XGBoostによる全国気象台日射量予測精度検証

緒方　陸[1]・宮﨑　利行[2]・石井　明[2]・菊池　恵和[2]・天方　匡純[2]

[1]非会員　八千代エンジニヤリング株式会社（〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー）
E-mail: rk-ogata@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　八千代エンジニヤリング株式会社（〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー）

2050 年カーボンニュートラル達成へ向け，太陽光発電活用の機運が高まっている．一方で，太陽光発電は天候に左右されやすく，発電量と相関の強い日射量の正確な予測が求められる．日射量の予測にあたり MSM などの予報値が用いられるが，その精度は時空間的に異なるため，これを踏まえた発電計画を策定することで，インバランス発生による発電事業者の経済的リスクを避けることができる．

本稿では，2017 年 2 月に MSM の予報モデルが改良されて以降の MSM 日射量データと全国の気象台日射量データの比較を行い，夏季には過小評価，冬季には過大評価など，モデル改良以前のデータと同様の傾向を確認した．また，MSM 日射量データから気象台日射量の予測を行い，予測モデルの特性による予測値と MSM 日射量データの違いと，MSM 日射量データが予測値に与える影響を明らかにした．

Key Words: *Solar irradiance, Machine learning, Forecast errors, Photovoltaic power, FIP*

1.　はじめに

国内では，気候変動対策の取り組みとして，菅前総理による所信表明演説[注1)]にて 2050 年にカーボンニュートラルを達成する方針が示された．また，CO_2 を含めた GHGs 削減に向けた取り組みとして，2030 年度の電源構成として再生可能エネルギー導入目標を 36–38％，このうち太陽光発電の導入目標を 14–16％としている[注2)]．太陽光発電は，CO_2 を排出しないことに加え，他と比較して導入が容易などもメリットとして挙げられる．一方で，発電量が天候に左右されやすい点はデメリットとなる．

2022 年 4 月より Feed-In Premium (FIP)制度[注3)]が導入された．この制度は発電事業者が卸市場などで売電する際，売電価格に対して一定のプレミアム（補助額）を上乗せすることで再生可能エネルギー導入を促進する仕組みであり，発電事業者は発電する電力見込みである「計画値」を「実績値」と一致させる必要がある．計画値と実績値の差（インバランス）が生じた場合には，ペナルティとしてインバランス料金を支払うこととなり，発電事業者はこのリスクを負う．発電の「計画値」を「実績値」に一致させるためには，発電量の正確な予測が重要となる．

本稿では，発電量の正確な予測の入力情報として有用と考えられる，2017 年 12 月より一般にも利用可能となった「メソ数値予報モデル GPV」（MSM）[注4)]の日射量予測データ[注5)]の特性を分析し，これを元に機械学習手法の一つである XGBoost を用いて日射量の予測を行った．

2.　既往研究と本研究の位置付け

(1)　日射量精度検証

発電事業者は前日 12 時までに翌日 48 コマ（24 時間=30 分×48）の発電計画を策定する必要がある．発電量予測には気象予報値をベースとして用いる方法があり，1 日先の予測には MSM などが用いられる．

2017 年 2 月 28 日より，MSM の予報モデルが更新され，物理過程を中心に多くの改良が加えられた[注4)]．また，同年 12 月より MSM の日射量予測データの提供が開始され，一般にも使用できるようになった．

観測値と予報値を比較した例として，張・松橋[1)]は福岡県みやま市内において K 社独自の気象予測モデル予測値と観測値の比較を行い，リードタイムが長いほど精度が悪化することや，予測精度の季節的な変動を確認している．また，MSM 日射量予測データが非公開であった過去には，大竹ら[2)]が局地モデル（LFM）や MSM と全国気象台の全天日射量データの比較を行い，MSM は夏季には過小，冬季には過大に予測される傾向があると述べている．また，つくば市の高層気象台における時間ごとの予測値の精度と雲の関係の調査も実施しており，雲の予測について，精度などの課題を示している．

(2)　日射量予測

発電量予測方式は 2 種類ある．一つは発電量を直接予測する直接予測，もう一つは，日射量を予測し，発電量に換算する間接予測である．太陽光発電の仕組みから発電量と日射量には強い相関があることが知られており，汎用性が高いなどの理由から，間接予測が主流となっている．間接予測においては，日射量の予測精度を高めることが重要であると言える．

