

데이터를 활용한 태양광 발전 시스템 모듈온도 및 발전량 예측

김용민*, 문승재**†

*한국동서발전(주), **†한양대학교 기계공학부

Prediction of module temperature and photovoltaic electricity generation by the data of Korea Meteorological Administration

Yong-min Kim*, Seung-Jae Moon**†

*Korea East-West Power Co., Ltd., Ulsan 44543, Korea

**†School of Mechanical Engineering, Hanyang University, Seoul 04763, Korea

ABSTRACT : In this study, the PV output and module temperature values were predicted using the Meteorological Agency data and compared with actual data, weather, solar radiation, ambient temperature, and wind speed. The forecast accuracy by weather was the lowest in the data on a clear day, which had the most data of the day when it was snowing or the sun was hit at dawn. The predicted accuracy of the module temperature and the amount of power generation according to the amount of insolation decreased as the amount of insolation increased, and the predicted accuracy according to the ambient temperature decreased as the module temperature increased as the ambient temperature increased and the amount of power generated lowered the ambient temperature. As for wind speed, the predicted accuracy decreased as the wind speed increased for both module temperature and power generation, but it was difficult to define the correlation because wind speed was insignificant than the influence of other weather conditions.

초록 : 본 연구에서는 태양광발전 출력 및 모듈온도 값을 기상청 데이터를 이용하여 예측해보고 실측 데이터와 날씨, 일사량, 주변온도, 풍속별로 비교 분석해보았다. 날씨별 예측정확도는 눈이 오거나, 새벽에 해무가 끼는 날의 데이터를 가장 많이 보유한 맑은날의 데이터의 예측정확도가 가장 낮았다. 일사량에 따른 모듈온도와 발전량의 예측정확도는 일사량이 커질수록 정확도가 떨어졌으며, 주변 온도에 따른 예측정확도는 모듈온도는 주변 온도가 커질수록, 발전량은 주변 온도가 낮을수록 예측정확도가 떨어졌다. 풍속은 모듈온도와 발전량 모두 풍속이 높아질수록 예측정확도가 감소하였지만, 풍속이 영향 다른 기상조건에 의한 영향보다 미미하여 그 상관관계를 정의하기가 어려웠다.

Key words : 태양광발전시스템(Photovoltaic system), 태양광발전량 예측(Photovoltaic Power Prediction), 모듈온도(Module temperature), 예측모델(Prediction model), 기상조건(Weather conditions)

-기호설명-

T_m : 모듈온도[°C]

T_a : 주변 온도 [°C]

Q : 일사량[W/m²]

Q_{NOCT} : 공칭일사량[°C]

$T_{a,NOCT}$: NOCT조건일 때 주변온도[°C]

η_c : 셀 효율[%]

$r\alpha$: 투과율 [%]

V : 풍속 [m/s]

$P(t)$: 태양광발전 출력량[kW]

P_m : 설비용량[kW]

a : 고위발열량

† Corresponding Author, smoon@hanyang.ac.kr

1. 서론

정부는 '재생에너지 3020 이행계획'과 함께 2030년까지 국내 신재생 에너지 비율을 40%까지 높이겠다고 발표하였다. 2019년 현재 전체 신재생에너지 시장의 60%가량 차지하는 태양광 시장은 2019년 3.34 GW이 설치되며 정부 정책에 맞추어 높은 성장세를 이어가고 있다. 그러나 태양광 발전소는 일사량, 대기 온도, 모듈온도, 운량, 풍속 등과 같은 기상 및 조건의 변화에 영향을 크게 받기 때문에 기존의 다른 발전소에 비교하여 계획적이고 안정적인 에너지공급이 불가능하다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 태양광 발전소 발전량 예측에 대한 필요성이 부각이 되고 있으며, 이에 따라 정부는 태양광발전소에서 일정 예측 오차를 전기를 공급한 자원에 경제적 보상(정산금)을 지급, 이들 자원이 전력시장에서 계통운영 안정화에 이바지할 수 있도록 유도하며 태양광발전량 예측을 장려하기 시작하고 있다.

본 연구에서는 태양광발전량 예측을 위하여 당진화력발전소 옥내저탄장에 설치된 태양광발전소 데이터를 분석한 결과, 센서 오류 등으로 인한 데이터 결측값이 상당 부분 존재하는 것을 확인하였다. 따라서 이렇게 데이터 결측치가 많거나 신규 발전소를 건설할 경우 과거 데이터에 의존하는 빅데이터 분석은 한계가 존재함을 확인하고, 빅데이터를 이용한 예측이 아닌 기상조건을 통하여 모듈온도를 예측하고 그 예측값을 통한 발전량을 예측하여 각각의 기상조건별 예측값의 정확도를 분석 비교해보고자 한다

2. 모듈온도와 발전량 예측 및 분석개요

2.1 모듈온도와 발전량 예측모델

태양광발전시스템은 기상조건의 영향을 많이 받는다. 기상조건 다음으로 가장 크게 영향을 받는 변수는 태양광 모듈온도이며, 그 때문에 모듈온도 예측에 관한 연구는 이전부터 꾸준히 이루어져 왔다.

Rauschenbach(1980)1)는 모듈온도 예측모델로 다음과 같이 식(1)을 제안하였는데

$$T_m = T_a + \left(\frac{Q}{Q_{MDDT}}\right) \times (T_{MDDT} - T_{a,MDDT}) \times \left(\frac{1 - \eta_c}{\tau_a}\right) \quad (1)$$

이 예측모델은 풍속을 1m/s의 공칭조건으로 제한하여 풍속에 따른 모듈온도의 변화를 전혀 예측하지 못하는 문제점을 가지고 있었다.

이러한 문제를 개선하기 위하여 King et al.(1996)2)은 풍속까지 고려한 예측모델을 Sandia 지역에 설치된 태양광발전시스템 분석을 통하여 식(2)를 다음같이 제안하였고

$$T_m = T_a + \left(\frac{Q}{1000}\right) \times (0.712^v - 2.411^v + 32.96) \quad (2)$$

King et al.(1998)3)의 2명은 식(2)을 풍속을 낮은 구간과 높은 구간을 분리하여 계수를 도출한 예측모델 식(3)

$$T_m = T_a + \left(\frac{Q}{1000}\right) \times (19.6e^{-0.223v} + 11.6) \quad (3)$$

을 제안하였다.

그리고 King et al.(2004)4)의 2명은 식(3)을 다시 개방형 및 추적형 등 여러 태양광발전 시스템 설치조건에 따라 분석하여

$$T_m = T_a + Q \times e^{-3.08 - 0.075v} \quad (4)$$

식(4)를 제안하여 예측모델의 정확도를 높였다.

Duffie, Beckman (2006)5)는 King et al.과 다르게 식(1)을 바탕으로 풍속으로 인한 열전달에 대해 계수를 고려하여, 식(5), 식(6)을 제안하였다.

$$T_m = T_a + \left(\frac{Q}{Q_{MDDT}}\right) \times \left(\frac{0.5}{5.7 + 3.8V}\right) \times (T_{MDDT} - T_{a,MDDT}) \times \left(1 - \frac{\eta_c}{\tau_a}\right) \quad (5)$$

$$T_m = T_a + \left(\frac{Q}{Q_{MDDT}}\right) \times \left(\frac{0.5}{5.7 + 3.8V}\right) \times (T_{MDDT} - T_{a,MDDT}) \times (1 - \eta_c) \quad (6)$$

본 연구에서는 모듈온도 예측모델은 King et al.의 예측모델 중 가장 최근의 예측모델인 식(4)와 Duffie의 예측모델 식(6)을 이용하여 모듈온도를 예측하고 그 정확도를 비교해본다.

