

기상 일기 예보 및 실황 데이터 기반의 단계적 학습 방식을 통한 태양광 발전량 예측 모델 최적화에 관한 연구

이주승*, 강지명

한국전기연구원

jseunglee@keri.re.kr*, jmkang@keri.re.kr

A Study on the Optimization of Photovoltaic Power Generation Forecasting Models Through the Stepwise Learning Method Based on Weather Forecast and Live Data

Jooseung Lee*, Jimyung Kang

Koera Electrotechnology Research Institute

요약

본 논문은 탄소 저감을 위해 최근 널리 보급되고 있는 태양광 발전 시스템의 발전량 예측 정확도를 개선하기 위한 최적화 방식을 제안한다. 제안된 방식은 딥러닝 기반 발전량 예측 모델의 성능을 높이고 예측 오차를 줄이기 위해, 기상 예보 및 실황 데이터를 사용하여 단계적으로 모델을 최적화한다. 해당 최적화 방식의 유효성을 검증하기 위해, 최근 많이 사용되는 구조의 예측 모델들을 선정하여 제안된 방식으로 학습하였으며, 기상 예보 데이터만을 사용하는 고전적인 학습 방법 대비 예측 성능이 개선된 결과를 확인하였다.

I. 서론

전 세계적으로 화석 연료를 사용하는 발전 방식이 이상 기후 등 위협적 수준의 환경 문제를 발생시킴에 따라 저탄소 발전을 위한 재생에너지 발전원들이 널리 보급되고 있다[1]. 특히 태양광 발전원의 경우, 타 재생에너지 발전원과 비교하여 설치가 용이하고, 고효율 발전이 가능하기 때문에 비교적 빠르게 보급되고 있다. 이러한 태양광 발전원의 보급 과정에서 전력망 전체의 전력 품질을 유지하고, 통제 가능한 발전소 운영을 위해 보다 정확한 태양광 발전량 예측 기술이 필수적으로 요구된다.

최근에 발표되고 있는 발전량 예측 모델의 경우 빅데이터를 기반으로 학습된 딥러닝 기반 모델들이 좋은 성능을 보이고 있다. 특히 예측을 위해 사용되는 기상 데이터가 시계열 데이터 특성을 갖기 때문에 장단기 메모리(Long short-term memory, LSTM) 등 순환 신경망(Recurrent neural network, RNN) 기반의 모델 혹은 합성곱 신경망(Convolutional neural network, CNN) 등 기타 영역의 주요 모델들과 조합된 하이브리드 순환 신경망 모델들이 좋은 성능을 보이고 있다[2-4]. 최근에는 언어 모델에서 높은 성능을 보이는 트랜스포머(Transformer) 구조를 채택하여, 더 높은 수준의 예측 정확도를 확보하는 기술들 또한 발표되고 있다[5].

이러한 배경에서 본 논문은 딥러닝 기반의 태양광 발전량 예측 모델들의 발전량 예측 성능을 높일 수 있는 학습 방법론을 제안한다. 제안하는 방법론은 일반적으로 발전량 예측을 위해 사용되는 예보 데이터와 더불어 실황 데이터를 함께 사용하여 모델을 학습시킴으로써 성능을 최적화한다. 제안된 방법론에 따른 성능 이득은 실험적으로 검증하여 제시된다.

II. 제안하는 학습 방식

본 논문에서 딥러닝 기반 태양광 발전량 예측 모델들을 학습하기 위해 대한민국 기상청에서 제공하는 환경 정보 중 7종(온도, 습도, 강수 상태,

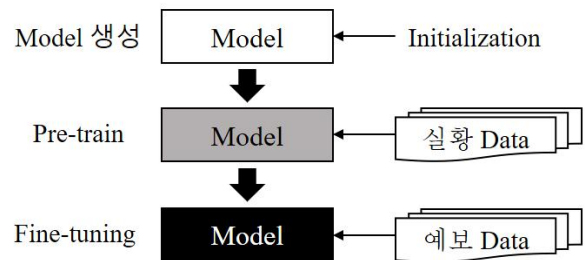


그림 1. 제안하는 학습 방식 개요

강수량, 하늘 상태, 풍향 및 풍속)으로 구성된 데이터를 사용하였다. 대한민국 기상청은 초단기 예보(향후 6시간 이내), 단기 예보(향후 6시간 이후), 실황(과거 실측) 데이터에 따라 환경 정보를 일부 다르게 제공하고 있으며, 본 논문에서 제시하는 학습 방식은 각 종류의 데이터들을 모두 발전량 예측 모델의 입력으로 사용하기 때문에 각 데이터에서 공통으로 제공되는 환경 정보 7종을 선별하여 사용한다.

