

일사량 직산분리 모델에 따른 표준기상연도 데이터와 태양광 발전 예측량의 불확실성

조을효* · 이현진***

*국민대학교 기계공학부, 학부연구생

**국민대학교 기계공학부, 부교수

Variation of Solar Photovoltaic Power Estimation due to Solar Irradiance Decomposition Models

Jo Eul-Hyo* · Lee Hyun-Jin***

*School of Mechanical Engineering, Kookmin University, Undergraduate Researcher

**School of Mechanical Engineering, Kookmin University, Associate Professor

†Corresponding author: hyunjinlee@kookmin.ac.kr

Abstract

Long-term solar irradiance data are required for reliable performance evaluation and feasibility analysis of solar photovoltaic systems. However, measurement data of the global horizontal irradiance (GHI) are only available for major cities in Korea. Neither the direct normal irradiance (DNI) nor the diffuse horizontal irradiance (DHI) are available, which are also needed to calculate the irradiance on the tilted surface of PV array. It is a simple approach to take advantage of the decomposition model that extracts DNI and DHI from GHI. In this study, we investigate variations of solar PV power estimation due to the choice of decomposition model. The GHI data from Korea Meteorological Administration (KMA) were used and different sets of typical meteorological year (TMY) data using some well-known decomposition models were generated. Then, power outputs with the different TMY data were calculated, and a variation of 3.7% was estimated due to the choice of decomposition model.

Keywords: 태양광 발전(Solar Photovoltaic Power), 일사량 직산분리 모델(Solar Irradiance Decomposition Model), 수평면 전천일사량(Global Horizontal Irradiance), 대표기상년도 데이터(Typical Meteorological Year Data)

기호설명

DHI : 수평면 산란일사량 (W/m^2)

DNI : 법선면 직달일사량 (W/m^2)

GHI : 수평면 전천일사량 (W/m^2)

POA : 태양전지 모듈 표면 일사량 (W/m^2)

TMY : 표준기상연도

Var : 변동성, 식(3)

 OPEN ACCESS



Journal of the Korean Solar Energy Society
Vol.39, No.3, pp.81-89, June 2019
<https://doi.org/10.7836/kSES.2019.39.3.081>

pISSN : 1598-6411

eISSN : 2508-3562

Received: 16 May 2019

Revised: 20 June 2019

Accepted: 24 June 2019

Copyright © Korean Solar Energy Society

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution NonCommercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

태양광발전 시스템의 발전량 예측이나 경제성 평가를 위해서는 표준기상연도(TMY, typical meteorological year) 데이터 - 간단히 표준기상데이터가 필요하다. 장기간 측정의 어려움으로 인해 대부분의 기상데이터베이스는 수평면 전천일사량(GHI, global horizontal irradiance)만을 포함한다. 국내에서도 기상청은 GHI만 제공하고 있다. 하지만, 태양광 시스템의 발전량 예측에 사용하는, 태양전지 모듈 표면(POA, plane of array)에 도달하는 일사량을 계산하기 위해서는 법선면 직달일사량(DNI, direct normal irradiance)과 수평면 산란일사량(DHI, diffuse horizontal irradiance)도 필요하다. 많은 태양광 발전 해석 프로그램들이 부족한 DNI와 DHI 데이터를 보완하기 위해 GHI로 이들을 예측하는 직산분리 모델(decomposition model)을 주로 사용하고 있다^{1,2)}.

지금까지 연구된 다양한 직산분리 모델은 특정 지역의 기상 특성을 반영하도록 개별적으로 개발되었다. 따라서, 해외에서 개발된 모델을 국내에 적용하면 DNI와 DHI의 예측값에서 차이를 보인다. 본 연구에서는 다양한 직산분리 모델에 따라, 표준기상데이터에서 일사량과 이를 사용하여 계산하는 태양광 발전 시스템의 발전량이 어떻게 변화하는지 살펴보았다.