태양광 발전량 예측모델로는 상용화된 PV SYSTEM, SOLAR PRO, SAM 등의 예측모델이 존재하지만, 발전량 예측을 위하여 요구하는 데이터가 Isc (Short circuit current), Isc.ref (Reference short circuit current) 등 상세데이터를 요구하다 보니 관련 데이터를 보유하고 있지

데이터를 활용한 태양광 발전 시스템 모듈온도 및 발전량 예측

않은 태양광발전소에는 정확한 발전량 예측이 어렵다.

따라서 일반적인 데이터를 가지고 발전량을 예측할 수 있는 국립재생에너지 연구소 (National Renewable Energy Laboratory, NRELL)의 발전량 예측식

$$P(t) = P_m \cdot Q \cdot [1 + a(T_m - 25)] \quad (7)$$

과 단순히 일사량과 설비용량만으로 발전량을 계산하는

$$P(t) = P_m \cdot G \quad (8)$$

예측식을 이용하여 발전량을 예측하고 기상조건에 따른 예측값을 비교해본다.

2.2 결측치 제거

본 연구를 한국동서발전 옥내저탄장 태양광발전소 데이터를 이용하여 모듈온도 및 발전량을 예측하여 분석한다.

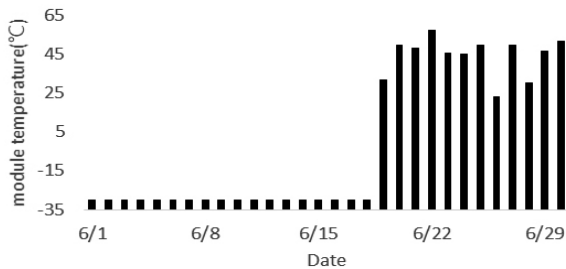


Fig. 1 Average module temperature measurement per day in June

본 연구 자료로 사용된 태양광발전시스템 데이터를 분석해보면, 6월 하루 평균 모듈온도 측정 데이터를 보여주는 Fig. 1과 같이 상당 부분 비정상적인 데이터가 존재하는 것을 확인할 수 있다. 강한 해풍 및 겨울철 낮은 기온이 원인이 되어 센서의 오작동이 결측값의 원인으로 예상이 되는데, 주로 겨울철에 결측값이 몰려 있는 것으로 확인이 된다. 정확한 데이터 분석을 위해서 모듈온도가 6시간 이상 변동이 없는 데이터는 결측값으로 판단하고 이를 처리하고자 한다.

데이터 결측값 처리하는 방법은 특정 값으로 채우기, 결측값을 앞 방향 혹은 뒷 방향으로 채우기, 평균으로 대체하기, 다른 변수의 값으로 대체하기 등 여러 가지 기법이 활

용되고 있는데, 본 연구에서는 결측값을 제거하고 데이터를 분석한다.

결측치 제거를 선택한 이유는 당진화력본부 옥내저탄장 태양광발전소 2018년도 데이터 중 결측값은 총 2,591개의 데이터로 전체 10,176 데이터의 25.5%의 해당하며 결측값 데이터 빈도가 높아 결측치는 대체하면 정확한 분석이 어려운 것으로 예상이 되므로, 결측치는 제거하고 데이터를 분석하고자 한다.

2.3 예측모델 정확도 분석방법

예측값 검증은 예측모델 평가에 주로 사용되는 지표인 평균제곱근오차 (Root Mean Square Error; RMSE)으로 식 (9)으로 표현하며, 평균절대편차(Mean Absolute Deviation; MAD)는 식 (10)으로 표현하고, 평균절대백분비오차 (Mean Absolute Percentage Error; MAPE)는 식 (11)으로 표현한다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}} \quad (9)$$

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{1,i} - x_{2,i}| \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_{1,i} - x_{2,i}}{x_{1,i}} \right| \times 100 \quad (11)$$

여기서 은 측정된 데이터를 의미하고 는 계산된 예측값을 의미한다. 그리고 n은 데이터의 수이다.

RMSE는 잔차(관측에서 나타나는 오차)의 제곱 합을 산술 평균한 값의 제곱근으로서 관측값 간의 상호 간 편차를 의미하고, MAD는 예측값과 오차값의 절대 평균 오차, MAPE는 예측값과 오차값 오차율의 절대 평균값이다.

3. 예측결과 및 정확도 분석

3.1 날씨에 따른 예측모델 정확도 비교

3.1.1 모듈온도 정확도 비교

모듈온도 예측모델은 주변 온도의 영향에 가장 크게 받는

다. 일사량이 없고, 풍속이 1m/s라면 모듈온도는 예측값도 주변 온도와 동일하게 예측이 된다. 이러한 예측기법은 기상조건에 따라 예측모델의 정확도가 달라질 것으로 예상된다. 비가 오는 경우 빗물에 의한 냉각효과로 모듈온도는 쉽게 상승하지 않을 것이며, 눈이 오는 경우 태양광 모듈 위에 쌓인 눈으로 인하여 태양광이 차단되고 보온효과가 발생하여, 실측한 모듈온도와 예측모델에 의하여 예측된 모듈온도 값은 큰 차이를 보일 것으로 예상된다.

Table 1 Prediction of module temperature according to weather forecast model

Prediction model	Weather	RMSE (°C)	MAD (°C)	MAPE (%)
King et al.	sunny	6.39	5.15	345.32
	rain	4.01	2.96	44.90
	snow	5.57	3.76	2131.31
Duffie	sunny	7.94	6.20	341.79
	rain	4.89	3.42	46.18
	snow	5.03	3.41	2100.14
Average		5.64	4.15	834.94

Table 1은 예측모델별로 예측한 모듈온도의 예측 오차율을 기상별로 분류한 데이터이다. 모듈온도 예측에 따른 RMSE 평균값은 5.64°C, MAD는 4.15°C로 나온 데 비하여, MAPE는 평균 834.94%로 매우 높은 오차율분포를 보인다. MAPE 값이 큰 이유는 계산의 기본이 되는 오차율은 기준값이 작을수록 값이 커지기 때문에 발생하는 문제점으로 보인다.

주변 온도가 높은 비 오는 날씨는 영상의 따뜻한 기온으로 기준값이 되는 모듈온도 실측값이 높으므로 MAPE 오차율분포가 상대적으로 높게 나오지만, 눈이 오는 겨울철에는 MAPE의 기준값이 되는 모듈온도 실측값이 상대적으로 낮으므로 모듈온도의 오차율분포가 상대적으로 크게 나온다. 실제로 눈이 내리는 날 오차율이 2,000%를 넘어가는 값이 존재하고 있으며 이는 눈이 오는 겨울은 주변 온도가 낮을 뿐만 아니라, 눈이 쌓이면 보온효과로 인하여 상대적으로 기준이 되는 모듈온도 실측값이 0°C에 가까워져 발생하는 오류로 판단된다.

