

들로네 삼각분할 및 TransGRU 기반 해석가능한 태양광 발전량 예측 기법

송근주, 정재익, 문종희*, 권성철*, 김홍석

서강대학교, *한국전력공사 전력연구원

kjsong4089@sogang.ac.kr, jaeik1213@sogang.ac.kr, *jh.mun@kepc.co.kr,

*seongchul.kwon@kepc.co.kr, hongseok@sogang.ac.kr

Delaunay Triangulation and TransGRU based interpretable PV power forecasting

Song Keun Ju, Jeong Jaeik, Moon Jong Hee*, Kwon Seong Chul*, Kim Hongseok

Sogang Univ., *KEPCO KEPRI.

요약

최근 태양광 발전소 설치 비중이 지속적으로 높아짐에 따라, 전력계통 운영은 보다 더 중요시 되고 있다. 원활한 계통 운영을 위해선 정확한 태양광 발전량 예측이 이루어져야 하지만, 불확실한 기상 요소로 인해 발전량이 불안정한 문제점이 있다. 본 논문에서는 들로네 삼각분할과 TransGRU 딥러닝 모델을 이용하여 해석가능한 태양광 발전량 예측 프레임워크를 제안한다. 들로네 삼각분할과 Union-Inner Triangles 알고리즘을 통해 개별 태양광 발전소에 대해 예측에 적합한 3개의 기상관측소를 선별하고, TransGRU 모델을 통해 기상관측소와 기상요소별로 태양광 예측에 관한 중요도를 측정할 수 있다. 시뮬레이션 결과 제안한 예측 알고리즘이 비교군과 대비하여 예측 성능이 우수했으며, 특히 가상발전소(VPP) 구성 시 예측 향상을 크게 높이는 데 성공하였다.

I. 서론

2021년 기준 전 세계적으로 설치된 태양광 발전소의 총 설비용량은 약 167.8GW으로, 2020년 대비 약 36% 성장률을 보였다 [1]. 하지만 태양광 발전량은 기온, 습도, 풍속, 바람과 같은 기상조건에 매우 의존적이기 때문에, 예측에 있어 불확실성 문제가 있다. 이에 따라 정확한 태양광 발전량 예측 기술이 필요하게 되었고, 최근 딥러닝을 적용한 기법들이 제안되어 왔다.

딥러닝 기반으로 태양광 예측 시 일반적으로 입력에 고려되는 것은 기상 요소이다. 기온, 이슬점, 습도, 풍속을 입력으로 하여 시계열 딥러닝 모델 중 하나인 장단기 메모리(LSTM)를 통해 태양광 예측을 할 수 있다 [2]. 따라서 기상요소를 선별 및 분석하는 작업은 모델 예측 성능에 영향을 미치기 때문에 중요하다. 예시로 태양광 발전량과 기상요소 간 상관관계 연산을 통해 예측에 적합한 입력 요소를 사전에 선별할 수 있다 [3]. 더 나아가 최근에는 Shapley additive explanation (SHAP) 지표를 이용해 모델 관점에서 입력 요소별 중요도를 분석할 수 있다 [4]. 그러나 위와 같은 방법은 정확한 위치와 충분한 양의 기상 데이터를 필요로 하며, 이에 따른 모델 복잡성 또한 고려해야 한다.

이를 위해 본 논문에서는 들로네 삼각분할과 TransGRU 모델을 기반으로 해석가능한 태양광 발전량 예측 기법을 제안한다. 우선 들로네 삼각분할과 Union-Inner Triangles 알고리즘을 통해 개별 태양광 발전소마다 위치적으로 관련성이 높은 3개의 기상관측소를 선별한다. 또한 시계열 딥러닝 구조인 Transformer encoder와 게이트 순환 유닛(GRU)을 사용하여 특징 표현 학습 기반 시계열 예측을 수행한다. 이는 입력으로부터 예측에 중요한 특징을 모델 학습으로 뽑아낼 수 있음을 의미하며, 따라서 다소 적은 데이터 만으로도 효과적인 예측 결과를 기대할 수 있다.

II. 본론

먼저 태양광 발전소에 대하여 예측에 필요한 기상관측소를 선택한다. 위치 정

보를 활용해 거리상 가장 가까운 단일 기상관측소를 사용하는 것이 일반적이지만, 본 논문에서는 들로네 삼각분할 기법을 적용하여 3개의 다중 기상관측소를 고려한다. 들로네 삼각분할은 평면상의 점 집합에 대하여 점들이 서로 가까운 정도로 분할한 삼각형 영역이다. 점 집합은 기상청의 종관기상관측(ASOS) 관측소로 구성하였다. 그림 1은 기상관측소로 구성된 들로네 삼각형 영역에 대해 분포해 있는 국내 태양광 발전소를 나타낸다.