2. 직산분리 모델과 표준기상데이터

본 연구에서는 전 세계적으로 널리 사용되는 10개의 직산분리 모델¹⁾과 선행연구³⁾를 통해 국내에 적합하도록 개발된 신규 모델을 포함하여, 직산분리 모델 11개(CIBSE, Erbs, Lam, Louche, Maxwell, Orgill, Reindl-1, Reindl-2, Lee 2013, Vignola, Lee 2017)를 검토하였다. 모델에 대한 자세한 내용과 수식은 참고문헌^{1,3)}을 통해 확인할 수 있다.

표준기상데이터를 제작하기 위해서는 장기 기상데이터가 필요하다. 본 연구에서는 국내 주요 10개 도시(부산, 청주, 대구, 대전, 강릉, 광주, 인천, 제주, 전주, 서울)을 대상으로 기상청에서 제공하는 1991부터 2010년까지 20년간 데이터를 이용하였다. 각 도시마다 11개의 직산분리 모델을 이용하여, 1년 동안 각 시간에서 DNI와 DHI를 계산하였다. 같은 과정을 20년에 대해 반복하여 모든 해와 모든 시간에서 GHI, DNI, DHI 값들을 채워서, 마치 장기 데이터에 GHI, DNI, DHI 값들이 존재하는 것처럼 만들었다. 그리고, 표준기상데이터를 제작하여, 직산분리모델에 따라 각 도시마다 11개의 표준기상데이터가 생성되었다.

표준기상데이터는 장기 기상 특성이 잘 반영되도록 표준기상월을 1월부터 12월까지 선정하고, 12개월 데이터를 연결하여 제작한다. 표준기상월을 선정하는 방법은 여러 가지가 있는데⁴⁾, 본 연구에서는 미국 재생에너지 연구소 NREL의 TMY 데이터 제작 방법을 이용하여 국내 지역의 표준기상데이터를 제작하였다^{5,6)}. NREL 방법은 10가지 기상요소를 기준으로 표준기상월을 선정하는데, 다음과 같다. 수평면 전천일사량과 법선면 직달일사량에 대해서는 일간 합을, 건구 온도와 이슬점 온도에 대해서는 일간 최대, 최소, 평균을, 풍속에 대해서는 일간 최대, 평균을 고려한다. 표준기상월을 선정할 때, 기상요소의 가중치, 데이터 포맷 등에 따라 표준기상데이터

의 버전이 다른데, NREL은 가장 최근 버전을 TMY3 데이터로 명명하고 있다. 각 기상요소에 대한 가중치는 Table 1에 정리하였다. 10가지 기상요소 중에서 GHI와 DNI를 합하여 일사량의 가중치가 전체의 50%를 차지하므로, 태양에너지 시뮬레이션에 사용하기에 적합하다.

Table 1 Weighting factors of weather elements

Weather Element	Global Horizontal Irradiance	Direct Normal Irradiance	Max Dry Bulb Temperature	Min Dry Bulb Temperature	Mean Dry Bulb Temperature
Weighting Factor	5/20	5/20	1/20	1/20	2/20
Weather Element	Max Dew Point Temperature	Min Dew Point Temperature	Mean Dew Point Temperature	Max Wind Velocity	Mean Wind Velocity
Weighting Factor	1/20	1/20	2/20	1/20	1/20

표준기상데이터 제작 절차를 요약하면 다음과 같다. 단계 1에서는 Table 1의 10개 기상요소 항목별로 단기 누적분포함수(CDF, Cumulative Distribution Function)가 장기에 근접한 순서로 5개 후보월을 선정한다. 각 항목별로 측정 기간 전체의 장기 누적분포함수와 특정 연도의 월에 대해 단기 누적분포함수를 계산한다. Finkelstein-Schafer (FS) 통계라 부르는 값을 이용하여 장기 누적분포함수와 단기 누적분포함수의 차이를 근거로 근접성 순위를 매긴다.

$$FS_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_i \tag{1}$$

여기서 δ_i 은 특정 기상요소 값에서 장기 누적분포함수와 단기 누적분포함수의 절댓값 차이이며, n은 계산하는 월의 데이터 개수이다. 10개 기상요소에 대해 FS_j 값을 각각 구하고 Table 1의 가중치 w_j 를 곱해서 아래와 같이 가중치 합을 구한다.

$$WS = \sum_{j=1}^{10} w_j FS_j \tag{2}$$

단계 2는 단계 1에서 선정한 5개 후보월 중에서 평균과 중앙값 기준으로 장기 데이터에 가까운 순서대로 순위를 정한다. 기상 요소 중에서 건구 온도 평균값과 GHI에 대해서만 적용한다.