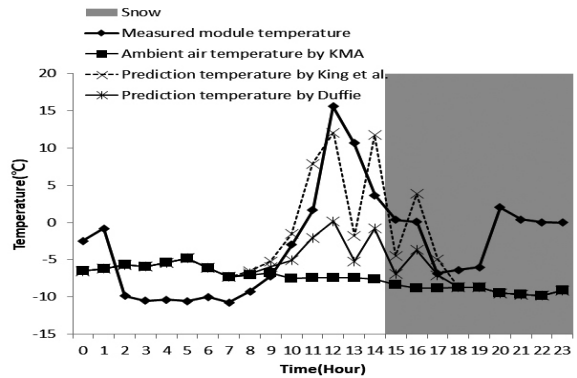


Fig. 2 Comparison of predicted accuracy of module temperature forecasts on a snowy day

Fig. 2는 오후부터 눈이 내린 2018년 12월 27일 실측된 모듈온도, 기상청 외기온도와 각 예측 모델을 이용한 모듈온도 예측값 그래프이다. 오후 3시부터 본격적으로 눈이 내리기 시작한 날씨는 저녁이 8시 이후에 모듈에 눈이 쌓인 것으로 예상이 되며, 눈의 보온효과로 인하여 모듈온도 값이 0°C에 근접함과 동시에 예측값과 모듈온도 간 차이가 벌어지는 것을 확인할 수 있다.

실제로 저녁 8시 이후 MAPE는 급격하게 상승하기 시작하고 밤 10시 MAPE는 21,704.4% 밤 11시 오차율은 11시의 MAPE는 26,486.2%를 보여주고 있다. 이러한 데이터들이 눈이 오는 날의 MAPE 평균에 크게 영향을 끼친 것으로 판단이 된다.

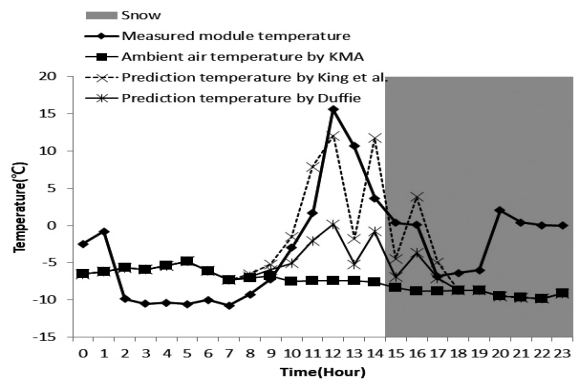


Fig. 3 Comparison of predicted accuracy of module temperature forecasts in the afternoon on a snowy day

데이터를 활용한 태양광 발전 시스템 모듈온도 및 발전량 예측

Fig. 3은 낮부터 눈이 내린 2018년 3월 21일의 모듈온도 예측값 및 실측값에 대한 그래프이다. 눈이 내린 12시부터 실측된 모듈온도 값이 상당한 폭으로 변화되는데, 12시 이후 눈이 쌓여 태양광 발전량이 줄면서 발열도 줄어들어 모듈온도는 0℃에 가까워지기 시작하였다. 이러한 변화는 오히려 눈이 오는 기상조건이 변수가 되어 발생이 되었고, King et al.의 예측모델이나 Duffie의 예측모델은 일사량, 주변 온도, 풍속으로만 모듈온도 값을 예측하기 때문에 예측의 정확도가 크게 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

실제로 눈이 오기 시작한 12시에 급격히 떨어진 모듈온도 실측값과 비교하면 두 예측모델이 예측한 모듈온도 값은 완만한 곡선을 그리며 하락하는 것을 확인할 수 있으며 11시와 12시의 두 예측값의 MAD 변화는 King et al. 예측모델은 1.1℃에서 2.2℃로 상승하며 오차율이 100% 상승하며 예측정확도가 하락했으며, Duffie 예측모델은 3.3℃에서 0.4℃로 감소하며 오히려 87.9% 예측정확도가 상승하였다. 이는 Duffie의 부정확한 예측값이 오히려 보온효과에 의해 변화가 생긴 모듈온도 값에 근접하면서 발생한 오류로 판단되어 진다.

3.1.2 발전량 정확도 비교

발전량 예측은 모듈온도 예측과 다르게 일사량의 영향을

크게 받는다. 국립재생에너지 연구소의 발전량 예측식인 식(7)은 기본적으로 일사량과 설비용량을 이용하여 발전량을 예측하며, 모듈온도로 발전량을 보정하여 예측의 정확도를 높인다. 따라서 기상조건에 따른 발전량 예측은 일사량이 가장 큰 영향을 줄 것으로 예상된다.

본 연구에서는 모듈온도 예측값이 발전량에 미치는 영향 또한 비교해보기 위하여 일사량과 설비용량만으로 태양광 발전소 발전량을 예측하는 식(9)를 이용하여 발전량을 예측하고 그 값도 비교해보기로 한다.

데이터를 날씨에 따라 발전량 예측정확도를 분류한 Table 2를 살펴보면 King et al. 예측모델을 이용한 예측값, Duffie 예측모델을 이용한 예측값, 설비용량과 일사량만을 이용한 예측값 모두 기상조건에 따른 모듈온도 예측 때와 달리 맑은 날씨에 정확도가 가장 떨어지는 모습을 볼 수 있다.

원인을 분석해보기 위하여 약 7,500개 예측 데이터를 상세분석해 보았는데, Fig. 4와 같이 아침 6시부터 8시 사이의 MAPE가 높은 데이터를 다수 확인할 수 있었다.

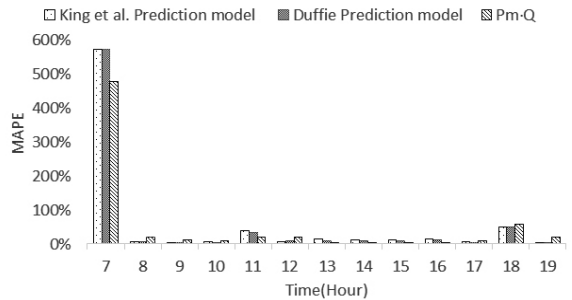


Fig. 4 July 5 Hourly MAPE change graph in photovoltaic electricity generation

Table 2 Prediction of photovoltaic electricity generation according to weather forecast model

Prediction model	Weather	RMSE (kW)	MAD (kW)	MAPE (%)
King et al.	sunny	167.89	104.14	153.00
	rain	75.14	46.33	74.25
	snow	271.02	167.95	33.89
Duffie	sunny	199.19	134.75	154.72
	rain	89.85	55.12	74.98
	snow	292.67	178.71	34.53
Calculation result by 'Pm×Q' equation	sunny	225.04	152.73	147.15
	rain	95.17	55.25	71.84
	snow	282.89	183.76	31.57
Average		188.76	119.86	86.21

2018년 7월 5일 시간별 태양광발전 예측모델의 MAPE 변화를 나타낸 Fig. 4를 보면 새벽 시간 때 비정상적으로 MAPE가 크게 나타난 것을 확인할 수 있다. 많은 데이터가 태양광발전이 시작되는 새벽에 큰 오차를 보여주고 있는데 이는 바닷가 근처에 설치된 당진화력본부 태양광발전소 특성상 새벽에 해무가 발생하는 특성 때문에 실제 발전량이 적게 나타나는 것으로 추측된다. 이런 오차가 큰 데이터들이 맑은 날 대부분이 몰려 있으며 이 때문에 맑은 날의 발전량 예측정확도가 가장 떨어진 것으로 추측된다.

