

고해상도 일사량 관측 자료를 이용한 UM-LDAPS 예보 모형 성능평가

김창기* · 김현구** · 강용혁* · 김진영**

*한국에너지기술연구원 신재생자원지도연구실 책임연구원

**한국에너지기술연구원 신재생자원지도연구실 선임기술원

Evaluation of UM-LDAPS Prediction Model for Solar Irradiance by using Ground Observation at Fine Temporal Resolution

Kim Chang Ki* · Kim Hyun-Goo** · Kang Yong-Heack* · Kim Jin-Young**

*Principal Researcher, New and Renewable Energy Resource Map Laboratory, Korea Institute of Energy Research

**Senior Engineer, New and Renewable Energy Resource Map Laboratory, Korea Institute of Energy Research

†Corresponding author: hyungoo@kier.re.kr

Abstract

Day ahead forecast is necessary for the electricity market to stabilize the electricity penetration. Numerical weather prediction is usually employed to produce the solar irradiance as well as electric power forecast for longer than 12 hours forecast horizon. Korea Meteorological Administration operates the UM-LDAPS model to produce the 36 hours forecast of hourly total irradiance 4 times a day. This study interpolates the hourly total irradiance into 15 minute instantaneous irradiance and then compare them with observed solar irradiance at four ground stations at 1 minute resolution. Numerical weather prediction model employed here was produced at 00 UTC or 18 UTC from January to December, 2018. To compare the statistical model for the forecast horizon less than 3 hours, smart persistent model is used as a reference model. Relative root mean square error of 15 minute instantaneous irradiance are averaged over all ground stations as being 18.4% and 19.6% initialized at 18 and 00 UTC, respectively. Numerical weather prediction is better than smart persistent model at 1 hour after simulation began.

Keywords: 수치기상예측(Numerical weather prediction), UM-LDAPS(Unified Model-Local Data Assimilation and Prediction System), Smart Persistent Model, 관측 기반 일사량(*In-situ* measured solar irradiance)

기호설명

GHI: Global Horizontal Irradiance

LST : Local Standard Time

rMBE : relative Mean Bias Error

 OPEN ACCESS



Journal of the Korean Solar Energy Society
Vol.40, No.5, pp.13-22, October 2020
<https://doi.org/10.7836/kjes.2020.40.5.013>

pISSN : 1598-6411

eISSN : 2508-3562

Received: 16 July 2020

Revised: 10 September 2020

Accepted: 11 September 2020

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.

rRMSE : relative Root Mean Square Error

UM-LDAPS : Unified Model-Local Data Assimilation and Prediction System

UM-GDAPS : Unified Model-Global Data Assimilation and Prediction System

UTC : Universal Time Coordinate

1. 서론

신재생에너지 보급 용량이 증가함에 따라 신재생에너지 변동성 예측에 대한 연구가 진행되고 있다¹⁾. 지난 2018년 12월 소규모 전력중개사업을 위한 시행규칙에 따라 각 발전사들은 발전예측량을 입찰하기 위해서 익일 예보 (Daily Ahead Forecast)가 필요하다. 일반적으로 24시간 이상 예보시간에 대해서 대기 운동 및 구름계의 진화를 물리적으로 모의하는 수치기상예측 (Numerical Weather Prediction)이 데이터 기반 통계 모델보다 나은 결과를 보인다²⁾. 이와 관련된 국내 연구로 Lee et al. (2013)³⁾에 의한 선행연구에서 제주 지역의 일사량 예보 성능 개선을 위해 기상청 현업 수치기상예측 모델에 대한 머신러닝 기법을 적용한바 있다. 그들 연구에서 오차율은 랜덤 포레스트 (Random Forest)기법에 의해서 33.2%에서 17.0%로 감소하였다. 하지만 모델 성능에 대한 평가가 제주 지역에만 국한되어 대한민국 전역에 대한 성능 평가를 시도하지 않았다. Kim et al. (2019)⁴⁾는 2013년 1월부터 5월까지 수치기상예측 모델을 통해 생산된 1시간 누적 수평면 전일사량과 같은 기간 4개 관측 지점에서 관측된 일사량과 비교를 수행하였는데, 이 때 모델의 오차율은 29.6%였다. 그러나 그들의 연구는 5개월에 한정되었고, 시간 해상도가 1시간이므로 구름 이동에 따른 Ramp Rate의 급격한 변화를 파악하는데 한계가 있었다. 그러므로 수치기상예측 모델의 시간 해상도를 증가시키고, 이에 대한 성능 평가를 위해서는 이와 비교를 할 고해상도 관측 일사량이 필요하다.