단계 3은 지속성을 평가한다. 건구 온도 평균값에 대해서 67 백분위 수 보다 높은 데이터와 33 백분위 수 보다 낮은 데이터의 발생 빈도와 연속 발생일 수를 계산한다. GHI에 대해서는 33 백분위 수 보다 낮은 날의 수를 계산한다. 가장 길게 발생하거나, 가장 여러 번 발생하거나, 한 번도 발생하지 않는 달은 제외한다. 결과적으로 단

계 2에서 결정된 근접성 순서가 높은 월 중에 지속성 평가를 통과한 월을 표준기상월로 선정한다.

단계 4는 선택한 12개 표준기상월을 연결하여 표준기상데이터를 제작한다. 연결 시, 월간 접점에서 발생하는 불연속성을 제거하기 위해 6 시간 전후 데이터는 선형보간 하여 사용한다.

Fig. 1은 각 도시에 대해 계산된 일평균 GHI를 보여준다. 장기값은 20년간 데이터에서 일평균 GHI를 평균하여 얻었다. TMY 데이터는 12개 표준기상월에 대해 한 시간 간격으로 구성되어 있어서, 8760시간에 해당하는 일사량 값들로 일평균 값을 구할 수 있다. 특정 도시에서 11개 직산분리 모델마다 TMY 데이터를 제작하였으므로, 11개 GHI 일평균 값들이 존재한다. Fig. 1에서 TMY 값은 이렇게 직산분리 모델 별로 구한 11개 GHI 일평균 값들을 평균하여 얻었고, 오차 막대는 11개 데이터 중에 최댓값과 최솟값을 나타낸다. 이해를 돕기 위해 모델에 의한 변동성(Var)을 모델에 따른 변동 폭(모델 중 최댓값-모델 중 최솟값)을 모델 전체의 평균값으로 나눈 값으로 정의하자.

$$Var = \frac{Max - Min}{Mean} \tag{3}$$

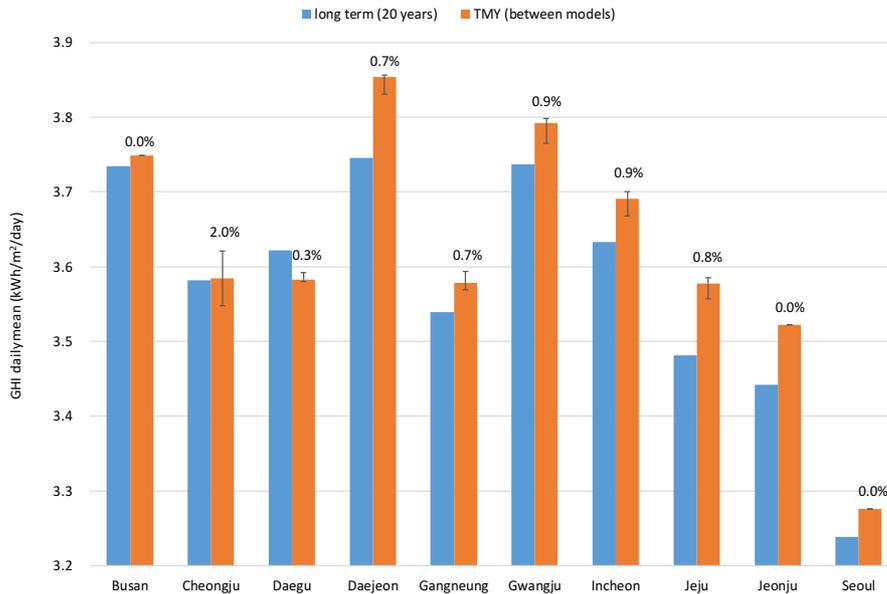


Fig. 1 Effects of decomposition models on GHI in TMY data

TMY 데이터에서 GHI의 변동성은 청주에서 2%를 제외하면 나머지 도시에서 1% 이하이다. 또한, Fig. 1에서 TMY 데이터 모델간 평균값이 장기 평균값과 최대로 2.9%(대전) 차이를 나타내는 것을 고려하면, 직산분리 모델 선택에 따른 TMY 데이터의 GHI 변동성은 무시할 만하다. 즉, 어떤 직산분리 모델을 선택하더라도 TMY 데이터에서 GHI는 장기 평균값을 따른다고 볼 수 있다.

