2]

본 논문에서는 건물 내 규모에 따른 수요 예측 오차율을 비교하여 각 예측 성능을 측정하고 그 경향성을 분석하였다. 수요예측은 가장 널리 사용되는 인공신경망(Artificial Neural Network) 기법을 사용하였다. 숭실대학교 형남공학관의 전력 사용량 데이터를 바탕으로 사례 연구를 진행하였다. 규모별 수요예측 오차율의 경향성을 파악하기 위해 선형회귀 기법을 사용하였으며 규모가 커질수록 예측오차율이 작아지는 것을 확인하였다.

2. 본 론

2.1 인공 신경망 기반 예측 모델

본 논문은 인공신경망을 이용하여 전력 수요를 예측한다. 수요예측을 진행하는데 이용한 인공신경망은 인간의 두뇌의 뉴런의 작용에서 영감을 얻어 고안된 알고리즘이다. 인공신경망의 종류로서 가장 간단한 구조인 퍼셉트론이 있다. 퍼셉트론은 각 노드의 가중치와 입력값 곱의 총합을 활성 함수를 통해 판단하고 역치값 이상의 값을 가질 경우 1을 출력한다. 단층 퍼셉트론을 사용할 경우, 단순한 형태의 선형적인 분류만 가능하다는 단점을 가지고 있어 전력량과 같은 비선형 데이터의 학습 모델로는 적합하지 않다.[3]

다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)은 이와 같은 비선형 문제를 해결하기 위해 제시된 방법으로, 역전파 알고리즘을 이용하여 학습을 진행한다. 역전파 알고리즘은 예측값과 실제값과의 오차를 최소화하도록 경사하강법을 이용하여 노드의 가중치를 조절하는 방법이다.

인공신경망 입력데이터로 예측 전일 규모별 1시간 단위 전력량(2016~2017년)과 일평균 기온을 사용하여 예측일의 동일 규모 24시간 전력량을 예측한다. 상대적으로 사용량이 많은 평일을 대상으로 진행하였다. <표 1>는 인공신경망 내 입출력층과 은닉층의 정보이다.

<표 1> 인공신경망 정보

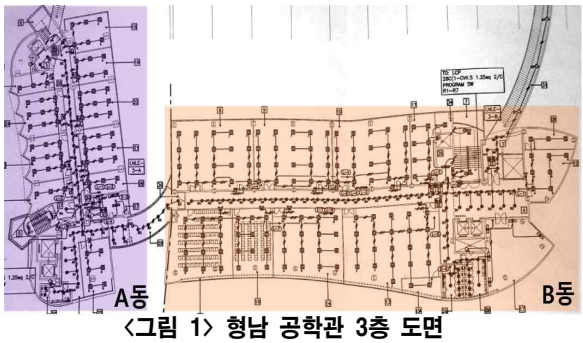
	입력층	은닉층	출력층
뉴런 수	25	24	24
활성화함수	relu	elu/linear	sigmoid

2.2 사용 데이터

규모별 수요예측 오차율을 파악하기 위해 숭실대학교 형남공학관을 층 및 동을 기준으로 예측을 진행하였다. 형남 공학관의 각 층은 <그림 1>의 도면과 같이 A동과 B동으로 나뉘어져 있다. 본 연구에서는 층 보다 작은 단위의 예측을 진행하기 위해 각 층을 동으로 나누어 예측을 진행하였다. 사용한 입력 데이터 정보는 총 21개 단계로 <표 2>과 같다. 규모는 2016년과 2017년의 연간 전력량의 평균값을 기준으로 하였다. 표에 나온 데이터는 DATA 1(연간 소비 전력량 12.785MWh)에서 DATA 21(연간 소비 전력량 190.951MWh)로 갈수록 규모가 증가하는 순서이다.