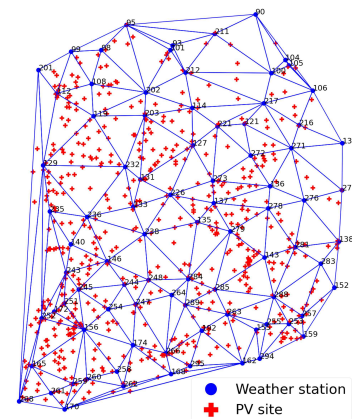


그림 1 기상관측소 기반 들로네 삼각형 및 태양광 발전소 분포
하지만 들로네의 넓은 둔각 삼각형 형태, 혹은 삼각형 내부에서 가장자리에 위치한 태양광 발전소의 경우 들로네 삼각분할은 효과적이지 않다. 따라서 우리는 이를 사전에 판별할 수 있는 간단한 규칙 기반 알고리즘인 Union-Inner Triangles(UIT)을 설계하였다. UIT를 사용하면 예외 경우에 속하는 태양광 발전소에 대해선 들로네 삼각형을 사용하지 않고, 거리상 가까운 3개 기상관측소를 사용한다. 알고리즘 1은 UIT의 절차를 나타낸다.

Algorithm 1 Union-Inner Triangles Algorithm

```

 $\mathcal{U} \leftarrow \{\text{vertices of Delaunay triangle}\} \cup \{3 \text{ nearest weather stations}\}$ 
 $|\mathcal{U}| \sim \{3, 4, 5, 6\}$ 
 $a_1, b_1, a_2, b_2, a_3, b_3 \leftarrow$  the angles of 3 inner triangles
 $\epsilon_1, \epsilon_2 \leftarrow$  the threshold angles
if  $|\mathcal{U}| = 3$  then
    Use DT weather stations
else if  $|\mathcal{U}| = 4$  then
    if  $\min\{a_1, b_1, a_2, b_2, a_3, b_3\} < \epsilon_1$  then
        Use 3 nearest weather stations
    else
        Use DT weather stations
    end if
else if  $|\mathcal{U}| = 5$  then
    if  $\min\{a_1, b_1, a_2, b_2, a_3, b_3\} < \epsilon_2$  then
        Use 3 nearest weather stations
    else
        Use DT weather stations
    end if
else if  $|\mathcal{U}| = 6$  then
    Use 3 nearest weather stations
end if

```

알고리즘 1 Union-Inner Triangles 알고리즘

예측 모델로는 Transformer encoder와 GRU를 결합하여 해석가능한 AI 모델인 TransGRU를 설계하였다. TransGRU는 특징 표현 학습 기반 시계열 예측을 수행한다. 즉 Transformer encoder를 통해 기온, 습도, 풍속, 구름량으로 구성된 기상 요소 입력 데이터를 예측에 중요한 특징 데이터로 변환한 뒤, 이를 GRU의 입력으로 사용하여 시계열 예측을 하는 방식이다. 그림 2는 TransGRU의 구조를 의미하고, 그림 3은 3개 중 일부 1개의 기상 관측소에 대하여 기상 요소 입력 데이터와 Transformer encoder로 변환된 특징 데이터를 비교한 것이다.

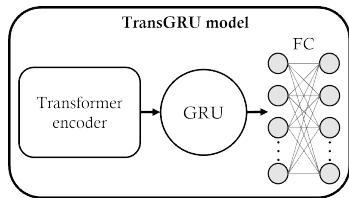


그림 2 TransGRU 구조

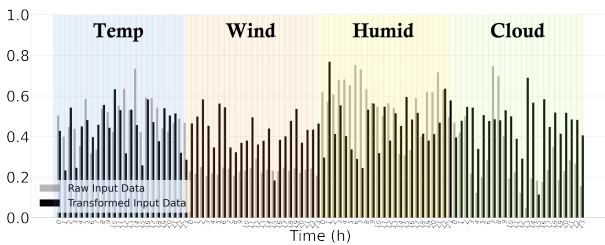


그림 3 1개 기상관측소의 기상요소별 입력과 변환 데이터 비교

그림 3을 통해 볼 수 있듯이, TransGRU 모델이 태양광 발전량을 예측함에 있어 어떠한 기상요소가 각 시간대별로 중요하게 작용하였는지를 확인할 수 있다. 따라서 들로네 삼각분할과 UIT 알고리즘(DT+)을 통해 거시적으로 태양광 발전소와 관련성이 높은 3개 기상관측소를 선별하고, TransGRU 모델을 통해 세부적으로 태양광 발전량 예측에 대한 3개 기상관측소 및 각 기상 요소별 중요도를 시간 관점에서 책정할 수 있다.

