

다양한 손실 함수의 활용을 통한 태양광 발전량 예측 및 초과 발전 방지 연구

김시진, 김장겸*, 유윤식, 이일우, 김동혁

세종대학교, ETRI

22011852@sju.ac.kr, jk.kim@sejong.ac.kr, midasyoo@etri.re.kr, ilwoo@etri.re.kr, miseve72@gmail.com

Research on Predicting Photovoltaic Voltage Generation and Preventing Excess Power Generation through The Use of Various Loss Functions

Sijin Kim, Jangkyum Kim*, Yoon-Sik Yoo, Il-Woo Lee, Donghyeok Kim

Sejong University, ETRI

요약

본 논문은 1 시간 단위 IoT 데이터, 발전량 데이터, 그리고 기상청 날씨 데이터를 활용하여 태양광 발전량 예측을 하는 방법이 제시되었다. Long Short Term Memory (LSTM)을 기반으로 다양한 손실 함수를 사용하여 발전량의 정확도를 보장하면서 실측값보다 낮은 예측값을 유지하는 기법이 제시되었다. 제시된 기법은 문제되고 있는 신재생에너지의 초과 발전을 대처할 수 있는 새로운 예측 방법이다.

I. 서론

태양광 에너지 발전은 2009 년 이후 연간 38%의 성장률을 보이고 있다[1]. 하지만, 예상보다 적은 발전량을 생산하게 되면 초과 생산된 발전량을 처분해야 하며, 제시간에 진행하지 못할 경우 윤택 정전 혹은 계통 내 불안정성을 야기하게 된다. 2021 년 2 월 텍사스에서 순환 정전이 발생했으며, 발생원인 중 하나로 전력 수요 예측에 실패가 있다[2]. 이에 따라, 전력 수요 예측에 새로운 방법이 필요하게 되었다.

II. 본론

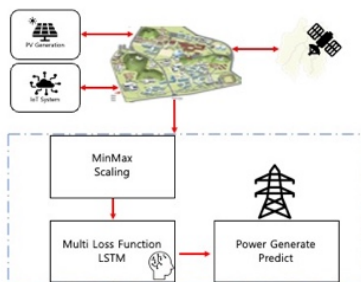


그림 1. System model

그림 1. 과 같이 본 연구에서는 1 시간 단위로 수집되는 소비 전력 데이터와 기상청 날씨 데이터를 활용한 LSTM 모델을 제안한다. 제안된 커스텀 LSTM 모델은 다양한 손실 함수를 적용하여 예측값이 실측값보다 낮으면서 높은 정확도를 유지하는 것을 목표로 하고 있다.

i. LSTM 기반 예측 모델

Long Short Term Memory (LSTM)는 Recurrent Neural Network 에서 변형된 인공신경망이다. 이전 정보를 오랫동안 기억할 수 있고, 긴 시퀀스 데이터 처리 가능한 신경망이다. LSTM 은 최근 단기 예측 및 부하 예측을 위한 LSTM 기반 딥 러닝이 많이 제시되었다. LSTM 의 뛰어난 성능과 다양한 응용 분야에 사용되는 장점을 토대로 이번 태양광 발전량 예측 문제에 LSTM 을 적용하게 되었다[3].

ii. 다양한 커스텀 손실 함수

손실 함수란, 지도학습 시 예측한 값과 실제 정답의 차이를 비교하기 위한 함수이다. 학습 중 알고리즘이 얼마나 잘 예측하는지 확인하기 위한 함수로서 신경망을 최적화하여 각 값을 최소화하는 것이

목적이다. 이번 연구에서는 예측 정확도와 예측값이 실측값보다 크게 나타나는 Overestimation 의 발생을 방지해야 하는데 적절한 손실 함수를 선택하는 것이 중요하다. 그러기에 다양한 손실 함수를 적용하여 예측 정확도를 높이고 Overestimation 의 방지를 방지한다.

$$LinEx = \frac{2}{a^2} [e^{a(y-y_{hat})} - a(y - y_{hat}) - 1] \quad (1)$$

$$Huber Loss = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - y_{hat})^2 & |y - y_{hat}| \leq \delta \\ \delta|y - y_{hat}| - \frac{1}{2}\delta^2 & |y - y_{hat}| > \delta \end{cases} \quad (2)$$

식(1)인 Linear Exponential (LinEx) Loss 는 주로 이상치 감지 또는 회귀 분석에서 사용되는 손실 함수이다[3]. 이상치나 극단적인 값에 예민하게 반응하는 특징을 갖고 있어, 해당 손실 함수를 통해 예측 성능을 높이는 연구가 활발히 진행되고 있다. 수식에서 a 는 0 과 1 사이의 임의의 값을 나타낸다.

