

Analysis of the Effect of Weather Factors for Short-Term Load Forecasting

기상인자가 단기 전력수요예측에 미치는 영향 분석

Bo-Sung Kwon · Rae-Jun Park · Kyung-Bin Song

권보성* · 박래준* · 송경빈†

Abstract

With the spread of renewable energy, the accuracy of load forecasting has been getting worse. The main cause of error in load forecasting is that the effect of behind-the-meter(BTM) generation is not well considered. In order to improve the accuracy of short-term load forecasting(STLF), the effects of weather factors on load forecasting should be systematically analyzed. A load forecasting model based on deep neural networks is used for analysis. There are several weather factors which are temperature, humidity, wind speed, solar radiation, cloud cover, precipitation, and precipitation probability, etc. Main purpose of the study is finding a combination of weather factors that have a good effect on improving STLF. The load forecast is performed from 2016 to 2018 to analyze forecast errors by using various weather factor combinations in case studies. The test results show that the case of using temperature, solar radiation, and precipitation as input data for weather is the most accurate among the nine case studies in STLF. The mean absolute percentage error(MAPE) at that case is 1.46% for the case studies from 2016 to 2018.

Key Words

Load Forecasting, Behind-The-Meter Generation, Deep Neural Networks

1. 서론

기후변화와 이상기후 현상이 발생함에 따라 온실가스 감축에 대한 관심이 고조되고, 재생에너지의 보급이 확산되고 있다. 재생에너지 보급이 확산되며 기상예보의 불확실성이 높아짐에 따라 전력수요예측의 정확성도 떨어지고 있다. 안정적이고 효율적인 전력계통과 전력시장의 운영을 위해 단기 전력수요예측 분야에서 시계열 분석, 회귀분석, 인공지능 기반의 예측 방법, 전문가 시스템 등의 다양한 연구가 진행되어 단기 전력수요예측의 정확도를 개선하여 왔다[1-5]. 전력수요는 주간 및 계절에 대한 주기적인 특징을 갖고 있다. 또한 전력수요는 중·장기적으로는 사회·경제적 요소의 영향을 받아 변화되고, 단기적으로는 날씨 요소와 기상인자의 영향을 받아 변화된다[6]. 기상인자 중 기온은 기상예보의 신뢰성이 다른 기상인자에 비해 높으며, 냉·난방부하 사용에 큰 영향을 미친다. 따라서 기온이 전력수요에 미치는 영향을 전력수요예측에 반영하기 위해 많은 연구가 진행되었다[7-11]. 참고문헌[7]은 기온과 전력수요의 특성에 따라 일 년을 네 개의 구간으로 구분하여 일 최대전력수요 및 일 최소전력수요와 기상인자의 상관 분석 결과를 통해 가장 상관계수가 높은 일 최고기온, 일 최저기온을 선택적으로 사용한다. 일 단위의 기온만을 사용하여

예측하기 때문에 하루 중 기온의 변화가 발생하는 날에 대해서는 예측을 정확히 하지 못한다[8, 9]. 참고문헌[10], 참고문헌[11]은 냉·난방부하에 의한 전력수요의 변화를 반영하기 위해 인공지능망의 입력으로 여름에는 기온과 습도를 이용해 계산된 불쾌지수(Temperature-Humidity-Index, THI)를 사용하고, 겨울에는 기온과 풍속을 이용해 계산된 체감기온(Wind-Adjusted Temperature, WWP)을 사용하여 예측을 한다. 최근 소용량 태양광 발전기의 보급이 증가됨에 따라 실시간으로 발전량이 예측되지 않는 BTM(Behind-The-Meter) 발전기가 증가하고 있다. BTM 발전기는 기상변화에 의해 출력의 변동이 심하며, 이로 인해 기상변화에 의한 전력수요예측의 불확실성 또한 증가되고 있다. 정확한 단기 전력수요예측을 위해 기상변화에 의한 전력수요의 변동을 반영할 수 있는 전력수요예측 방법이 필요하다[12].

과거에 기상청은 일 최고기온, 일 최저기온, 일 평균 전운량 등 일 단위의 기상예보를 하였으나. 현재는 각 지역에 대해 시간별로 기온, 하늘상태, 강수확률, 풍속, 풍향 등에 대해 3시간 간격으로 일 8회 예보하는 동네예보를 제공한다[13, 14]. 시간 단위의 기상예보를 단기 전력수요예측에 활용할 수 있게 됨에 따라 일 단위의 기상예보를 사용하여 전력수요를 예측을 했을 때보다 기상변화에 의한 전력수요의 변동을 보

† Corresponding Author : Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea
E-mail: kbsong@ssu.ac.kr