따라서 본 연구는 기상청 현업 수치기상예측의 수평면 전일사량에 15분 단위 순간 수평면 전일사량으로 분해하고 전국 4개 관측지점에서 관측한 일사량을 기준으로 평가를 수행하고, 마지막으로 예보 성능을 Smart Persistent Model과 비교를 하고자 한다.

2. 모델소개 및 관측자료

2.1 UM-LDAPS

본 연구에서는 기상청에서 현업 운용중인 수치기상예측인 UM-LDAPS (Unified Model-Local Data Assimilation and Prediction System)를 일사량 예보 모델로 사용하였다. 이 모델은 Fig. 1과 같이 한반도의 국지적 기상현상을 예보하기 위해 개발된 것으로 수평 공간해상도는 1.5 km로 설정되어있고, 연직 격자는 지면부터 약 40 km 고도까지 70 개층으로 구성되어 있다⁵⁾. 즉, 1.5 km × 1.5 km 공간에 대한 평균 동서, 남북 및 연직 방향 속도와 온도 그리고 수증기량을 Navier-Stokes 방정식에 의해서 계산하는 모델로 지면에 대한 경계조건

이 지형뿐만 아니라 토양 성분에 따른 토양 온도 및 수분량까지 포함되므로 조밀한 영역에 대한 자세한 지역적 특성이 반영된 모델이라고 할 수 있다. 수치예보 모델의 특성상 초기 및 경계조건이 필요한데, UM-LDAPS는 같은 UM 모델의 전지구모델인 UM-GDAPS (UM-Global Data Assimilation and Prediction System)을 이용한다. 예보 과정은 Fig. 2에 나타내었는데, 36시간 예보는 하루에 4번 (00, 06, 12, 18 UTC = LST - 9)에 수행된다. 만약 예보 결과에 대한 예보 오차가 실시간으로 계산된다면, 다음 예보에 대한 오차를 줄일 수 있다. 예를 들어 00 UTC에 수행된 예보 결과와 관측 결과로부터 계산된 예보 오차가 산정되고, 이를 06 UTC에 수행될 예보 모델에 반영하면 06 UTC에서 시작되어 36시간 예보에 대한 오차를 줄일 수 있다. 이러한 방법을 3차원 변분 자료동화 기법이라고 하는데, 현재 기상청에서는 이 기법을 적용하여 자체 분석-예측 순환체계로 예보 오차를 최소화하고 있다.

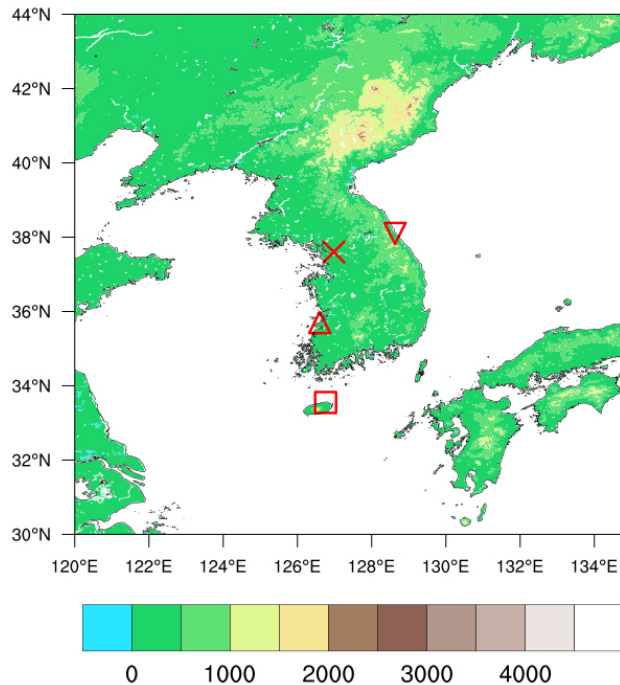


Fig. 1 Domain for UM-LDAPS model and locations of 4 ground observing stations. Cross, triangle, reverse triangle and rectangle indicate Seoul, Buan, Yangyang and Jeju station, respectively