본 논문이 제안하는 학습 방식을 요약하면 그림1과 같다. 제안된 학습 방식은 기상청 실황 데이터를 사용하여 모델을 선행 학습(Pre-train)시키고, 이어서 예보 데이터를 사용하여 모델을 정밀 튜닝(Fine-tuning)한다. 예보 데이터의 경우, 실제 해당 시간의 환경 정보와 오차를 보일 수 있으며, 이는 모델이 환경 정보와 발전량 간의 관계성을 학습하는 과정에 방해 요소로 작용한다. 반면 실황 데이터의 경우, 실제 해당 시간에 측정된 정보이기 때문에, 모델이 환경 정보와 발전량 간의 관계성을 보다 명확히 도출하는데 도움을 줄 수 있다. 그러나 실황 데이터만을 사용할 경우, 모델은 실제 발전량 예측을 위해 입력되는 미래 데이터가 가지는 오차를 고려하지 못한다. 따라서 제안된 학습 방식을 통해 환경 정보와 태양광 발전량 간의 관계성을 보다 정확히 이해하면서 동시에 기상 예보의 오차를 고려할 수 있는 모델을 개발할 수 있다.

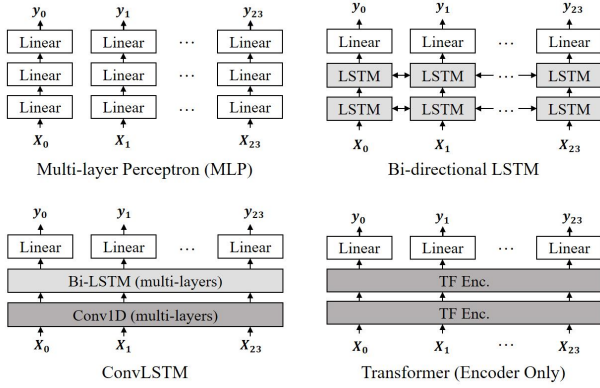


그림2. 실험에 사용된 모델 구조

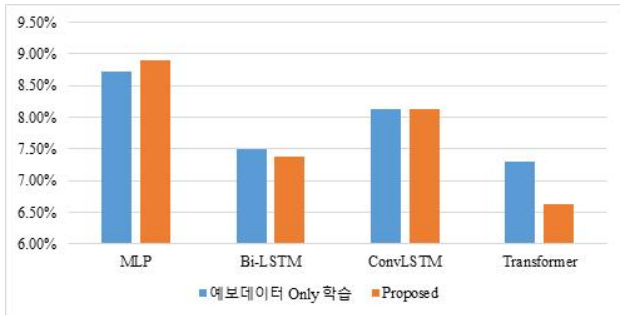


그림3. 학습 방식에 따른 모델 오차율 비교

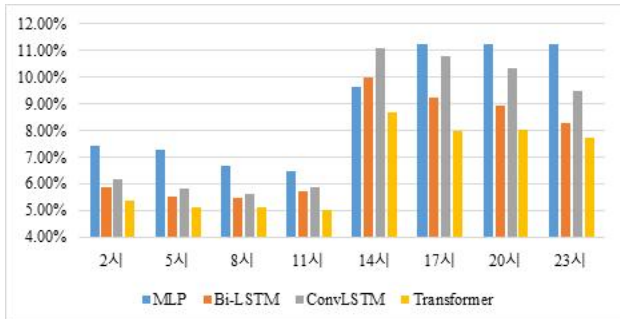


그림4. 예보 시점별 모델 오차율 비교

III. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안하는 방식의 효과를 검증하기 위해 그림2와 같이 4종의 모델을 선정하여 실험을 진행하였다. 각 모델들은 향후 24시간의 기상 정보를 입력으로 받아 향후 24시간의 태양광 발전량을 예측하도록 학습되었다. 실험에서는 각 모델들을 기상 예보 데이터만을 사용하여 학습한 경우와 제안된 방식으로 학습한 경우의 예측 성능을 비교하였다. 데이터셋은 경기도 시흥시에 설치된 태양광 실증 단지의 연간 데이터를 사용하였으며, 이를 70%, 30% 비율로 나누어 학습과 테스트에 사용하였다.