<표 2> 입력데이터 정보

1	6층A동	8	10층	15	5층+10층
2	5층A동	9	6층	16	5층+6층
3	3층A동	10	5층	17	3층+10층+6층
4	3층B동	11	3층+10층	18	3층+5층+10층
5	6층B동	12	3층+6층	19	3층+5층+6층
6	5층B동	13	6층+10층	20	5층+6층+10층
7	3층	14	3층+5층	21	전체



<그림 1> 형남 공학관 3층 도면

2.3 예측 결과

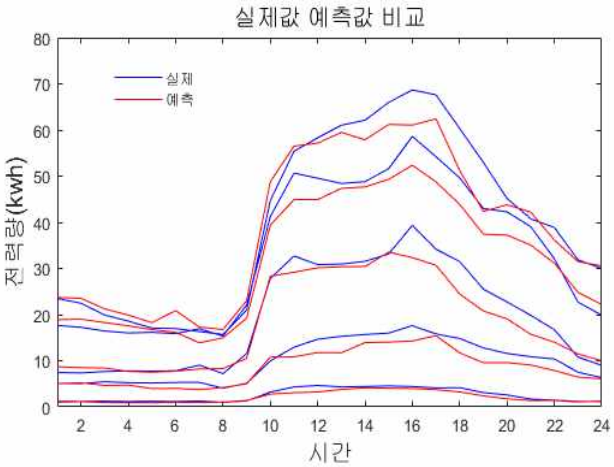
<그림 2>은 규모를 2017년 5월 30일의 하루 24시간 예측전력량 과 실제전력량 그래프로, 21개 데이터 중 5개만 도시하였다. 각 그래프는 아래서부터 6층 A동(DATA 1), 6층(DATA 9), 3층+6층(DATA 12), 3층+5층+6층(DATA 19), 층 전체(DATA 21)의 하루치 시간대 별 전력량을 나타낸다. 파란색 그래프는 실제

전력량을, 빨간색 그래프는 예측 전력량을 나타낸다.

예측 오차율은 식 (1)의 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)로 평가 하였다. A_t는 실제 값, P_t는 예측 값을 뜻한다.

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{A_t - P_t}{A_t}\right| \qquad (1)$$

<그림 2>의 5가지 데이터의 MAPE는 아래서부터 15.89%, 14.36%, 10.10%, 8.43%, 6.73%와 같다.



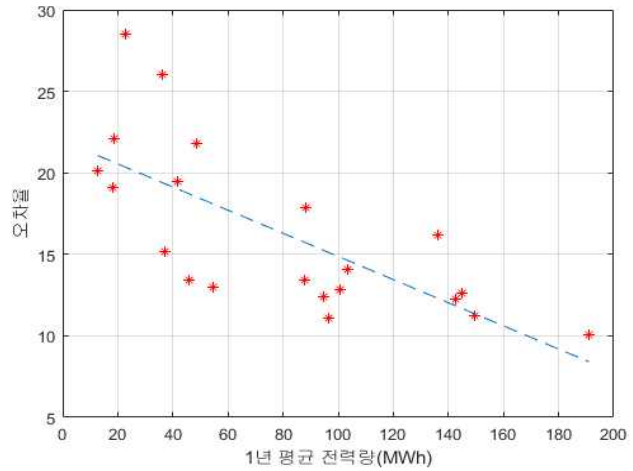
<그림 2> 실제 전력량과 예측 전력량 비교

2.4 선형회귀 분석

본 논문에서는 독립변수(전력량 규모)와 종속변수(오차율)의 상관관계를 파악하기 위해 선형회귀 분석을 사용하였다. 선형회귀분석 기법을 이용하여 규모와 예측오차율의 상관성을 파악하였다.