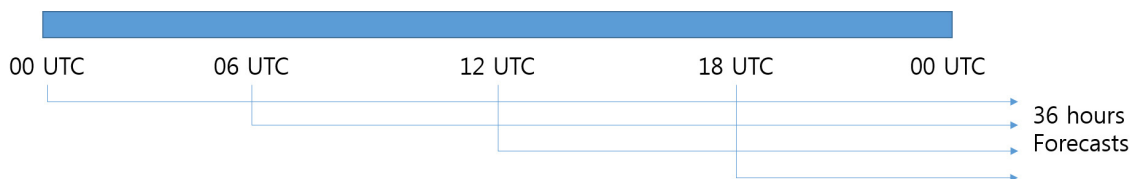


Fig. 2 Operational Time Schedule for UM-LDAPS model

2.2 Smart Persistent Model

UM-LDAPS 모델의 성능을 비교하기 위한 Reference 모델로 Smart Persistent Model⁶⁾을 선정하였다. Smart Persistent Model은 전통적인 Persistent Model의 한 종류인데, 일반적으로 Persistent Model은 식(1)에 표현된 것처럼 현재 시점의 관측치가 예보시간 (Forecast horizon) 이후의 예보치와 일치한다는 가정에 의해서 예보치를 생산한다. 그런데 일사량의 경우 구름의 유무와 상관없이 시간에 따라 일사량이 증가 또는 감소현상을 보이기 때문에 자연적인 변화율을 제거하기 위해 정규화할 필요가 있다. 본 연구에서는 식(2)처럼 청천지수 (Clear Sky Index)를 사용하여 일사량을 정규화하였고, 이 값을 이용하여 Persistent Model을 구현하였다. 이것을 Smart Persistent Model라고 부른다. 우선 $t=t_0$ 에서 청천지수를 계산하고, 이 청천지수가 $t=t_0+\Delta t$ 에서의 청천지수와 같다면 이 시점에서의 수평면 전일사량은 식(3)과 같이 계산된다.

$$k_t(t_0 + \Delta t) = k_t(t_0) \tag{1}$$

$$k_t = \frac{GHI}{s_0 \times \cos\theta} \tag{2}$$

$$GHI(t_0 + \Delta t) = k_t(t_0 + \Delta t) \times s_0 \times \cos\theta|_{t_0 + \Delta t} = k_t(t_0) \times s_0 \times \cos\theta|_{t_0 + \Delta t} \tag{3}$$

2.3 관측자료

이전 연구에서는 UM-LDAPS 예보 모델의 성능평가를 위해 1시간 누적 일사량을 평가요소로 사용하였으나 본 연구에서는 15분 단위 순간 수평면 전일사량을 평가요소로 사용하므로 고해상도 관측자료가 필요하다. 그래서 한국에너지기술연구원이 서울, 부안, 제주, 양양에서 Kipp & Zonen 사의 CM-11pyranometer를 이용하여 관측한 1분 단위 수평면 전일사량 (GHI)과 Kipp & Zonen사의 CHP-1 pyrhelimeter를 이용하여 관측한 1분 단위 법선면 직달일사량 (DNI)을 사용하였다. 또한 같은 제조사의 SOLYS-2 Sun Tracker에 pyrhelimeter와 pyranometer를 추가적으로 설치하고 pyranometer에는 shadow ball을 설치하여 수평면 산란일사량 (DHI)도 직접 관측하였다. 성분별 일사량 데이터와 BSRN (Baseline Solar Radiation Network) 프로젝트의 품질평가 기법을 적용하여 품질평가를 수행하였는데, 품질평가에 사용된 기준은 다음과 같다.

- (a) $\theta_s < 75^\circ$
- (b) $GHI > 0$ and $DHI > 0$ and $DNI \geq 0$
- (c) $DNI < 1100 + 0.03 \times (90^\circ - \theta_s)$
- (d) $DNI < S_{0n}$
- (e) $DHI < 0.95 S_{0n} \cos^{1.2}(90^\circ - \theta_s) + 50$

- (f) $GHI < 1.50 S_{0n} \cos^{1.2}(90^\circ - \theta_s) + 100$
 (g) $|(DNI \cos \theta_s + DHI - GHI)/GHI| < 0.05$
 (h) $DHI/GHI < 1.05$ when $GHI > 50$ and $\theta_s < 75^\circ$
 (i) $DHI/GHI < 1.10$ when $GHI > 50$ and $\theta_s > 75^\circ$

여기서 θ_s 는 태양천정각을 의미하고 S_{0n} 은 태양상수를 의미한다. 위의 기준에서 한 가지라도 만족하지 못하면 품질평가를 통과하지 못한 사례로 판단하였고 그 결과 2018년 1월 1일부터 12월 31일까지 분석에 사용된 자료 수는 서울, 부안, 제주, 양양이 각각 171,362개, 153,664개, 142,838개 그리고 143,831개였다.

