

논문 2026-3-11 <http://dx.doi.org/10.29056/jsf.2026.09.11>

ESS 충·방전 스케줄링을 위한 태양광 발전량 예측 모델

이봉규*†

PV Power Forecasting Model for ESS Charge-Discharge

Bongkyu Lee*†

요 약

ESS(Energy Storage System) 운영을 위해서는 충전 및 방전 시점에 대한 스케줄링이 필수적이며, 태양광과 연계된 ESS의 효과적인 운영을 위해서는 태양광 발전량을 사전에 예측하여 충·방전 의사결정에 활용할 필요가 있다. 그러나 태양광 발전량은 일사량, 구름량, 기온 등 기상 조건과 태양 위치 변화에 따라 크게 변동하므로 정확한 예측이 어렵다. 본 연구에서는 기상예보와 과거 발전량 데이터를 활용하여 태양광 발전 수준을 예측하는 LightGBM 기반 다중 클래스 예측 모델을 제안한다. 제안 모델은 설비용량 대비 발전 수준을 ‘적음/보통/많음’의 3개 범주로 출력한다. 제주도에 설치된 32개 태양광 설비에서 수집한 데이터를 이용하여 모델을 학습하고 성능을 평가한다.

Abstract

Operating an Energy Storage System (ESS) requires scheduling the charging and discharging times. For effective scheduling of photovoltaic (PV)-coupled ESS, it is necessary to forecast PV power generation in advance and use the forecasts for charge - discharge decision-making. However, accurate PV power forecasting is challenging because PV output varies substantially with meteorological conditions and changes in solar position. In this study, we propose a LightGBM-based multi-class classification model that predicts PV generation levels using weather forecasts and historical generation data. The proposed model outputs three generation-level categories—low, medium, and high—normalized by installed capacity. The model is trained and evaluated using data collected from 32 PV facilities installed on Jeju Island.

한글키워드 : 태양광, 충·방전, 다중 클래스 예측 모델, 범주, 제주도

keywords : Photovoltaic (PV), Charge/Discharge, Multi-class Prediction Model, Category, Jeju Island

1. 서 론

Energy Storage System(ESS, 에너지저장장

치)은 전력수요가 낮거나 발전량이 충분한 시간대에 생산된 전력을 저장하고, 전력수요가 증가하거나 발전량이 부족한 시간대에 저장 전력을 공급함으로써 전력 이용 효율을 높이는 핵심 설

* 제주대학교 데이터사이언스학과

† 교신저자: 이봉규(email: bklee@jejunu.ac.kr)

접수일자: 2026.08.15. 심사완료: 2026.08.26.

게재확정: 2026.09.20.

비이다. 특히 건물에 설치되는 ESS는 최대수요 전력 저감, 전력 사용 시간대 이동, 계통 전력 사용량 조절, 신재생에너지 활용률 향상 등 다양한 운영 목적에 활용될 수 있다. 이러한 운영 효과를 확보하기 위해서는 ESS의 충전 및 방전 시점을 사전에 결정하는 스케줄링 과정이 필요하며, 스케줄링의 성능은 향후 건물 전력수요와 가용 전원(에너지 공급 수준)을 얼마나 정확하게 추정하는가에 의해 좌우된다[1].

ESS 시스템 운용에서 태양광 (photovoltaic, PV) 발전은 ESS 충·방전에 활용되는 대표적인 전원으로, 낮 시간대의 발전 전력을 저장해 최고 조 시간대에 활용함으로써 자가 소비율을 높이고 계통 의존도를 완화한다[2]. 태양광과 연계된 ESS에서는 태양광 발전량을 예측하여 ESS 운영을 위한 스케줄링에 활용할 필요가 있으나, 태양광 발전량은 일사량, 구름량, 기온 등 기상 조건과 태양 위치 변화에 따라 크게 변동한다. 따라서 태양광 발전설비가 연계된 ESS 환경에서는 태양광을 통해 공급될 수 있는 에너지 수준을 예측하는 것이 필요하며, 정확한 예측은 태양광 발전에서 얻어지는 에너지 활용성을 크게 향상할 수 있다. 이런 이유로 현재의 기상 데이터와 설비 상태를 바탕으로 발전량을 정확하게 예측하는 것은 태양광 기반의 ESS 운영을 위한 핵심적 요소 기술이다[3].

