

# 과거 일사량 자료를 활용한 수상태양광 발전량 예측 연구

나혜지\* · 김경석\*\*

Na, Hyeji\*, Kim, Kyeongseok\*\*

## Study on Generation Volume of Floating Solar Power Using Historical Insolation Data

### ABSTRACT

Solar power has the largest proportion of power generation and facility capacity among renewable energy in South Korea. Floating solar power plant is a new way to resolve weakness of land solar power plant. This study analyzes the power generation of the 18.7 MW floating solar power project located in Saemangeum, Gunsan-si. Since the solar power generation has a characteristic that is greatly affected by the climate, various methods have been applied to predict solar power generation. In general, variables necessary for predicting power generation are solar insolation on inclined surfaces, solar generation efficiency, and panel installation area. This study analyzed solar power generation using the monthly solar insolation data from the KMA (Korea Meteorological Administration) over the past 10 years. Monte Carlo simulation (MCS) was applied to predict the solar power generation with the variables including solar panel efficiency and insolation. In the case of Saemangeum solar power project, the most solar power generation was in May, the least was in December, the average solar power generation simulated on MCS is 2.1 GWh per month, the minimum monthly power generation is 0.3 GWh, and the maximum is 5.0 GWh.

**Key words :** Insolation, Solar panel efficiency, Floating solar power, Generation, Monte Carlo simulation

### 초 록

태양광발전은 현재 국내 신재생에너지 중 발전량과 설비용량 비중이 가장 크다. 수상태양광은 국내의 육상태양광 발전시설의 여러 가지 단점을 보완한 방식이다. 본 연구는 군산 새만금에 위치한 18.7 MW 시설용량의 수상태양광발전소를 대상으로 발전량을 분석하고자 한다. 기후의 영향을 많이 받는 태양광발전사업의 특성으로 타당성을 확인하고자 관련 연구자들은 태양광 발전량 예측에 많은 기법들을 적용하였다. 일반적으로 발전량 예측에 필요한 변수들은 사업대상 지역의 경사면 일사량, 발전효율, 패널 설치 면적 등이다. 본 연구는 기상청 과거 10년간의 월 일사량 데이터를 활용하여 태양광 발전량을 분석하였다. 발전량을 예측하기 위해서 몬테카를로 시뮬레이션 기법을 적용하였으며, 태양광 패널의 발전효율과 일사량을 시뮬레이션의 변수들로 사용하였다. 새만금 태양광의 경우, 가장 태양광 발전량이 많은 달은 5월이며, 가장 적은 달은 12월로 예측되었으며, 발전량은 월평균 2.1 GWh이고, 최소 월 발전량은 0.3 GWh, 최대는 5.0 GWh로 분석되었다.

**검색어 :** 일사량, 패널 효율, 수상태양광, 발전량, 몬테카를로 시뮬레이션

\* 정회원 · 원광대학교 건설환경공학과 석사과정 (Wonkwang University · nhg1221@wku.ac.kr)

\*\* 중신회원 · 교신저자 · 원광대학교 건설환경공학과 부교수 (Corresponding Author · Wonkwang University · kim2018@wku.ac.kr)

Received November 16, 2022/ revised January 30, 2023/ accepted February 27, 2023

### 1. 서론

2020년 대한민국 신재생에너지 보급통계에 의하면, 신재생에너지의 발전량은 43,062 GWh로 그중 태양광은 19,298 GWh (44.8%)이다(KEA, 2021). 신재생에너지 전체 설비용량은 25 GW이며, 태양광이 17 GW (66.8%)로 가장 높으며, 바이오는 3.5 GW (13.6%), 수력은 1.8 GW (7%), 풍력은 1.6 GW (6%)이다(KEA, 2021). Fig. 1에서와 같이 신재생에너지 발전량과 설비용량 모두 태양광 발전이 가장 많은 이유는 지상 및 수상에 설치가 가능하고, 작은 면적에도 설치가 가능한 우리나라에 적합한 발전 방식이기 때문이다. 그러나 태양광 발전시설을 건축물과 토지에 설치하는 경우 설치 면적, 구조 안정성, 임대비용, 민원과 인허가 관련 문제 등이 발생한다(Joo, 2014). 하지만 수상태양광은 이러한 문제점들을 해결하는 대안이 될 수 있다.

수상태양광은 태양광 모듈을 수면 위에 설치한 발전시스템으로 유휴 수면에 설치되기 때문에 토지 관련 문제가 발생하지 않는다. 수상태양광은 설비의 구조에 따라서 일반적으로 세 가지로 분류하는데, 태양광 모듈 지지체와 부력체가 일체된 폰툰형, 분리된 프레임형, 태양을 추적하여 회전하는 태양 추적형 등이다(Ahn et al., 2021). 수상태양광 발전소는 2022년 1월 전국에 183 MW 시설용량이 설치되어 있으며, 그중 저수지에 설치된 것은 104,768 MW이고, 댐에 설치된 것은 47,167 MW이다(Kwon et al., 2022b). 최근에 대용량의 수상태양광 발전시설을 해상에 설치하려는 계획이 국가 주도로 진행되고 있다. 전라북도 군산, 김제, 부안지역의 새만금개발지역의 해상에 2.1 GW의 시설용량으로 수상태양광 발전단지 조성 계획에 있다(SDIA, 2022).

특히, 군산 수상태양광은 전북 군산시 비응도 국가산단에 위치하며, 당시 최대시설용량인 18.7 MW으로 설치 유수지 면적은 221,400 m<sup>2</sup>으로 총사업비 431억원이 투입된 사업이다(KOEN, 2021). 발전 운영기간은 준공 후 20년간이며, 국산 태양광모듈 51,912장, 인버터 1 MW급 19대, 수상태양광을 지지하고 있는 PE부력체 25,925장 등 시설을 갖추고 있다(KOEN, 2021). 시설들은 타 사업보다 국산화율이 높으며, 사업종료 후에 100% 재활용이

가능하다는 것이 큰 특징이다(KOEN, 2021). 2018년 9월 첫 상업 운전되었으며, 건설 전 예상한 연간 발전량은 25,322 MWh이다(월 평균 약 2.1 GWh)이다(KOEN, 2021).