3. 검증방법

3.1 Error Metrics

수치예보 모형의 오차를 정량적으로 파악하기 위하여 관측값에 대해서 정규화된 상대오차(MBE)와 제공근 오차(RMSE)를 각각 식(4)와 (5)과 같이 정의하여 계산하였다. 여기서 F, O, N은 각각 수평면 전일사량에 대한 예보치, 관측치 그리고 샘플수를 의미한다. MBE는 모형이 나타내는 오차를 직접적으로 나타내는 지표이지만 rMBE는 이 오차가 관측값에 대해서 몇 % 정도인지를 보여주는 척도이다.

$$rMBE = \frac{\sum_{i=1}^N (F_i - O_i)}{\sum_{i=1}^N O_i} \quad (4)$$

$$rRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N O_i} \quad (5)$$

3.2 데이터 선정

본 연구에 서는 2018년 1월부터 12월까지 18 UTC (03 LST)와 00 UTC (09 LST)에 생산된 UM-LDAPS 모형의 36시간 예보자료 중에서 1시간 누적 수평면 전일사량을 선택하고 이후에 15분 간격으로 내삽을 하였다. UM-LDAPS 모형이 1일 4회 생산됨에도 불구하고 18 UTC와 00 UTC에 생산된 예보 데이터를 평가한 이유는 전력거래가 하루 전 시장 (Day-Ahead Market)에서 발생하기 때문에 예보 데이터의 생산 시간을 고려할 때 06 UTC 나 12 UTC 에 생산된 예보 데이터를 이용하여 하루 전 시장에 참여할 수가 없기 때문이다. 일사량은 시간에 따라 선형적으로 증가하거나 감소하지 않으므로 선형내삽법을 사용하면 무리가 있다. 따라서 Mathiesen and

Kleissl (2011)⁷⁾이 제시한 방법처럼 수평면 전일사량을 청천지수로 변환하여 내삽하도록 한다. Fig. 3은 내삽에 의한 결과를 나타낸 예시로 F0210 (예보시작 210분 후)부터 F0330 (예보시작 330분 후)까지 비선형적인 일사량 증가 패턴을 15분으로 내삽한 순간 수평면 전일사량이 비교적 정확하게 추정하고 있다. 그러므로 본 연구에서는 1시간 누적 수평면 전일사량을 15분 순간 수평면 전일사량으로 상세화하여 관측자료와 비교 검증을 하였다.

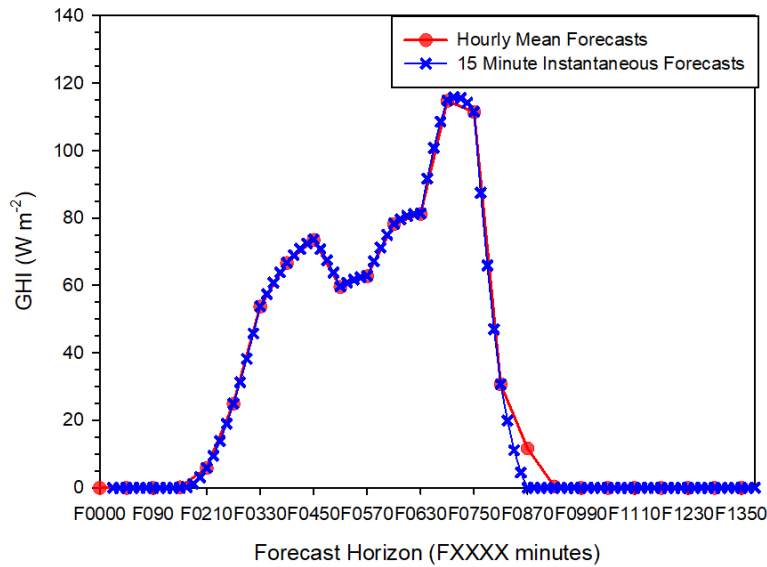


Fig. 3 Example of GHI every 15 minutes interpolated from hourly mean GHI forecasts at Seoul