본 연구에서는 기상예보 데이터와 과거 발전량 데이터를 활용하여 미래 태양광 발전 수준을 예측할 수 있는 인공지능 기반 예측 모델을 제안한다. 제안 방법은 과거 기상 조건과 실제 발전량을 결합한 시계열 데이터를 이용하여 발전 패턴을 학습한 후, 예측 시점의 기상 변수 등을 입력받아 생산될 발전량을 예측한다. 예측 결과는 기존 ESS 운전 규칙에 즉시 연계할 수 있도록 설비용량에 따른 발전 수준을 나타내는 3개 범주(적음, 보통, 많음)로 출력한다. 이런 범주형 인식

을 사용함으로써 제안 방법을 ESS 충·방전 스케줄러에 직접 활용될 수 있게 된다. 일반적으로 스케줄러는 향후 전력량의 미세한 수치 차이보다 실제 공급 수준이 부족한지 또는 충분한지를 기준으로 충전, 방전 및 대기 상태를 결정하기 때문이다. 구현된 예측 모델은 실제 운영 중인 태양광 발전 설비에서 획득한 데이터를 이용하여 학습 및 평가를 수행한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 ESS 충·방전 스케줄링을 위한 발전량 예측 관련 기존 연구를 정리한다. 제3장에서는 트리 기반 분류모델을 이용한 태양광 발전량 예측 모델을 설명한다. 제4장에서는 제안 모델의 성능평가 결과를 제시하고, 제5장에서 결론을 맺는다.

2. ESS 제어를 위한 태양광 발전량 예측

ESS 운용은 일반적으로 전력수요가 낮은 시간대에 에너지를 저장하고, 전력수요가 높은 시간대에 저장된 에너지를 공급하는 방식으로 이루어진다. 초기 현장 운영에서는 계절 및 시간대별로 운전 시간 구간, 충·방전 출력, 충전 잔량 (State of Charge, SOC) 범위 등의 제약조건을 사전에 설정한 충·방전 프리셋을 적용하는 방식이 주로 사용되었다. 이러한 프리셋 기반 운전은 운전조건이 명확하고 제어 결과를 사전에 해석할 수 있어 적용이 수월하다는 장점이 있다. 그러나 태양광 연계 환경에서는 기상 조건에 따라 발전량이 크게 변동하므로, 고정 프리셋만으로는 운영 시점의 공급 변동성을 충분히 반영하기 어렵다. 이에 따라 태양광 발전량을 사전에 예측하고 그 결과를 스케줄링 입력으로 활용하는 예측 기반 운전이 필요하다. 이러한 중요성으로 태양광 발전량 예측은 재생에너지의 변동성과 전력 계통 및 에너지관리 운영의 불확실성을 완화하기 위한

핵심 기술로 폭넓게 연구되었다. 태양광 발전 예측에 관한 종합 검토를 통해 예측 문제의 특성, 활용 데이터(기상정보 등) 및 통계적·물리적·기계학습 기반 접근을 포함한 다양한 방법론을 체계적으로 제시하였다[4]. 이를 통하여 태양광 발전량이 기상 조건과 태양 위치 변화에 따라 크게 변동하며 예측 정확도가 핵심 요소임을 보였다. 또한 건물 전력공급 관점에서 태양광-배터리 ESS 결합 시스템의 구성과 운영 목적(자가소비, 비용 절감, 계통 의존도 완화 등), 그리고 이를 달성하기 위해 운영·최적화에서 고려해야 할 것들을 검토한 연구가 진행되었는데, 이 연구에서는 태양광 발전 예측이 단순히 발전량 추정에 그치지 않고 저장장치 운영 전략과 결합하여 실제 운영 의사결정에 활용될 필요가 있음을 보여주었다[5].

