LSTM 을 이용한 태양광 발전량 예측 연구

A Study on Prediction of PV Generation Using LSTM

Tae Won Choi CEO, U-energy Co. Ltd

Jeollanam-do, South Korea uenergy@nate.com

Young Suk Song Rearch Director, U-energy Co. Ltd

Jeollanam-do, South Korea uenergy@nate.com

Heon Jeong⁵

Department of Fire Service

Administration

Chodang University

Jeollanam-do, South Korea
hjeong@cdu.ac.kr

Abstract

In this study, we develop a time series based solar power failure determination algorithm that predicts its own generation amount by sharing power generation information with neighboring sites without relying on meteorological data of the Meteorological Agency and compares it with the power generation amount obtained in real time to determine the presence or absence of a failure. For the implementation of the algorithm, we design a prediction model based on deep learning using LSTM function and implement a model that predicts the amount of solar power that changes in real time. After the development of LSTM model, the RMSE was 93.85 as a result of preliminary test by comparing the predicted and the measured photovoltaic power generation. As the data learning process progresses and as the optimization process is continued, the prediction performance is expected to be further improved.

Keywords: Recurrent Neural Network, Deep Learning, Model Predictive Control, PV Generation,

1. 서론

2030년까지 재생에너지 발전량 비중 20% 달성을 목표로 설정하는 "재생에너지 3020 이행계획(안)"을 발표하였다. 2030년까지 재생에너지 누적설비용 량을 63.8GW까지 보급하며, 신규 설비용량의 95%이상을 태양광, 풍력 등 청정에너지로 공급할 계획을 수립하였다[1]. 따라서, 신재생에너지의 상승세는 계속될 것으로 예상되며 가정용 태양광발전부터 대규모의 태양광발전단지까지 전 범위에 대해 빠른 증가 추세를 보이고 있다.

태양광 발전소의 발전량은 일사량과 온도등의 기상조건에 많은 영향을 받는다. 따라서, 대부분의 발전량 예측모델들은 기상청 데이터를 참조하여 과거의 데이터를 학습하여 발전량을 예측하는 방법을 이용한다[2,3]. 하지만, 지역적인 기상변화 및 태양광 발전소 사이트의 주변 환경 조건에 의해 정확한발전량을 예측하기는 어렵다. 예측된 발전량과 실제의 발전량의 차이를 도출하고 이에 대한 패턴을 분석하여 발전소의 고장유무를 판단할 수 있다.

본 연구는 기상청의 기상데이터에 의존하지 않고

⁵ Corresponding author

주변사이트와의 발전 정보 공유를 통해 자신의 발전량을 예측하고 실시간으로 얻어진 발전량과 비교하여 고장유무를 판정하는 시계열기반의 태양광 고장유무 판단 알고리즘을 개발한다. 알고리즘의 구현을 위하여 LSTM 함수를 이용한 딥러닝 기반으로 하는 예측 모델을 설계하고 실시간으로 변화하는 태양광 발전량을 예측하는 모델을 구현한다[4].

2. 연구방법

2.1. 딥러닝 기반 예측 모델

본 연구에서 사용된 딥러닝 모델의 대표적인 구조는 RNN (Recurrent Neural Network) 구조이며, LSTM (Long-Short Term Memory) 함수를 사용하여 학습을 진행하였다. RNN 모델은 LSTM을 구성하는 다양한 학습 변수에 의해서 모델링이 구현되는데, 그 중 최적화 기법으로써 유동적으로 학습률을 효율적으로 조절하여 최적해를 찾는 Adam 알고리즘을 선택하였다. 또한 LSTM을 구성하는 Hidden Layer는 Single Layer 보다는 심층화 된 Deeper Layer를 사용하여 학습한 후 예측성능을 분석하였다.

2.2. 딥러닝 기반 예측 모델

본 연구의 데이터 설정값으로는 실측데이터인 2020년 1월 1일부터 3월 31일까지의 15분간격으로 나타난 전남지역의 5곳의 태양광발전소 발전량정보를 입력값으로 설정하였으며, 1곳의 태양광발전소 발전량을 출력값으로 설정하여 본 연구를 진행하였다.

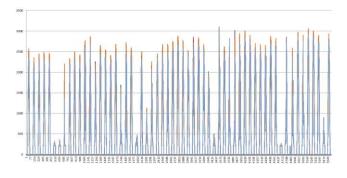


Figure 1. Power generation learning data at 6 solar power plants

3. 실험 및 분석

그림 2와 같이 학습 결과의 loss와 validation 그래프를 나타내었다. 수렴정도를 통해 비교적 학 습이 잘 이루어졌음을 확인하였다.

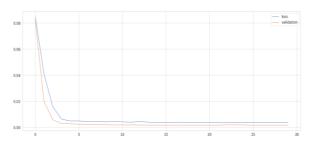


Figure 2. Graph of loss and validation loss after model fitting.

Fig. 3는 LSTM 기법을 사용하여 RNN을 구현한 모델링을 통해 예측한 태양광 발전량과 실측된 발전량을 비교하여 나타낸 그래프이다. 이 그래프를 살펴보면 RMSE의 값은 93.85 값을 나타내었다. 이는 예비 검토 결과이며 최적화 과정이 진행됨에따라 오차는 더욱 줄어들 것으로 판단된다.

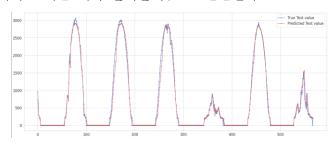


Figure 3. Comparison graph of the actual y_test value and the predicted energy output value of the 6th site by LSTM

4. 결 론

본 연구에서는 RNN 딥러닝 구조 중 하나인 LSTM 기법을 통해 구현된 모델링을 이용하여 2020년 1월부터 3월까지의 5곳의 태양광발전소 발전량 정보를 입력값으로 설정하고 다른 1곳의 태

양광발전소 발전량을 예측하는 실험을 수행하였다. 수행결과 태양광 발전량의 실측값과 예측값을 비교 한 결과 RMSE는 93.85로서 최대값이 3,000임을 고려할때 비교적 예측가능 수준으로 오차가 발생하 였다. 최적화 과정이 진행됨에 따라 오차는 더욱 줄어들 것으로 판단된다.

Acknowledgement

본 결과물은 2020년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 지자체-대학 협력기반 지역혁신 사업의 결과입니다.

References

- [1] 산업통상부, "재생에너지 3020 이행계획(안)", 2017. 12.
- [2] 김용수, 이상현, 김호원. "기상정보를 활용한 LSTM 기반 태양광 발전량 예측 기법", 한국통신학회논문 지, 제 44권 12호 pp. 2231-2238, 2019
- [3] 이동훈, 김관호, "미래 기상정보를 사용하지 않는 LSTM 기반의 피크시간 태양광 발전량 예측 기법", 한국전자거래학회지, 제24권 4호, pp 119-133, 2019
- [4] Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. Learning to forget: Continual prediction with LSTM. 1999