4. 결과

매일 18 UTC (03 LST)에 생산된 UM-LDAPS 모델의 15분 순간 수평면 전일사량의 관측자료에 대한 정량적 오차를 Table 1에 나타내었다. 모든 지점에 대한 평균 rMBE는 0.2%를 기록하여 UM-LDAPS 모델이 15분 순간 수평면 전일사량을 예보하는데 전체적으로는 한쪽으로 치우치지 않음을 알 수 있다. 그러나 제주지역은 양의 상대오차를 보이는 반면 양양지역은 음의 상대오차를 보여 지역적으로 모델의 예보경향이 편향되어 있음을 짐작할 수 있다. 이러한 지역적인 편향성은 Kim et al. (2019)⁴⁾에서 분석한 것처럼 한반도로 유입되는 구름계의 특성이 다르기 때문에 수치기상예측모델이 이러한 특성을 구현하는데 차이가 있기 때문이다. 모델의 정확도

Table 1 Error statistics for 15 minutes instantaneous irradiance forecasted up to 36 hours by UM-LDAPS at 18 UTC from January to December, 2018

Station	Forecasted GHI ($W m^{-2}$)	Observed GHI ($W m^{-2}$)	rMBE (%)	rRMSE (%)
Buan	423.8	420.6	1.8	17.6
Jeju	364.3	327.6	6.8	20.7
Seoul	376.9	402.3	-3.0	17.2
Yangyang	369.6	410.5	-4.6	17.9
Average	383.7	390.2	0.2	18.4

를 나타내는 rRMSE를 보면 전국 평균이 18.4%정도로 지역적으로 서울이 가장 낮고, 제주가 가장 높다.

Table 2는 매일 00 UTC (09 LST)에 생산된 UM-LDAPS 모델에 대한 성능평가 결과를 요약한 것으로서 18 UTC (03 LST)에 생산된 UM-LDAPS 모델보다 성능이 떨어지는 것으로 보인다. 특히 같은 기간 00 UTC (09 LST)에서 예보된 수평면 전일사량이 373.2 W m^{-2} 로 18 UTC (03 LST)에서 예보된 결과의 평균값인 383.7 W m^{-2} 보다 낮다. 일반적으로 00 UTC (09 LST)에 예보가 시작되므로 초기 및 경계 조건을 통해 수치적분이 되면서 모델이 안정화되는데 필요한 시간을 Spin-Up Time이라고 하는데, 이 기간 동안에는 모델의 예측 성능이 현저히 저하된다. 이러한 특성 때문에 00 UTC (09 LST)의 예보 결과가 18 UTC (03 LST)의 예보 결과보다 낮은 것으로 생각된다. 이에 대한 내용은 토의에서 자세히 다루기로 한다. 지역적인 예보 성능의 차이는 18 UTC (03 LST)와 유사하다. 제주에서는 양의 상대오차가 양양에서는 음의 상대오차가 발생하였다.

Table 2 Error statistics for 15 minutes instantaneous irradiance forecasted up to 36 hours by UM-LDAPS at 00 UTC from January to December, 2018

Station	Forecasted GHI (W m^{-2})	Observed GHI (W m^{-2})	rMBE (%)	rRMSE (%)
Buan	414.3	423.7	-0.1	19.0
Jeju	355.0	328.7	5.0	20.8
Seoul	366.3	406.0	-4.9	18.7
Yangyang	357.2	413.3	-6.8	19.9
Average	373.2	392.9	-1.7	19.6

예보시간에 따른 18 UTC (03 LST)의 UM-LDAPS 모델의 예보 성능의 변화를 파악하기 위하여 rMBE와 rRMSE의 시계열을 Fig. 4에 나타내었다. 부안의 경우 rMBE는 서서히 양의 방향으로 증가하다가 예보 시간이 증가함에 따라 음의 방향으로 증가한다. rRMSE는 예보 초기엔 10%정도였으나 시간이 지남에 따라 20%까지 증가하고 이후 15%로 다시 감소한다. 제주 지역의 경우 Table 1에서 양의 rMBE를 보였는데 거의 모든 예보 시간에 대해서 양의 rMBE를 보여 예보 시간에 관계없이 모델이 언제나 과대예측을 하고 있음을 알 수 있다. 이러한 예보 시간에 관계없이 일정한 방향으로 rMBE가 분포하므로 rRMSE의 증가 및 감소 경향도 rMBE와 유사하다 (상관계수 0.93). 서울지역은 제주지역과는 정반대의 경향을 보인다. 즉, 거의 모든 예보 시간에 대해서 rMBE는 음수값을 갖고, 그 크기는 rRMSE와 함께 주간에 증가한다. 따라서 rMBE와 rRMSE의 상관계수는 -0.81 를 나타낸다. 앞의 세 지역과는 달리 양양 지역은 초기에 rMBE가 양의 값을 보였지만 예보 시작 300 분 (5 시간)후에 음의 값으로 바뀐 이후에 계속적으로 감소한다. 즉, 모델이 예보 초기에는 일사량에 대해서 과대모의를 하다가 예보 후기에는 과소모의를 하는 것인데, 구름 패턴의 시간변화가 관련이 있음을 유추할 수 있다.