<https://orcid.org/0000-0002-7164-4829>

* Dept. of Electrical Engineering, Soongsil University, Korea

<https://orcid.org/0000-0002-0888-8724> <https://orcid.org/0000-0001-6055-1398>

Received : March 31, 2020 Revised : June 9, 2020 Accepted : June 15, 2020

다 정확하게 반영할 수 있게 되었다[15, 16]. 단기 전력수요 예측의 정확도를 개선시키기 위해 전력수요와 비선형적인 관계를 갖는 기상인자가 전력수요예측에 미치는 영향을 분석한다. 분석을 위해 심층 신경망 기반의 예측 모델을 사용한다. 심층 신경망 기반의 예측 모형은 비선형적인 관계에 대해 모델링이 가능하다는 장점이 있지만, 예측 결과에 대해 설명이 어렵다는 단점이 있다. 따라서 심층 신경망 기반의 예측 모형을 이용해 전력수요를 예측한 후 오차 분석을 통해 기상인자가 전력수요에 미치는 영향을 분석한다. 기온, 습도, 풍속, 일사, 강수량 등 전력수요예측에 사용 가능한 기상인자들이 있으며, 여러 기상인자 중 단기 전력수요예측의 정확도 개선에 가장 큰 영향을 주는 기상인자의 조합을 찾아 제시한다. 단기 전력수요예측을 위해서는 예측에 사용되는 기상인자들에 대한 예보 데이터가 필요하다. 미래 시점에 대한 기상 예보에는 불확실성이 존재하며, 기상 예측의 오차는 전력수요예측의 오차 발생의 원인 중 하나이다. 따라서 기상예보의 오차가 전력수요예측에 미치는 영향에 대해 분석한다. 분석을 위해 기상실적을 사용해 기상 예측의 오차가 없을 때의 전력수요예측 결과와 기상예보를 사용한 전력수요예측 결과를 비교하여 제시한다.

2. 시간대별 기상인자를 이용한 전력수요예측 알고리즘

한국에서 전력시장의 운영을 위해 전력시장 운영 하루 전의 전력시장 가격 결정을 위한 송전단 34시간의 단기 전력수요 예측이 필수적이다[17]. 기후변화와 이상기후 현상이 증가됨에 따라 기상예보의 불확실성이 높아지고, 전력시장 가격 결정을 위한 송전단의 하루 전 전력수요예측의 정확도가 떨어지고 있다. 전력시장 하루 전 전력수요예측의 정확도를 개선시키기 위해 기상인자가 전력수요예측에 미치는 영향을 분석한다. 분석을 위해 입력변수의 비선형적인 특성을 반영하고, 예측의 정확도 향상에 필요한 입력변수를 선택하여 적용이 가능한 심층 신경망 기반의 전력수요예측 모형을 활용한다. 심층 신경망 기반의 예측 모형은 직접적인 관계를 파악하기 힘든 다양한 변수들의 복잡한 관계를 모델링하여 예측에 활용할 수 있다는 장점이 있다. 선행연구에서 개발된 단기 전력수요예측 방법들을 검토 후 참고문헌[18]에서 제안한 심층 신경망 기반의 전력수요예측 모형을 활용한다. 참고문헌[18]은 전력수요와 비선형적인 관계를 갖는 입력변수를 사용하여 익일의 시간별 전력수요를 예측하기 위해 Long Short-Term Memory(LSTM)층과 Fully-Connected(FC)층이 연결된 심층 신경망 기반의 예측 모형을 제안한다. 기상인자가 전력수요예측에 미치는 영향을 분석하기 위해 참고문헌[18]의 심층 신경망 기반의 전력수요예측 모형을 참고한다. 그림 1은 심층 신경망 기반의 예측 모형을 사용한 전력수요예측 과정을 나타내며, 그림 2는 심층 신경망 기반의 예측 모형을 나타낸다.

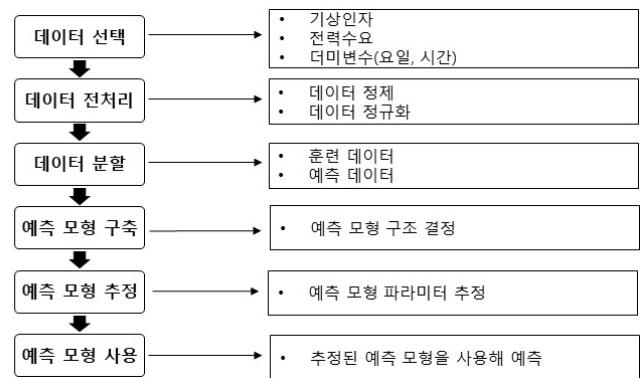


그림 1 심층 신경망 기반의 예측 모형을 사용한 전력수요예측 과정

Fig. 1 Load Forecasting Process Using Deep Neural Networks based Forecasting Model

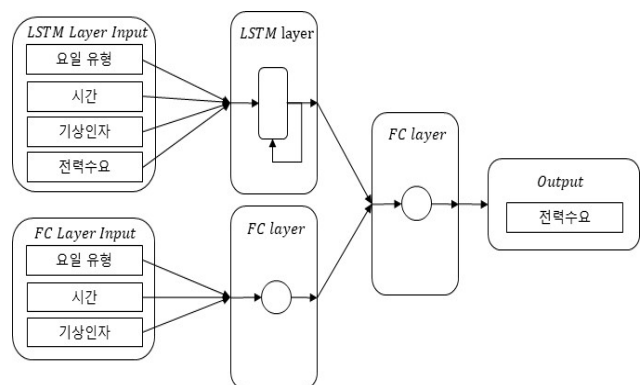


그림 2 심층 신경망 기반의 예측 모형 구조[18]

Fig. 2 The Structure of Deep Neural Networks based Forecasting Method[18]

그림 2와 같이 심층 신경망 기반의 예측 모형은 LSTM층과 FC층이 연결된 구조이다. 여기서, LSTM층은 과거 데이터의 시계열 특징을 반영하기 위해 사용되며, FC층은 예측대상일의 날짜정보와 기상정보를 예측 모형에 입력하기 위해 사용된다. 예측대상일을 d 일이라고 가정할 때, FC층은 d 일의 요일 유형, 시간, 시간별 기상인자로 구성된 벡터를 입력받는다. LSTM층은 d 일로부터 가까운 과거일의 데이터를 입력받으며, 입력되는 과거 데이터의 기간은 LSTM층의 시퀀스 길이에 의해 정해진다. 만약, 시퀀스 길이를 l 이라고 하면 $d-(1+l)$ 일부터 $d-2$ 일의 요일 유형, 시간, 시간별 기상인자, 시간별 전력수요로 구성된 벡터가 LSTM층에 입력된다. 여기서, LSTM층의 입력으로 $d-2$ 일부터 사용한다. 참고문헌[18]의 분석내용을 참고하여 LSTM층의 시퀀스 길이 l 은 3으로 사용한다. 따라서 LSTM층의 입력으로 $d-2$ 일부터 $d-4$ 일까지의 데이터가 사용된다. 심층 신경망 기반 예측 모형의 최종 출력은 예측된 시간별 전력수요의 벡터이다.