수상태양광을 포함한 태양광의 경우, 발전량은 기상 데이터에 밀접한 영향을 받고 있으며, 기상조건에 따라 변동성이 매우 크다. 태양광 발전량 예측은 안정적으로 전력을 공급하고, 경제적인 수익을 얻기 위해 매우 중요하다. 발전소의 운영을 위한 계획과 불확실성에 대한 예측을 위해서는 발전량의 정확한 예측이 필요하다. 태양광 발전량 산정에 필요한 요소들은 일사량, 태양광 패널 효율과 태양광 패널 설치 면적 등이다. 본 연구는 기상청 과거 10년간의 일사량 데이터를 활용하여 군산 수상태양광 발전시설의 건설 당시 추정 발전량과 과거 일사량의 변동을 고려한 미래 발전량을 확률적으로 분석하여 비교하고자 한다. 이러한 비교분석을 통하여 태양광발전 사업을 수행하는데 있어서 중요한 요소인 설치 전 발전량 추정에 개선 방향을 제시하고자 한다.

### 2. 선행연구 분석

기후인자에 영향을 많이 받는 태양광 발전시설의 발전량을 예측하기 위한 연구는 많은 연구자들에 의해 시도되었다. 그중에서 최근의 선행 연구들을 분석하였다(Table 1). Lee et al.(2022)은 태양광 발전량 예측을 위해 일사량, 모듈 온도 발전량 등을 분석하였으며, 예측 모델을 만들기 위해 기온, 습도 등의 기상청 단기예보 정보를 사용하였다. 파이썬 프로그램을 사용한 통계적 모형 기반 발전량 예측 모델과 인공지능 모형 기반 예측 모델을 구현하고, 각 모델의 결과를 비교, 분석하였다. Gastli and Charabi(2010)은 Oman의 태양광 발전 전망을 연구하기 위해, GIS를 사용하여 일사량 지도를 생성하는 방법을 제시하였다. Kwon et al.(2022a)은 수상태양광 발전량을 예측하기 위해 합천댐 500 kW 시설용량의 발전량과 일사량, 온도, 풍속, 강우 등의 데이터를 사용하고, 순환신경망을 이용하여 발전량을 예측하였다. Lee and Song(2022)은 태양광 발전량 예측을 위해 1시간 단위 발전량과 기상 데이터를 사용하였으며, 딥러닝과 머신러닝 기법을 적용한 예측 모델을 설계

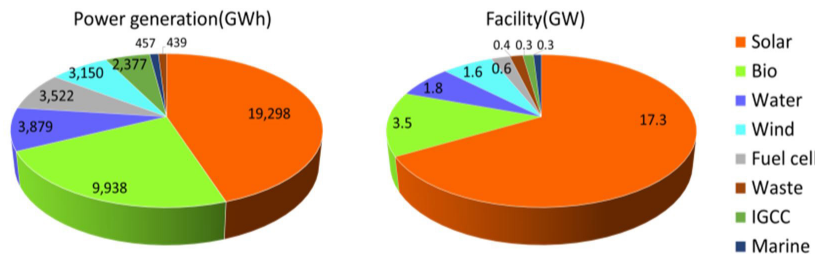


Fig. 1. Renewable Energy in South Korea (KEA, 2021)

Table 1. Literature Review of Methods and Data for Solar Power Generation

Authors	Case study	Data type	Method
Lee et al.(2022)	30 kW facility installed in building parking lot, South Korea	Data for learning predictive models: insolation, module temperature, power generation Data for implementing a forecast model: temperature, humidity, and short-term forecast from the KMA	CNN-LSTM (Convolutional Long Short-Term Memory Neural Networks) model, moving average, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model, SARIMA (Seasonal ARIMA) model
Gastli and Charabi(2010)	Oman	Power generation potential, solar radiation received per unit horizontal area, total area, available area, solar system convert efficiency	GIS tools
Kwon et al.(2022a)	500 kW floating solar energy installed in Hapcheon Dam, South Korea	Power generation, weather data	RNN (Artificial Neural Network)
Lee and Song(2022)	South Korea	Power generation, date and time, temperature, wind speed, wind direction, humidity, cloudiness	ANN (Artificial Neural Network), LR (Linear Regression), RF (Random Forest), XGboost, SVM (Support Vector Machine), decision tree
Kim et al.(2017)	Solar power installed at GERI (Gumi Electronics & Information Technology Research Institute), South Korea	Daily weather forecast, the historical data of power generation	New prediction model based on deep learning
Shin et al.(2017)	South Korea	Wind direction, wind speed, humidity, cloudiness	DNN (Deep Neural Network)
Serttas et al.(2018)	Turkey	Power generation	Mycielski - Markov
Song et al.(2014)	South Korea	Weather data for solar insolation prediction	Solar power prediction model
Lee and Kim(2016)	South Korea	Power generation data, weather data collected from the KMA, solar altitude	SVR (Support Vector Regression)
Jeong and Chae(2018)	Solar power in a small building located in Gyeonggi-do, South Korea	Outdoor air temperature, relative humidity, wind direction, wind speed, sky code, rainfall probability	RF (Random Forest), ANN (Artificial Neural Network), SVM (Support Vector Machine)
Kim(2019)	Busan, South Korea	Temperature, wind speed, humidity, Installation angle of panel, tuning time, solar radiation, daylight,	Linear regression, SVR (Support Vector Regression), K-NN, MLP Regression, RFR (Random Forest Regression), AdaBoost, Gradient boosting
Lee and Lee(2016)	South Korea	Climate information, power generation	SVM (support vector machine), neural network, deep learning, algorithm evaluation as RMSE (Root Mean Square Error) value
Kim et al.(2021)	South Korea	Forecast date, rainfall probability, humidity, three-hour temperature, wind speed, forecast time, six-hour rainfall, wind direction, applicable place	Machine learning ensemble forecast-random forest algorithm
Song et al.(2022)	Solar power in Gwangju and Daegu, South Korea	Maximum of hourly climate data (temperature, wind speed, humidity, cloudiness), solar data	TransGRU with Transformer encoder and Gate Circulation Unit
Kang et al.(2022)	South Korea	Insolation, cloudiness, temperature, rainfall, wind speed, sunshine, humidity, status of solar power from EWP (Korea East-West Power)	MLR (Multi Linear Regression) model
Lee and Ji(2015)	Solar power system in Cheongju, South Korea	Power generation, insolation, sunshine duration, cloudiness	ELM (Extreme Learning Machine)

하고, 비교 분석하였다. Kim et al.(2017)은 일별 태양광 발전 예측 모델을 제안하였다. 제안된 모델은 보정 계수를 갖는 태양광 발전 출력 공식을 기반으로 하며, 기상 예보를 사용하여 일사량 및 보정 계수를 추정하였다. 27.34 kW 태양광 발전소의 실증실험을 통해, 제안된 모델이 기존 모델보다 더 잘 작동함을 확인하였다.

