

강건한 단기 일사량 예측을 위한 심층 신경망의 최적화 기법

채운길¹, 이지호¹, 조범진¹, 하휘명², 문지훈¹

¹순천향대학교 빅데이터공학과

²LG 에너지솔루션

¹{yg2944, xzc601, whqjawls2673, jmoon22}@sch.ac.kr

²hwmhkr@lgensol.com

An Optimization Scheme of Deep Neural Networks for Robust Short-Term Solar Irradiance Forecasting

Yoon-Gil Chae¹, Jiho Lee¹, Bum-Jin Jo¹, Hwimyeong Ha², and Jihoon Moon¹

¹Dept. of Big Data Engineering, Soonchunhyang University

²LG Energy Solution, Ltd.

요 약

단기 일사량 예측은 지속 가능한 발전을 위한 태양광 발전 시스템의 효율적인 운영에 필수적이며, 에너지 분야에서 대표적인 시계열 예측 문제이다. 심층 신경망(Deep Neural Network)은 강건한 에너지 예측을 위해 주로 활용되고 있는 기계학습 알고리즘이지만, 여러 초매개변수(Hyperparameter)로 인해 모델을 최적화하는데 많은 비용(Cost)이 요구된다는 한계가 있다. 이에 본 논문은 우수하지 못한 컴퓨팅 환경에서도 심층 신경망 모델의 최적화하여 강건한 단기 일사량 예측 기법인 COSMOS (COMbining Solar irradiance forecasting MOdelS) 모델을 제안한다. 먼저 대한민국의 대표 도시인 서울의 일사량과 기온, 습도, 풍속과 같은 다양한 기상 정보를 수집하고 심층 신경망 모델 학습을 위한 데이터 셋을 구성한다. 다음으로 데이터 셋을 훈련 집합(Training Set)과 평가 집합(Test Set)으로 분할한 다음, 학습 집합에 4 층부터 7 층까지의 심층 신경망 모델을 구성하고 평가 집합에 일사량 예측을 수행한다. 또한, 평가 집합에서 4 가지의 일사량 예측값을 기반으로 학습 데이터 셋으로 재구성하고 랜덤 포레스트(Random Forest) 기반의 온라인 학습 모델링을 통해 최종 일사량을 예측한다. 실험 결과, 제안한 COSMOS 모델은 여러 심층 신경망 모델보다 더욱 우수한 일사량 예측을 수행할 수 있음을 확인하였다.

I. 서 론

태양광 발전은 지속 가능한 발전을 위한 신재생 에너지 및 참여형 소비자를 통해 에너지 거래가 가능한 스마트 그리드의 주요 기술로 많은 주목을 받고 있으며, 태양광 발전 시스템의 효율적인 운영을 위해서는 사전에 정확한 일사량 예측이 필수적이다[1]. 하지만 기상청의 동네예보는 기온, 습도, 풍속 등과 달리 일사량에 대한 예측값은 제공하지 않는다. 따라서 국내 여러 기관에서 입력 변수와 출력 변수 간의 비선형 관계를 효과적으로 학습할 수 있는 기계학습(Machine Learning)을 기반으로 여러 일사량 예측 모델을 보고하였다.

최근 에너지 분야에서 만족스러운 성능을 도출하는 심층 신경망(Deep Neural Network)을 이용한 일사량 예측 모델이 Persistence, 다중선형회귀(Multiple Linear Regression) 등 통계적 접근 방법보다 정확한 일사량 예측 성능을 도출하였다[1]. 하지만 심층 신경망 모델 학습을 위해서는 일반적으로 GPU (Graphic Processing

Unit)와 같은 고성능 컴퓨팅 환경이 요구되며, 다양한 초매개변수를 효과적으로 고려하여 모델을 최적화해야 하므로 관련 분야의 전문가가 아닌 이상 에너지 분야와 같은 비전문가가 접근하기에는 여러 한계가 존재한다.

이에 본 논문에서는 심층 신경망 모델의 구성을 간편하게 하여 에너지 분야에서도 인공지능 모델의 접목 가능성(Capacity)을 높이기 위해 COSMOS (COMbining Solar irradiance forecasting MOdelS) 모델을 제안한다. COSMOS 모델은 CPU (Central Processing Unit)만 포함하는 저성능 컴퓨팅 환경에서 초매개변수의 설정과 무관하게 여러 심층 신경망 모델을 구성할 수 있으며, 심층 신경망 모델들을 효과적으로 결합하여 기존의 심층 신경망 모델보다 정확한 예측 성능을 도출할 수 있다.

II. 본 론

본 논문은 대한민국의 대표 도시인 서울을 대상으로 기상청 기상자료개방포털의 종관기상관측자료에서 오전

Table 1. 심층 신경망 학습을 위한 데이터 셋 구성

No.	Variable Name	Description
1	Month	Month of the year
2	Day	Day of the month
3	Hour	Hour of the day
4	Temp	Temperature
5	Humi	Humidity
6	WS	Wind speed
7	WD	Wind direction

8 시부터 오후 6 시까지 습도, 풍속, 풍향과 같이 기상청 동네예보에서 제공하는 기상 요인들과 일사량 데이터를 1 시간 단위로 2011 년부터 2020 년까지 수집하였으며, Table 1 과 같이 심층 신경망 모델을 학습하기 위해 7 가지의 입력 변수를 구성하였다.