익일의 24시간 시간별 송전단 전력수요를 예측하기 위해 송전단 전력수요, 기상인자, 시간, 요일 정보가 심층 신경망 기반의 예측 모형에 사용된다. 따라서 송전단 전력수요를 예측하기 위해 예측을 수행하는 시점에 사용 가능한 기상인자와 전력수요 데이터 선별이 필요하다. 현재 전력거래소는 익일의

시간별 전력시장 계통한계가격(System Marginal Price, SMP)을 결정하기 위해 10시 00분부터 11시 00분 사이에 송전단 전력 수요예측을 수행한다. 이때, 가격결정을 위한 전력수요예측은 예측대상일 하루 전의 19시부터 24시, 예측대상일의 1시부터 24시, 예측대상일 다음 날의 1시부터 4시까지 총 34시간의 시간별 송전단 전력수요를 예측한다[17]. 그림 3은 가격결정을 위한 전력수요예측의 수행 시점과 예측 대상을 나타낸다.



그림 3 전력수요예측 수행 시점과 예측 대상

Fig. 3 Load Forecast Time Line and Forecast Target

기상인자가 단기 전력수요예측에 미치는 영향을 분석하기 위해 참고문헌[17]의 전력수요예측 수행 시점을 참고하며, 예측대상일의 24시간 전력수요예측 결과를 분석 대상으로 한다. 여기서, 예측대상일이란 예측수행일 다음 날을 의미한다. 예측을 수행하는 시점에서 사용 가능한 실적 데이터는 7시까지 수집된 전력수요와 관측기상으로 한다. 관측기상으로 1시간 단위의 기온, 습도, 풍속, 일사, 강수량이 사용된다. 기상 예보데이터의 경우 현재 기상청에서 제공하는 동네예보를 활용한다. 동네예보는 각 기상인자에 대해 시간별 및 위치별로 2시부터 3시간 간격으로 일 8회 예보되며 예보시점으로부터 3일 이내 기간에 대해 기상을 예보한다. 동네예보는 그림 4와 같이 예보요약, 시간별, 위치별, 그래픽과 같이 4개의 탭으로 구분하여 기상을 예보한다.

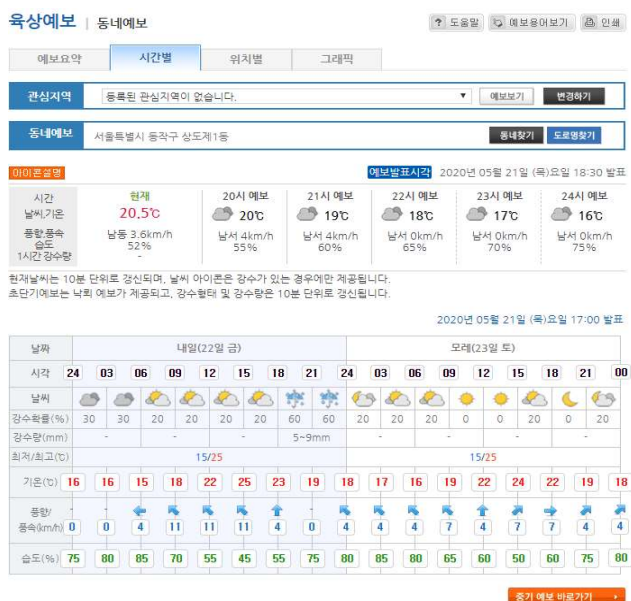


그림 4 동네예보의 기상 정보 화면[13]

Fig. 4 The Screen of Weather Information from Dong-Nae Forecasting[13]

예보요약 탭은 일 최고기온과 일 최저기온, 파고에 대한 예보를 모레까지 제공한다. 시간별 탭은 지역별 기상 인자에 대한 예보를 제공하며, 위치별 탭은 각 기상인자별 예보 정보를 지도에 표현한다. 그래픽 탭은 각 기상인자에 대해 그림으로 정보를 제공하는 위치별 정보를 함께 볼 수 있도록 위치별 탭의 정보를 모아둔 탭이다. 기상에 대한 시간별 예보를 활용하기 위해 시간별 탭의 정보를 이용한다[13, 14, 16]. 동네예보는 예보시점으로부터 4시간 이후부터 3일 이내 기간의 기상에 대해 3시간 단위의 수치정보를 제공한다. 예보되는 기상인자로는 일 최고기온, 일 최저기온, 기온, 하늘상태, 강수확률, 파고, 풍속, 습도 등이 있다. 표 1은 예보시점별로 예보구간을 나타내며, 전력시장의 가격결정을 위한 송전단 전력수요예측을 위해 예측 수행시점에 사용 가능한 8시 예보된 3시간 단위의 기온, 습도, 풍속, 하늘상태, 강수확률을 사용한다.