반면에, Fig. 2는 각 도시에 대해 계산된 일평균 DNI를 보여준다. 기상청 데이터에 DNI는 없기 때문에, 위에서 언급한 바와 같이, 표준기상데이터를 생성하기 전에 직산분리 모델 마다 20년간 반복해서 채운 DNI 값들로 일평균 값을 계산하였다. 그래서, GHI 장기 평균값은 하나뿐이지만, 직산분리 모델에 따라 다른 DNI 일평균 값들이 계산되었고, Fig. 2는 11개 DNI 일평균의 평균값을 보여준다. Lee et al. (2017)에서도 밝혀진 바와 같이, 직산분리 모델에 따른 DNI 산출값의 차이는 상당히 크다^{3,6)}. TMY 데이터에서 DNI의 변동성(Var)은 20% 이상이다. 서울에서 23.3%로 가장 크고, 인천에서 20.9%로 가장 낮게 나타났다. GHI와 비교하면, 10배 이상의 변동성을 보여주고 있다. 전반적으로 CIBSE, Louche, Orgill, Reindl-2, Lee 2013, Lee 2017 모델들이 낮게 DNI를 예측하고 있다. 한편, Fig. 1 GHI에서 TMY 데이터 모델간 평균값과 장기 평균값 차이가 최대로 2.9%였지만, Fig. 2 DNI에서 그 차이는 최대 6.6%(제주)로 증가한다.

Fig. 2에서 DNI 변동성이 20% 이상으로 크게 나타났는데, 이 변동성이 DHI에도 유사하게 발생하였다. 사실, 3가지 일사량 성분은, 아래 식처럼, DNI에 태양 천정각(ZENITH)의 코사인 값과 DHI을 더하면 GHI가 되어, 서로 연관되어 있다.

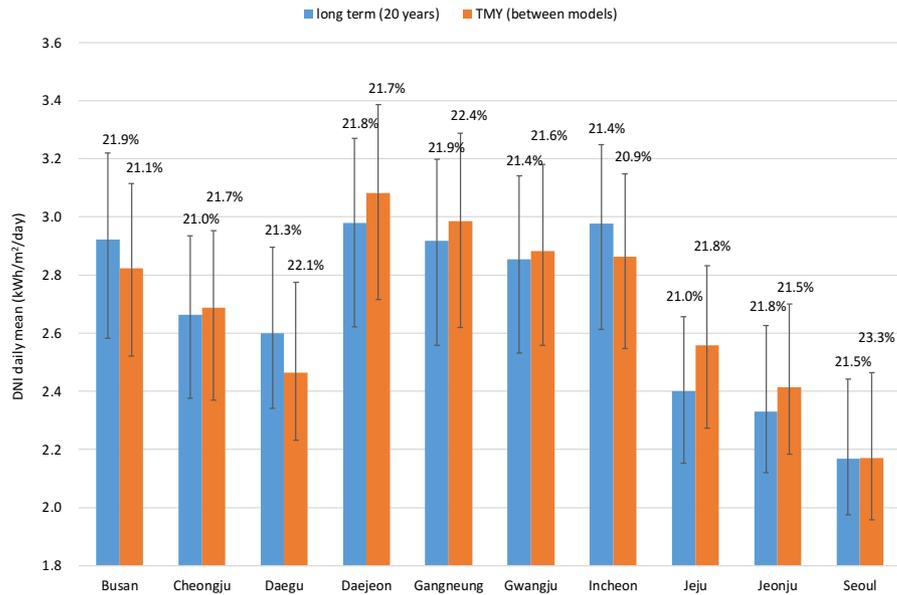


Fig. 2 Effects of decomposition models on DNI in TMY data

$$GHI = DNI \times \cos(ZENITH) + DHI \tag{4}$$

따라서, Fig. 1처럼 GHI의 변동성이 작은 상황에서, DNI가 증가하면 DHI는 감소하고 DNI가 감소하면 DHI가 증가하는 경향을 나타낸다. 태양 천정각의 코사인 값의 영향으로 DNI의 변동성과 약간 다르게, DHI의 변동성은 강릉에서 24.0%로 가장 크고, 대구에서 16.0%로 가장 낮게 나타났다.

