

비계량 태양광 발전량을 고려한 제주도의 단기 전력수요 예측

김현구^{1)*} · 김창기²⁾ · 오명찬³⁾ · 김대진⁴⁾ · 김병기⁵⁾

Short-term Load Forecasting of Jeju Island Considering the Behind-the-Meter Solar Power

Hyun-Goo Kim^{1)*} · Chang Ki Kim²⁾ · Myeongchan Oh³⁾ · Dae-Jin Kim⁴⁾ · Byungki Kim⁵⁾

Received 4 February 2025 Accepted 28 February 2025 Published online 29 April 2025

ABSTRACT In 2023, renewable energy accounted for 18.2% of Jeju Island's electricity demand; however, the continuous expansion of solar and wind power has also resulted in a rapid increase in power curtailment. Expanding renewable energy dissemination and achieving a "Carbon-Free Jeju Island" by 2035 requires distributed energy management based on virtual power plants (VPPs) and improved accuracy of short-term load forecasting (STLF), which is the core technology of VPPs. This study conducted a 24-h advanced electricity load forecasting for 13 years (2010–2022) to identify the correction effect of behind-the-meter (BTM) solar power, a major factor in power demand distortion on Jeju Island. The generalized additive model (GAM), which is an extension of a regression model that considers nonlinear factors, was used as the prediction model to distinguish the temperature effect and weekday-weekend characteristics. Because BTM solar power generation had to be estimated using limited data, we assumed that the solar power generation pattern is the same across Jeju Island, further confirming that the prediction accuracy improved when the BTM solar power was corrected. The mean absolute percentage error (MAPE) decreased from 4.4% to 3.9%, and root mean-square error (RMSE) decreased from 37.9 to 35.2 MW.

Key words Load forecasting(부하예측), Behind-the-Meter(BTM; 비계량), Jeju Island(제주도), Generalized Additive Model(GAM; 일반화가법모형), Virtual Power Plant(VPP; 가상발전소)

- 1) Director, Renewable Energy Institute, Korea Institute of Energy Research
- 2) Chief, Renewable Energy Big Data Laboratory, Korea Institute of Energy Research
- 3) Senior Researcher, Renewable Energy Big Data Laboratory, Korea Institute of Energy Research
- 4) Chief, Electric Power System Laboratory, Korea Institute of Energy Research
- 5) Principal Researcher, Electric Power System Laboratory, Korea Institute of Energy Research

*Corresponding author: hyungoo@kier.re.kr
Tel: +82-42-860-3376

1. 서론

제주도에는 2023년말 기준 태양광 633 MW, 풍력 418 MW의 발전설비가 보급되어 연간 전력공급의 18.2%를 담당하고 있다. 제주도의 하루 중 최소 전력수요는 600 MW 수준이므로 청명일 주간에 태양광 출력이 최대가 될 때는 태양광만으로 전력수요의 100% 공급이 가능하다. 반대로 말하면 현재의 제주도 전원구성으로는 재생 전력의 빈번한 출력제한이 불가피하다. 실제로 2023년 태양광 64회, 풍력 117회의 출력제한이 실시되었으며 재생에너지 보급이 늘어남에 따라 출력제한 빈도는 매년 증가하고 있다.

제주도는 재생에너지 7 GW 보급을 포함하여 2035년까지 “탄소 없는 섬(CFI; Carbon Free Island)”을 달성하겠다는 계획을 2024년 5월에 발표한 바 있다.^[1]

제주도는 이미 출력제한 문제의 해결 없이 지속적인 재생에너지 보급은 어려운 상황에 이르렀다. 이에 따라 “제10차 전력수급기본계획(2023년 1월)”에는 제주도 전력계통의 유연화를 위해 2026년까지 BESS 300 MWh를 보급하는 계획이 포함되었으며, “분산에너지 활성화 특별법(2024년 6월)” 시행에 따른 분산에너지 특구 지정도 추진 중이다.

분산에너지 특구로 지정되면 변동성이 매우 큰 재생에너지를 포함한 다양한 분산 전원으로 구성된 통합발전소를 운영하여야 한다. 이때 수요자원과 분산자원을 통합적으로 예측·제어·운영하기 위한 가상발전소(VPP; Virtual Power Plant) 기술이 필요하다.

한편 VPP에서 수요자원 예측시 비계량(BTM; Beyond-the-Meter) 분산자원은 수요왜곡을 발생시키게 된다. 참고로 2023년말 제주도의 발전용량은 1,919 MW이며 이중 시장참여 태양광은 443 MW, 비계량 태양광(PPA 포함)은 190 MW로 태양광 발전용량의 1/3이 비계량 태양광이다.^[2]

Fig. 1은 제주도 전력수요의 일변화 양상을 분석한 그래프로, 2015년부터 태양광이 본격적으로 보급되기 시작하여 2022년에는 645 MW로 증가하였으며, 이에 따라 덕커브(duck curve) 현상이 심화되어 최소 전력수요 감소폭은 106 MW로 나타났다. 참고로 2022년 제주도 전력수요는 최소 400 MW에서 최대 1,100 MW 수준이다.