표 1 예보시점별 예보구간

Table 1 Forecasting Range According to Forecast Time

예보시점	예보 구간
2시	4시간 이후 ~ 61시간 이후
5시	4시간 이후 ~ 58시간 이후
8시	4시간 이후 ~ 55시간 이후
11시	4시간 이후 ~ 52시간 이후
14시	4시간 이후 ~ 49시간 이후
17시	4시간 이후 ~ 46시간 이후
20시	4시간 이후 ~ 67시간 이후
23시	4시간 이후 ~ 64시간 이후

관측기상의 경우 1시간 단위의 데이터가 제공되지만, 기상 예보의 경우 3시간 단위로 데이터가 제공된다[13]. 따라서 관측기상과 기상예보의 데이터 형식을 맞추기 위해 3시간 단위의 기상예보를 선형보간법을 이용해 1시간 단위의 데이터로 변환하여 사용한다. 전력수요는 전국에 대해 시간별로 하나의 값이 제공되지만, 기상데이터의 경우 각 지역에 대해 시간별로 제공된다. 따라서 전력수요예측을 위해 지역별로 다른 기상인자를 전국 대표 기상인자로 변환하여 사용한다. 대표 기상인자 산출을 위해 지역별 기상인자와 8대 도시별 가중치 및 지역별 소용량 태양광 보급현황 비율로 계산된 가중치를 사용하여 가중 평균값을 계산한다[19-22]. 이때 기온, 습도, 풍속의 경우 8대 도시별 가중치를 사용하고, 일사와 강수량의 경우 지역별 소용량 태양광 보급현황 비율로 계산된 가중치를 사용하여 가중 평균값을 계산한다. 표 2는 8대 도시별 가중치와 지역별 소용량 태양광 보급현황 비율로 계산된 가중치를 나타낸다.

표 2 지역별 기상인자 가중치[19-22]

Table 2 The Weight of Weather Factors by Region[19-22]

지역	8대 도시별 가중치	지역별 소용량 태양광 보급현황 비율 가중치
서울	43.76%	2.36%
인천	5.58%	1.28%
수원	4.48%	7.59%
원주	3.06%	5.99%
대전	6.33%	18.98%
대구	8.38%	10.14%
광주	6.47%	45.70%
부산	21.94%	7.95%

요일과 시간에 대한 전력수요의 주기적인 특징을 전력수요 예측에 반영하기 위해 예측 모형의 입력으로 요일과 시간의 정보를 추가적으로 입력한다. 여기서, 시간은 1부터 24까지의 정수를 사용하여 표현되며, 요일은 전력수요의 특성을 반영하여 월요일, 화요일에서 금요일, 토요일, 일요일로 구분하고, 요일 유형에 따라 0부터 3까지의 정수를 사용하여 표현한다. 표 3은 심층 신경망 기반의 예측 모형에 입력되는 데이터와 데이터의 범위를 나타낸다.

표 3 예측 모형의 입력데이터와 데이터 범위

Table 3 Input Data of Forecasting Model, and the Range of Data

입력데이터	데이터 범위
요일 유형	월요일(0), 화요일-금요일(1), 토요일(2), 일요일(3)
시간[시]	1, 2, ..., 24
기온[℃]	-50 ~ 50
습도[%]	0 ~ 100
풍속[m/s]	0 ~ 90
일사[MJ/m ²]	0 ~ 30
하늘상태[할]	0 ~ 10
강수량[mm/h]	0 ~ 1,000
강수확률[%]	0 ~ 100
전력수요[MW]	0 ~ 100,000

표 3과 같이 심층 신경망 기반의 예측 모형의 입력데이터는 범위와 단위는 각각 다르기 때문에 정규화 과정이 필요하며, 적절한 정규화 방법을 사용하여 단위가 다른 입력데이터를 처리하여 적용한다[23]. 특수일기간과 특수정부하기간의 전력수요는 평상일의 일별 전력수요패턴과 다르므로 해당 기간의 데이터는 전처리 과정에서 제외시킨다. 여기서, 특수일기간이란 법정공휴일 및 대체, 임시 공휴일을 포함하여 그 전·후 1일을

의미하며, 특수정부하기간은 설날 및 추석을 포함하여 그 전·후 7일간과 하계휴가 집중기간을 의미한다[17]. 예측 모형의 파라미터는 식(1)과 같이 목적함수인 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE)를 최소화하는 값으로 추정된다[18].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{d-i-1} - \hat{Y}_{d-i-1})^2 \quad (1)$$

여기서, N 은 예측 모형의 파라미터 추정을 위해 사용된 훈련 데이터 세트의 개수, Y_{d-i-1} 은 $d-i-1$ 일의 예측된 시간별 전력수요의 벡터, \hat{Y}_{d-i-1} 은 예측 모형을 사용해 예측한 $d-i-1$ 일의 시간별 전력수요의 벡터를 의미한다. 예측 모형의 파라미터는 $d-N-1$ 일부터 $d-2$ 일까지 총 N 개의 훈련 데이터 세트를 사용하여 추정한다. FC층의 입력으로 사용되는 데이터에서 기상은 예측 모형의 파라미터를 추정할 때는 기상 실적으로 구성되며, 추정된 모형을 이용해 예측을 할 때는 기상예보로 구성된다.