3. 태양광 발전량

기울어진 태양전지 모듈 표면에 도달하는 일사량(POA 일사량)은, Fig. 3에서 보듯이, 표면에 직접 도달하는 (direct) 일사량, 하늘에서 산란된 뒤에 도달하는 (sky-diffuse) 일사량, 지표면에서 반사된 뒤에 도달하는 (ground-reflected) 일사량의 3가지 성분으로 구성된다. Direct 성분은 DNI와 입사각의 코사인의 곱으로 계산할 수 있다. 하지만, diffuse 성분과 ground 성분은 일사량의 분포에 대한 정보가 있어야 한다. 실제로는 태양 주위나 지표면 근처에서 더 큰 값을 갖지만, 일반적으로는 균일한(isotropic) 분포를 갖는다고 가정한다. 본 연구에서도 균일 분포를 가정하였고, 이에 따라 형상계수(view factor)를 고려하여 diffuse 성분과 ground 성분을 계산하였다. 이와 같이 GHI, DNI, DHI로부터 POA 일사량을 계산하는 모델을 전위 모델(transposition model)이라 부른다.

위의 내용을 요약해서 식으로 표현하면 다음과 같다. 여기에서 albedo는 지표면 반사율을 나타내며, 0.2로 가정하였다.

$$G_{POA} = G_{direct} + G_{ground} + G_{diffuse} \tag{5}$$

$$G_{direct} = DNI \times \cos(AOI) \tag{6}$$

$$G_{diffuse} = DHI \times (1 + \cos(TILT))/2 \tag{7}$$

$$G_{ground} = albedo \times GHI \times (1 - \cos(TILT))/2 \tag{8}$$

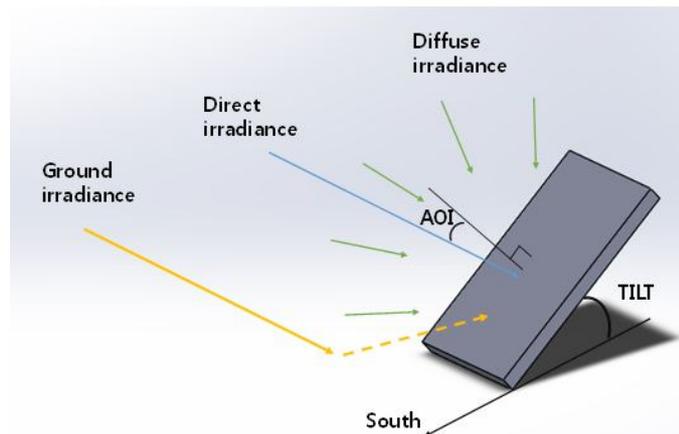


Fig. 3 Solar irradiance incident on surfaces of solar panel (POA irradiance)

Fig. 4는 국내 주요 10개 도시에서 평균 위도인 36도를 설치각도(TILT)로 가정하여 계산한 POA 일사량을 보여준다. Figs. 1, 2와 마찬가지로 11개 TMY 데이터의 평균값이다. 대전이 일평균 4.09 kWh/m²/day로 최대이고, 서울이 3.45 kWh/m²/day로 최소이다. Fig. 2에서 DNI의 변동성에 비하면, Fig. 4의 POA 변동성은 줄어들었다. POA 변동성은 최소 1.8%(제주)에서 최대 5.0%(청주와 강릉)로 나타났다. POA 일사량에서 지표면 반사 성분은 가장 작고, GHI에 비례하기 때문에 변동성에 주는 영향도 미미하다. 결과적으로 직달 성분과 산란 성분의 변동성이 중요하다. 그런데, 앞에서 언급한 바와 같이, 식(4)에 따라 DNI와 DHI의 변동성이 상쇄되어 POA 변동성이 DNI나 DHI 각각의 변동성보다 작게 나타났다.