모델의 성능 비교를 위한 지표는 전력거래소에서 운영하는 발전량 예측 제도에서 사용되는 오차율을 사용하였으며, 다음과 같이 계산된다.

$$\text{오차율}(\%) = \frac{|\text{실제발전량} - \text{예측발전량}|}{\text{설비용량}} \times 100$$

(단, 발전량이 설비 용량 대비 10% 이상인 경우)

이러한 실험 조건에서 학습 방식에 따른 실험 결과는 그림3과 같다. LSTM 및 트랜스포머와 같이 예보 데이터만을 사용하여 학습한 경우에도 좋은 성능을 보이는 모델들이 제안된 방식을 적용하였을 때 오차율이 개

선되는 것을 확인할 수 있다. 특히 가장 좋은 성능을 보이는 트랜스포머 모델의 경우 그 성능 개선폭이 9.18%로 높게 나타났다. 반면 MLP나 ConvLSTM의 경우처럼 예보 데이터만을 사용하였을 때 비교적 낮은 예측 정확도를 기록한 모델들은 제안된 방식을 적용하여도 성능 개선이 보이지 않았다. 결론적으로, 발전량 예측에 보다 적합한 구조를 가진 모델일수록 제안된 학습 방식을 통해 더 많은 성능 개선을 기대할 수 있다.

한편 예보 시점별로 향후 24시간 예측 성능을 비교한 실험 결과는 그림4와 같다. 해당 결과 그래프는 각 모델들을 제안된 방식으로 학습하고, 테스트 데이터 셋의 각 예보 시점별 기상 예보 데이터셋을 사용하였을 때의 오차율을 나타낸 그래프이다. 제안된 학습 방식을 통해 가장 큰 개선이 이루어진 트랜스포머 모델이 모든 예보 시점에서 가장 높은 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있다. 예보 시점별로 예측 정확도를 비교해 보면, 태양광 발전이 가장 많이 이루어지는 정오에 가까울수록 태양이 떠있는 유효 시간에 대응되는 환경 정보의 오차가 가장 낮기 때문에, 모델들이 보다 나은 예측 성능을 보인다.

IV. 결론

본 논문은 딥러닝 기반의 태양광 발전량 예측 모델들의 성능을 개선하기 위한 학습 방식을 제안하였다. 제안된 학습 방식은 모델이 환경 정보와 태양광 발전량 간의 관계를 보다 명확히 학습하면서 동시에 기상 예보 데이터가 가진 오차를 반영할 수 있도록 실증 데이터와 예보 데이터를 모두 사용하여 모델을 단계적으로 최적화한다. 제안된 학습 방식을 적용한 실험을 통해 트랜스포머 및 LSTM 구조 기반의 예측 모델의 성능이 개선되는 것을 확인할 수 있었다. 추후 연구에서는 본 연구를 통해 확보된 정확도 높은 태양광 발전량 예측 모델을 기반으로 공장 전압 최적화 알고리즘을 개발하고, 실증 단지에 적용하는 연구를 수행할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술연구원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 202202090010A)

참고 문헌

- [1] F. Wang *et al.*, "Technologies and perspectives for achieving carbon neutrality", *The Innovation*, vol. 2, 2021.
- [2] J. Kang *et al.*, "Data-driven minute-ahead forecast of PV generation with adjacent PV sector information", *Energies*, vol. 16, no. 13, 2023.
- [3] M. Sabri and M. E. Hassouni, "A Novel Deep Learning Approach for Short Term Photovoltaic Power Forecasting Based on GRU-CNN Model", *in Proc. ICEGC*, 2021.
- [4] A. Agga *et al.*, "Short-term self consumption PV plant power production forecasts based on hybrid CNN-LSTM, ConvLSTM models", *Renewable Energy*, vol. 177, pp. 101-112, 2021.
- [5] J. Lee *et al.*, "Ultra-Short Term Photovoltaic Generation Forecasting Based on Data Decomposition and Customized Hybrid Model Architecture," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 20840-20853, 2024.