3. 사례연구

기상인자가 단기 전력수요예측에 미치는 영향을 분석하기 위해 심층 신경망 기반의 전력수요예측 모형을 이용한다. 심층 신경망 기반의 예측 모형은 예측 결과에 대해 설명하기 어렵다는 단점이 존재한다. 따라서 기상인자 사용에 따른 전력수요예측의 오차 분석을 통해 예측에 사용할 기상인자를 선택한다. 또한 기상실적을 사용해 예측한 경우와 기상예보를 사용해 예측한 경우의 전력수요예측 오차 비교를 통해 기상예보의 오차가 전력수요예측에 미치는 영향에 대해 분석한다. 기상인자가 단기 전력수요예측에 미치는 영향을 분석하기 위해 2014년부터 2018년 기간 중 특수일기간과 특수정부하기간을 제외한 평상일의 송전단 전력수요 실적, 기상실적, 기상예보, 요일 정보를 사용하며, 2016년부터 2018년의 시간별 송전단 전력수요를 예측한다[24]. 익일의 시간별 전력수요를 예측하기 위해 예측수행일 이전 500개의 훈련 데이터 세트를 사용해 예측 모형을 추정하며, 예측대상일이 변경될 때마다 예측 모형 추정을 반복한다. 여기서, 예측 모형 추정에 사용된 데이터 세트의 개수는 경험적인 방법에 의해 채택된다. 추정된 예측 모형의 전력수요예측 오차 계산을 위해 식(2)의 평균 절대 백분율 편차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 사용한다.

$$MAPE(\%) = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{L_t^{Measured} - L_t^{Forecast}}{L_t^{Measured}} \right| \quad (2)$$

여기서, n 은 시점의 개수, $L_t^{Measured}$ 는 t 시점의 예측된 전력수요, $L_t^{Forecast}$ 는 t 시점의 예측된 전력수요를 의미한다.

3.1 기상인자의 조합에 대한 전력수요예측 오차 분석

여러 기상인자 중 단기 전력수요예측의 정확도 개선에 영향을 주는 기상인자의 조합을 찾기 위해 사용하는 기상인자 조합에 따라 사례를 구분하여 예측 오차를 비교한다. 각 사례는 기온, 습도, 풍속, 일사, 강수량의 조합으로 구성된다. 단기 전력수요예측 분야의 많은 연구에서는 전력수요와의 상관관계가 높은 기온을 고려한다[7-11]. 따라서 기온은 모든 기상인자의 조합에 사용된다. 기온 이외의 나머지 기상인자로 만들 수 있는 기상인자의 조합은 총 2^4 개다. 그 중 기온만을 선택한 사례1, 기온을 선택하고 습도, 풍속, 일사, 강수량 중 한 개를 선택한 사례 4개, 기온과 풍속의 조합은 단기 전력수요예측의 정확도 개선에 미미한 영향을 주는 것을 확인하여 기온, 풍속과 일사를 선택한 조합 사례7, 습도, 일사, 강수량은 유사 기상요소로 기온을 선택하고 습도, 일사량, 강수량 중 2개의 요소를 선택하여 조합한 사례5, 사례6과 사례8, 그리고 관심 있는 모든 기상인자를 포함한 조합 사례9를 포함한 9개의 사례를 표 4와 같이 선정하여 사용한다. 즉, 사례1은 기온만을 사용하여 전력수요를 예측하며, 다른 기상인자를 추가로 사용했을 때의 예측 결과와 비교하기 위한 기준으로 사용된다. 사례2부터 사례5는 기온에 습도, 풍속, 일사, 강수량을 추가로 사용한다. 사례1부터 사례5의 예측 오차를 비교했을 때 사례4의 오차가 가장 작았으며, 사례6부터 사례8은 오차가 가장 작은 사례 4와 비교하기 위해 기온과 일사에 습도, 풍속, 강수량을 추가로 사용하고, 사례9는 제시된 모든 기상인자를 사용한다. 이때 기상예보의 정확성이 기상인자에 따라 다를 수 있으므로 예측 대상일의 실제 기상을 사용하여 기상인자 사용에 따른 전력수요예측 오차를 분석한다.

표 4 사용되는 기상인자의 조합에 따른 사례 분류

Table 4 The Case Classification by Used Combination of Weather Factors

	기상인자				
	기온	습도	풍속	일사	강수량
사례1	○				
사례2	○	○			
사례3	○		○		
사례4	○			○	
사례5	○				○
사례6	○	○		○	
사례7	○		○	○	
사례8	○			○	○
사례9	○	○	○	○	○

표 5 KSLF와 각 사례의 연도별 평균 MAPE

Table 5 The Yearly Average MAPE for KSLF and each Case

	2016년	2017년	2018년	평균
KSLF	2.15%	2.05%	2.31%	2.17%
사례1	1.52%	1.65%	1.55%	1.57%
사례2	1.52%	1.60%	1.52%	1.55%
사례3	1.52%	1.62%	1.45%	1.53%
사례4	1.51%	1.52%	1.39%	1.47%
사례5	1.56%	1.71%	1.53%	1.60%
사례6	1.57%	1.60%	1.53%	1.57%
사례7	1.48%	1.62%	1.41%	1.50%
사례8	1.46%	1.52%	1.40%	1.46%
사례9	1.54%	1.61%	1.44%	1.53%

표 5는 현재 가격결정을 위해 사용 중인 전력거래소의 단기 전력수요예측 알고리즘(KPX Short-Term Load Forecast, KSLF)과 사례1부터 사례9의 기상인자 조합의 입력을 이용한 심층 신경망 기반 단기 전력수요예측 알고리즘을 적용한 특수일기간과 특수정부하기간을 제외한 평상일의 송전단 전력수요예측에 대한 연도별 평균 MAPE를 나타낸다. 여기서, KSLF는 기상인자 중 일 최저기온, 일 최고기온을 계절에 따라 선택적으로 사용하여 일일의 송전단 전력수요를 예측한다.