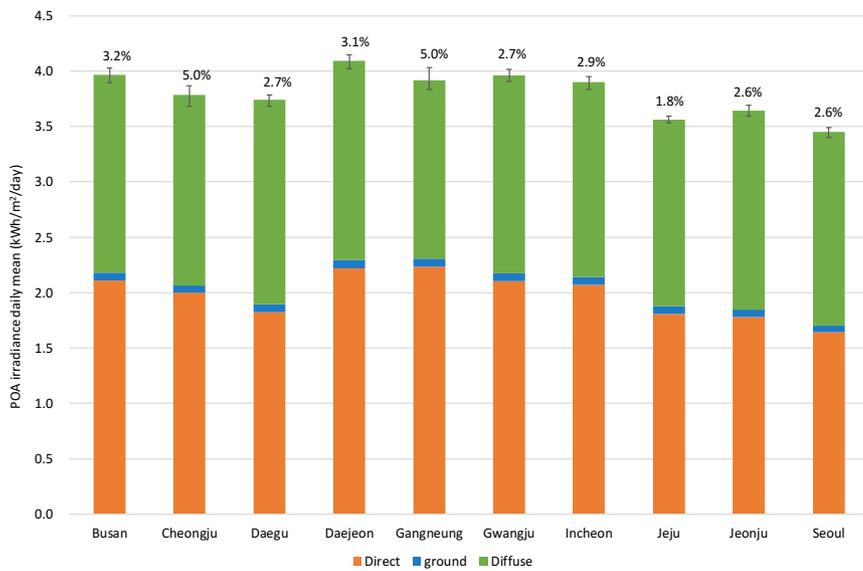


Fig. 4 Effects of decomposition models on POA irradiance

태양광시스템의 발전량은 미국 NREL에서 개발한 SAM(System Advisor Model)프로그램을 이용하여 계산하였다⁷⁾. PVWatts 모델을 이용하여, 지상에 고정된 실리콘 결정질 4 kW 시스템을 고려하였다. SAM 프로그램을 이용한 발전량 예측에서 모듈 효율 15%, 온도계수 -0.47 %/°C, 인버터 효율 96%를 가정하였다. SAM 프로그램은 TMY 데이터를 통해 자체적으로 POA 일사량을 계산하기 때문에 Fig. 4의 결과를 입력하지는 않았다.

11개 TMY 데이터에 대해 각각 발전량을 계산하여 Fig. 5에 도시하였다. 시뮬레이션 결과 발전량은 POA 일사량에 비례하게 나타났다. 하지만, 외기 온도와 풍속도 태양광 발전량 계산에 영향을 주기 때문에 POA 일사량과 반드시 동일한 경향을 보이는 것은 아니다. Fig. 5에서 보듯이 청주와 강릉이 상대적으로 변동성이 크게 나타났다. Fig. 4의 POA 변동성보다 줄어들어, 발전량 변동성은 3.0% 이하로 나타났다. Lave et al.(2015)에 따르면²⁾, POA 일사량 계산에서 산란 일사량 분포를 가정하는 모델에 따라서도 (본 연구에서는 균일한 분포로 가정) 1.5% 가량 변동성을 갖는다고 보고하였다. 결론적으로 DNI와 DHI가 없는 상황에서 GHI만으로 국내에 설

치된 태양광 발전 시스템의 발전량을 예측하면, 태양 복사 모델(직산분리 모델과 전위 모델)에 따라서 4.5% 정도의 예측값이 변할 수 있음을 의미한다.