최근에는 기상예보 및 발전 데이터를 활용한 기계학습 기반 태양광 발전 예측이 활발히 제안되고 있다. 기계학습 기반 태양광 발전 예측 알고리즘을 제시하고, 예측 결과를 예측시장 참여 및 수익성 관점에서 분석함으로써 데이터 기반 예측의 활용 가능성을 논의한 연구가 수행되었다[6]. 또한 수정된 인공신경망(ANN) 구조와 트리 기반 학습 알고리즘을 활용한 태양에너지 예측 고도화 방안을 제안하고, 풍속·기온·습도 등 기상 변수가 예측에 미치는 영향을 분석하여 태양에너지 예측에서의 기상 변수 활용의 중요성을 제시하였다[7]. 이들 연구는 기상이나 태양 위치와 같은 외부의 요인이 태양광 발전량 예측의 정확도 향상에 기여하며, 트리 기반 부스팅 계열 모델이 발전량 예측 문제에 효과적으로 활용됨을 보였다.

그러나 기존 연구들은 주로 예측 정확도 향상이나 예측 결과에 따른 경제적 효과 및 수익성 분석에 초점을 두고 있어, 방법을 실제

ESS 운전 환경에 직접 활용하는 데에는 한계가 있다. 실제 ESS 운영환경에서는 충·방전 의사결정이 제한된 수의 운전 상태(예: 충전/방전/대기)에 기반해 이루어지는 경우가 많아, 예측 결과가 스케줄러가 직접 해석할 수 있는 형태가 아니면 운영 연계에 제약이 발생하기 때문이다. 따라서 예측 모델의 출력 형태를 ESS 운전 의사결정과 직접 연결할 수 있는 형태로 설계하는 접근이 필요하다. 본 연구에서는 기상예보 및 과거 발전 데이터를 이용하여 태양광 발전 수준을 3개 운영 범주(적음/보통/많음)로 예측하는 다중 클래스 분류모델을 제안한다. 이를 통하여 예측 결과를 ESS 운전 규칙에 직접 연계할 수 있는 형태로 제공하여 실제 ESS 운용 스케줄링에 적용할 수 있는 형태로 한다. 그림 1에서 제안 모델과 스케줄러의 관계를 보여준다.



그림 1. 제안 예측 모델과 ESS 스케줄러

Fig. 1. The proposed model and the ESS scheduler

3. 태양광 발전량 예측 모델

본 연구에서는 태양광 발전량 예측 모델로 LightGBM[8] 기반 시스템을 제안한다. 이 모델은 다수의 의사결정나무를 순차적으로 학습하여 이전 단계의 오차를 보완하는 Gradient Boosting Decision Tree 계열의 알고리즘으로 서로 다른 범위와 분포를 가지는 다수의 정형 변수를 처리할 수 있고 변수 간 비선형 관계와 상호작용을 트리 분할을 통해 학습할 수 있는 장점이 있다. 따라서 본 연구와 같이 서로 다른 도메인의 데이터들을 동시에 다루는 분야에 잘 적용할 수 있는 모델이다. LightGBM에서 입력 표본에 대해 최종 예측 클래스는 가장 높은 출력값을 가지는 클래스로 결정된다. 표 1에는 본 연구에서 제안하는 LightGBM 모델의 구조를 결정하는 내부 파라미터들을 보여준다. 클래스의 불균형을 완화하기 위해 class_weight=balanced를 적용한다. 안정적인 학습을 위해 작은 학습률과 충분한 반복수를 이용한다.

표 1. 제안 LightGBM 모델 파라미터
Table 1. The proposed LightGBM Model parameters

항목	설정값	적용 목적
objective	multiclass	다중 클래스
num_class	3 (적음, 보통, 많음)	예측 클래스
class_weight	balanced	불균형 보정
n_estimators	3,000	부스팅 반복
learning_rate	0.005	점진적 학습
num_leaves	15	복잡도 제어
max_depth	5	분기 방지
min_child_samples	40	최소표본 확보
subsample	0.7	표본 부분추출
colsample_bytree	0.7	변수 부분추출
reg_alpha	1.0	L1 규제
reg_lambda	1.0	L2 규제
early_stopping_rounds	100	학습 종료
random_state	42	재현 가능성