전력수요의 변화를 고려할 때 “탄소 없는 섬”을 추진하는 제주도의 입장에서는 전력공급·수요 패러다임의 변화가

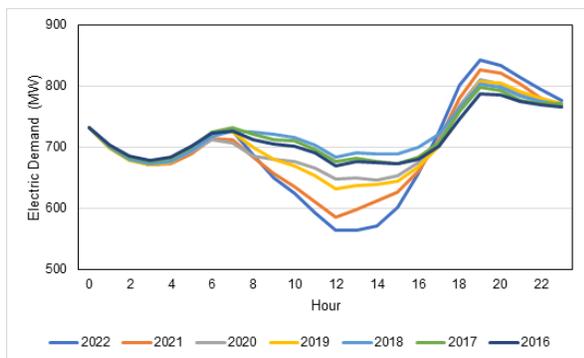


Fig. 1. Hourly electricity demand of Jeju in March (2016–2022; Trend corrected)

필요하다. 즉, 제주형 분산에너지 특구 지정을 통하여 출력제한 문제를 해결하려면 우선적으로 수요자원과 공급 자원을 통합한 융합형 가상발전소(VPP) 기술을 확보하여야 할 것이다.

본 논문은 제주도를 대상으로 융합형 가상발전소 운영의 핵심기술이라 할 수 있는 단기간 전력수요 예측(STLF; Short-Term Load Forecasting) 방법을 제시하고자 한다. 즉, 전력수요의 주기성과 비선형 관계를 유연하게 모사할 수 있는 일반화가법모델(GAM; Generalized Additive Model)을 채택하고 전력수요 예측의 왜곡을 심화시키는 비계량(BTM; Beyond-the-Meter) 태양광 발전량을 보정하여 24시간 선행예측의 정확도를 향상시켰다.

2. 연구자료

2.1 전력수요 자료

본 연구에서는 공공데이터포털에 공개된 “한국전력거래소 시간별 제주 전력수요량(2007~2022)” 자료를 사용하였다.^[3]

Fig. 2는 제주도 전력수요량 시계열 자료를 가법분해(additive decomposition)한 결과로, 경제성장에 따라 증가하는 전력수요의 추세(trend)와 기온에 따른 냉난방 수요의 계절성(seasonality), 그리고 이들을 제외한 잔차(random)로 분해하였다. 주목할 것은 태양광이 본격적으로 보급되기 시작한 2015년 이후부터 잔차가 급격히 증가한다는 점

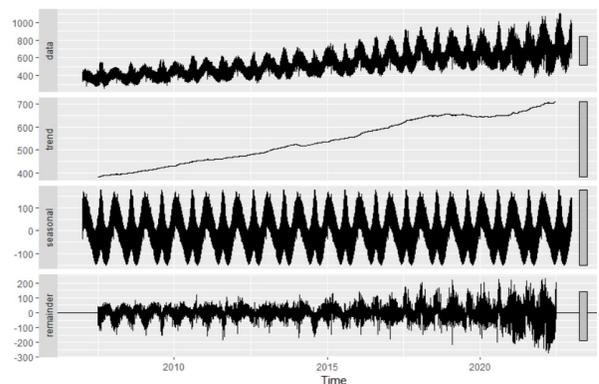


Fig. 2. Additive decomposition of the electricity demand of Jeju (MWh)

이다. 잔차 증가의 주된 원인은 태양광 발전량 증가에 의한 전력수요 양상의 왜곡이 심화되었기 때문으로 판단된다.^[4]

2.2 태양광 발전용량 자료

연도별 제주도 태양광 발전용량 자료는 한국에너지공단의 “신재생에너지 보급통계(2007~2022)”와 한국전력거래소의 “제주도 전력계통 운영실적(2015~2022)”를, 한국전력거래소의 전력거래에 참여하는 월별 제주도 태양광 발전용량은 전력통계정보시스템(EPSIS; Electric Power Statistics Information System) 자료를 이용하였다.