日射量予測として，数値シミュレーションにより直接日射量を予測する方法 [3]，観測値等を目的変数に，統計的手法や機械学習などで日射量を予測する方法などがある．AI 活用手法として， SVR[4),5)]や XGBoost[6)]などの機械学習手法や，近年急速に発展している ANN, LSTM, GRU 等深層学習手法 [7)]による日射量予測がなされている．

Fonseca et al.[4)]は MSM データの 3 層の雲量，気温，湿度および大気外日射量計算値を説明変数，日射量観測値を目的変数として，アンサンブルモデルにより全国の日射量予測を行い，沖縄のような小さい島や亜熱帯地域では精度が落ちると述べている． また，Takamatsu et al.[5)]は関東地域において MSM またはメソアンサンブル予報システム (MEPS)を使用して SVR を用いた手法の比較を行い，MEPS を用いた機械学習手法による日射量予測の有用性を示している．

(3)　本研究の位置付け

上記の既往研究では，2017 年に予測モデルが改良されて以降の MSM 日射量データの分析が行われておらず，また，MSM 日射量データを用いた，日射量予測の全国の傾向分析は行われていない．

時空間的な特性を理解した上で日射量予測を活用することは実運用上有用であるため，本研究では次の二つを目的とする．まず，2018-2019 年 MSM 日射量データが既往研究と同様の傾向となるか確認を目的とし，2018-2019 年の MSM データと全国気象台の観測値の比較を行った．次に日射量予測の時空間的特性を明らかにするため，入力には MSM 日射量データを用い，手法に XGBoost を使用して全国で日射量予測を実施し，傾向の分析を行った．

3.　実験概要

(1)　データセット

観測値として気象台の全天日射量データ[MJ/m^2]，予報値として MSM の日射量データ[W/m^2]を使用した．各データの使用期間は 2018-2019 年の 2 年間とした．使用した気象台 43 地点の位置を**図 1** および**表 1** に示す．なお，地点番号は緯度降順としている．MSM 日射量データは前日 12 時までに翌日の発電計画を策定することを想定し，06:00 JST 時点の 15 時間～39 時間先予報値を使用することとした．

(2)　MSM 日射量データの精度検証

上記観測値，予報値を用い，2018-2019 年予報値精度を検証した．全国一律の評価を行うため，張・松橋 [2)]に倣い，平均誤差率(*%BIAS*)，平均絶対誤差率 (*%MAE*)，二乗平均平方根誤差率 (*%RMSE*)，決定係数 (R^2)を指標とした．各指標の算出方法を以下に示す．F_i は予測値，A_i は観測値，$\bar{A}$は観測値平均値，n はサンプル数を表す．