표 1의 모델 파라미터에 나타난 것과 같이 예측 모델은 발전량에 대한 예측치로 3개의 클래스를 출력한다. 태양광 발전량 클래스를 나타내는 변수 $y_{i,t}^s$ 는 수식 (1)과같이 정의한다. 여기서 $PR_{i,t}$ ($0 \leq PR_{i,t} \leq 1$)는 서로 다른 용량의 태양광 설비를 동일한 기준으로 비교하기 위해 시간 t , 인버터 i 의 정규화 발전 지표이다. $P_{i,t}^s$ 는 인버터 i 의 시간 단위 t 에서의 발전량 (kW)이고, C_i 는 해당 인버터의 설비용량 (kW)이다.

클래스 간 경계를 위한 임계값 (0.256, 0.538)은 학습 데이터에서 얻어진 $PR_{i,t}$ 값들에 K-means 알고리즘을 적용하여 산출한 3개 클래스 간 경계값의 유용성 검증을 위하여 ESS 시스템을 운영하는 필드 전문가의 검토를 거쳤다. 전문가 검토 결과 운영상 적절한 것으로 판명되어 추가적인 수치 조정 없이 최종 임계값으로 확정하였다.

$$y_{i,t}^s = \begin{cases} 0, & PR_{i,t} < 0.246 \\ 1, & 0.246 \leq PR_{i,t} < 0.538 \\ 2, & PR_{i,t} \geq 0.538 \end{cases}, \text{ where } PR_{i,t} = \frac{P_{i,t}^s}{C_i} \quad (1)$$

발전량 예측을 위해 결합하는 기상 관련 데이터로는 먼저 기상청의 LDAPS[9] 기상모델에서 얻어지는 기온, 이슬점온도, 상대습도, 기압, 풍속, 바람의 동서·남북 성분, 상·중·하층 구름양, 직달일사, 산란일사, 시정, 강수·적설 관련 변수, 태양고도 및 태양방위각 등 총 24가지 정보이다. 두 번째로는 태양고도와 직달일사의 곱으로 만든 값이다. 이 값은 동일한 직달일사량에서도 태양의 고도에 따라 발전 가능성이 달라질 수 있는 관계를 학습시키기 위해 사용된다. 결합하는 LDAPS 기상모델의 유효시간은 전력 데이터의 측정 시각과 대응시킨다. 이러한 과정을 통하여 최종적인 태양광 발전량 예측을 위하여 제안한 LightGBM 모델의 입력변수는 30개로 정의한다 (표 2). 태양광 모델의 inverter_id는 2개 이상의 발전 인버터들에 대한 식별번호이다. 시간 특성

은 주기성을 나타내기 위하여 $\sin/\cos$ 함수를 이용하여 계산한 결과값을 이용한다.

표 2. 제안 모델의 최종 입력변수 구성
Table 2. Final input features of the proposed model

변수그룹	제안 모델에서의 정의
태양 위치	Solar_Alt, Solar_Azi
기온·습도·기압	동일
바람	동일
구름·시정	동일
일사·복사	동일
강수·적설	동일
시간 특성	hour_sin/cos, month_sin/cos
설비정보	inverter_id
상호작용	solar_power_proxy (태양고도/일사량 상호값)
최종 변수 수	30

4. 실험 및 실험 결과

본 연구에서 구현한 태양광 발전량 예측 모델에 대한 학습 및 성능을 시험데이터로 평가하였다. 실험에 사용되는 데이터는 제주도 내에 있는 32개의 태양광 인버터에서 얻어진 발전량 측정값 및 측정 시점에서의 기상 데이터로 구성된다. 이렇게 필드 수가 30개로 구성된 데이터 레코드의 총수는 10,737개이다. 획득한 데이터는 2025년 1월부터 12월까지 오전 8시부터 17시까지 사이에 수집된 데이터이다. 이중 8,577을 학습에 사용하고 1,080개를 검증용 그리고 나머지 1,080개를 테스트용으로 사용하였다. 성능평가는 ISO/IEC TS 4213:2022[10]에서 제시하는 기계학습 분류 성능평가 방법을 사용하였다.