따라서 새벽에 변칙적으로 오차가 커지는 상황을 제외하면 일사량에 따라 발전량을 변화하고 있으며 오후에 눈이 오는 날에 시간별 발전량을 비교한 Fig. 5를 보아도 눈이 오는 시간에 따라 일사량이 적어지고 그에 비례하여 발전량 역시 적어지는 것을 확인할 수 있다.

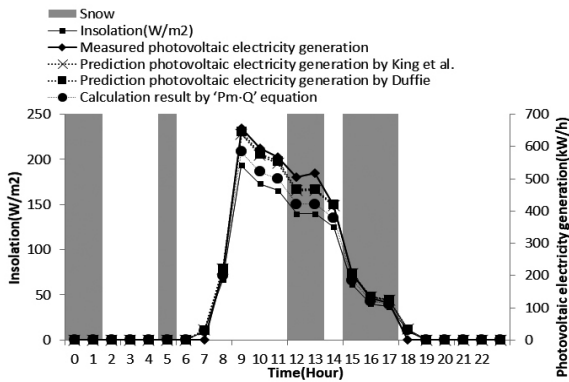


Fig. 5 Comparison of predicted accuracy of photovoltaic electricity generation forecasts in the afternoon on a snowy day

3.2 일사량에 따른 예측모델 정확도 비교

3.2.1 모듈온도 정확도 비교

일사량은 발전량에 가장 큰 영향을 주는 기상요소이다. 따라서 일사량이 많으면 발전량이 많아질 것이고 그로 인한 발열이 모듈온도에 많은 영향을 미칠 것으로 예상된다.

모듈온도 예측모델의 정확도를 비교하기 위해서 일사량을 0 W/m²부터 1,000 W/m² 사이를 200 W/m² 단위 나누어 분석하였으며, 해가 진 후 일사량이 0 W/m²인 경우는 별도로 분리하여 총 6개 구간으로 데이터를 나누어 예측모델 데이터를 분석해보았다.

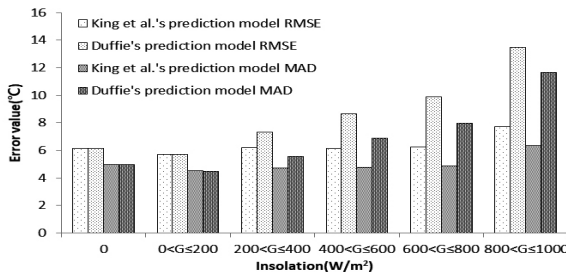


Fig. 6 Graph of prediction error due to rising insolation

일사량 증가에 따른 모듈온도 예측값에 대한 오차 RMSE와 MAD를 나타내는 Fig. 6을 보면 King et al. 과 Duffie 두 예측모델을 이용한 모듈온도 값은 일사량이 증가할수록 오차값이 커지는 것을 확인할 수 있다. King et al.의 예측모델과 Duffie의 예측모델 모두 주변 온도를 기본으로 모듈온도를 예측하게 되며 일사량의 함수로 예측값이 변화하는데 이 때문에 0 W/m² 경우의 오차값은 RMSE 6.13°C, MAD 4.99°C로 같은 값을 나타냈다. 그러나 일사량이 증가할수록 RMSE와 MAD 둘 다 증가하는 것을 확인할 수 있으며, 특히 Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도 예측값은 일사량이 증가할수록 RMSE와 MAD 값의 증가 폭이 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도 예측값보다 두드러지게 높아지는 것을 확인할 수 있다.

전체적인 예측모델에 대한 정확도는 외기온도 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도가 더 정확하였으며, 일사량 증가에 따른 예측정확도 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도가 2배 이상 정확도를 보여줌이 확인되었다.

일사량 증가에 따른 두 모델의 MAPE 변화를 분석해보면 야간에 일사량이 0 W/m²이면 King et al. 와 Duffie의 오차율은 모두 같이 670.5%로 매우 높게 나타나는데, 이는 MAPE가 기준값이 0에 가까울수록 그 결과값이 크게 나오는 특징과 부착형으로 설치된 당진화력본부 옥내저탄장 태양광발전소 특징이 반영되어 나온 결과로 추측된다

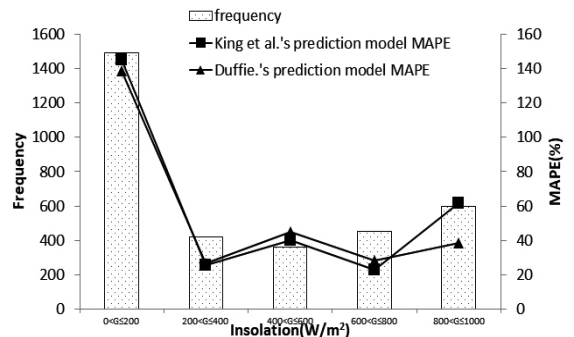


Fig. 7 Data frequency and module temperature predicted value MAPE according to rising insolation

영하의 온도를 유지하는 겨울철에도 부착형식으로 설치된 당진화력 옥내저탄장 태양광발전소는 옥내저탄장의 온기가 지붕 위에 부착된 모듈에 전달되어 야간에도 모듈온

데이터를 활용한 태양광 발전 시스템 모듈온도 및 발전량 예측

도가 상대적으로 덜 저하되며 0°C 근처의 온도를 유지한다. 반면에 두 예측모델에 의한 모듈온도는 일사량이 0 W/m²일 때 주변 온도와 같이 예측되기 때문에 예측값과 실제 모듈온도 값은 큰 차이를 보이는 것으로 예상된다. 0 W/m²에서 200 W/m² 구간에서 역시 아침과 저녁 시간대에 몰려있다 보니 같은 이유로 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도의 MAPE는 145.3%, Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도의 MAPE는 138.8%로 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 두 예측모델의 오차율은 비슷한 오차를 보이다가 800 W/m²에서 1,000 W/m² 구간에서는 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도의 MAPE는 61.7%, Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도의 MAPE는 38.4%로 2배가량의 차이를 보이는데 이는 실제로 일사량이 높아질수록 Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도 예측정확도가 낮아지기 때문에 발생하는 현상으로 추측이 된다.

3.2.2 발전량 정확도 비교

발전량 예측모델의 정확도를 비교하기 위해서 일사량을 0 W/m²부터 1,000 W/m² 사이를 200 W/m² 단위 나누어 분석하였으며, 태양광발전소는 일사량이 0 W/m²이면 전기를 생산할 수 없어서 예측의 의미가 없으므로 0 W/m²는 분석에서 제외하였다.

발전량 예측은 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도, Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도, 그리고 실제로 측정된 모듈온도를 국립재생에너지 연구소의 발전량 예측 식인 식(7)을 이용한 예측값 3개와 일사량과 설비용량만으로 발전량을 이용한 식(8)을 이용한 예측값 총 4개의 예측값을 이용하여 그 오차율을 분석하였다.