Shin et al.(2017)은 일조시간 및 일사량을 예측하기 위해 기상청 데이터인 강수량, 풍향, 풍속, 습도, 운량 등을 이용하고, 예측된 일조시간 및 일사량을 사용하여 태양광 발전량을 실시간으로 예측하는 딥러닝 모델을 제안하였다. Serttas et al.(2018)은 태양광 발전 모듈의 출력을 예측하기 위해 하이브리드 예측 모델인

Table 2. Literature Review of MCS for Solar Power Generation

Authors	Country	Case study	Data type
Kim et al.(2008)	South Korea	Farm land in Seosan-gun, Chungcheongnam-do	Probability distribution of solar radiation
Liu et al.(2018)	China	Virtual case	Power generation
Ko and Kim(2020)	South Korea	Virtual case	Solar power generation assumption
Jeon et al.(2019)	South Korea	Solar and wind power plants	Insolation, wind speed, temperature
Ryu et al.(2020)	South Korea	Simulation system of Gangseo-gu in Seoul	Historical climate data
Liew and Lee(2020)	South Korea	Assume hybrid plant installation in major region	Irradiance data
Kim and Ryu(2020)	South Korea	Virtual case	Energy supply and demand (100 kW-200 kW random data)
Lee and Kim(2020)	South Korea	Virtual case	Generator and load data from WT modeling as input data

Mycielski-Markov를 사용하였다. 태양광 발전량을 시간당 측정하여 수집한 데이터를 활용하였다. Song et al.(2014)은 실시간 기상 데이터 예측값을 이용하여 태양광 발전 예측값을 산출하는 발전 예측 모델을 제안하였다. 발전량을 예측하기 위해 태양광 발전기별 모듈의 특성 및 온도를 고려한 보정계수를 입력하고 예측영역의 위치경사각을 분석하였으며, 발전예측계산 알고리즘을 연구하였다. Lee and Kim(2016)은 기계학습 방법인 서포트 벡터 회귀 (Support Vector Regression)를 사용하여 일사량 예측 모델을 만들고, 발전량, 기상실측, 기상예보 데이터를 사용하여 발전량을 예측하는 모델을 제안하였다. Jeong and Chae(2018)은 전력 출력을 예측하기 위하여 기계학습 모델 선택방법을 연구하였으며, 머신러닝 알고리즘인 RF (Random Forest), ANN (Artificial Neural Network), SVM (Support Vector Machine)으로 접근방식을 테스트 한 후 기상청의 기존 기상예보 데이터를 사용하여 예측을 했다. Kim(2019)은 발전량 예측을 자동화하는 기술을 제안하였다. 과거 발전량과 기상 데이터를 사용하여 머신러닝 모델을 훈련을 통해 최적의 알고리즘을 찾고, 기상 예보를 기반으로 미래 발전량을 예측하였다. 기상 변수 적용에 따라 모델 성능의 향상을 위해 발전 예측에 어떤 기상 변수가 가장 큰 영향을 주는 지를 비교, 분석하였다. Lee and Lee(2016)은 기후 데이터와 메사추세츠주의 태양광 발전소와 Concord Cape 발전소의 발전량 데이터를 사용하여 SVM (Support Vector Machine), 신경망, 딥러닝을 이용해 실험하였으며, RMSE (Root Mean Square Error)으로 알고리즘을 평가한 뒤 최적의 알고리즘을 선정하여 국내 태양광 발전소에 적용하였다. Kim et al.(2021)은 발전량 장기 예측을 위해 기계학습 기법인 랜덤포레스트 알고리즘을 사용하였으며, 오차를 줄이고 수익의 최대를 위해 기상 예보 데이터와 실제 날씨 자료를 이용하여 연구를 수행하였다. Song et al.(2022)은 기상관측소를 통해 들르네 삼각분할을 이용하여 국내 태양광 발전량을 예측하는 새로운 기술을 제안하였다. 기상 예보 오차에 강하고, 예측 성능이 개선된 Transformer encoder와 Gate Circulation Unit (GRU; 게이트

순환 유닛)을 이용하여 새로운 TransGRU 모델을 구현하고, 태양광 발전량 예측 연구를 수행하였다. Kang et al.(2022)은 머신러닝 모델인 다중선형회귀 모델(Multi Linear Regression)을 이용하여 일사량을 예측하고, 예측한 일사량 데이터를 바탕으로 태양광 발전량 예측 기법을 개발하고, DC 나노그리드 환경에서 간헐적인 출력을 갖는 신재생 에너지원의 적합성을 분석하였다. Lee and Ji(2015)은 현재 운영 중인 태양광 발전소에서 1년간 측정된 발전량 데이터와 기상정보의 상관관계를 분석하여 높은 상관관계 입력요인을 도출하였으며, 선정된 데이터를 사용하여 최상학습기계(ELM: Extreme Learning Machine)를 이용한 일일 태양광 발전량 전력 예측 모델을 제시하였다.

태양광 발전량을 예측한 선행 연구 중에서 대표적인 시뮬레이션 분석방법인 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation: MCS) 기법을 활용한 연구들에 대해서 방법론과 자료들에 대해 검토하고 분석하였다(Table 2). Kim et al.(2008)은 특정 태양광 시스템을 기준으로 일별 일사량을 발전량으로 환산하고, 충청남도 서산군 농촌지역의 월별 발전량의 적정 확률분포를 정의하기 위해 MCS를 이용하였다. 해당 연구에서는 농촌마을 태양광발전시스템 계획을 수립할 때 발전량의 확률분포를 고려하는 것을 제안하였다. Liu et al.(2018)은 태양광 발전소 전력 시스템의 신뢰성을 평가하기 위하여, 순차 MCS (PMCS: Pseudo-sequential Monte Carlo simulation)와 ISSR (Intelligent State Space Reduction)을 결합한 새로운 방법론을 제안하였다. Ko and Kim(2020)은 K-Means와 K-Medoid 군집분석을 이용하여 시나리오를 축약방법에 대해 제안하기 위해, MCS로 1,000개의 난수를 사용하여 생성된 태양광 발전 불확실성 시나리오들을 10개의 시나리오로 축약하고, 다시 2개의 클러스터 분석 방법을 사용하여 도출된 태양광 발전 시나리오와 확률을 분석하였다. Jeon et al.(2019)은 전력 시스템의 안정적인 운영을 위해 중요한 요소인 순부하의 불확실성과 변동성을 분석하였다. 순부하를 추정하기 위해 두 가지 방법으로 2단계 ARMAX 모델과 MCS를 적용하고, 분석하여 2030년 순수요 프로파일을