III. 실험

성능 평가를 위해 비교군은 다음과 같이 설정하였다. 기상관측소 선별은 태양광 발전소에서 거리상 가장 가까운 1개 기상관측소(VT)를 사용하였고, 예측 모델은 유명한 딥러닝 모델인 다중 퍼셉트론(MLP)과 GRU를 사용하였다. 우리는 2019년 12월부터 2021년 10월까지 1시간 간격의 종관기상관측과 태양광 데이터를 사용했다. 종관기상관측 데이터는 각 기상요소(기온, 풍속, 습도, 전운량)의 최대값을, 태양광 데이터는 설비용량을 이용한 0과 1 사이로 정규화하였다. 실험 환경은 1053개의 전국 태양광 발전소 중 광주와 대구 지역으로 설정했다. 모델의 training, validation, test 구간은 80%, 20%, 20% 비율로 나누어 진행했다. Test 경우 기상 요소 입력 데이터는 예보값을 사용해야 하므로 관측값에 zero-mean Gaussian noise를 추가, 표준편차에 대해 각 기상 요소의 최

대값의 5%, 10%, 15%, 20% 비율로 지정하여 이를 대체했다. 모델 예측 성능 지표는 이용률 10% 이상에 대한 Normalized Mean Absolute Error(NMAE10)를 이용했다.

위치	예보값(%)	NMAE10(%)					
		MLP		GRU		TransGRU	
광주	5	9.47	7.97	10.23	8.85	8.11	7.49
	10	9.51	8.04	10.37	9.04	8.59	7.62
	15	10.04	8.66	10.92	9.29	8.74	7.67
	20	10.98	8.79	11.60	9.74	9.22	8.27
대구	5	9.48	8.41	10.07	9.02	9.40	8.09
	10	10.35	8.79	10.64	9.42	9.46	8.21
	15	10.44	8.99	11.25	9.37	9.55	8.22
	20	11.14	9.48	12.12	9.94	10.01	8.79

표 1 개별 태양광 발전소 예측 결과

표 1은 개별 태양광 발전소 예측 결과에 대해 평균값으로 나타낸 것이다. 실험 지역 및 예보 오차 설정에 대해 제안한 예측 기법(DT+)이 모두 우수한 성능을 보이고 있으며, 특히 예보 오차가 높아짐에 따라 TransGRU 모델이 월등한 예측 성능을 가진다. 이는 Transformer encoder의 특징 표현 학습이 예보 오차에 대해서 강인하다는 것을 보여준다.

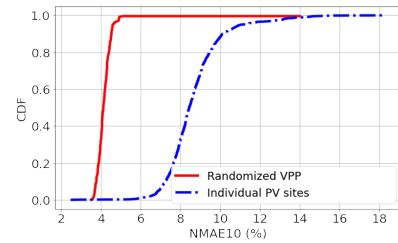


그림 4 가상발전소 군집화 예측 결과

그림 4는 전국 단위에서 태양광 발전소를 군집화하여 구성한 가상발전소와 개별 태양광 발전소의 예측 결과를 비교한 것이다. 가상발전소는 국내 VPP 구성 기준에 맞춰 설계하였다 [5]. 제안한 예측 기법을 가상발전소에 적용했을 때, 평균 4.2%의 예측 오차율을 보였으며 이는 개별 태양광 발전소의 평균 8.7%와 비교했을 때 최대 60%의 성능 개선율을 가졌다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported in part by Smart City R&D project of the Korea Agency for Infrastructure Technology Advancement (KAIA) grant funded by the Ministry of Land, Infrastructure and Transport under Grant 22NSPS-C149866-05.

참 고 문 헌

- [1] M. Schmela, W. Hemetsberger, G. Chianetta, Global Market Outlook for Solar Power 2022-2026, SolarPower Europe, May (2022).
- [2] Qing, Xiangyun, and Yugang Niu. "Hourly day-ahead solar irradiance prediction using weather forecasts by LSTM." Energy 148 (2018): 461-468.
- [3] Liu, Luyao, et al. "Prediction of short-term PV power output and uncertainty analysis." Applied energy 228 (2018): 700-711.
- [4] Mitrentsis, Georgios, and Hendrik Lens. "An interpretable probabilistic model for short-term solar power forecasting using natural gradient boosting." Applied Energy 309 (2022): 118473.
- [5] "[참고자료] 재생에너지 발전량 예측제도 도입", 산업통상자원부 (https://www.motie.go.kr/motie/ne/presse/press2/bbs/bbsView.do?bbs_cd_n=81&bbs_seq_n=163324)