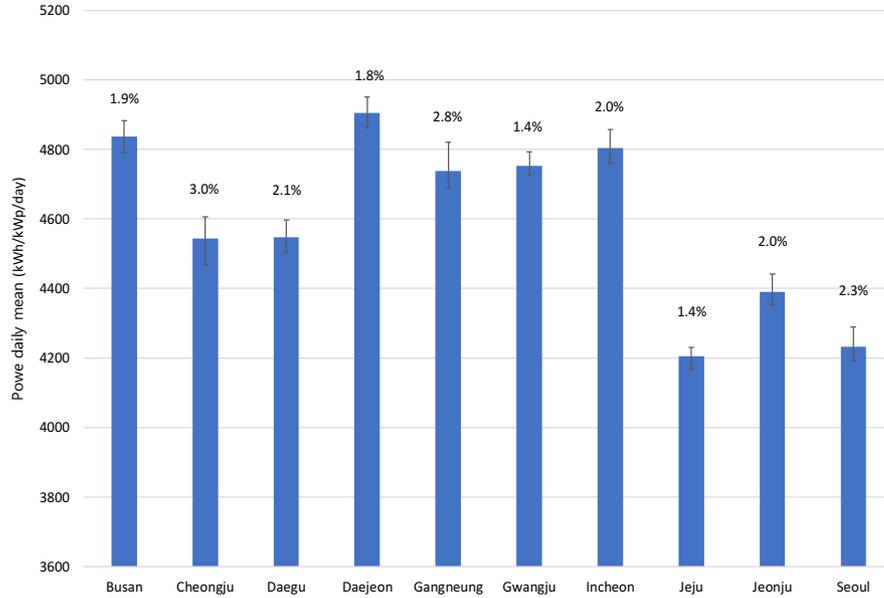


Fig. 5 Effects of decomposition models on estimation of solar PV power generation

4. 결론

본 연구에서는 국내 10개 지역에 대해 11개 직산분리 모델에 따른 표준기상데이터에서 일사량과 태양광 발전 시스템의 발전량 변화를 검토했다. 본 연구의 결론은 다음과 같다.

- (1) 직산분리 모델에 따라 표준기상데이터에서 GHI는 2% 이하의 변동성을 보이며, 장기 평균값과의 차이를 감안하면 변동성은 무시할 만하다.
- (2) 표준기상데이터에서 모델에 따라 DNI는 20% 이상의 변동성을 보이는데, 국내 지역별 차이는 3% 정도로 크지 않다.
- (3) POA 일사량과 태양광 발전량의 변동성은 각각 5.0%와 3.0% 이하로 조사되었다. Lave et al.(2015)²⁾ 결과와 종합하면, GHI만으로 태양광 발전량을 계산할 때 어떤 태양 복사 모델을 선택하는가로 최대 4.5% 정도의 변동성을 가질 수도 있다.

후기

본 연구는 한국연구재단(NRF)의 지원을 받아 수행한 연구 과제(NRF-2019R1A2C1009501)입니다. 본 논문은 2017년 태양광발전학회와 2017년 대한설비공학회 학술대회에서 발표한 내용을 보완하여 작성하였음을 밝힙니다.

REFERENCES

1. Wong, L., and Chow, W., Solar Radiation Model, *Applied Energy*, Vol. 69, No. 3, pp. 191-224, 2001.
2. Lave, M., Hayes, W., Pohl, A., and Hansen, C. W., Evaluation of Global Horizontal Irradiance to Plane-of-Array Irradiance Models at Locations Across the United States, *IEEE Journal of Photovoltaics*, Vol. 5, No. 2, pp. 597-606, 2015.
3. Lee, H. J., Kim, S. Y., and Yun, C. Y., Comparison of Solar Radiation Models to Estimate Direct Normal Irradiance for Korea, *Energies*, Vol. 10, No. 5, pp. 594, 2017.
4. Yoo, H. C. and Park, S. H., Comparative Analysis of Diverse Typical Weather Data Model for Building Energy Assessment, *Journal of the Architectural Institute of Korea*, Vol. 30, No. 3, pp. 215-222, 2014.
5. Wilcox, S., and Marion, W., Users manual for TMY3 data sets, NREL/TP-581-43156, NREL, Golden, CO, USA., 2008.
6. Lee, H. J., Kim, S. Y., and Yun, C. Y., Generation of Typical Meteorological Year Data Suitable for Solar Energy System and Analysis of Solar Irradiance Data, *New & Renewable Energy*, Vol. 13, No. 3, pp. 24-33, 2017.
7. SAM (System Advisor Model), <https://sam.nrel.gov/>