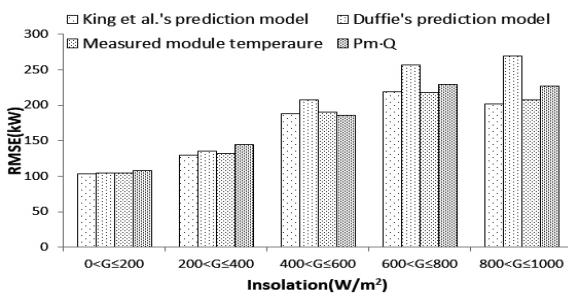


Fig. 8 RMSE of photovoltaic electricity generation according to insolation

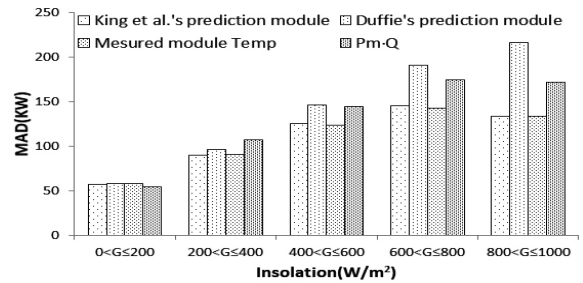


Fig. 9 MAD of photovoltaic electricity generation according to insolation

일사량 증가에 따른 태양광발전량 예측에 대한 오차를 나타내는 RMSE와 MAD 값에 대한 그래프를 나타내는 Figs. 8, 9를 보면 일사량이 증가하면 RMSE와 MAD 값이 증가하는 것을 확인할 수 있다. 그런데 800 W/m²에서 1000 W/m² 사이 구간에서 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도와 실제 측정된 모듈 온도를 이용하여 예측한 발전량의 RMSE와 MAD 모두 감소하는 반면, Duffie 예측모델을 이용한 발전량 예측값은 계속 증가하는 것을 확인할 수 있다. 일사량이 커질수록 Duffie 예측모델을 이용하여 예측한 발전량이 단순히 일사량과 발전용량을 계산하여 계산한 값보다 오차가 더 커지는 것을 확인할 수 있는데, 이는 모듈온도 예측 오차가 600 W/m²가 넘어가는 경우 Duffie 예측모델을 이용하여 예측한 발전량의 정확도에 문제가 있음을 알 수 있다.

일사량 상승에 따른 태양광발전량 예측값의 MAPE 변화를 나타내는 Fig. 10을 보면, 일사량이 낮은 0 W/m²에서 200 W/m² 모듈온도 예측값의 MAPE의 오차율이 높았던 것과 같이 발전량 예측에서도 0 W/m²에서 200 W/m² 구간에서 평균 89.24%로 10%대의 오차율을 보여주는 다른 구간에 비해 9배나 높은 오차율을 보여주고 있다. 이는 0 W/m²에서 200 W/m² 구간이 일출과 일몰 시간대에 몰려 있는데, 아침 시간에 해무로 인하여 예측발전량과 실제 출력량이 오차가 발생하여 MAPE가 높으므로 발생하는 것으로 분석되었다.

일사량이 200 W/m² 이상인 구간에서는 평균 예측 오차율이 King et al.의 예측모델을 이용한 예측발전량 MAPE는 8.9% Duffie의 예측모델을 이용한 예측발전량 MAPE는 11.1%, 실제 측정된 모듈온도 값이 적용

된 예측발전량은 MAPE는 8.8%, 마지막으로 단순히 설비용량에 일사량을 곱해 계산한 예측발전량 MAPE 값은 9.5%로 나오고 있다.

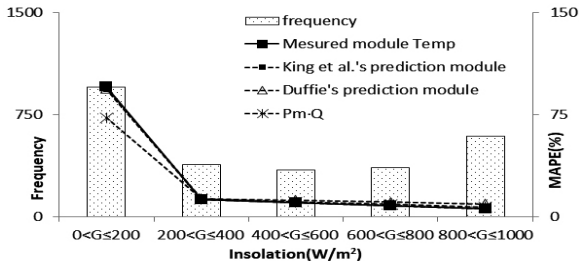


Fig. 10 MAPE of photovoltaic electricity generation according to insolation

일사량이 200 W/m²가 넘을 때 King et al.의 예측모델 온도 값을 이용한 예측발전량은 정부에서 인센티브를 부여하는 발전량 예측률 8%에 근접한 것을 확인할 수 있다. 새벽 시간 태양광발전량 오차율이 큰 부분에 대한 보정이 이루어진다면 기상청 데이터를 이용하여 예측한 발전량으로 도 꽤 정확한 예측이 가능하다는 것을 알 수 있다.

3.3. 주변 온도에 따른 예측모델 정확도 비교

3.3.1 모듈온도 정확도 비교

주변 온도에 따른 태양광발전시스템의 모듈온도 예측정확도를 확인해 본다. 주변 온도는 데이터값이 2개 밖에 존재하지 않는 주변 온도 -10℃이하 데이터를 제외하고 10℃차이로 5개 구간으로 나누어 분석하였고, 온도별 RMSE와 MAD, 오차 분석을 시행하였다.

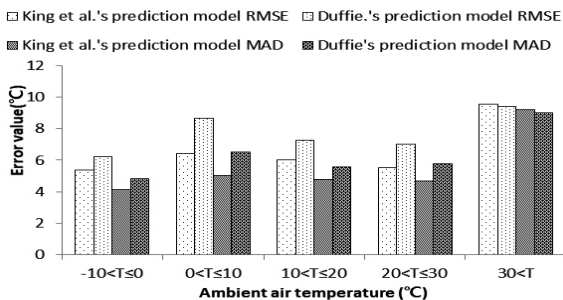


Fig. 11 Graph of prediction error according to ambient air temperature

주변 온도 증가에 따른 모듈온도 예측 오차 RMSE와 MAD를 나타내는 Fig. 11을 보면 주변 온도가 기본적으로 0℃에 가까울 때 RMSE와 MAD 값이 잠깐 상승한 경우를 제외하면 주변 온도가 증가함에 따라 RMSE와 MAD가 증가함을 알 수 있다. -10℃에서 0℃ 사이에서 RMSE는 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도는 5.4℃, Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도는 6.22℃를 보여준 한편 30℃ 이상에서의 RMSE는 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도 9.6℃에서 Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도 9.4℃로 주변 온도 증가에 따른 예측 오차는 커지는 것을 확인할 수 있었다. MAD도 역시 0℃ 사이에서 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도 4.2℃, Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도는 4.8℃를 보여준 한편 30℃ 이상에서의 RMSE는 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도 9.2℃에서 Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도 9.0℃로 주변 온도가 증가함에 따라 예측 오차가 커지는 것을 확인할 수 있었다.