Fig. 3은 연도별 제주도 누적 태양광 발전용량을 보여주는데, 한국전력거래소의 전력거래에 참여하는 시장참여 발전용량(KPX; Korea Power Exchange)과 한국전력공사와 전력구매계약(PPA; Power Purchase Agreement)을 체결하고 배전망을 통해 직접 거래하는 PPA 발전용량, 그리고 가정용 등으로 보급된 비계량 발전용량(BTM)으로 구분된다. 참고로 PPA 태양광도 계통운영자(TSO; Transmission System Operator)인 한국전력거래소에서 전력거래를 모니터링 하지 않기 때문에 BTM에 포함된다. 참고로 태양광 발전용량 자료 중 PPA 및 BTM 발전용량은 연말 실적자료이므로 전력수요 예측 시 월 분할한 일정 용량이 매월 증설된 것으로 가정하였다.

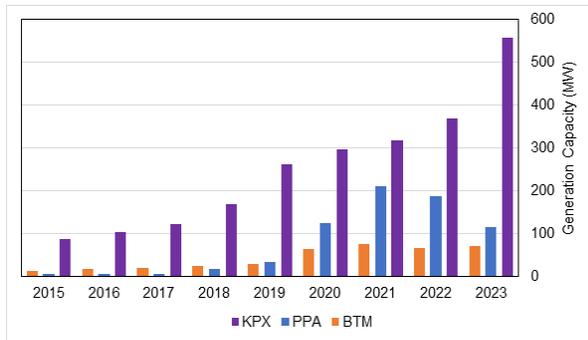


Fig. 3. Accumulated PV capacity in Jeju (MW)

2.3 태양광 발전량 자료

제주도 태양광 발전량 자료도 공공데이터포털에 공개된 “한국전력거래소 지역별 시간별 태양광 및 풍력 발전량(2015~2022)”와 “한국전력공사 제주지역 PPA 발전량(2015~2022)”

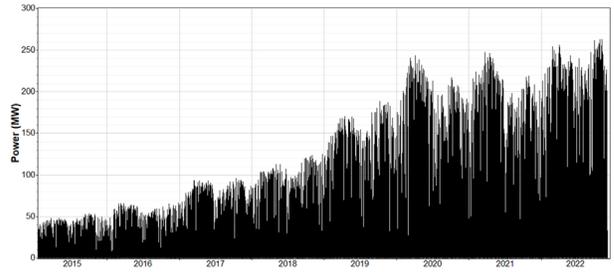


Fig. 4. Hourly PV power generation in Jeju (MW)

를 사용하였다.^[5] 전자는 한국전력거래소의 전력거래에 참여하는 시장 참여 태양광 발전소 전체의 시간별 발전량 자료이며(Fig. 4), 후자는 PPA 태양광 발전소의 월별 발전량 자료이다.

제주도 태양광 총발전량 자료와 별개로 제주도 내 태양광 발전소 간의 상관성을 확인하기 위하여 개별 시장참여 태양광 발전소의 시간별 자료(2015~2022)를 사용하였다. 즉, 2022년 말 기준 제주도 소재 1,300여 개의 시장참여 태양광 발전소 중 2015년부터 지속적으로 운영 중인 322개소의 태양광 발전소 자료를 이용하여 발전소간 시간별 발전량의 교차 상관성을 계산하였다.

2.4 지면기상 자료

전력수요의 일변화 및 계절변화에 가장 큰 영향을 미치는 요인은 기상인자이며, 그 중에서 특히 기온은 냉난방 전력수요와 직접적인 상관성을 갖는다.^[6]

전력수요 예측의 핵심 인자인 기온은 제주기상대(ASOS) 관측자료를 이용하였다. 한편 제주기상대의 기온이 제주도를 대표할 수 있는지를 검증하기 위하여 제주도 내 자동기상관측소를 포함한 총 37개소 지면기상 관측소의 수년간 시간별 기온에 대한 교차 상관계수를 계산하였다. 산정된 평균 교차 상관계수는 $\bar{R}=0.97$ 로, 이러한 높은 수치는 제주기상대의 기온이 제주도 전역을 대표할 수 있음을 의미한다.

N 지점의 기상관측소 간 기온의 교차 상관계수 평균값은 다음과 같이 계산된다.

$$\bar{R} = \frac{1}{N-1} \sum_{i,j=1}^N R_{ij} (1 - \delta_{ij}) \quad (1)$$

식에서 R_{ij} 는 i 지점과 j 지점 간의 교차 상관계수이고 δ_{ij} 는 크로네커 델타(Kronecker delta)로, 자기상관은 평균을 산출할 때 제외하였다.