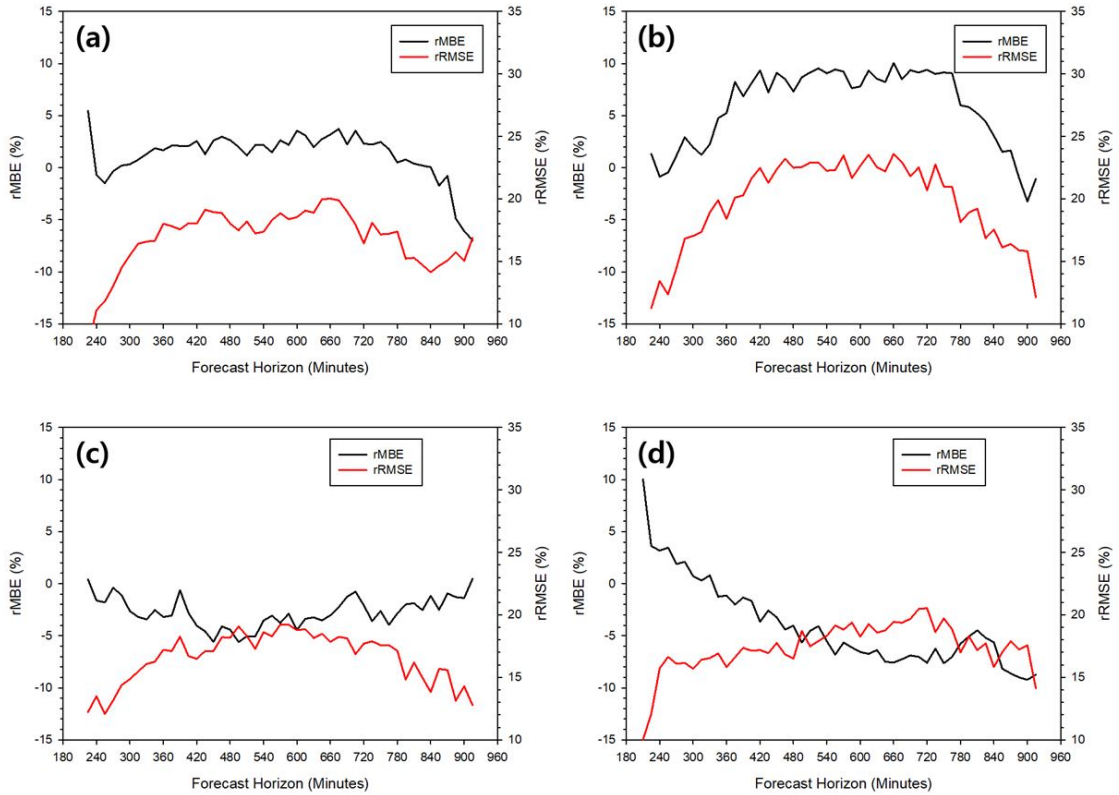


Fig. 4 Time series of rMBE (Black) and rRMSE (Red) as a function of forecast horizon between observed and forecasted GHI from 18 UTC of UM-LDAPS model at Buan (a), Jeju (b), Seoul (c) and Yangyang (d) during the investigation period