사례4의 경우 기온과 일사를 사용해 예측한 경우로 기온과 BTM 발전에 의한 전력수요의 변동이 예측에 반영되어 기온만을 사용한 사례1 보다 MAPE가 감소한다. 그림 5는 사례1과 사례4의 시간별 MAPE의 2018년 평균값을 나타낸다. 그림 5와 같이 낮 시간인 9시부터 19시 사이의 MAPE가 감소됨을 볼 수 있다. 이는 BTM 발전량의 대부분이 낮 시간에만 발전하는 소용량 태양광 발전기에 의해 발생되기 때문이다.

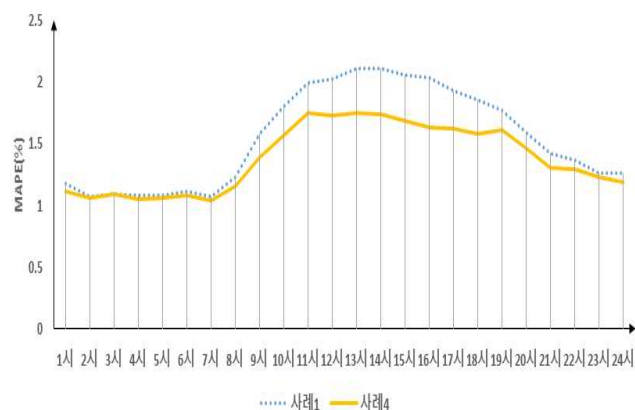


그림 5 사례1과 사례4의 시간별 MAPE의 2018년 평균값

Fig. 5 The Average of Hourly MAPE in 2018 for Case 1 and Case 4

강수량 또한 BTM 발전량에 영향을 주는 기상인자이지만 강수가 있는 날은 1년 중 많지 않기 때문에 기온만을 사용한 경우보다 오차가 증가한다. 사례8은 기온과 일사에 강수량을 추가로 사용해 예측한 경우이며, 이 경우 기온과 일사만을 사용했을 때보다 기온과 BTM발전에 의한 전력수요의 변동이 잘 반영되어 MAPE가 감소한다. 사례8의 예측 정확도를 보면 기온만을 사용해 전력수요를 예측 하는 경우 보다 기온, 일사, 강수량을 사용해 예측하는 경우 전력수요예측 오차가 0.11% 개선되는 것을 알 수 있다. 또한 단기 전력수요예측의 정확도 개선을 위해 적절한 기상인자를 사용해야함을 알 수 있다.

연도별 평균 MAPE를 분석하면 심층 신경망 기반의 예측 모형은 모든 사례에서 KSLF의 MAPE보다 개선된다. 사례1부터 사례9의 연도별 평균 MAPE를 분석하면 2016년과 2018년의 MAPE에 비해 2017년의 MAPE가 높다. 2016년부터 2018년의 평균 MAPE를 비교할 때 사례8, 사례4, 사례7의 MAPE가 1.46%, 1.47%, 1.50%로 정확도가 개선되었다. 그림 6은 사례연구 기간에 대해 사례1과 MAPE가 작은 사례4, 사례7, 사례8의 월별 평균 MAPE를 나타낸다. 심층 신경망 기반의 예측 모형에 다양한 기상인자의 조합에 대한 단기 전력수요예측 정확도 개선을 비교한 결과 사례8이 가장 우수한 것으로 판단된다.

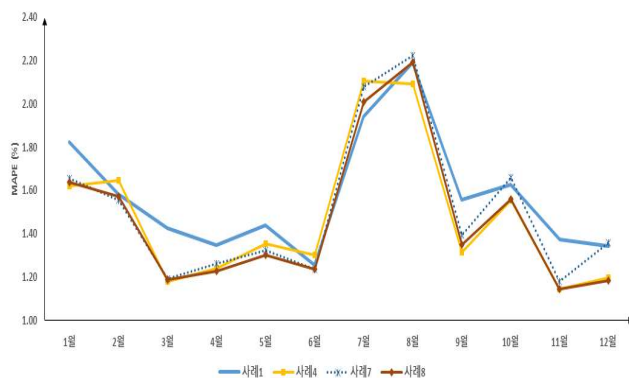


그림 6 사례연구 기간에 대한 사례1, 사례4, 사례7, 사례8의 월별 평균 전력수요예측 오차

Fig. 6 The Monthly Average MAPE of Case1, Case4, Case7, Case8 for the Case Study Period

3.2 기상예보 오차가 단기 전력수요예측에 미치는 영향 분석

기상예보의 오차가 전력수요예측에 미치는 영향을 분석하기 위해 예측일의 기상실적을 사용해 전력수요를 예측한 경우와 기상예보를 사용해 예측한 경우에 대해 예측 결과를 비교한다. 분석을 위해 사례1을 사용하여 전력수요를 예측하며, 기온에 의한 전력수요의 영향이 상대적으로 큰 여름과 겨울 중 기상예보의 오차가 큰 날의 전력수요예측 결과를 비교한다. 그림 7은 기온예보가 실제 기온보다 약 5.3°C 높았던 2016년 1월 25일의 실제 전력수요와 기상실적을 사용한 경우와 기상예

보를 사용한 경우의 예측된 전력수요이다. 2016년 1월 25일은 기온과 전력수요가 음의 상관관계를 갖는 구간에 속해 있으며, 실제 기온은 예보 기온보다 낮기 때문에 그림 7과 같이 예보기온을 사용했을 때 실제 기온을 사용했을 때보다 전력수요를 낮게 예측한다.