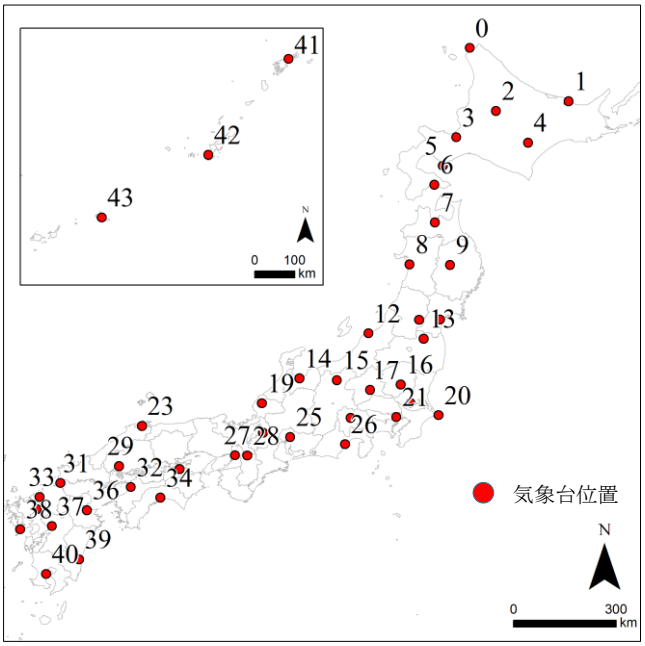

図 1　気象台位置図

表 1　気象台位置

No.	地点名	緯度	経度	No.	地点名	緯度	経度
0	稚内	45.42	141.68	22	甲府	35.67	138.55
1	網走	44.02	144.28	23	松江	35.46	133.07
2	旭川	43.76	142.37	24	彦根	35.28	136.24
3	札幌	43.06	141.33	25	名古屋	35.17	136.97
4	帯広	42.92	143.21	26	静岡	34.98	138.40
5	室蘭	42.31	140.98	27	大阪	34.68	135.52
6	函館	41.82	140.75	28	奈良	34.67	135.84
7	青森	40.82	140.77	29	広島	34.40	132.46
8	秋田	39.72	140.10	30	高松	34.32	134.05
9	盛岡	39.70	141.17	31	下関	33.95	130.93
10	仙台	38.26	140.90	32	松山	33.84	132.78
11	山形	38.26	140.35	33	福岡	33.58	130.38
12	新潟	37.89	139.02	34	高知	33.57	133.55
13	福島	37.76	140.47	35	佐賀	33.27	130.31
14	富山	36.71	137.20	36	大分	33.24	131.62
15	長野	36.66	138.19	37	熊本	32.81	130.71
16	宇都宮	36.55	139.87	38	長崎	32.73	129.87
17	前橋	36.41	139.06	39	宮崎	31.94	131.41
18	館野	36.06	140.13	40	鹿児島	31.56	130.55
19	福井	36.06	136.22	41	名瀬	28.38	129.50
20	銚子	35.74	140.86	42	那覇	26.21	127.69
21	東京	35.69	139.75	43	宮古島	24.79	125.28

$$\%BIAS = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{(F_i - A_i)}{\bar{A}} \times 100 \qquad (1)$$

$$\%MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|F_i - A_i|}{\bar{A}} \times 100 \qquad (2)$$

$$\%RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{F_i - A_i}{\bar{A}}\right)^2} \times 100 \qquad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(F_i - A_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(A_i - \bar{A})^2} \qquad (4)$$

(3)　日射量予測

観測値および予報値を用い，全国気象台地点の日射量予測を行った．06:00 JST 時点の予報値および太陽高度，方位角を説明変数，翌日 0:00 -23:00 の日射量観測値を目的変数とした．なお，時間間隔は予報値が 1 時間単位であることから，学習・推論も 1 時間単位で実施した．太陽高度と方位角は時刻・緯度経度・標高から Python ライブラリ astropy により算出した．データセットは 2018 年を学習データ，2019 年をテストデータとし，上記指標（*%BIAS*, *%MAE*, *%RMSE*，R^2）で評価した．なお，*%BIAS*, *%MAE* および*%RMSE* は値が低いほど，R^2は値が高いほど精度が良い．学習時の評価指標には RMSE を用いており，5 分割交差検証を行った．

予測手法として深層学習（LSTM）も検討したが，本検討では機械学習の方が高い精度を発揮した．また，機械学習手法として SVM や Random Forest，XGBoost を比較検討し，最も高い精度を発揮した XGBoost を本検討手法として採用した．なお，学習においては地点ごとに Python ライブラリ optuna を用いてパラメータを調整し，推論を行った．

4.　結果・考察

(1)　MSM 日射量データの精度検証結果

結果を図 2～図 5 に示す．月ごとの*%BIAS* の結果からは，大竹ら [2]が示すように夏季に過小，冬季に過大となる傾向を確認できた．夏季過小の傾向は南部で強い．Naha，Miyakojima，Ishigakijima などの島では特に顕著であり，Ishigakijima の 8 月は約 50%過小評価であった．これは MSM モデルのグリッド（5km×5km）の粗さや MSM モデルが亜熱帯の気候に適していないなどの理由が挙げられ，島地域で精度が低いと述べている Fonseca et al.[4]の主張と一致している．南部で夏季過小の傾向は時間ごとの*%BIAS* の結果からも確認でき，Ishigakijima の 12 時-13 時の時間帯では約 40%の過小評価であった．また，Tokyo などの例外はあるものの，Choshi，Nagoya，Shizuoka など，本島南部太平洋側で過小評価であり，Ohtake et al.[3]の主張と一致した．