성능평가 결과 태양광 발전량 분류모델은 총 1,080개의 독립 시험 표본 중 881개를 정확하게 분류하여 전체 정확도 0.8157을 기록하였다.

Weighted Precision은 0.8081, Weighted Recall은 0.8157, Weighted F1-score는 0.8105로 나타났다. (표 3).

표 3. 제안 모델의 종합 성능
Table 3. Overall performances of the model

평가항목	MACRO	Weighted	Micro
Accuracy	0.8772	0.8539	0.8772
Precision	0.6906	0.8081	0.8157
Recall	0.6573	0.8157	0.8157
Specificity	0.8757	0.8115	0.9079
F1-score	0.6717	0.8105	0.8157

Overall Accuracy: 0.8157

표 3에서 전체 정확도(Overall Accuracy)는 전체 시험 표본 중 실제 클래스와 예측 클래스가 일치한 비율을 의미한다. 잘못 분류된 199건 중 197건(99.0%)이 인접 클래스 간 오분류로 확인됨으로써 제안 모델은 발전 수준을 지나치게 과대/과소평가하는 사례가 드물고, 주로 경계 수준에서 한 단계 차이로 판단하는 경향을 보였다. 이러한 특성은 예측 결과를 ESS 운전 의사결정에 활용할 때, 극단적 오판으로 인한 운영 리스크를 상대적으로 낮출 수 있음을 시사한다. 시간대별 실제·예측 발전 수준에서는 오전부터 정오까지 증가한 후 오후에 감소하는 유사한 패턴을 보였으며, Pearson 상관계수가 0.979로 나타났다. 이러한 결과는 제안한 예측 모델의 결과가 ESS 스케줄러가 시간대별 운전 상태를 결정하기 위한 동적 입력으로 활용될 수 있음을 보여준다.

제안 모델은 전체 정확도와 Weighted F1-score가 모두 0.81 이상으로 나타났다. 이는 태양광 공급이 제한적인 시간대를 안정적으로 식별하고 해당 시간대에 태양광 발전을 과도하게 기대하는 스케줄링에 대한 보정에 활용할 수 있음을 나타낸다. 또한 태양광 발전량을 설비용량으로 정규화하고 기상예보 및

환경변수를 이용하는 이러한 연구 방법의 타당성을 보여주는 것이다. LightGBM 모델의 분류 과정에서 각 입력변수의 상대적 기여도를 정량적으로 분석하기 위해 Gain 기반 Feature Importance를 산출한 결과, 변수별 중요도는 전체 Gain의 합을 기준으로 정규화하여 백분율로 표현하였다. 분석 결과, 태양고도와 직달일사량 변수가 가장 높은 중요도를 보이는 것으로 나타났다. 다른 기상 변수 역시 발전량 변동성 설명에 기여하고 있는 것으로 나타났다.

5. 결론

본 연구에서는 기상예보 데이터, 태양 위치 정보 및 과거 전력 데이터를 활용하여 태양광 발전량을 3개의 운영 수준으로 예측하는 LightGBM 기반 다중 클래스 분류모델을 제안하였다. 모델의 출력 클래스는 기존 ESS 충·방전 스케줄러가 직접 해석할 수 있는 상태로 구성하였으며 데이터 전처리에서 모델 학습, 운영 추론 및 독립 성능 검증까지의 전체 시스템을 구현하고 검증하였다.

독립 시험데이터 평가 결과, 태양광 발전량 모델은 전체 정확도 0.8157 과 Weighted F1-score 0.8105 를 기록하였다. 특히 태양광의 낮은 공급 상태를 안정적으로 식별하였고, 오분류는 주로 인접한 운영 수준 사이에서 발생하는 결과를 보였다. 따라서 본 연구에서 제안한 태양광 발전량 예측 모델은 기존의 고정 프리셋 기반 ESS 운영을 보완하고 실제 기상 조건과 전력 사용 패턴을 반영한 수요·공급 상태 정보를 제공하는 운영 지원 기술로 활용될 수 있을 것으로 보인다, 또한 ISO/IEC TS 4213:2022 기반 평가 체계는 향후 ESS 최적제어 및 지능형 에너지관리시스템으로 확장하기 위한 기술적 기반을 활용이 가능할 것

으로 보인다.