3. 연구방법

3.1 단기간 전력수요 예측

수요와 공급이 실시간으로 일치하도록 전력계통을 운영하기 위해서는 일정 수준 이상의 정확도로 전력수요를 예측하여야 한다. 전력시장의 운영방식에 따라 예측이 필요한 시점은 상이하지만, 통상 장기/단기/초단기 예측으로 분류된다. 초창기에는 선형적인 통계모형인 ARIMA 등을 이용하여 예측을 하였으나 최근에는 비선형 효과까지 고려할 수 있는 기계학습 모델이 사용되고 있다.^[7]

본 연구에서는 선형 통계모형과 비선형 기계학습의 중간적인 특성을 갖는 일반화방법모형(GAM)을 사용하였다. 이 모형은 복잡한 비선형 함수를 접합하여 우수한 예측 성능을 기대할 수 있을 뿐 아니라 통계적 추론이 가능하므로 모형의 구조 및 예측 결과를 잘 설명할 수 있다.^[8]

전력수요는 기상인자에 직접적인 영향을 받으며, 특히 일간 및 계절 주기성을 갖는 기온의 영향력이 가장 크다. 즉, 일정 기온 이상/이하일 때 냉방/난방 전력수요가 증가하는 형태를 가진다. GAM은 다양한 주기성을 기저함수(basis function)로 표현하여 접합함으로써 전력수요 예측 시 우수한 성능을 보인다.

본 연구에서는 영국의 단기간 전력수요 예측에 적용된 독립변수(covariate)와 벌점회귀 스플라인(penalized regression spline)을 참고하여 다음과 같이 24시간 선형 전력수요 예측을 위한 GAM을 구성하였다.^[9]

$$L_i = f_1(L_{i-24}) day_i + f_2(toy_i) + f_3(t_i) + f_4(day_i) + f_5(month_i) + f_6(\bar{T}_i) + f_7(\theta_i) + f_8(year_i) + f_9(day_i, L_{i-24}) + f_{10}(day_i, \bar{T}_i) + f_{11}(day_i, \theta_i) + \epsilon_i \quad (2)$$

여기서 종속변수 L_i 와 L_{i-24} 는 각각 시간 i 와 그로부터 24시간 이전의 전력수요(MW)이다. t 는 전체기간을 [0;1]로

표준화한 누적시간, toy 는 1년을 [0;1]로 표준화한 연중시간(time of year), day 는 주간일의 순서로 1부터 7까지의 정수, $month$ 는 연간월의 순서로 1부터 12까지의 정수, $year$ 는 연도이다.

독립변수 \bar{T}_i 는 일평균 기온($^{\circ}C$), θ_i 는 시간 i 에서의 기온 T_i 의 지수평활(exponential smoothing)한 기온이다.^[10] 단, α 는 [0;1]의 값을 갖는 평활계수이다. 본 연구에서는 제주도의 기상학적 대표지점인 제주 종관기상관측소(ASOS; 184)의 1시간 단위 기온 자료를 사용하였다.

$$\theta_i = \alpha T_{i-1} + (1-\alpha)\theta_{i-1} \quad (3)$$

한편 $f(x_{1,i}, x_{2,i})$ 는 독립변수 $x_{1,i}$ 와 $x_{2,i}$ 의 함수로 표현되는 매끄러운 함수(smooth function)로, f_1, f_3, f_6, f_7, f_8 는 3차 회귀곡선(cubic regression spline), f_2, f_4, f_5 는 순환 3차 곡선(cyclic cubic spline)이며 f_{10}, f_{11} 은 2개 독립변수의 텐서(tensor)로 표현되는 3차 회귀곡선이다. 그리고 ϵ_i 는 랜덤한 오차이다.

통상 전력수요 예측의 정확도는 평균 절대 백분율 오차(MAPE; Mean Absolute Percentage Error) 또는 평균 제곱근 오차(RMSE; Root Mean Square Error)로 나타내며, 그 정의는 다음 식과 같다. 단, L_i 와 \hat{L}_i 는 각각 i 시간일 때의 전력수요 예측값과 실측값이다. n 은 시점의 개수로, 본 연구에서는 1년간인 8,760시간에 대해 평가하였다.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|L_i - \hat{L}_i|}{L_i} \times 100 (\%) \quad (4)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (L_i - \hat{L}_i)^2} \quad (5)$$

3.2 비계량 태양광 발전량 산정

2장에 열거된 제한적인 연구자료로 제주도의 시간별 비계량 태양광 발전량을 추정하기 위해서는 여러 가지 가정이 필요하다. 본 연구에서는 다음과 같은 2가지의 핵심적인 가정의 타당성을 확보하기 위해 다음과 같은 가설을 세우고 검증하였다.

[가설 1] 제주도 내 모든 태양광 발전소의 시계열 발전 양상은 위치와 상관없이 동일하다.