도출하였다. Ryu et al.(2020)은 신재생에너지원의 출력 예측에 인공신경망 중 LSTM (Long Short-term Memory)기술을 사용하였다. LSTM모델을 사용하여 일사량을 예측하고, MCS로 생성한 1,000개의 시나리오를 K-Means 클러스터링 기법으로 군집 과정을 통해 10개의 군집 시나리오를 생성하였다. 발전량 예측에 따른 시스템의 위험성 평가를 진행하였다. Liew and Lee(2020)은 몬테 카를로 광학 모델과 미국 Solar Electric Generating Station (SEGS) VI 발전소의 증기 동력 사이클 분석 모델을 적용하여 하이브리드 기술을 평가하는 방법을 제시하였다. 국내 주요지역 기상데이터를 적용하여 제안된 하이브리드 기술의 발전량과 및 효율을 산출하고, 동일한 규모의 태양광 발전 플랜트와 비교하여 국내 적용 가능성을 조사하였다. Kim and Ryu(2020)은 에너지 저장 시스템에서 안정적 운영과 필요한 용량을 산정하기 위하여, MCS 기법을 사용하여 수급의 불확실성을 반영하여 분석하였다. Lee and Kim(2020)은 에너지저장장치 운영의 에너지 수급의 고유한 변화를 파악하고, 최적화를 진행하기 위해 MCS를 통해 에너지저장장치의 확률적 용량을 계산하였다. 설정된 모델링에 따라 태양광발전 및 부하를 출력하고, MCS를 통해 생성된 시나리오의 무작위 샘플링을 기반으로 문제에 적용하여 결과값의 오류를 최소화하였다.

태양광 발전량을 예측하기 위해 기후인자를 활용한 연구들이 많았다. 대부분의 연구들이 시뮬레이션으로 진행이 되었으며, 최근에 딥러닝, 머신러닝 등의 인공지능을 활용한 발전량 관련 연구들이 적지 않다. 이들 연구 역시 시뮬레이션 방법을 활용하여 발전량을 예측하고 있다. 본 연구는 그동안 여러 연구논문에서 많은 검증이 된 대표적인 시뮬레이션 분석 방법인 MCS 기법을 사용하려고 한다. MCS는 기후변화로 인한 일사량 변동의 결과를 정확하게 예측하기 힘든 경우와 같이 변동성이 있는 리스크를 확률모형에서 일련의 난수를 발생시켜 시뮬레이션으로 복수의 해를 찾아 의사결정을 도출할 수 있는 도구이다. 특히, 불확실한 변수들을 고려할 때, 수학적 방법을 적용하기 어려울 때 사용하기 유용하다(Shin, 2007). 선행연구 분석을 통해서 우리는 수상태양광 발전량을 예측하기 위해서 가장 중요한 기후인자인 일사량과 패널 효율을 주요 변수로 하여 MCS를 적용하여 미래의 발전량을 예측하는 연구를

하고자 한다.

### 3. 연구대상현장 및 연구방법론

태양광 발전소의 안정적인 전력 공급과 경제적인 타당성 확보를 위해서는 발전량이 매우 중요하다. 새로운 태양광 발전소를 계획하거나 설치하기 위해서는 매우 정밀한 발전량 예측과정이 필요하다. 태양광 발전량 예측 방법은 과거 기상자료를 활용하였는데, 특히 일사량, 일조시간, 기온, 운량, 강수량 등의 정보를 주로 분석하였다. 본 연구는 연구대상 지역의 과거 10년간의 일사량 데이터를 분석하여 사용하였으며, MCS를 활용하여 일사량과 패널효율의 확률분포를 분석하고, 난수를 생성하여 확률론적인 태양광 발전량을 예측하고자 한다.

#### 3.1 새만금 수상태양광 발전량 산정

본 연구는 전북 군산시 새만금지역에 위치한 수상태양광발전소를 연구대상 지역으로 하였다. Fig. 2는 연구대상 지역의 위치도이다. 태양광 설치 면적은 221,400 m<sup>2</sup>이다. 태양광 패널 개수는 51,912장으로 태양광 패널 설치 면적은 103,824 m<sup>2</sup>이다. 2017년에 시작된 프로젝트의 총 투자비용은 431억원이고, 운영기간은 준공된 2018년 이후 20년동안이다(KOEN, 2021). 군산 수상태양광발전소는 PE부력체를 사용한 구조이며, 인버터는 1 MW급 19기를 사용하였으며, 국산 패널을 사용하였다. Table 3는 프로젝트의 구체적인 사양을 나타낸 것이다.

태양광 발전량 계산은 태양광 발전효율, 대상 지역의 경사면 일사량, 태양광 패널 설치 면적의 함수로 구성되었으며, 발전량 공식은 Eq. (1)과 같다(Kim and Nam, 2010).

$$E = \eta A Q \tag{1}$$

여기서, 태양광 발전량은  $E[\text{kWh}]$ 이고, 발전효율은  $\eta$ 이며, 태양광 패널 설치 면적은  $A[\text{m}^2]$ , 경사면 일사량은  $Q[\text{kWh}/\text{m}^2]$ 이다. 본 연구는 태양광 발전량을 계산하기 위해 기상청에서 제공하는 종관



Fig. 2. Floating Solar Power Location Map and Photo



Table 3. Project Descriptions of Floating Solar Power (KOEN, 2021)

Factor	Value
Site	Bieungdo-dong, Gunsan-si, Jeollabuk-do, South Korea
Facility	18.7 MW
SPC	P*** Company
Investment	43.1 billion won
Construction period	2017.02. - 2017.11
Completion	2018.10.30
Operation period	20 years after completion
Solar panel array	51,912 EA
Solar power station area	221,400 m <sup>2</sup>
Installed solar panel area	103,824 m <sup>2</sup>
Inverter	1 MW X 19 EA
Buoyant body type	25,925 EA (PE floating bodies)

기상관측(Automated Synoptic Observing System)의 일사량 데이터를 사용했다. 일사량 데이터를 확보할 수 있는 인근 지역인 전주시 과거 10년(2012-2021)간의 월 일사량 데이터를 사용하였다(KMA, 2022). 태양광 패널의 경사 각도는 30°로 가정하였고, 경사면 일사량은 월 평균 비율인 1.21로 산정하였다(Jo et al., 2001). 본 연구에서는 태양광 발전효율에 태양광 패널 효율과 기계적 효율을 적용하여 계산하였다. 태양광 패널 효율은 제조사 별로 차이가 있으나, 최근 제품들은 패널 효율이 20 % 이상 확보하고 있기 때문에 본 연구에서는 기준(Baseline)을 20 %로 가정하였다. 기계적 효율은 0.7으로 산정하였다(So et al., 2013).