식(2)인 Huber Loss 는 회귀 분석에서 주로 사용되고, 임계치를 설정하여 임계치보다 높은 오차에 가중치가 부가되는 기법이다. Huber Loss 는 최근 태양광 발전량 예측을 위한 연구에 자주 사용되었고, 구간에 따른 가중치를 할당한다는 관점에서 제안된 문제해결에 부합하는 손실 함수라 판단되었다. 수식에서 δ 는 임계치를 뜻하고, 0과 1 사이의 임의의 값이다.

III. 시뮬레이션

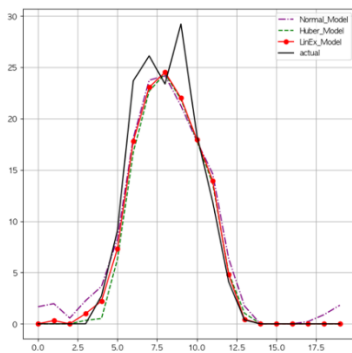


그림 2. 모델별 예측 오차 분석

그림 2. 는 모델별 실측값과 예측값의 차이를 나타낸 그림이다. LinEx Loss 와 Huber Loss 는 기본 MSE 손실 함수에 Overestimation 을 억제하는 모습을 보이고 있다. 특히 LinEx Loss 의 경우 발전량이 0 일 때 다른 손실 함수에 비해 높은 정확도를 보이고 있다.

본 연구에 사용된 데이터는 2019 년 2 월 1 일부터 2020 년 2 월 8 일까지 1 시간 간격의 발전량 데이터와 IoT 데이터, 대전광역시 기상청 날씨 데이터다. 예측 성능의 분석은 RMSE 와 Overestimation 을 통해 평가한다. RMSE 의 수학적 표현은 다음과 같다. 이때,

각 loss function 의 적용에 따른 연간 발전량 예측 결과에 대한 결과 비교는 다음과 같다.

	Normal	Huber	Linex
RMSE	7.811	8.015	7.686
Over- Estimation	547 From 1328	300 From 1328	355 From 1328

표 1. RMSE 및 Overestimation 비교 결과

표 1 에서 Normal 은 손실 함수가 MSE 인 경우이며, Huber_Model 과 LinEx_Model 은 각각 손실 함수가 Huber Loss, LinEx Loss 인 방법을 의미한다. 시뮬레이션 결과, Normal 은 7.811 이 나왔고, LinEx 는 이보다 2.612% 높은 8.015 가 나왔다. LinEx 는 이 세 모델 중 가장 낮은 7.686 을 기록했고 Huber 에 비해 4.105% 낮은 값이 나왔다. 하지만, Overestimation 은 Huber Loss 가 300 개의 Overestimation 이 이뤄졌고 전체 비율 22.59%가 나왔다. Normal 의 경우 547 개로 41.19%가 나왔고, LinEx 는 355 개로 26.73%가 나왔다. LinEx 가 기본 MSE에 비해 RMSE 값과 Overestimation 개수에서 월등한 것으로 나타났다.

IV. 결론

본 논문에서는 다양한 손실함수에 기반한 태양광 발전량 예측 기법을 제안함으로써, 예측 정확도만이 아닌 Overestimation 의 발생을 최소화하는 방법을 제안하고 있다. 제안된 다양한 손실함수는 높은 정확도와 예측값이 실측값보다 높게 나타나는 문제의 발생을 방지하는 것이 가능함을 확인할 수 있었다. 본 연구를 통해 계통 내 불안정성의 발생을 사전에 방지하는 것이 가능한 태양광 발전량 예측 방법을 제시할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the Korea Institute of Energy Technology Evaluation and Planning (KETEP) and the Ministry of Trade, Industry & Energy (MOTIE) of the Republic of Korea (No. 20202020900290).

참고 문헌

- [1] IEA (2020), Solar PV, IEA, Paris
- [2] Busby, Joshua W., et al. "Cascading risks: Understanding the 2021 winter blackout in Texas." Energy Research & Social Science 77 (2021): 102106.
- [3] Qing, Xiangyun, and Yugang Niu. "Hourly day-ahead solar irradiance prediction using weather forecasts by LSTM." Energy 148 (2018): 461-468.