지표면 일사량은 구름에 의한 태양복사 차폐에 의해 변동성이 발생한다. 평균적인 구름의 이동속도는 30 km/h이므로, 제주도 규모의 영역에서는 위치에 따른 일사량 변동성이 크지 않을 것으로 판단된다. 따라서 제주도 내 모든 태양광 발전소의 시계열 발전 양상은 동일하다고 가정할 수 있다. 이 가설은 제주도 전역에 위치한 태양광 발전소 간의 시계열 발전량의 교차 상관관계수 평균값이 0.8 미만이라면 기각해야 할 것이다.

[가설 2] 제주도 내 PPA 태양광 발전소는 시장 참여 태양광 발전소와 동일한 시간별 발전 특성을 가진다.

PPA 및 시장 참여 태양광 발전소는 모두 상업용 발전소이므로 발전량 최대화를 위한 설계·시공 후 최적 운영하고 있으며, 따라서 두 발전소의 발전 특성은 동일하다고 가정할 수 있다. 즉, 시계열 발전 양상뿐만 아니라 발전효율도 동일 수준이라고 볼 수 있으며, 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$P_{PPA,i} / C_{PPA} = P_{KPX,i} / C_{KPX} \quad (6)$$

즉, i 시간일 때의 발전량(P)을 설비용량(C)으로 무차원화 하면 PPA와 시장 참여 태양광 발전 양상은 동일하다. 따라서 위 식과 같이 무차원 시장 참여 태양광 발전량(2.2절)과 PPA 태양광 발전용량(2.3절)을 이용하여 PPA 발전량을 산정할 수 있다.

4. 연구결과

4.1 제주도 태양광 발전소간 상관분석

제주도 내 시장 참여 태양광 발전소에 대한 장기간 시간별 발전량의 상관분석에 의하면 지점별 교차 상관관계수(cross correlation coefficient)의 평균은 0.92 ± 0.02 로 매우 높게 나타났다. 이러한 결과는 3.2절의 [가설 1]을 채택할 수 있음을 의미한다. 참고로 교차 상관관계수의 평균값은 자기 상관을 제외한 321 개소와의 상관관계수의 평균값으로 정의하였다.

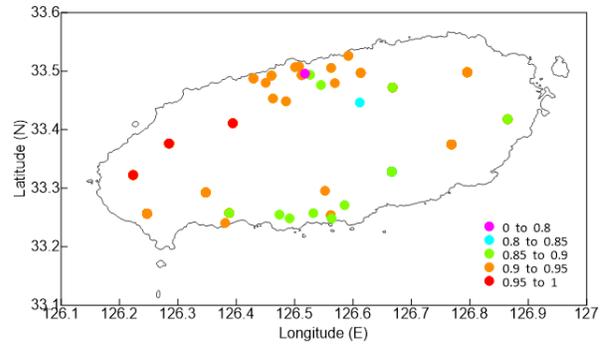


Fig. 5. Distribution of the PPA PV plants in Jeju (color circles represent cross-correlation coefficient)

Fig. 5는 제주도 내 시장 참여 태양광 발전소의 분포 현황을 보여주며, 색상은 교차 상관관계수의 평균값을 나타낸다. 즉, 모든 태양광 발전소가 0.8 이상의 높은 교차 상관도를 가지며, 이는 제주도를 태양광 발전 특성의 관점에서 하나의 군집으로 취급할 수 있음을 의미한다.

4.2 비계량 태양광 발전량 산정

Fig. 6은 Eq. (4)를 사용하여 예측한 시간별 PPA 태양광 발전량의 월별 누적값과 “한국전력공사 제주지역 PPA 발전량(2015~2022)”의 월별 발전 실적을 비교한 것으로, 결정계수 $R^2=0.99$ 의 높은 접합도를 보였다. 이로부터 3.2절의 [가설 2]를 채택할 수 있음을 검증하였다. 참고로 연말 기준의 PPA 태양광 발전용량을 월 분할하지 않고 사용하였을 때는 $R^2=0.87$ 로, 선형보간한 월 분할이 유효한 가정을 확인할 수 있다.

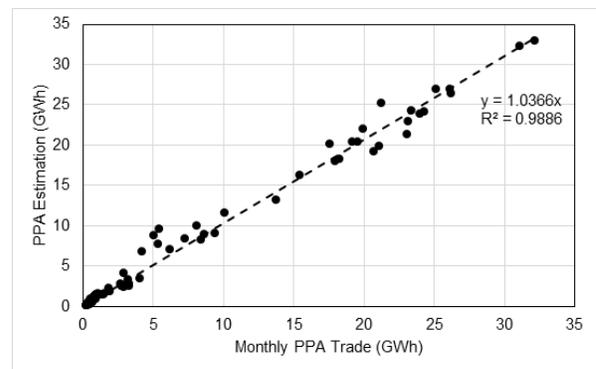


Fig. 6. Regression of the monthly PV PPA trades

4.3 제주도 선행 전력수요 예측

GAM을 이용한 제주도의 24시간 선행 전력수요 예측을 위해 훈련(train)에는 연속된 3년간의 시간별 전력수요 자료를, 검증(test)에는 그다음 1년간의 시간별 전력수요 자료를 사용하였다. 확보된 시간별 전력수요 자료 기간이 2007년부터 2022년까지이므로 총 13개의 훈련-검증 조합이 구성되었다.