### 3.2 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation: MCS)

MCS는 변수를 가정한 확률분포에 맞게 무작위 표본추출에 의해 난수를 발생시켜 함수의 값을 분석하는 기법이다. 본 연구에서 태양광 패널의 효율과 일사량을 변수로 사용하여 수상태양광발전소의 월별 발전량을 예측하였다. 태양광 패널 효율의 확률분포는 정규확률분포로 가정하였다. 태양광 패널 효율은 패널 제조사의 데이터시트에 의거하여 패널 효율의 Baseline을 20 %로 산정하였다(Qcells, 2022). 태양광 패널 효율은 많은 발전을 이루어 과거 1세대 패널은 10 %였으나, 최근 2세대 패널은 20 %를 넘어 현재 25 %까지 기술이 발전하고 있다(Jenkins and Ekanayake, 2017). 가까운 미래에 태양광 패널 효율이 획기적으로 개선될 것이다. 패널 효율에 영향을 주는 요소들은 여러 가지 있다. 특히 기후에 영향을 가장 많이 받는다. 기온, 먼지, 주변 지장물, 구름, 눈, 비, 그리고 태양의 위치변화에 의해서 효율이 변화한다. 또한 패널의 열화로 인하여 매년 0.5 %씩 효율의 저하가 발생한다(Yoo et al., 2009). 수상태양광의 경우, 수온의 영향으로 여름철에는 발전효

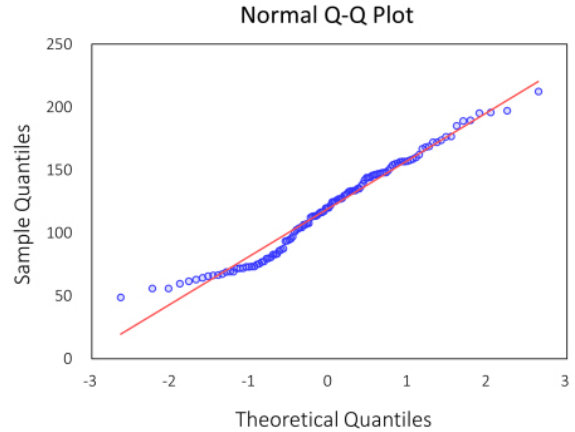


Fig. 3. Q-Q Plot Normality Test

Table 4. Probability Distribution of a Variable

Factor	Value	Minimum	Maximum	Distribution	Reference
Solar panel efficiency (%)	20	10	30	Normal	Qcells (2022)
Insolation (kWh/m <sup>2</sup> )	119.9791	48.9973	212.6335	Normal (Kinanti et al., 2021)	KMA (2022)

율이 육지보다 상승하는 이점이 있다(Choi, 2014). 이러한 여러 가지 요소들로 인하여 패널 효율이 최악의 경우 10 %, 최상의 경우 30 %까지의 범위로 최댓값과 최솟값을 설정하고, 확률분포는 정규분포를 따른다고 가정하였다. 일사량 데이터의 확률분포함수는 여러 연구논문을 참고하여, 정규분포로 하였다(Al-Sumaiti et al., 2019; Dolatabadi, and Mohammadi-ivatloo, 2018; Kinanti et al., 2021). 일사량의 경우, 과거 10년간의 월 일사량 데이터 평균 119.9791 kWh/m<sup>2</sup>를 기준으로 하였다. 2015년 11월의 월 일사량 48.9973 kWh/m<sup>2</sup>을 최솟값으로 결정하였으며, 2019년 5월의 월 일사량 212.6335 kWh/m<sup>2</sup>을 최댓값으로 결정하였다. 월 일사량 데이터의 정규성 분포 검증을 위해 Q-Q Plot 방법을 사용하였다. 입력데이터는 2012년부터 2021년까지의 월 일사량 데이터 120개이며, Q-Q Plot에 의하여 검증한 결과 정규분포로 가정하여도 무리가 없다고 판단하였다(Fig. 3). MCS는 Oracle사의 Crystal Ball 프로그램을 사용하여 시뮬레이션 분석을 실시하였다. Table 4는 변수들의 확률분포와 최대, 최솟값을 요약한 것이다.

### 4. 연구결과 분석

과거 10년간의 자료를 기반으로 발전량을 계산한 결과, 통상 5월의 발전량이 가장 높았고, 12월이 가장 낮은 것을 보여준다

(Fig. 4). 또한 월 일사량 자료를 사용하여 연별 태양광 발전량을 계산해보면, 태양광 발전량이 가장 높은 해는 2018년이고, 가장 낮은 해는 2013년이였다(Fig. 5). 2015년 이후의 실제 기상데이터인 일사량자료를 적용하면 건설 전 수상태양광 추정치(25.1 GWh)보다 많이 발전된다고 추정할 수 있다.

Fig. 6는 10,000번의 발전량 시뮬레이션 분석 결과를 보여준다. 발전량의 월 평균은 2.1 GWh이며, 월 발전량의 최솟값과 최댓값은 각각 0.3 GWh, 5.0 GWh으로 예측되었다. MCS 분석의 자세한 결과값은 Table 5와 같다.

발전효율은 기계적효율과 패널 효율을 고려해서 발전량을 계산

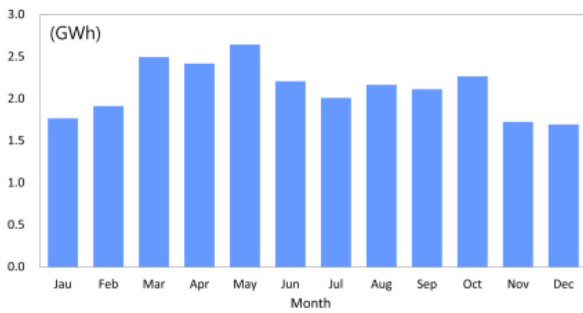


Fig. 4. Comparison of Estimated Solar Power Generation Per Month (2012-2021)