제안한 모델에 제주 이외의 다른 지역 데이터를 적용하는 연구를 수행할 예정이다. 이번 연구에 사용된 데이터가 제주도 내 태양광 설비에서 수집되었기 때문에 제안 모델이 다른 지역의 일사 조건, 기후 특성 및 설비 운영환경에서도 같은 예측 결과를 낼 수 있는지에 대한 추가 연구가 필요한 것으로 보인다. 따라서 향후 지역을 기준으로 분리한 외부 검증 또는 교차검증을 수행하여 모델의 공간적 일반화 성능을 검증할 계획이다.

“이 논문은 2026학년도 제주대학교 교원성과 지원 사업에 의하여 연구되었음”

참 고 문 헌

- [1] C. Shin, H. Cha, “Optimal ESS Operation Scheduling and Real-time Compensation Method for Keeping Operation Limit of the Over-loaded Distribution Line,” The Transactions P of the Korean Institute of Electrical Engineers, 72(3), pp. 139-245, 2023. DOI: /10.5370/KIEEP.2023.72.3.139
- [2] J. Jeong, B. Koo, “Analysis of Power Consumption Reduction According to Peak Load Control of Buildings with Photovoltaic and ESS System,” Korean Journal of Air-Conditioning and Refrigeration Engineering, 33(7), pp. 350-358, 2021. DOI: /10.6110/KJACR.2021.33.7.350
- [3] C. Kim, H. Kim, Y. Kang, C. Yun, “Evaluation of UM-LDAPS Prediction Model for Daily Ahead Forecast of Solar Power Generation,” Journal of the Korean Solar Energy Society, 39(2), pp. 71-80, 2019. DOI : 10.7836/kses.2019.39.2.071

- [4] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, F. Antonanzas-Torres, “Review of photovoltaic power forecasting,” Solar Energy, 136, pp. 78 - 111, 2016.
DOI: /10.1016/j.solener.2016.06.069
- [5] B. Li, Z. Liu, Y. Wu, P. Wang, R. Liu, L. Zhang, “Review on photovoltaic with battery energy storage system for power supply to buildings: Challenges and opportunities,” Journal of Energy Storage, 61, 106763, 2023.
DOI: /10.1016/j.est.2023.106763
- [6] S. Kim, J. Yu, B. Jang, S. Woo, “A Study on Photovoltaic Prediction Algorithm and Profitability for Machine Learning based Prediction Market Participation,” Journal of the Korean Solar Energy Society, 42(6), pp. 173 - 183, 2022.
DOI: /10.7836/kses.2022.42.6.173
- [7] M.F. Hanif, M. S. Naveed, M. Metwaly, J. Si, X. Liu, J. Mi, “Advancing Solar Energy Forecasting with Modified ANN and Light GBM Learning Algorithms,” AIMS Energy, 12(2), pp. 350 - 386, 2024.
DOI: /10.3934/energy.2024017
- [8] G. Ke, Q. Meng, T. Finley, T. Wang, W. Chen, W. Ma, Q. Ye, and T.Y. Liu, “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree,” Advances in Neural Information Processing Systems, 30, pp. 3146 - 3154, 2017.
DOI: 10.5555/3294996.3295074
- [9] Korea Meteorological Administration (KMA), “Numerical Weather Prediction (NWP) Data: Local Data Assimilation and Prediction System (LDAPS),“ 2025.
<https://data.kma.go.kr/data/rmt/rmtLightList.do?code=340&pgmNo=65&tabNo=5>
- [10] ISO/IEC, “Information Technology – Artificial Intelligence – Assessment of Machine Learning Classification Performance,” ISO/IEC TS

4213:2022, 1st Edition, Geneva, Switzerland, 2022.
<https://www.iso.org/standard/79799.html>

저 자 소 개



이봉규 (Bong-Kyu Lee)

1995.2 서울대학교 컴퓨터공학과 박사
1996.3-현재 : 제주대학교 교수
<주관심분야> 인공지능, 패턴인식