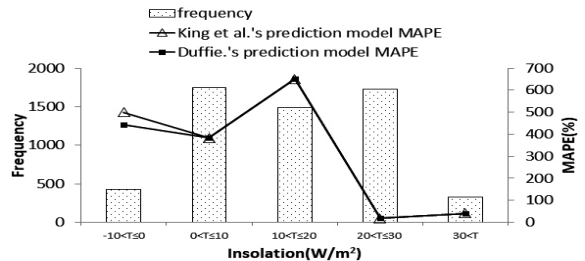


Fig. 12 Data frequency and module temperature predicted value MAPE according to ambient air temperature

주변 온도 상승에 따른 MAPE의 변화를 나타낸 Fig. 12를 보면 MAPE가 변화는 주변 온도변화에 따른 RMSE와 MAD와 달리 별다른 규칙성이 보이지 않는다. RMSE와 MAD의 경우 30℃를 초과한 경우가 아니면 큰 오차를 보이지 않음에 비하여 MAPE는 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도의 경우 18.49%부터 499.53%까지 규칙성 없는 큰 변화를 보이는데, 이는 MAPE 값 계산 시 기준이 되는 모듈온도 절대값이 작아짐에 따라 나오는 현상으로 보인다. 20℃ 이하 구간에서 예측모델로 예측한 모듈온도와 실제로 측정된 모듈온도 간 온도 차이의 평균값은 4℃이기 때문에 기준 모듈온도 값이 조금만 변화하여도 MAPE

데이터를 활용한 태양광 발전 시스템 모듈 온도 및 발전량 예측

값이 변화하고 있으며 온도의 절댓값이 높아질수록 MAPE 값이 급격히 낮아지는 것을 확인할 수 있다.

3.3.2 발전량 정확도 비교

주변 온도에 따른 태양광발전시스템의 발전량 예측정확도는 모듈 온도 예측값 검증과 같이 10°C 차이로 구간을 나누어 분석하였으며, 데이터값이 2개 밖에 존재하지 않는 주변 온도 -10°C 이하 데이터는 제외하고 -10°C 이상 데이터로 5개 구간으로 나누어 분석하였다. 좀 더 정확한 검증을 위한 모듈 온도 예측값 분석과 같이 실제 모듈 온도에 근거한 예측 데이터와 설비용량과 일사량을 곱하여 계산한 예측 데이터를 더하여 온도별 RMSE와 MAD, 오차 분석하였다.

주변 온도 증가에 따른 발전량 예측 오차 RMSE와 MAD를 나타내는 Figs. 13, 14를 보면 10°C에서 0°C 사이 데이터에서 RMSE와 MAD가 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

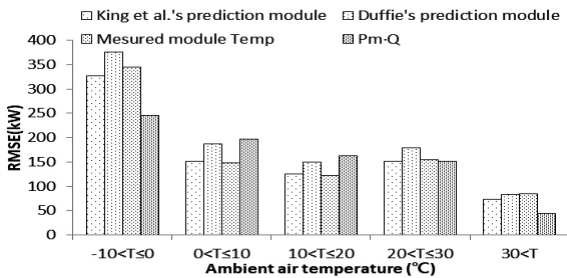


Fig. 13 RMSE of photovoltaic electricity generation predicted value according to ambient air temperature

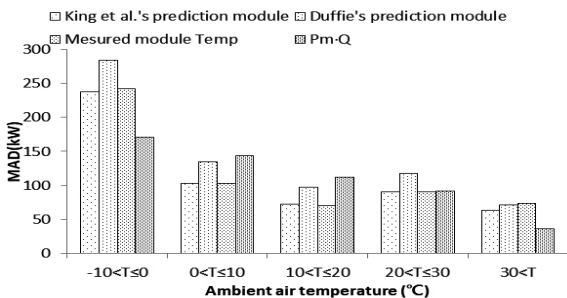


Fig. 14 MAD of photovoltaic electricity generation predicted value according to ambient air temperature

하루 동안 시간별로 나타낸 발전량 오차율을 나타낸 Fig. 4로 그 원인을 추측할 수 있다. -10°C에서 0°C는 주로 아침 동틀 무렵의 데이터가 많았으며, 그래프를 보면 8시에 상대적으로 높은 오차율을 보여주는 것을 알 수 있다. 데이터에 따라서 1,000%가 넘는 오차율을 보여주는 경우도 다수 존재하였는데, 새벽 시간에는 일사량보다 실제 발전량이 작으며 이는 바닷가 근처에 설치된 당진화력본부 태양광발전소 특성상 새벽에 해무가 발생하기 때문에 실제 발전량이 적게 나타나는 것으로 추측된다.

발전량 예측의 오차는 0°C와 25°C가 포함된 데이터 구간에서는 RMSE와 MAD 값이 잠깐 상승하지만, 전체적으로 주변 온도가 상승하면 발전량 RMSE와 MAD는 감소하는 것을 확인할 수 있다.

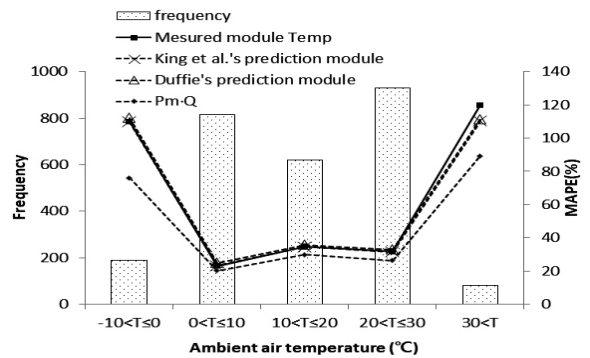


Fig. 15 Data frequency and photovoltaic electricity generation predicted value MAPE according to ambient air temperature

주변 온도 상승에 따른 각 예측발전량 MAPE 변화를 나타내는 Fig. 15를 보면, 주변 온도 상승에 의한 RMSE와 MAD의 변화와 다른 양상을 보이는데, 특히 30°C 이상의 데이터에서 RMSE와 MAD와의 큰 차이를 보인다. 이는 역시 실제 오차값보다 오차율의 기준이 되는 실제 발전량의 값에 의해 MAPE의 특징 때문에 나타난 특징이다. 주변 온도 30°C 이상의 데이터 빈도는 총 80여 개로 이 데이터는 주로 7월 말에서 8월 초 새벽에 몰려 있다. Fig. 4에서 알 수 있듯이 당진화력 옥내저탄장 태양광발전소 지리적 특징으로 인하여 새벽에 해무로 인하여 실제 발전량과 예측발전량의 오차가 발생하고 있으며, 새벽 시간 기준이 되는 발전량의 크기도 작아서 상대적으로 MAPE의 크기가 큰 값

을 나타나게 된다. Fig. 15에서 나타나는 그래프에서 30°C 이상의 값이 큰 이유는 새벽 시간에 몰려 있어 MAPE의 오차가 큰 값들이 상대적으로 많아 발생하는 현상으로 보인다.

3.4. 풍속에 따른 예측모델 정확도 비교

3.4.1 모듈온도 정확도 비교

풍속 데이터에 최고 풍속 12.2 m/s까지 존재한다. 그러나 6 m/s 이상의 데이터는 전체 61개에 불과하여 전체 데이터의 1.07%에 불과하다.

데이터가 빈도가 부족하여 분석 신뢰성이 떨어진다고 판단하여 6 m/s 이상의 데이터는 제거하고, 풍속 0 m/s 이상 6 m/s 미만 데이터만 사용하여 분석하였다. 따라서 풍속에 따른 예측모델 정확도 비교는 0 m/s 이상 6 m/s 미만 데이터를 풍속 1 m/s 차이로 6개 구간으로 나누어 분석하였고, 예측모델별로 모듈온도를 예측하고 RMSE와 MAD를 이용하여 오차 분석을 시행하였다.