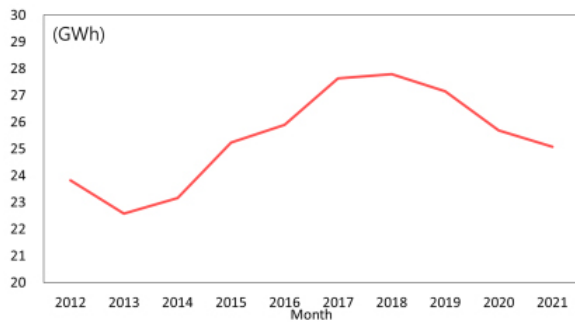


Fig. 5. Comparison of Estimated Solar Power Generation Per Year (2012-2021)

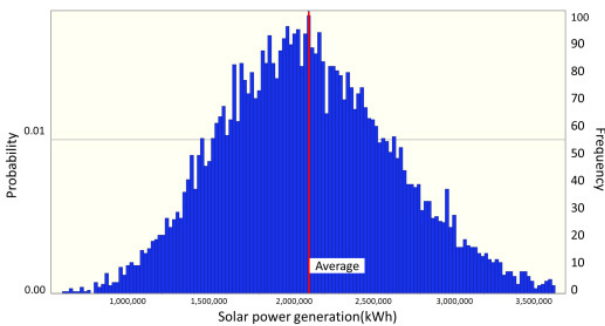


Fig. 6. MCS Results of Solar Power Generation

하였다. 기계적 효율은 태양광시스템의 전기적, 기계적 손실에 의한 효율이며, 패널 효율은 패널이 태양광을 전기로 전환할 때 적용되는 것이다. 기계적 효율은 0.7로서 패널을 제외한 태양광발전 시스템의 설계계수라고 한다(So et al., 2013). 본 논문에서는 태양광 발전에 영향을 주는 발전효율 중 기계적 효율을 제외한 패널 효율을 분석하였다.

발전량을 산정하는 과정에서 일사량과 태양광 패널 효율 변수들이 시뮬레이션 된 발전량에 미치는 영향을 알아보기 위하여 각 변수들의 민감도분석을 실시하였다. 본 논문에서 MCS를 수행하는데, 2가지의 입력변수(일사량과 태양광 패널 효율)를 결정하고, 확률분포함수를 설정하였다. 그 결과로 발전량의 분포값을 알아냈으며, 발전량분포를 정량화하였다. 하지만, 각 입력변수가 MCS로부터 출력된 값(발전량)의 불확실성에 얼마나 기여하는지 평가하기 위해서 민감도 분석을 실시한다. 출력값(발전량)의 변화를 결정하는 데 있어서 입력값(일사량과 패널 효율)의 변화가 두가지 입력값 중 어떤 요소가 더 중요하게 작용하는지 알아내기 위해서 MCS 수행 후에 민감도분석을 반드시 수행하였다. 민감도분석결과, 태양광 발전량 산정에 영향을 주는 것은 일사량이 58.8 %, 태양광 패널 효율은 41.2 % 순으로 분석되었다(Fig. 7). 태양광 발전량은 일사량의 영향이 태양광 패널 효율보다 더 크다는 것을 알 수 있다.

건설 전 사업을 개발하는 회사에서 예상한 연간 발전량은 본 연구에 의한 MCS분석 평균값인 25.3 GWh(월간 평균발전량 2.1 GWh)로서 거의 동일하게 발생하였다. Table 5는 MCS분석에

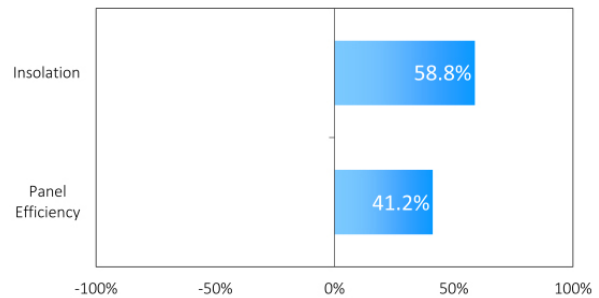


Fig. 7. Tornado Chart of Sensitivity Analysis for the Case Study

Table 5. MCS Results for the Case Study

Statistics	Predicted value	Statistics	Predicted value
Trials	10,000	Skewness	0.3238
Base case	2,116,619	Kurtosi	3.19
Mean	2,110,115	Coeff. of variation	0.2593
Median	2,083,182	Minimum	321,627
Standard deviation	547,238	Maximum	5,032,674
Variance	299,469,158,445	Mean Std. error	5,472

의한 결과값들이다. 하지만, 분석결과에 의하면 본 연구대상 수상태양광발전소는 발전량의 월간 차이가 많이 발생한다. 특히, 월간발전량이 최대인 달은 5월이고, 최소는 12월이며, 그 차이는 약 56%이다. 연간 발전량의 차이도 2013년(최소)와 2018년(최대)간에 약 23%이다. 위의 결과를 통해서 태양광발전소의 발전량은 월별, 연별 차이가 심하다는 것을 알 수 있었다. 군산 수상태양광발전소의 월 발전량은 평균 2.1 GWh이며, 일사량의 계절적 차이로 인해 시뮬레이션의 결과로서 0.3~5.0 GWh의 범위에서 발전량이 크게 차이가 난다.

## 5. 결론

본 연구는 과거 10년동안의 일사량 데이터를 활용하여 태양광 발전량을 계산하고, 불확실성을 줄이기 위해서 확률론적 시뮬레이션 방법론인 MCS를 사용해 발전량을 예측하였다. 태양광 발전량을 예측하기 위해서, 태양광 발전량을 예측한 기존 연구와 MCS를 사용한 태양광 발전량 계산에 관련된 연구를 조사, 분석하였다. 본 연구는 18.7 MW 규모의 새만금에 위치한 군산 수상태양광발전소를 연구대상으로 하였다. 태양광 발전량 계산에 사용된 과거 일사량 데이터는 기상청이 제공하는 월 일사량 자료를 사용하였다. 월별 태양광 발전량 예측을 위해 패널 효율과 일사량을 정규분포의 확률분포로 가정하여 MCS분석을 수행하였다.

본 연구의 목적은 많은 연구에서 검증된 시뮬레이션 방법인 MCS를 활용하여 기후변화로 인한 변동성의 결과를 정확하게 예측하기 어렵기 때문에 확률모형에서 일련의 난수를 발생시키는 시뮬레이션방법으로 태양광 발전량 분석의 불확실성을 해소하고자 하였다. 본 연구 결과를 참고하여 태양광 발전소를 위치를 선정하고 타당성 조사를 함에 있어 발전량 예측의 불확실성을 해소하는데 도움이 될 수 있을 것이다.

