

기상환경 기반 태양광 변수 예측을 활용한 2 단계 발전량 예측 모델

진승찬, *김장겸
세종대학교, *세종대학교

shermansc310@sju.ac.kr, *jk.kim@sejong.ac.kr

A Two-Stage Solar Power Forecasting Model Using Weather-Based PV Variable Prediction

Jeon Seung Chan, *Jangkyum Kim
Sejong Univ., *Sejong Univ.

요 약

태양광 발전량의 정밀한 예측은 마이크로그리드 환경에서 에너지 저장장치 운영, 수요 반응, 전력구매 등 다양한 전략 수립의 핵심 요소다. 본 연구는 이를 위해 기상환경 데이터를 바탕으로 태양광 변수를 예측하고, 이를 활용해 최종 발전량을 예측하는 2 단계 구조를 제안하였다. 실험 결과, 제안한 구조는 단일 모델 대비 예측 정확도에서 우수한 성능을 보였으며, 예보 기반 실제 운영 환경에서도 적용 가능성이 높음을 확인하였다.

I. 서 론

탄소중립 사회로의 전환과 재생에너지 중심의 에너지 정책 추진에 따라, 태양광 발전은 주요한 분산형 전원으로 각광받고 있다. 특히 소규모 지역 단위에서 에너지 자립을 구현하는 캠퍼스 마이크로그리드(Campus Microgrid)는 다양한 에너지원의 실시간 통합 운영이 요구되며, 이 중 태양광 발전량의 예측 정확도는 에너지 관리 전략의 효율성과 안정성에 직결된다[1]. 발전량 예측이 선행되어야만 에너지 저장장치(ESS)의 충·방전, 수요 반응(DR), 전력 구매 결정 등의 운영 의사결정을 효과적으로 수행할 수 있기 때문이다.

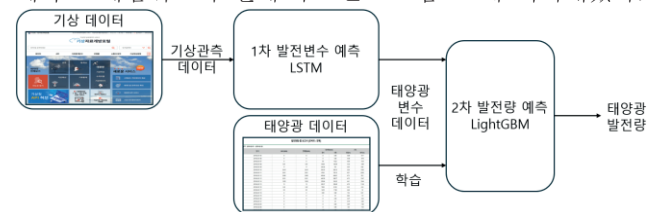
기존의 태양광 발전량 예측 연구는 주로 과거 발전량 데이터나 일사량 등 제한된 입력변수를 바탕으로 단일 예측 모델을 구성하는 경우가 많았으며, 이로 인해 실제 기상 조건의 복합적인 영향을 반영하는 데 한계가 있었다[2]. 특히 기상 데이터는 시간과 지역에 따라 불확실성이 크기 때문에, 단일 예측 단계에서 태양광 발전량을 직접 추정할 경우 예측 성능이 떨어지거나 일반화에 어려움을 겪는 경우가 많다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 본 연구에서는 기상 데이터를 기반으로 태양광 관련 핵심 변수들을 먼저 예측한 뒤, 이를 활용하여 발전량을 추정하는 2 단계 예측 구조를 새롭게 제안한다[3].

본 연구는 태양광 발전량에 직접적인 영향을 미치는 변수들을 우선적으로 예측하고, 이들을 입력 값으로 하여 최종 발전량을 추정하는 다단계 예측 모델을 구성하였다. 해당 구조는 예보 기반 운영 환경에 적합할 뿐만 아니라, 변수 간 관계의 명확한 분리 및 단계별 예측 성능 향상을 가능하게 하여, 캠퍼스 마이크로그리드에 적용 가능한 실용적인 태양광 예측 프레임워크로 기여할 수 있다.

II. 본론

본 논문에서는 기상 데이터를 기반으로 Long Short-Term Memory(LSTM)모델을 활용하여 태양광 변수들을 1 차로 예측하고, 이를 입력으로 하여 Light Gradient

Boosting Machine(LightGBM)모델을 통해 최종 태양광 발전량을 산출하는 2 단계 예측 구조를 제안한다. 각 단계는 개별 모델로 구성되어 있으며, 단계 간 연계를 통해 기상 정보의 시계열적 특성과 비 선형적인 영향을 효과적으로 반영한다. 제안하는 2 단계 태양광 발전량 예측 프레임워크의 전체 구조는 <그림 1>에 나타내었다.