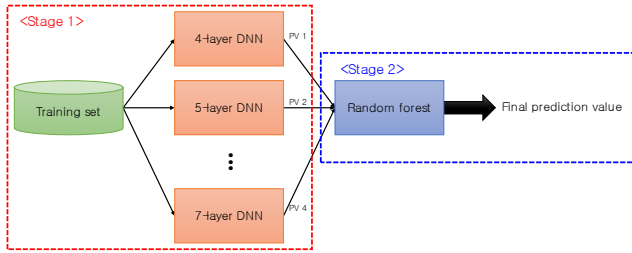


Figure 1. COSMOS 모델의 구성도

본 논문의 시스템 구성도는 Figure 1 과 같다. 먼저 데이터 셋을 8:2 의 비율로 2011 년부터 2018 년까지를 훈련 집합(Training Set), 2019 년부터 2020 년까지를 평가 집합(Test Set)으로 분할하고, 훈련 집합에서 CPU 환경에서도 간편하게 신경망 모델을 구성할 수 있는 scikit-learn 의 MLPRegressor[2]를 통해 은닉 노드의 수는 10 으로 설정한 은닉층이 2 층부터 5 층까지의 심층 신경망 모델들을 구성하고 이를 이용하여 평가 집합의 일사량을 예측하였으며, 평가 집합에서 랜덤 포레스트(Random Forest)의 학습 데이터 셋을 재구성하였다.

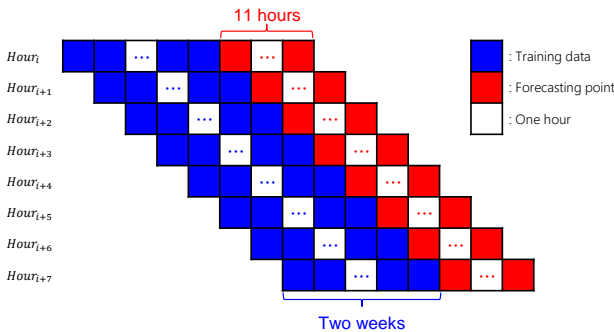


Figure 2. 랜덤 포레스트 기반의 온라인 학습

랜덤 포레스트 모델은 128 개의 나무로 구성하였으며, Figure 2 와 같이 2 주의 학습 데이터 셋을 이용하여 예측 모델링을 하고 다음 날 하루치의 일사량을 예측하는 방식인 온라인 학습을 통해 다시점 일사량을 예측하였다. 예를 들어, 2020 년 3 월 1 일 오전 8 시부터 오후 6 시까지 일사량을 예측한다면, 2 월 15 일 오전 8 시부터 2 월 28 일 오후 6 시까지의 학습 데이터 셋을

Table 2. 예측 모델 간의 성능 비교 (단위: MJ/m²)

Model	RMSE	MAE
DNN (HL = 2)	0.606	0.478
DNN (HL = 3)	0.634	0.502
DNN (HL = 4)	0.573	0.454
DNN (HL = 5)	0.573	0.454
Moon et al. [2]	0.580 (± 0.002)	0.472 (± 0.001)
Ours	0.565 (± 0.004)	0.430 (± 0.003)

이용하여 랜덤 포레스트 모델을 구성하는 것이다. 랜덤 포레스트는 일반화 및 성능이 우수하다는 장점이 있어 본 연구의 온라인 학습 모델로 채택하였다.

본 논문에서 제안한 COSMOS 모델의 효율성을 입증하기 위해, RMSE (Root Mean Square Error)와 MAE (Mean Absolute Error)를 평가지표로 선정하여 평가 집합을 대상으로 모의실험을 수행하였으며 결과는 Table 2 와 같다. 여기서 Moon et al. [2]은 심층 신경망 모델들의 최적화를 위해 랜덤 포레스트를 사용하지 않고 주성분 회귀를 이용한 예측 모델이며, Moon 의 모델과 제안한 모델은 다시점 일사량 예측을 수행하므로 1 시점부터 11 시점의 평균값과 표준 편차를 함께 나타내었다. 실험 결과에서 확인할 수 있듯이 제안한 모델이 다른 심층 신경망 모델들보다 더욱 정확한 일사량 예측을 수행할 수 있음을 확인하였다.

III. 결론

본 논문은 대한민국의 수도인 서울을 대상으로 강건한 일사량 예측을 위해 심층 신경망 모델 최적화 기법인 COSMOS 모델을 제안하였다. 제안한 COSMOS 모델은 GPU 를 포함하지 않은 저성능 컴퓨팅 환경에서도 간편하게 구성할 수 있으며, 심층 신경망 모델들보다 더욱 우수한 일사량 예측 정확도를 도출하였다.

향후 국내 여러 지역의 일사량 데이터를 수집하여 제안한 COSMOS 모델의 국내 태양광 발전 시스템의 적용 가능성을 확인하고자 한다. 또한, 설명 가능한 인공지능 기법을 적용하여 예측 모델의 의사결정 과정을 분석하여 인공지능 분야 비전문가에게 인공지능 모델의 이해를 돕고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학사업의 연구 결과로 수행되었음(2021-0-01399).

참 고 문 헌

- [1] 정승민, 문지훈, 박성우, 황인준, "심층 학습에 기반한 제주도의 단기 일사량 예측 기법", 2019 년 한국컴퓨터종합학술대회 논문집, pp. 460-461, 2019.
- [2] O. Kramer, "Scikit-learn," *Machine Learning for Evolution Strategies*, pp. 45-53, 2016.
- [3] J. Moon, S. Jung, J. Rew, S. Rho, and E. Hwang, "Combination of short-term load forecasting models based on a stacking ensemble approach," *Energy and Buildings*, Vol. 216, p. 109921, 2020.