선형 회귀 분석은 데이터 분석과 모델링을 통해 여러 개의 독립변수에 대한 종속변수의 상관성을 찾아내는 방법을 말한다. 선형 회귀분석을 통해 독립변수와 종속변수의 관계를 정량화 할 수 있다. 보통, 결과 예측 모델링을 위해 최소제곱법을 사용하여 예측을 진행한다. 최소제곱법은 실제 응답 y_k 와 예측된 응답 $\hat{y_k} = \beta_0 + \beta_1 x_k$의 제곱 거리의 합이 최소가 되는 회계계수 β_0, β_1을 산출하는 것이다. 이론을 식으로 정리하면 식(2)와 같다.[4]

$$(b_0, b_1) = \arg\min_{(\beta_0,\beta_1)} \sum_{k=1}^{n} [y_k - (\beta_0 + \beta_1 x_k)]^2 \qquad (2)$$



<그림 3> 부하 규모에 따른 예측 오차율

<그림 3>의 그래프는 <표2>의 각 데이터 정보에 해당하는 연간 전력량을 x 값으로 하고 예측 오차율(MAPE)을 y 값으로 하여 총 21개의 데이터로 이루어져 있다. 오차가 최소화되는 선형회귀 모델의 함수식은 다음과 같이 유도되었다.

$$y = -0.0710x + 21.9671 \qquad (3)$$

식 (3)의 선형회귀 모델의 함수식의 기울기가 음수인 것은 규모가 증가할수록 예측 오차율은 줄어다는 의미이다. 이는 통계학의 중심극한 정리에 의해 다수의 모수가 합해진 큰 규모의 부하는 일반화되는 경향을 가지기 때문에 예측 오차가 줄어드는 것으로 설명할 수 있다. 중심극한 정리에 의하면 표본 평균에 대한 분산이 표본의 크기인 n의 값이 커질수록 0에 가까워지고 이로 인해 데이터의 값들이 집중화된다. 즉 규모가 커질수록 데이터 값이 평준화되어 예측성능이 좋아지는 경향이 나오게 된다.[5]

유사하게 부하 규모가 작아지는 경우 식(3)의 결과와 같이 오차가 심해지는 경향을 볼 수 있다. 즉, 작은 규모의 부하는 예측성능을 예측하기 어려운 것을 확인하였다.

본 논문에서 제시한 선형회귀 모델에 따르면 전력량이 309.396MWh인 지점에서 예측 오차율이 0이 되는 것을 예상할 수 있으나, 이는 불가능한 값으로 전력량의 크기가 큰 데이터를 대상으로 새로운 선형회귀 모델을 만들거나 2차함수 형태로의 회귀 모델의 변경이 필요하다.

3. 결 론

본 논문에서는 숭실대학교 형남공학관의 층별과 동별의 1시간 단위의 2년치 전력 사용량 데이터를 대상으로 다층 인공신경망을 활용한 전력수요예측을 진행하였다. 1년 평균 전력량을 기준으로 부하의 규모를 선정하고, 부하 규모를 21단계로 나누어, 규모에 따른 예측 오차율의 경향성을 분석하였다. 선형회귀 기법을 사용하여 분석한 결과 부하의 규모가 커질수록 예측 오차율이 줄어드는 것을 확인할 수 있었다. 이는 중심극한 정리에 의하여 설명할 수 있다.

후속 연구로서 수백 MWh 이상의 규모에서의 전력량의 예측성능을 유추할 수 있는 회귀 모델에 대한 연구가 필요하다.

감사의 글

본 연구는 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 에너지인력양성사업 (No. 20164010201010)으로 지원받아 수행한 연구결과임.

[참 고 문 헌]

[1] 박완기, 정연쾌, 이일우 “고효율 건물에너지관리 기술 동향”, 전자통신동향분석 제 26권 제 6호, 2011.12

[2] 황혜미, 박종배, 이성희, “노재형, 박용기,부하 패턴을 고려한 건물의 전력 수요예측 및 ESS 운용,전기학회논문지”,65(9),1486-1492, 2016

[3] 문지훈, 전상훈, 박진웅, 최영환, 황인준 “인공신경망과지지벡터 회귀분석을 이용한 대학 캠퍼스 건물의 전력 사용량 예측 기법”, 정보처리학회논문지 : 컴퓨터 및 통신시스템, 제5권, 제10호,293-302, 2016. 10

[4] Yan, Xin, “Linear Regression Analysis: Theory and Computing”, World Scientific,1-2, 10쪽, 2009

[5]Durrett, Richard. “Probability: theory and examples” 4판. Cambridge University Press, 2004