본 연구의 결과는 다음과 같다. 첫째, 과거 10년간의 기상청 측정자료를 분석한 결과, 가장 발전량이 많은 달은 5월(2.64 GWh), 3월(2.49 GWh) 순이며, 12월(1.69 GWh)과 11월(1.73 GWh)이 적다. 이것은 일사량이 계절별로 차이가 있기 때문이고 그 최대차이는 약 64%(0.94 GWh)이다 즉, 발전량은 봄에 최대이며, 겨울에 최소가 된다. 둘째, MCS를 사용한 태양광 발전량 시뮬레이션 결과로 평균 월 발전량은 2.1 GWh이며, 최소 0.3 GWh, 최대 5.0 GWh 예측되었다. 이것은 일사량과 패널 효율의 변동으로 인한 결과이다. 즉, 일사량과 패널 효율이 가장 큰 값이면 발전량도 최대 발생한다. 셋째, 민감도 분석결과에 의하면 태양광발전량은 패널 효율 보다 일사량의 영향을 더 많이 받는 것으로 분석되었다. 이것은 발전량을 최대로 하려면 태양광발전소 위치 선정시 일사량을 우선적으로 고려해야 한다는 것을 의미한다. 태양광 패널 효율은

기술이 발전하고 있으므로 가까운 미래에는 패널 효율이 획기적으로 개선될 것으로 기대된다. 넷째, 본 연구에서 과거 10년간의 실제 일사량 자료를 적용하여 태양광 발전량을 분석하면 2015년 이후 발전량은 건설 전 예상발전량(연간 25.1 GWh)보다 더 많음을 알 수 있다. 기후변화로 인해 발전량 변동성이 커지고 있지만 추세적으로 발전량이 증가할 가능성이 있다고 할 수 있다.

하지만 본 연구는 다음과 같은 한계가 있다. 발전량 예측에 사용된 기상데이터는 과거 10년간 실제 관측된 기상청 일사량 데이터를 활용하였지만 다른 기후 요소인 기온, 습도, 운량, 기상상태 등은 고려되지 않았다. 만약 좀 더 많은 기후요소들이 고려되었으면 더 정밀한 분석이 가능할 것이다. 또한 최근 이슈인 미래 기후변화에 대한 고려한다면 미래의 발전량 예측의 신뢰도를 높일 수 있을 것이다.

## 감사의 글

본 연구는 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 과제입니다 (NRF-2019R1C1C1010332).

본 논문은 2022 CONVENTION 논문을 수정·보완하여 작성되었습니다.

## References

- Ahn, C. M., Joo, J. C., Kim, J. H., Choi, S. H., Jang, J. S. and Go, H. W. (2021). "Review of installation status and major environmental issues of floating photovoltaic power plants (FPVs)." *Journal of Korean Society of Environmental Engineers*, Vol. 43, No. 4, pp. 286-298 (in Korean).
- Al-Sumaiti, A. S., Ahmed, M. H., Rivera, S., El Moursi, M. S., Salama, M. M. A. and Alsumaiti, T. (2019). "Stochastic PV model for power system planning applications." *IET Renewable Power Generation*, Vol. 13, No. 16, pp. 3168-3179. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2019.0345>
- Choi, H. C. (2014). *An empirical study for operating characteristics analysis of 100 (kW) floated photovoltaic system*, Master's Dissertation, Hanyang University (in Korean).
- Dolatabadi, A. and Mohammadi-ivatloo, B. (2018). "stochastic risk-constrained optimal sizing for hybrid power system of merchant marine vessels." *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 14, No. 12, pp. 5509-5517.
- Gastli, A. and Charabi, Y. (2010). "Solar electricity prospects in Oman using GIS-based solar radiation maps." *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 14, No. 2, pp. 790-797.
- Jenkins, N. and Ekanayake, J. (2017). *Renewable energy engineering*, Cambridge University Press, Cambridge, UK. DOI: 10.1017/9781139236256