<그림 1> 태양광 발전량 예측 과정 개요도

LSTM 모델을 통해 예측되는 태양광 변수들은 태양광 발전 모듈에 설치된 IoT 센서에 의해 측정되는 물리적 변수이다. 측정된 태양광 관련 변수들은 실제 발전량과 높은 상관관계를 보여, LightGBM 모델의 입력변수로 활용되어 발전량 예측을 하였다.

이러한 예측-예측 기반의 구조는 실제 예보 기반 시스템과 유사한 환경을 가정한 것으로, 예측된 기상 조건만으로 발전량 추정이 가능하다는 점에서 현장 적용 가능성과 실시간 예측의 유효성을 확보하였다.

2.1 사용 데이터

본 연구에서는 대전 지역의 1 년치 시계열을 기반으로 기상 및 태양광 발전데이터를 사용하였다. 기상 데이터는 기상청 기상자료 개방 포털의 종관기상관측(ASOS) 기록을 사용하였으며, 기온, 습도, 풍속, 강수량, 일조시간, 일사량(MJ/m²), 전운량, 시간 등 총 8 가지 변수로 구성된다.

또한, 시계열적 변화 추세를 반영하기 위해 기온, 풍속, 습도, 일조시간, 일사량에 대해 3 시간 이동평균(rolling mean)을 적용한 파생 변수를 생성하였다. 각 변수에 대해 window = 3 으로 설정된 단순 이동평균으로 기상 변화의 단기적 흐름을 모델에 반영하였고, 일시적인 급변동의 영향을 완화하여 예측 모델의 안정성과 일반화를 도모하였다.

태양광 발전데이터는 해당 지역에 설치된 발전기에서 측정된 발전량 및 관련 변수(경사면 일사량, 수평면 일사량, 모듈 온도, 외기 온도)로 구성된다.

2.2 모델 선정 및 학습

본 연구에서는 시계열 특성과 변수 간의 비선형 관계를 반영하여 태양광 발전량의 예측 정확도를 향상시키기 위해 2 단계 예측 구조를 설계하였다. 각 단계에는 목적에 특화된 예측 모델을 적용하였으며, 학습과 예측 단계에서 입력 및 출력 구성을 명확히 분리하였다.

1 단계의 학습에서는 기상환경 데이터를 입력으로 하여 태양광 관련 변수를 예측하였다. 모델은 LSTM 을 사용하였으며, 시계열 정보를 효과적으로 처리할 수 있는 순환 신경망 구조이다. 입력 시퀀스는 Sliding Window 방식으로 구성하였는데, 태양광 발전데이터가 매일 5 시부터 21 시까지 기록된 특성을 고려하여, 17 시간 분량의 데이터를 기반으로 1 시간 뒤의 태양광 관련 변수를 예측하는 구조로 설계하였다.

2 단계의 학습에서는 실제 태양광 발전 관련 변수를 입력으로 하여 태양광 발전량(kWh)을 예측하였다. 모델은 LightGBM 을 사용하였으며, 다양한 입력 변수 간의 비선형 상호작용을 반영할 수 있고, 다중공선성에 민감하지 않아 과적합 제어에 유리한 앙상블 모델이다.

각 단계에서의 학습에서 예측 성능은 검증 데이터셋을 기준으로 MSE, RMSE 를 중심으로 평가하였으며, train 70%, validation 15%, test 15%를 사용하였다.

2.3 실험 결과

제안한 2 단계 예측 모델의 성능을 평가하기 위해, 실제 측정된 태양광 발전 변수들과의 비교를 통해 예측 정확도를 정량적으로 분석하였다.

	MAE	RMSE	R ²
일사량(경사)	47.90	86.11	0.718
일사량(수평)	60.84	110.17	0.762
모듈온도	1.88	2.93	0.640
외기온도	3.12	4.95	0.730

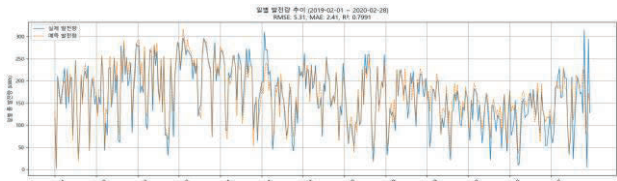
<표 1> 1 단계 LSTM 모델 평가지표

1 단계의 LSTM 기반 모델의 성능을 분석해본 결과, <표 1>에서 제시된 바와 같이 시계열 특성을 효과적으로 반영하여 전반적으로 안정적인 예측 결과를 보였다. 예측된 변수들은 2 단계 모델의 입력으로 사용되었다.