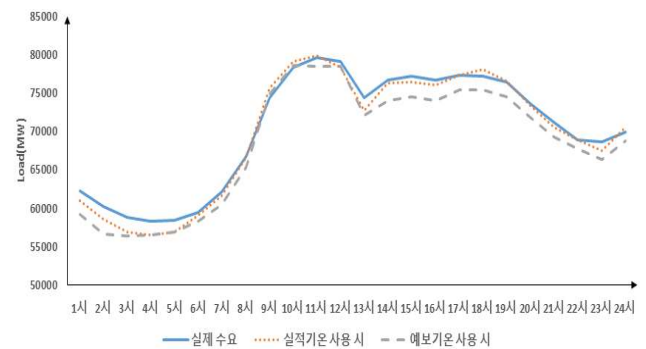


그림 7 2016년 1월 25일의 실제 전력수요와 기상실적과 기상예보를 각각 사용해 예측된 전력수요

Fig. 7 Measured Load, and Forecasted Load Using Measured Weather and Prediction Weather, respectively in January 25th, 2016

그림 8은 기온예보가 실제 기온보다 약 1.9°C 높았던 2017년 8월 11일의 실제 전력수요와 기상실적을 사용한 경우와 기상예보를 사용한 경우의 예측된 전력수요이다. 2017년 8월 11일은 기온과 전력수요가 양의 상관관계를 갖는 구간에 속해 있으며, 실제 기온보다 예보기온이 높기 때문에 그림 8과 같이 예보기온을 사용했을 때 실제 기온을 사용했을 때보다 전력수요를 높게 예측한다.

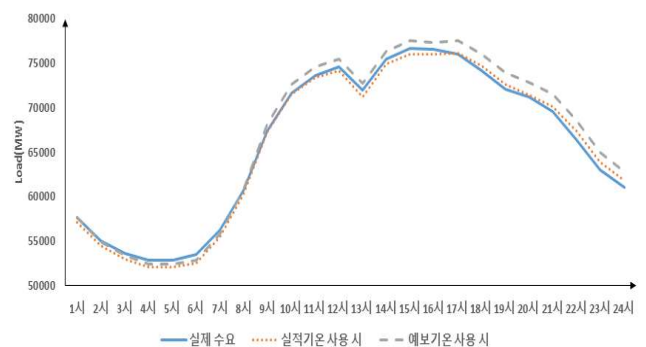


그림 8 2017년 8월 11일의 실제 전력수요와 기상실적과 기상예보를 각각 사용해 예측된 전력수요

Fig. 8 Measured Load, and Forecasted Load Using Measured Weather and Prediction Weather, respectively in August 11th, 2017

위의 두 날과 같이 기온이 전력수요에 미치는 영향이 큰 날에는 기온의 변화에 의한 전력수요의 변화가 커지도록 예측 모형의 파라미터가 추정된다. 따라서 기온이 전력수요에 미치는 영향이 큰 날에 기온예보의 오차가 존재할 경우 전력수요 예측의 오차가 크다. 그림 9는 사례연구 기간에 대해 기상실적과 기상예보 사용에 따른 사례별 예측 오차를 나타낸다.



그림 9 사례연구 기간에 대해 기상실적과 기상예보 사용에 따른 사례별 예측 오차

Fig. 9 Forecasting Error for Each Case According to Measured and Prediction Weather for the Case Study Period

그림 9와 같이 모든 사례에서 기상예보를 사용했을 때의 예측 오차는 기상실적을 사용했을 때의 예측 오차 보다 증가하며, 이는 기상예보의 오차로 인해 발생하는 전력수요예측 오차를 의미한다. 기상인자 별로 다른 기상예보의 정확도로 인해 기상예보의 오차가 전력수요예측에 미치는 영향은 기상인자 별로 다르다.

4. 결론

재생에너지의 보급 확산에 따라 재생에너지 발전량의 비중이 높아지고 BTM 재생에너지 발전량에 대한 정확한 예측이 어려워 단기 전력수요예측의 정확도가 떨어지고 있다. 단기 전력수요예측의 정확도를 개선시키기 위해 기상인자가 전력수요예측에 미치는 영향을 분석하였다. 기상인자의 영향을 분석하기 위해 심층 신경망 기반의 예측 모델을 사용하였다. 기상인자의 영향을 분석하기 위해 실적데이터로써 기온, 습도, 풍속, 일사, 강수량을 사용하고, 예보데이터로써 기온, 습도, 풍속, 하늘상태, 강수확률을 사용하였다. 관심 기상인자에 대해 단기 전력수요예측의 정확도 개선에 영향을 주는 기상인자의 조합을 찾기 위해 2016년부터 2018년 평상일의 전력수요를 예측하였다. 심층 신경망 기반의 단기 전력수요예측 모델에 기온, 일사, 강수량의 조합을 기상인자에 대해 입력으로 사용한 경우가 3년의 평균 예측 오차가 1.46%로 가장 정확하였다. 기상 실적을 이용하여 기상예보의 오차로 인해 단기 전력수요예측 모델에서 정확도에 미치는 영향을 검토하였다. 향후 기상예보 오차를 고려한 단기 전력수요예측의 정확도 개선에 대해 관심을 가져야 할 필요가 있다. 또한 단기 전력수요예측의 정확도 개선에 대한 경제적 효과를 연구할 필요가 있다.