- Jeon, W. Y., Cho, S. M. and Cho, I. H. (2019). "Estimating the uncertainty of net load of 2030 renewable generation." *New & Renewable Energy*, Vol. 15, No. 4, pp. 28-38 (in Korean).
- Jeong, J. H. and Chae, Y. T. (2018). "Improvement for forecasting of photovoltaic power output using real time weather data based on machine learning." *Journal of The Korean Society of Living Environmental System*, Vol. 25, No. 1, pp. 119-125 (in Korean).
- Jo, D. K., Chun, I. S., Jeon, M. S., Kang, Y. H. and Auh, C. M. (2001). "A study on the analysis of solar radiation on inclined surfaces." *Journal of the Korean Solar Energy Society*, Vol. 21, No. 3, pp. 19-24 (in Korean).
- Joo, I. H. (2014). "Floating solar power generation technology overview and current status." *Journal of Electrical World Monthly Magazine*, pp. 37-41 (in Korean).
- Kang, G. W., Park, J. W. and Yang, H. S. (2022). "A study on the prediction of solar photovoltaic power generation using multiple-linear regression." *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of Communications and Information Sciences*, pp. 556-557 (in Korean).
- Kim, D. S. and Nam, S. W. (2010). "A study on economic analysis of rural green-village planning using solar energy." *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers*, Vol. 52, No. 4, pp. 27-34 (in Korean).
- Kim, D. S., Koo, S. M. and Nam, S. W. (2008). "Estimating optimal probability distributions of daily potential photovoltaic power generation for development of rural green-village by solar energy - with area of seosan weather station -." *Journal of The Korean Society of Agricultural Engineers*, Vol. 50, No. 6, pp. 37-47 (in Korean).
- Kim, J. G., Kim, D. H., Yoo, W. S., Lee, J. Y. and Kim, Y. B. (2017). "Daily prediction of solar power generation based on weather forecast information in Korea." *IET Renewable Power Generation*, Vol. 11, No. 10, pp. 1268-1273. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2016.0698>.
- Kim, J. W. (2019). "A solar power prediction scheme based on machine learning algorithm from weather forecasts." *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 17, No. 9, pp. 83-89 (in Korean).
- Kim, S. J., Yu, J. H., Ryu, D. G. and Chang, B. H. (2021). "Long-term prediction of photovoltaic power generation based on machine learning for participation in the small-scale power brokerage market." *Proceedings of the KIEE Conference, The Korean Institute of Electrical Engineers*, pp. 573-574 (in Korean).
- Kim, S. W. and Ryu, J. H. (2020). "A study on computing stochastic capacity of energy storage systems using Monte Carlo simulations." *Korean Chemical Engineering Research*, Vol. 58, No. 3, pp. 424-429 (in Korean).
- Kinanti, S. P., Moeis, A. O. and Kaharudin, D. (2021). "Feasibility analysis of a large scale floating photovoltaic power plant investment using financial modeling with the consideration of uncertainties factors." *Proceedings of the Second Asia Pacific International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Surakarta, Indonesia, September 14-16, pp. 2238-2250.
- Ko, W. and Kim, J. H. (2020). "Clustering-based scenario reduction approaches for generation of adequate photovoltaic generation scenario." *Proceedings of the KIEE Conference, The Korean Institute of Electrical Engineers*, pp. 315-316 (in Korean).
- Korea Energy Agency (KEA) (2021). *New & renewable energy statistics 2020 (2021 Edition)*, KEA, Ulsan, Korea (in Korean).
- Korea Meteorological Agency (KMA) (2022). *Data*, Available at: <https://data.kma.go.kr/data/grnd/select/AsosRltmList.do?pgmNo=36> (Accessed: July 1, 2022).
- Korea South-East Power Co. (KOEN) (2021). *Public data*, Available at: <https://www.koenergy.kr/kosep/gv/nf/dt/nfdt20/main.do?gubun=KS5106&menuCd=GV05020306> (Accessed: July 1, 2022)
- Kwon, O. G., Choi, S. H., Jo, H. S. and Cha, H. J. (2022a). "The prediction of a floating photovoltaic generation utilizing RNN." *The Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 71, No. 8, pp. 1126-1134 (in Korean).
- Kwon, T. H., Kim, J. Y., Kim, E. K. and Hong, S. K. (2022b). "Effect on power generation of floating photovoltaic power system power by water level change." *Journal of the Korean Solar Energy Society*, Vol. 42, No. 2, pp. 13-21 (in Korean).
- Lee, C. S. and Ji, P. S. (2015). "Development of daily PV power forecasting models using ELM." *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers P. The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 64, No. 3, pp. 164-168 (in Korean).
- Lee, G. H. and Song, S. K. (2022). "Predicting solar power generation based on deep neural network." *Proceedings of the Korea Contents Association Conference, The Korea Contents Association*, pp. 375-376 (in Korean).
- Lee, J. I., Park, W. K., Lee, I. W. and Kim, S. H. (2022). "Comparison of solar power prediction model based on statistical and artificial intelligence model and analysis of revenue for forecasting policy." *Journal of IKEEE*, Vol. 26, No. 3, pp. 23-31 (in Korean).
- Lee, K. H. and Kim, W. J. (2016). "Forecasting of 24\_hours ahead photovoltaic power output using support vector regression." *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 14, No. 3, pp. 175-183 (in Korean).
- Lee, S. M. and Lee, W. J. (2016). "Development of a system for predicting photovoltaic power generation and detecting defects using machine learning." *KIPS Transactions on Computer and Communication Systems*, Vol. 5, No. 10, pp. 353-360 (in Korean).
- Lee, Y. R. and Kim, M. K. (2020). "ESS operation planning based on microgrid operating cost." *Proceedings of the KIEE Conference, The Korean Institute of Electrical Engineers*, pp. 387-388 (in Korean).
- Liew, N. and Lee, H. J. (2020). "Performance of a photovoltaic/concentrated solar power hybrid system based on the splitting of the solar spectrum in Korea." *Journal of the Korean Solar Energy Society*, Vol. 40, No. 6, pp. 61-67 (in Korean).
- Liu, W., Guo, D., Xu, Y., Cheng, R., Wang, Z. and Li, Y. (2018). "Reliability assessment of power systems with photovoltaic power stations based on intelligent state space reduction and pseudo-sequential Monte Carlo simulation." *Energies*, Vol. 11, No. 6, 1431.
- Qcells (2022). *Products*. Available at: <https://qcells.com/kr/get-started/>

- complete-energy-solution/ solar-panel (Accessed: July 1, 2022)
- Ryu, H. S., Lee, Y. R. and Kim, M. K. (2020). "Predicting renewable energy generation using LSTM for risk assessment of local level power networks." *The transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers*, Vol. 69, No. 6, pp. 783-791 (in Korean).
- Saemangeum Development and Investment Agency (SDIA) (2022). *Introduction of Saemangeum*, Available at: <http://www.saemangeum.go.kr> (Accessed: July 1, 2022)
- Serttas, F., Hocaoglu, F. O. and Akarlan, E. (2018). "Short term solar power generation forecasting: a novel approach." *International Conference on Photovoltaic Science and Technologies (PVCon)*, Ankara, Turkey, pp. 1-4, DOI: 10.1109/PVCon.2018.8523919.
- Shin, D. B. (2007). "Forecasting exchange rates by Monte Carlo simulation." *Journal of Industrial Economics and Business*, Vol. 20, No. 5, pp. 2075-2093 (in Korean).
- Shin, D. H., Park, J. H. and Kim, C. B. (2017). "Photovoltaic generation forecasting using weather forecast and predictive sunshine and radiation." *Journal of Advanced Navigation Technology*, Vol. 21, No. 6, pp. 643-650. DOI: <https://doi.org/10.12673/JANT.2017.21.6.643> (in Korean).
- So, J. H., Hwang, H. M., Jung, Y. S., Ko, S. W., Ju, Y. C. and Lim, H. M., (2013). "Design factor calculation and analysis of grid-connected photovoltaic system." *Journal of the Korean Solar Energy Society*, Vol. 33, No. 5, pp. 89-94 (in Korean).
- Song, J. J., Jeong, Y. S. and Lee, S. H. (2014). "Analysis of prediction model for solar power generation." *Journal of Digital Convergence*, Vol. 12, No. 3, pp. 243-248 (in Korean).
- Song, K. J., Jeong, J. I., Moon, J. H., Kwon, S. C. and Kim, H. S. (2022). "MuLti-Site Pv Power Forecasting Using TransGRU based on Delaunay Tirangulation." *Proceedings of the KIEE Conference, The Korean Institute of Electrical Engineers*, pp. 354-355 (in Korean).
- Yoo, S. P., Jin, J. S., Kim, H. K., Kim, Y. H., Jeong, S. D., Seo, Y. S. and Jeong, N. J. (2009). "Improving the effectiveness of a photovoltaic system by water impinging jet on the surface of photovoltaic cells." *Proceedings of the KSES 2009 Spring Annual Conference*, pp. 241-244 (in Korean).