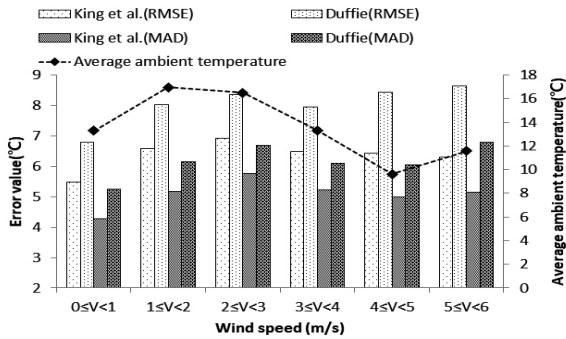


Fig. 16 RMSE and MAD of module temperature according to wind speed

풍속 증가에 따른 모듈온도 예측 오차 RMSE와 MAD를 나타내는 Fig. 16을 보면 풍속이 증가할수록 RMSE와 MAD가 상승하는 것을 확인할 수 있다. 다만 3 m/s 이상 5 m/s 구간에서는 그래프가 하향곡선을 그리는데 이는 각 풍속 구간에서의 평균 주변 온도의 그래프 기울기 방향과 일치하는 것을 확인할 수 있다. 3 m/s 이상 5 m/s 구간 데이터는 60% 이상이 가을과 겨울에 측정된 데이터가 많았으며, 주변 온도는 풍속에 따른 모듈온도 예측값 분석에도 영향을 미쳤을 것으로 예상된다. 풍속 증가에 따른 모듈온

도 예측 오차를 구체적으로 살펴보면 0 m/s 이상 1 m/s 미만에서 RMSE는 King et al.의 예측모델은 5.5 m/s, Duffie의 예측모델은 6.8 m/s를 보여주었으며, 5 m/s 이상 6 m/s 미만 RMSE는 King et al.의 예측모델은 6.3 m/s에서 Duffie의 예측모델은 8.7 m/s로 풍속이 증가할수록 예측정확도가 감소하는 것을 확인할 수 있었다.

역시 0 m/s 이상 1 m/s 미만에서 RMSE 값은 King et al.의 예측모델은 4.3 m/s, Duffie의 예측모델은 5.3 m/s를 보여준 한편 5 m/s 이상 6 m/s 미만의 MAD는 King et al.의 예측모델은 5.2 m/s 왕에서 Duffie의 예측모델은 6.8 m/s로 풍속이 증가함에 따라 예측정확도가 하락하는 것을 확인할 수 있었다.

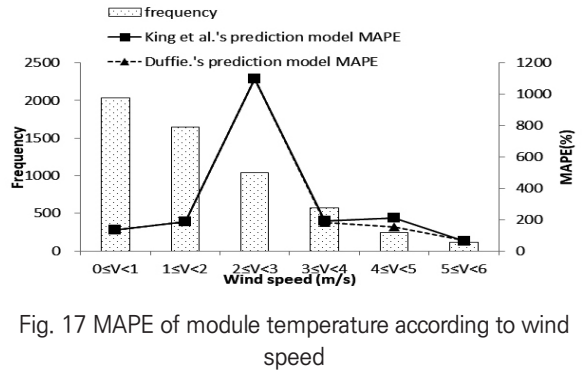


Fig. 17 MAPE of module temperature according to wind speed

풍속에 따른 모듈온도 예측값의 전체적인 데이터 빈도와 MAPE를 나타낸 Fig. 17을 보면 King et al.의 예측모델을 이용한 모듈온도의 변화는 0 m/s 이상 1 m/s 미만 구간과 4 m/s 이상 5 m/s 미만 구간 사이에서 상승 폭을 그린다. 하지만 2 m/s 이상 3 m/s 미만에서 오차율이 1099.6%의 비정상적인 오차율을 보여주며, 5 m/s 이상 6 m/s 미만에서는 MAPE이 떨어지는 모습을 보여주고 있다. 그러나 Duffie의 예측모델을 이용한 모듈온도의 변화는 King et al.의 예측모델을 이용한 모델 온도 예측과 비슷한 MAPE을 보이다가 3 m/s 이상 구간에서는 MAPE이 감소하며 예측정확도가 상승하는 것을 보여주고 있다.

먼저 2 m/s 이상 3 m/s 미만의 비정상적으로 높은 MAPE를 분석해보면 이 구간에서 비 또는 눈이 오는 날씨에 측정된 데이터가 다른 풍속별 데이터와 비교하면 상대적으로 많이 존재하였으며 날씨로 인하여 상대적으로 큰

데이터를 활용한 태양광 발전 시스템 모듈 온도 및 발전량 예측

MAPE의 데이터가 평균 MAPE를 올린 것으로 보인다. 또한, 3 m/s 이상에서의 MAPE 차이는 주변 온도에 의한 모듈 온도 예측치 변화를 통해 유추할 수 있는데 주변 온도에 따른 모듈 온도 예측값을 비교한 Fig. 18을 살펴보면 주변 온도 10°C까지의 King et al. 예측모델과 Duffie 예측모델을 이용하여 예측한 모듈 온도 오차가 일치하지 않는 것을 보이며 3 m/s 풍속에서 측정된 데이터들의 평균 주변 온도는 10~12°C로 3 m/s의 풍속 데이터 MAPE은 주변 온도 역시 영향을 미친 것으로 파악된다.

3.4.2 발전량 정확도 비교

풍속에 따른 태양광발전시스템의 발전량 예측정확도 모듈 온도 정확도 비교와 마찬가지로 풍속 0 m/s 이상 6 m/s 미만 데이터만 사용하여 1 m/s 차이로 6개 구간으로 나누어 분석하였다. 좀 더 정확한 검증을 위한 모듈 온도 예측값 분석과 같이 실제 모듈 온도에 근거한 예측 데이터와 및 설비용량과 일사량을 곱하여 계산한 예측 데이터를 더하여 온도별 RMSE와 MAD, 오차 분석을 시행하였다.

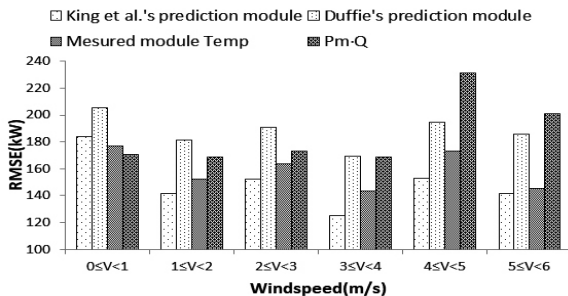


Fig. 18 RMSE of photovoltaic electricity generation according to wind speed

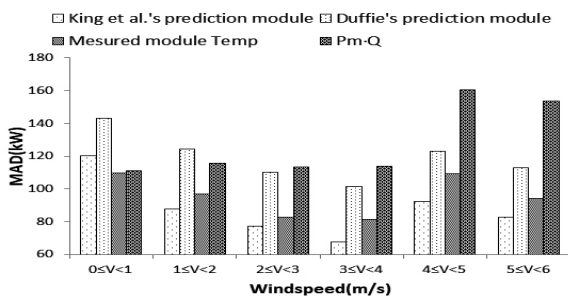


Fig. 19 MAD of photovoltaic electricity generation according to wind speed

풍속 증가에 따른 발전량 예측 오차 RMSE와 MAD를 나타내는 Figs. 18, 19를 보면 모듈 온도에 기반을 둔 예측발전량은 풍속이 증가할수록 예측정확도가 높아지는 것을 확인할 수 있다. 반면에 일사량과 발전용량만으로 계산한 예측발전량은 풍속이 4 m/s가 넘어가면서 그 오차가 높아지기 시작하는 것을 확인할 수 있다.