5. 토의

앞서 00 UTC (09 LST)에 예보된 UM-LDAPS 모델은 Spin-Up Time의 영향을 받아 예보 초기에 성능이 저하됨을 지적한바 있다. 이에 대해서 좀 더 자세한 분석을 위해 예보 시간에 따른 UM-LDAPS 모델과 Smart Persistent Model의 rRMSE의 시계열을 Fig. 5에 나타내었다. 지역에 상관없이 예보 시간 초기에 rRMSE는 40%보다 높는데, 이것은 Spin-Up Time 기간 동안 수치기상예측이 수치적분을 통해 대기 운동을 구현하지 못했기 때문이다. 그러나 예보 시작 30분이 지나면 rRMSE는 급격히 감소하고 그 이후에 예보 시간에 따라 점진적으로 증가 및 감소를 반복한다. 반면 Smart Persistent Model은 예보 시간 초기에 rRMSE는 10%정도로 UM-LDAPS 모델의 평균값인 19.6% (Table 2)보다 2배 작다. 그러나 예보 시간이 2 시간이 지나면 Smart Persistent Model의 rRMSE도 20%가 넘어 모델의 불확실성이 증가한다. UM-LDAPS 모델과 Smart Persistent Model과 서로 비교하면 00 UTC (09 LST)를 기준으로 1 시간이 지나면 제주 지역을 제외하고 UM-LDAPS 모델의 rRMSE가 Smart Persistent Model 보다 감소한다. 반면, 제주지역은 전체적으로 UM-LDAPS 모델이 예보 시간에 걸쳐 양의 rMBE를 보이고 동시에 rRMSE가 다른 지역에 비해서 크므로 Smart Persistent Model 보다 rRMSE가 감소하지 않는다. 다만, Smart Persistent Model의 예보 시간을 2 시간

까지 설정하였으므로 만약 그 시간 이상까지 Smart Persistent Model을 통해 예보를 한다면 UM-LDAPS 모델이 더 나은 결과를 보일 것으로 기대한다.

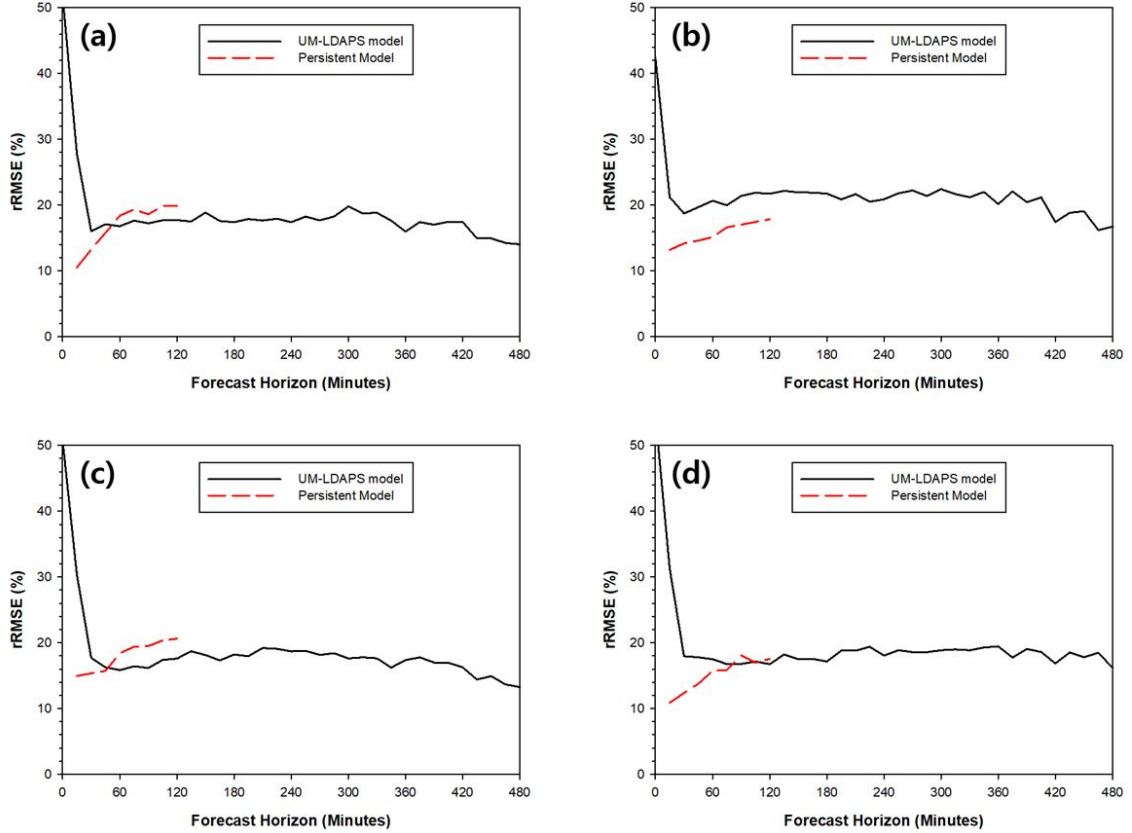


Fig. 5 Time series of rRMSE as a function of forecast horizon between observed and forecasted GHI from 00 UTC of UM-LDAPS model (Black) and Smart Persistent Model (Red) at Buan (a), Jeju (b), Seoul (c) and Yangyang (d) during the investigate period