Acknowledgements

This work was supported by "Human Resources Program in Energy Technology" of the Korea Institute of Energy Technology Evaluation and Planning (KETEP), granted financial resource from the Ministry of Trade, Industry & Energy, Republic of Korea. (No. 20184010201690)

References

- [1] PJM, "Load Forecasting Model Whitepaper," Tech. Report, Apr. 2016.
- [2] E. Mocanu, P. H. Nguyen, M. Gibescu, W. L. Kling, "Deep learning for estimating building energy consumption," Sustainable Energy, Grids and Networks, vol. 6, pp. 91-99, Jun. 2016.
- [3] K. Song, S. Ha, "An Algorithm of Short-Term Load Forecasting," The Transaction of KIEE, vol. 53A, no. 10, pp. 529-535, Oct. 2004.
- [4] W. Charytoniuk, M. S. Chen, P. V. Olinda, "Nonparametric Regression Based Short-Term Load Forecasting," IEEE Transactions on Power Systems, vol. 13, no. 3, pp. 725-730, Aug. 1998.
- [5] K. Kim, R. Park, S. Jo, K. Song, "24-Hour Load Forecasting Algorithm Using Artificial Neural Network in Summer Weekdays," Journal of KIEE, vol. 31, no. 12, pp. 113-119, Dec. 2017.
- [6] B. Kwon, R. Park, K. Song, "Weekly Peak Load Forecasting for 104 Weeks Using Deep Learning Algorithm," in Proceedings of APPEEC 2019, Macau, China, Dec. 2019.
- [7] KPX, "A Study on Short-Term Load Forecasting Technique and its Application," Tech. Report, Nov. 2011.
- [8] S. Kong, Y. Baek, K. Song, J. Park, "The Daily Peak Load Forecasting in Summer with the Sensitivity of Temperature," The Transaction of KIEE, vol. 53A, no. 6, pp. 358-363, Jun. 2004.
- [9] K. Song, "Development of Short-Term Load Forecasting Algorithm Using Hourly Temperature," The Transaction of KIEE, vol. 63, no. 4, pp. 451-454, Apr. 2014.
- [10] Itron, "Improving Short Term Load Forecasts by Incorporating Solar PV Generation," Tech. Report, Sept. 2017.
- [11] E. Anastasio, "Load Forecasting Overview," PJM, Mar. 2018.
- [12] S. Jo, B. Kwon, K. Song, "Day Ahead 24-Hours Load Forecasting Algorithm Using Latest Weather Forecasting," The Transaction of KIEE, vol. 68, no. 3, pp. 416-422, Mar. 2019.
- [13] Korea Meteorological Administration, "http://www.weather.go.kr/," Mar. 2020.
- [14] Korea Meteorological Administration, "http://data.kma.go.kr/," Mar. 2020.
- [15] D. Kang, J. Park, K. Song, S. Han, T. Kim, H. Park, S. Choe, "Analysis of Relationship between Hourly Tempera-

ture and Load,” in Proceedings of KIEE, pp. 485-486, Jul. 2015.

- [16] S. Jo, R. Park, K. Song, “Jeju Island’s Special Day Load Forecasting Algorithm Using Dong-Nae Weather Forecasting,” Journal of KIIEI, vol. 33, no. 6, pp. 1-8, Jun. 2019
- [17] Korea Power Exchange, Electricity Market Rules, Apr. 2019.
- [18] B. Kwon, R. Park, K. Song, “Short-Term Load Forecasting based on Deep Neural Network Using LSTM Layer,” Accepted to Publish on Journal of Electrical Engineering and Technology May. 2020.
- [19] J. Lim, S. Kim, J. Park, K. Song, “Representative Temperature Assessment for Improvement of Short-Term Load Forecasting Accuracy,” Journal of KIIEI, vol. 27, no. 6, pp. 39-43, Feb. 2013.
- [20] Korea Power Exchange, <http://www.kpx.or.kr>, Mar. 2020.
- [21] Korea National Statistical Office, <http://kostat.go.kr/portal/korea/index.action>, Mar. 2020.
- [22] C. Moon, B. Kwon, D. Bae, K. Song, “Load Forecasting Algorithm on Weekdays Using Solar Radiation Weight,” Accepted to Publish on Journal of KIIEI.
- [23] B. Kwon, R. Park, S. Jo, K. Song, “Analysis on Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Network Algorithm According to Normalization and Selection of Input Data on Weekdays,” in Proceedings of 2018 IEEE PES APPEEC, Kota Kinabalu, Oct. 2018.
- [24] K. Song, Y. Baek, D. Hong, G. Jang, “Short-Term Load Forecasting for the Holidays Using Fuzzy Linear Regression Method,” IEEE Transactions on Power Systems, vol. 20, no. 1, pp. 96-101, Feb. 2005.



송경빈 (Kyung-Bin Song)

He received his B.S. and M.S. degrees in Electrical Engineering from Yonsei University, Seoul, Korea, in 1986 and 1988, respectively. He received his Ph.D. degree in Electrical Engineering from Texas A&M University, College Station, Texas in 1995. He is currently a Professor in Electrical Engineering at Soongsil University, Seoul, Korea. His research interests include power system operation and control, power system economics, and load forecasting of power systems.

E-mail : kbsong@ssu.ac.kr

저자소개



권보성 (Bo-Sung Kwon)

He received his B.S. degree in Electrical Engineering from Kongju National University, Cheonan, Korea, in 2018. Currently, he is pursuing Ph.D. degree at Soongsil University, Seoul, Korea. His research interests include power system operation and control, power system economics, load forecasting of power system.

E-mail : bosung1994@naver.com



박래준 (Rae-Jun Park)

He received his B.S. and M.S. degree in Electrical Engineering from Soongsil University, Seoul, Korea, in 2011 and 2013. Currently, he is pursuing Ph.D. degree at Soongsil University, Seoul, Korea. His research interests include power system operation and control, power system economics, load forecasting of power system.

E-mail : rejuni@ssu.ac.kr