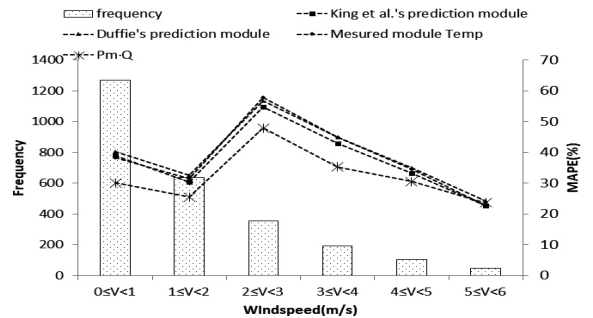


Fig. 20 MAPE of photovoltaic electricity generation according to wind speed

발전량 예측값의 풍속에 따른 데이터 빈도와 오차율을 나타낸 Fig. 20을 보면 King et al.의 예측모델을 이용한 발전량 오차에 대한 MAPE는 2 m/s에서 4 m/s 구간에서는 상승 폭을 보여주지만, 전체적으로 하락 폭을 보여주고 있다.

풍속별 데이터를 분석하면 발전량 예측값에 대한 오차율이 1,000%가 넘는 항목이 6개가 존재한다. 이는 모두 새벽 발전량 데이터로서 실제 발전량이 0.8~3.4 kW에 불과하여 MAPE 값이 비정상적으로 상승한 데이터이다. 이 데이터 6개를 제거하고 풍속 비교를 하면 Fig. 21과 같은 MAPE 결과를 얻을 수 있다.

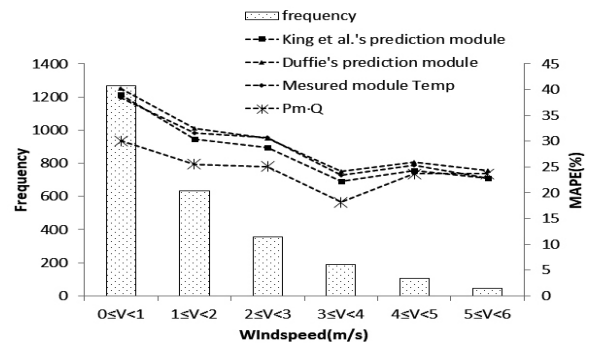


Fig. 21 MAPE of prediction photovoltaic electricity generation by wind speed by revised data

Fig. 21 그래프에 의하면 풍속이 증가할수록 발전량 예측 MAPE는 감소하는 것을 확인할 수 있는데, 예측모델별 MAPE 감소량을 따져보면 King et al.의 예측모델을 이용한 발전량은 풍속 1 m/s 미만에서는 39%, 5 m/s 이상에서는 23%, Duffie의 예측모델을 이용한 발전량은 풍속 1 m/s 미만에서는 40%, 5 m/s 이상에서는 24%, 실제 측정된 모듈온도를 이용한 발전량 예측값은 풍속 1 m/s 미만에서는 38%, 일사량과 발전용량을 이용하여 계산한 발전량 예측값은 30%에서 23%로 전체적으로 정확도가 상승한 것을 확인할 수 있었다.

4. 결론

본 논문에서는 당진화력본부 옥내저탄장에 설치된 태양광발전소 2018년 3월부터 2019년 2월까지 1년 데이터를 이용하여 모듈온도 예측모델 및 이에 기반을 둔 발전량 예측정확도를 분석하였다. 그 결과는 다음과 같다.

- (1) 모듈온도 및 발전량을 날씨별로 분류하며 예측값을 비교 분석한 결과, 모듈온도는 눈이 오는 날에, 발전량은 맑은 날에 오차율이 가장 높았다. 오차율에 차이가 나는 원인으로는 모듈온도는 모듈 위에 쌓인 눈의 보온효과로 인하여, 발전량은 당진화력발전소 특성상 해무로 인하여 새벽에 발전량 예측 오차가 크게 발생하였고, 이러한 데이터를 많이 보유한 날씨의 오차율이 가장 높았다.
- (2) 일사량에 따른 예측정확도는 모듈온도 및 일사량 모두 일사량이 커질수록 예측정확도가 감소하였고, King et al.의 예측모델을 이용한 예측값의 정확도가 더 높게 나타났다.
- (3) 주변 온도에 따른 예측정확도는 모듈온도는 주변온도가 높을수록, 발전량은 주변온도가 낮을수록 예측정확도가 감소하였으며 King et al.의 예측모델을 이용한 예측값의 정확도가 더 높게 나타났다.
- (4) 풍속에 따른 예측정확도는 풍속 외에 주변온도와 일사량에 따른 영향이 크게 반영되어 풍속과 모듈온도 및 발전량 간의 상관관계는 찾기 어려웠다. 다만 미약하나마 풍속이 올라갈수록 모듈온도 및 발전량 예측정확도는 하락하였으며 풍속이 올라갈수록 일사량과 설비량

만을 이용한 예측발전량은 그 오차율이 상대적으로 커지는 것을 확인할 수 있었다.

- (5) 모듈온도 예측정확도는 King et al.의 예측모델이 Duffie의 예측모델보다 더 정확한 예측값을 보여주었다. Duffie의 예측모델의 경우 일사량과 설비량만을 이용한 예측발전량보다 그 오차가 큰 경우를 빈번하게 보여주어 국내에는 적합하지 않은 예측모델로 판단되었다.
- (6) MAPE 또는 오차율 등의 기법을 이용하여 분석한 모듈온도 예측정확도는 0 °C가 포함된 섭씨의 특성으로 인하여 겨울철에 비정상적으로 그 값이 크게 나타나는 특징을 보여주었다. 해외에서와 달리 겨울철에도 발전하는 국내 태양광발전 특성을 생각하면 현재 섭씨(°C)로 통일된 태양광발전에서 온도 단위는 절대온도(K)로 바꿀 필요성이 존재한다.

참고 문헌

- [6] Rouschenbach, H. S., 1980, "Solar Cell Array Design Handbook", Van Nostrand Reinhold, pp. 390-391.
- [2] King, D.L., 1996, "Photovoltaic Module and Array Performance Characterization Methods for All System Operating Conditions." Proceeding of NREL/SNL Photovoltaic Program Review Meeting, Sandia National Laboratories.
- [3] King, D.L., Kratochwil, J. A., Boyson, W. E., and Bower, W. I., 1998, "Field Experience with a New Performance Characterization Procedure for Photovoltaic Arrays", Sandia National Laboratories, SAND-98-3147C.
- [4] King, D.L., Boyson, W.E. and Kratochwil, J. A., 2004, "Photovoltaic Array Performance Model.", Sandia National Laboratories, SAND2004-3535.
- [5] Duffie, J. A. and Beckman W. A., 2006, "Solar Engineering of Thermal Processes." 3rd Edition. John Wiley and Sons Inc.