6. 결론

지금까지 UM-LDAPS 모델의 18 UTC (03 LST)와 00 UTC (09 LST)에 생산된 36 시간 예보 1 시간 누적 수평면 전일사량을 청천지수로 변환한 후 15분 순간 수평면 전일사량으로 내삽하고 부안, 제주, 서울, 양양 지역에서 관측된 1분 단위 고해상도 관측 수평면 전일사량과 비교분석하였다. 그 결과 18 UTC (03 LST)에 생산된 예보 모델의 성능은 rMBE는 전국 평균 값이 0.2%로 거의 치우침이 없는 것으로 계산되었으나 지역적으로 자세히 살펴보면, 제주 지역은 양의 상대오차를 보이고 양양 지역은 음의 상대오차를 보였다. 모델의 정확도를 나타내는 rRMSE는 전국 평균 값이 18.4%로 지역적인 분포도 제주 지역은 높은 값을 보인 반면 서울은 낮은 값을 보였다. 00 UTC (09 LST)에 생산된 UM-LDAPS 머모델은 18 UTC (03 LST)에 생산된 예보 모델보다 오차가 좀 더 높았는데, 이것은 예보 초기 Spin-Up Time 때문임을 알 수 있었다. 또한 Smart Persistent Model과 비교를 통해서 00 UTC (09 LST)에 생산된 예보 모델은 Spin-Up Time에 의해서 rRMSE가 40%로 높지만 Smart

Persistent Model은 10%의 rRMSE를 보인다. 예보 시간이 지남에 따라 UM-LDAPS 모델이 안정화되면서 rRMSE는 낮아져 예보 시작 1 시간 이후에는 제주 지역을 제외하고 Smart Persistent Model보다 UM-LDAPS 모델의 성능이 우수해졌다. 따라서 UM-LDAPS 모델 시작 이후 1 시간 이내에는 Smart Persistent Model과 같은 통계적 기법을 이용한 예보 모델 또는 그룹이동벡터를 활용한 일사량 예보 모델이 좀 더 유용할 것으로 기대되므로 이러한 여러 모델을 하나로 융합할 수 있는 최적화 방안에 관한 추가적 연구도 필요할 것으로 사료된다.

후기

이 논문은 2020년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (2019371010006B, 신재생발전 통합 관제시스템용 계통안정화 핵심요소 기술 개발).

REFERENCES

1. Kleissl, J., *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, Academic Press, 1st Ed., p. 416.
2. Diagne, M., David, M., Lauret, P., Boland, J., and Schmutz, N., Review of Solar Irradiance Forecasting Methods and a Proposition for Small-scale Insular Grids. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 27, pp. 65-76, 2013.
3. Lee, Y.-M., Bae, J.-H., Park, J.-K., A Study on Prediction Techniques through Machine Learning of Real-time Solar Radiation in Jeju, *Journal of Environmental Science International*, Vol.26, No.4, pp.521-527, 2017.
4. Kim, C. K., Kim, H.-G., Kang, Y.-H., and Yun, C.-Y., Evaluation of UM-LDAPS Prediction Model for Daily Ahead Forecast of Solar Power Generation, *Journal of the Korean Solar Energy Society*, Vol. 39, pp. 71-80, 2019.
5. Korea Meteorological Administration, Evaluation of Numerical Weather Prediction System (2016), TR11-1360709-000001-10, pp. 198, 2016.
6. Sengupta, M., Habte, A., Gueymard, C., Wilbert, S., and Renne, D., *Best Practices Handbook for the Collection and Use of Solar Resource Data for Solar Energy Applications (NREL/TP-5D00-68886)*. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory, 2017.
7. Mathiesen, P. and Kleissl, J., Evaluation of Numerical Weather Prediction for Intra-day Solar Forecasting in the Continental United States. *Solar Energy*, Vol. 85, pp. 967-977, 2011.