Table 1은 13개 훈련-학습 조합에 대한 전력수요 예측 결과로, BTM 보정 유무에 따른 오차 수준을 비교하였다. 단, 제주도 내 태양광 발전소는 2015년부터 본격적으로 보급되기 시작하였으므로 BTM 보정 여부에 따른 예측성능 개선 효과의 비교는 2015년도 이후부터 가능하다.

2015년 이후 선행 전력수요 예측 시 BTM 보정 전후의 연평균 오차 수준은 MAPE는 4.4%에서 3.9%로, RSME는 37.9 MW에서 35.2 MW로, 각각 11.7%와 7.1% 오차가 감소하였다. 또한 BTM 보정에 의한 오차 감소율은 2015년 -0.03%p로부터 2021년-1.59%p로, 이러한 결과는 태양광 보급이 증가할수록 BTM에 의한 왜곡도 증가함을 시사한다.

본 연구와 동일하게 GAM을 적용한 해외 사례를 보면, 영국 국가 전력망의 2016년도 선행 전력수요 예측의 오차 수준은 MAPE=1.68%이었다. 참고로 영국 전력수요 최소/최대는 20/50 GW이다.^[9]

프랑스 국가 전력망의 2005년도 선행 전력수요 예측의 오차 수준은 MAPE=1.16%로 보고되었다. 참고로 프랑스의 최소/최대 전력수요는 30/80 GW 수준이고, 독립변수로 운량(cloud cover)이 포함되었으며 하계휴가 기간을 제외하였다.^[11]

미국 뉴욕주 11개 전력망(평균 전력수요 330~6,120 MW)의 2013년도 선행 전력수요 예측의 오차 수준은 MAPE=1.2~2.9%로 보고되었다.^[8]

우리나라의 경우에는 Kwon et al.^[6]은 기계학습 모형인 LSTM(Long Short-Term Memory)을 사용하여 2014~2018년에 대해 전국 전력수요를 예측하여 MAPE=2.17% 수준의 정확도를 보였다. 단, 이 해석에서는 제주도를 제외하였고 주말, 공휴일 등 특수일을 제외한 평상일에 대한 예측이므로 상대적으로 본 해석 대비 오차율이 작게 산정된 것으로 판단된다.

한편 Lee et al.^[12]은 인공신경망(ANN; Artificial Neural Network)을 이용하여 2018년 평일의 서울 전력수요를 예측하였으며, MAPE=2.38%로 분석되었다. 참고로 당해 서울의 최대 전력수요는 90 MW 수준이었다.

국내외 전력수요 예측 연구 사례와 비교할 때 본 연구의 예측오차가 상당히 크게 산정되었다. 이러한 이유로는 제주도 전력계통이 인용한 연구 사례 대비 소규모이기 때문

Table 1. Prediction errors of the electricity demand in Jeju do by year

Train period	Test period	w/o BTM correction		w/ BTM correction	
		MAPE (%)	RMSE (MW)	MAPE (%)	RMSE (MW)
2007.01.01-2009.12.31	2010	5.1%	27.2		
2008.01.01-2010.12.31	2011	3.5%	21.5		
2009.01.01-2011.12.31	2012	4.1%	23.9		
2010.01.01-2012.12.31	2013	3.3%	24.9		
2011.01.01-2013.12.31	2014	6.4%	40.9		
2012.01.01-2014.12.31	2015	4.8%	30.9	4.8%	30.8
2013.01.01-2015.12.31	2016	3.7%	33.4	3.6%	33.5
2014.01.01-2016.12.31	2017	4.4%	38.3	4.2%	37.7
2015.01.01-2017.12.31	2018	3.8%	36.4	3.7%	36.1
2016.01.01-2018.12.31	2019	3.6%	32.3	3.3%	30.9
2017.01.01-2019.12.31	2020	4.2%	36.7	3.8%	35.1
2018.01.01-2020.12.31	2021	5.0%	42.8	3.5%	33.7
2019.01.01-2021.12.31	2022	5.6%	52.3	4.1%	43.8
Average	2015~2022	4.4%	37.9	3.9%	35.2

이라는 점과 주말, 공휴일 등 일반적이지 않은 전력수요 패턴일까지도 모두 포함시켜 해석하였다는 점을 들 수 있다. 특히 국내 연구 사례는 LSTM, ANN 등 인공지능 모델을 적용하였는데 이들의 예측 정확도가 GAM 대비 우수한 것으로 판단된다.