	MAE	RMSE	R ²
Weather data only	6.51	9.44	0.3993
Proposed method	2.41	5.31	0.7991

<표 2> 태양광 발전량 모델 평가지표

<표 2>는 제안된 기법과 기존에 주로 사용된 태양광 발전량 예측 결과를 비교하여 보여주고 있다. 해당 결과에서 Weather data only 는 LSTM 기반으로 기상청 데이터를 직접 예측한 방법이며, Proposed method 는 기상청 데이터를 기반으로 IoT 센서 데이터를 예측한 후, 예측된 IoT 센서 데이터를 활용하여 LightGBM 으로 최종 예측을 수행한 방법을 의미한다. 해당 결과에서 제안된 Two stage 기반의 LightGBM 모델이, 기상변수로 발전량을 예측한 LSTM 모델보다 성능이 우수함을 확인하였다. 이는 태양광 발전량 예측에서 IoT 센서 데이터의 필요성을 의미하며, 특히 R²의 증가 폭을 통해 제안된 방식이 데이터의 변동성을 훨씬 더 잘 설명할 수 있다는 것을 나타낸다.



<그림 2> 전체 태양광 발전 예측 결과

<그림 2>는 실제 발전량과 예측된 발전량 간의 시계열 비교 결과를 나타낸다. 제안한 2 단계 구조는 단일 모델 대비 전반적인 예측 오차 감소와 설명력 향상 측면에서 우수한 성능을 보였으며, 특히 일사량의 급변이 있는 구간이나 흐림-맑음이 반복되는 날에도 모델이 안정적으로 반응하였다. 실제 발전량에서 이상치처럼 급격히 증가하는 구간이 존재했지만, 모델은 해당 구간에서 과도한 예측을 하지 않고, 전체적인 패턴을 중심으로 예측값을 안정화하였다. 이는 1 단계에서 태양광 관련 변수를 명시적으로 예측하고, 이를 기반으로 2 단계에서 태양광 발전량을 추정함으로써 기상 변화의 간접적 영향을 효과적으로 학습한 결과로 해석된다.

III. 결론

본 연구에서는 기상 데이터를 기반으로 태양광 발전량을 정밀하게 예측하기 위한 2 단계 예측 모델을 제안하였다. 1 단계에서는 기상 환경 데이터로부터 태양광 발전에 영향을 미치는 태양광 변수들을 LSTM 을 통해 예측하였고, 2 단계에서는 해당 예측값을 입력으로 하여, LightGBM 을 활용해 최종 발전량을 산출하였다. 실험 결과, 제안한 2 단계 구조는 단일 예측 모델에 비해 예측 정확도(RMSE, MAE) 및 설명력(R²) 측면에서 향상된 성능을 보였다. 특히, 기상 변화가 급격하거나 불확실한 구간에서도 예측 안정성을 확보할 수 있었으며, 이는 단계별로 정보 구조를 분리한 점에서 기인한 것으로 분석된다.

향후에는 본 연구의 예측 구조를 기상 예보 데이터를 활용한 실시간 예측 모델로 확장하거나, 예측 불확실성을 반영한 신뢰구간 기반의 제어 모델과 연계함으로써 실제 에너지 운영 시스템과의 통합 적용 가능성을 높이는 방향으로 발전시킬 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024 년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 인문사회분야 신진연구자지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2024S1A5A802363012).

참 고 문 헌

[1] Parejo, Antonio, et al. "Short-term power forecasting framework for microgrids using combined baseline and regression models." Applied Sciences 11(14), 6420. July. 2021.

[2] 신동하, 박준호, 김창복. "일기 예보와 예측 일사 및 일조를 이용한 태양광 발전 예측", 한국향행학회논문지, 21(6), pp 638-645. 2017 년 12 월

[3] 조성우. "실물 실험을 통한 태양광 모듈의 표면온도와 태양광 발전량과의 관계에 대한 연구", 한국지열·수열에너지학회논문집, 14(3), pp 8-14. 2018 년 9 월