4.4 시간별, 계절별 전력수요 예측오차

Fig. 7은 BTM 보정에 의한 개선 효과가 가장 크게 나타난 2021년도의 일간 예측오차 분포를 보여준다. 파란색의 BTM 미보정 대비 빨간색의 BTM 보정에 의한 선행 전력수요 예측은 일조 시간대인 7~18시의 오차가 대부분 사라졌음을 확인할 수 있다. 개선 효과는 주중과 주말 모두 동일하며, 일반적으로 주중 대비 통상의 전력수요 양상을 따르지 않는 주말의 오차가 다소 크게 나타난다.

Fig. 8은 계절별 전력수요 예측의 오차 특성을 비교한 그래프로 BTM 보정을 하지 않은 경우이다. BTM을 보정하였을 때에는 Fig. 7과 같이 전 계절에서 주간의 오차가 제거되었다.

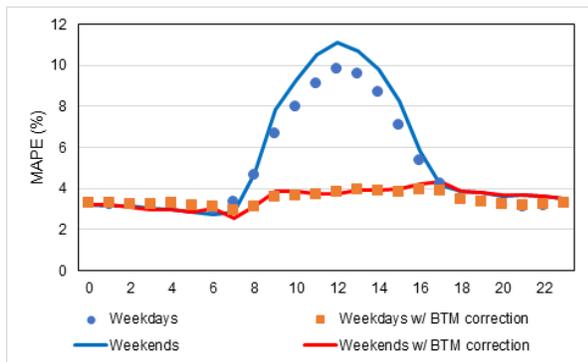


Fig. 7. Prediction errors of the hourly load in 2021

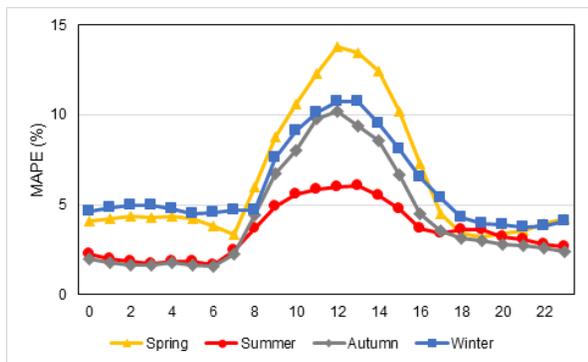


Fig. 8. Hourly prediction errors in 2021 by season

계절별로도 일조시간에 일사량 증감과 비례하여 전력수요 예측 오차가 증감하며, 계절별 오차는 봄 > 겨울 > 가을 > 여름 순으로 나타났다(Table 2). 참고로 Fig. 9는 제주지역의 2021년도 계절별 일사량을 비교한 그래프로, 일사량의 강도는 봄 = 여름 > 가을 > 겨울 순으로 나타나지만 전력수요 예측 오차는 일사량의 강도와 관련성이 나타나지 않는다. 전력수요의 비정상성은 주말, 공휴일, 사회경제적 이벤트가 발생하였을 때 나타나므로, 통상 전력수요 예측 모델을 학습할 때 이러한 비정상성은 제외하지만 본 연구에서는 장기간의 경향성을 고찰하기 위해 제외하지는 않았다.

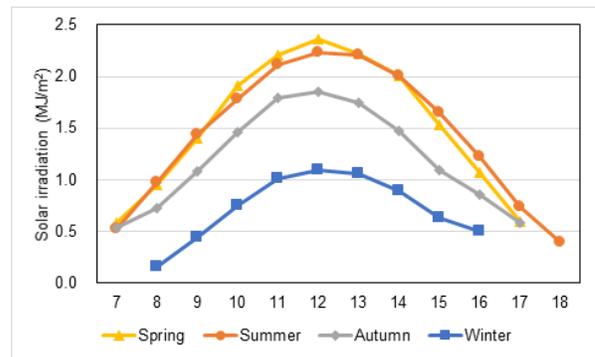


Fig. 9. Hourly solar irradiation in 2021 by season

Table 2. Prediction errors of the load by period in 2021

Period	w/o BTM correction		w/ BTM correction	
	MAPE (%)	RMSE (MW)	MAPE (%)	RMSE (MW)
Spring	6.4	47.3	3.6	31.4
Summer	3.5	31.2	2.9	26.9
Autumn	4.3	33.6	2.6	24.5
Winter	6.0	53.4	4.8	45.9
Weekdays	4.9	42.8	3.4	33.8
Weekends	5.4	42.7	3.5	33.1
Average	5.1	41.4	3.5	32.2

5. 결론 및 제언

본 연구는 제주도의 단기 전력수요 예측 정확도를 높이기 위해 비계량 태양광 발전량의 보정 방법을 제안하였다. 특히 수년간의 단기간에 대한 기존 연구 대비 13년간(2010~2022년) 장기간 분석으로 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- 1) 제주도는 재생에너지 발전 비중이 20% 가까이 증가함에 따라 전력수요 예측이 어려운 상황이며, 비계량(BTM) 태양광 발전량 증가로 인해 예측오차는 지난 7년간 1.59%p 까지 지속적으로 증가하였다.
- 2) 제주도 전역의 태양광 발전패턴이 동일하며($R=0.80$) 비계량 PPA 태양광은 계량 태양광과 발전패턴이 동일하다는($R^2=0.99$) 가설의 타당성을 검증하였다. 이러한 가정하에 BTM 태양광을 보정한 결과, 연간 MAPE는 -0.5% , 연간 RMSE는 -2.7 MW로 예측오차가 감소하였다. 계절별로는 일사량이 가장 높은 봄의 예측오차가 6.4%로 가장 컸으며 개선 효과도 -2.8% 로 가장 크게 나타났다.
- 3) 본 연구에서 사용한 GAM은 회귀모형을 비선형까지 확장하였기에 해석 결과의 수학적 분석이 가능하였다. 반면 우리나라 육지 전력계통(제주도 제외)을 기계학습 모형(LSTM, ANN)으로 예측한 선행연구 대비 GAM으로 소규모 전력계통인 제주도를 예측한 본 연구의 오차 수준은 약 1.5배 크게 나타났다. 향후에는 본 연구에서 검증한 비계량 태양광 보정 방법을 기계학습 모델에 적용하여 예측 정확도를 향상시켜야 할 것이다.

본 연구 결과는 제주도의 재생에너지 확대에 따른 출력 제한 등 전력망 운영의 문제 해결을 위한 융합형 기상발전소 구축에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 한국에너지기술연구원의 주요사업(C5-2421)으로 수행한 연구과제의 결과입니다.

References

- [1] New Jeju Daily, “Declaration 15 Years Ahead of Government Plan”, ‘Carbon Neutral Jeju in 2035’, 2024.05.01.
- [2] Korea Power Exchange, 2024, “Annual Electricity Market Operation Record of Jeju in 2023”, Korea Power Exchange.
- [3] Public Data Portal, “Korea Power Exchange Hourly Electricity Load in Jeju”, Accessed 21 April 2025, <https://www.data.go.kr/data/15065239/fileData.do>
- [4] Bae, D.J., Kwon, B.S., Moon, C.H., Woo, S.H., and Song, K.B., 2020, “Short-term Load Forecasting Algorithm on Weekdays Considering the Amount of Behind-the-Meter Generation”, *J. Korean Inst. Illum. Electr. Install. Eng.*, **34**(11), 37-43.
- [5] Public Data Portal, Korea Power Exchange Hourly Photovoltaic and Wind Power Generation by Region, Accessed 10 June 2024, <https://www.data.go.kr/data/15065269/fileData.do>
- [6] Kwon, B.S., Park, R.J., and Song, K.B., 2020, “Analysis of the Effect of Weather Factors for Short-Term Load Forecasting”, *Trans. Korean. Inst. Elect. Eng.*, **69**(7), 985-992.
- [7] Kim, D.H., Jo, H.J., Kim, M.S., Roh, J.H., and Park, J.B., 2019, “Short-Term Load Forecasting Based on Deep Learning Model”, *Trans. Korean. Inst. Elect. Eng.*, **68**(9), 1094-1099.
- [8] Krstonijević, S., 2022, “Adaptive Load Forecasting Methodology Based on Generalized Additive Model with Automatic Variable Selection”, *Sensors*, **22**(19), 7247.
- [9] Mardjikoeno, A.P., 2022, “Forecasting United Kingdom Electricity Demand”, M.Sc. thesis, The University of Edinburgh.
- [10] Kim, C.H., 2013, “Forecasting Domestic Short-Term Electricity Demand Using Multiple Seasonal Exponential Smoothing Methods”, Korea Energy Economics Institute, Basic Research Report 13-06.
- [11] Pierrot, A. and Groude, Y., 2011, “Short-Term Electricity Load Forecasting with Generalized Additive Models”, *Proceedings of the 16th Intelligent System Applications to Power Systems Conference, IEEE*, 410-415.
- [12] Lee, J.W., Kim, H.J., and Kim, M.K., 2020, “Design of Short-Term Load Forecasting based on ANN Using Bigdata”, *Trans. Korean. Inst. Elect. Eng.*, **69**(6), 792-799.