%MAE および*%RMSE* について，定義式より，*%MAE* の方が外れ値に寛容な指標であるが，両者ともに同様の傾向を示した．月ごとの*%MAE* および*%RMSE* から，冬季よりも夏季に誤差が大きくなる傾向にある．*%MAE* は，冬季（12～2 月）は全国で 8%～28%の範囲にあるのに対し，夏季（6～8 月）は 29%～58%の範囲であった．同様に*%RMSE* は冬季（12～2 月）は全国で 21%～62%の範囲にあるのに対し，夏季（6～8 月）は 57 %～112 %の範囲であった．特に南北端の夏季（6～8 月）の数値が高く，北海道・九州・沖縄の 3 地方平均は*%MAE* が 43%,

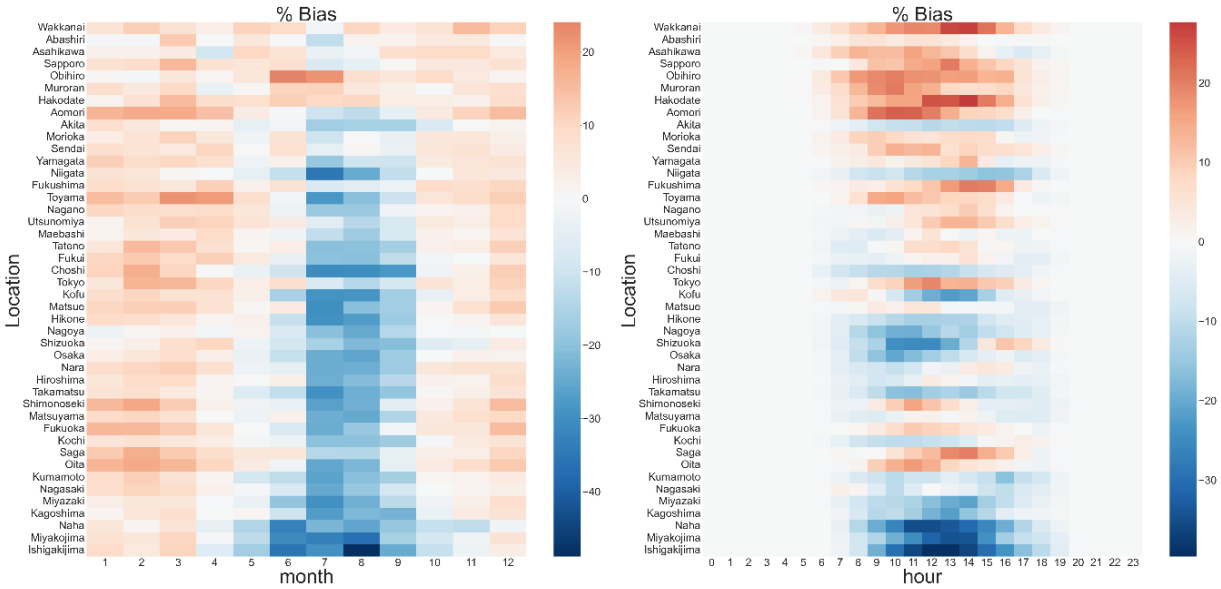

図 2　MSM 精度検証結果（*%BIAS*）（左：月ごと，右：時間ごと）

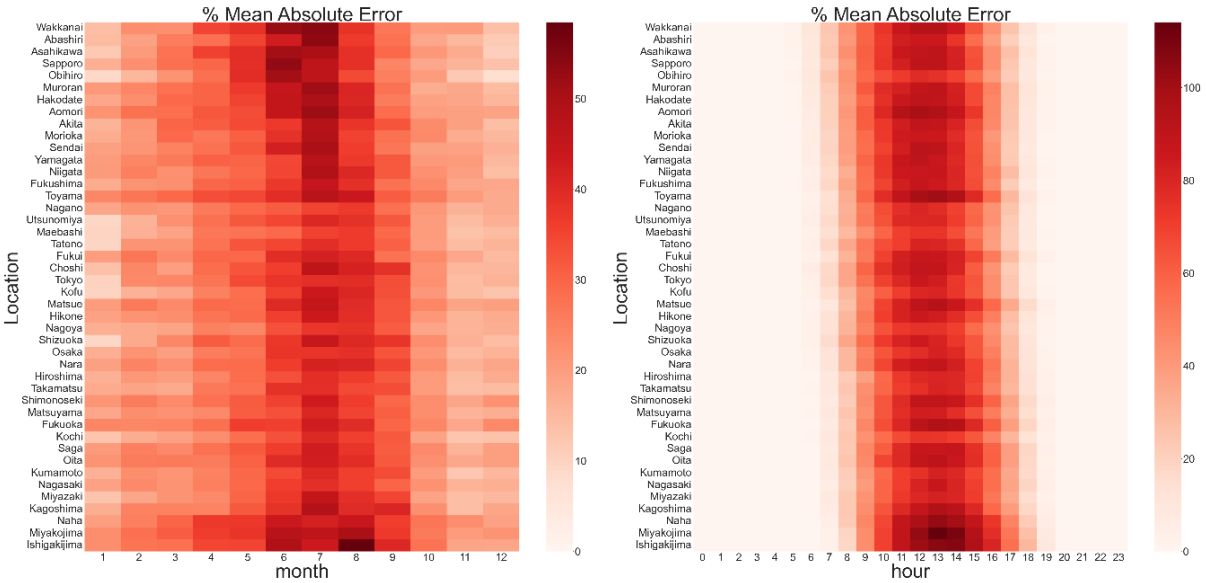

図3　MSM 精度検証結果（*%MAE*）（左：月ごと，右：時間ごと）

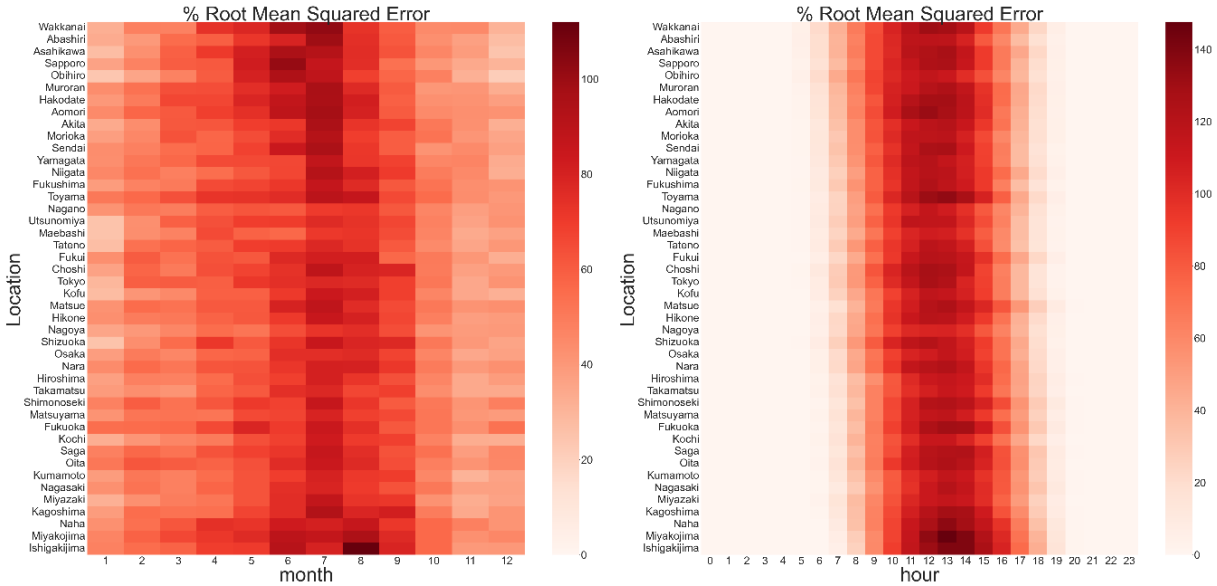

図4　MSM 精度検証結果（*%RMSE*）（左：月ごと，右：時間ごと）

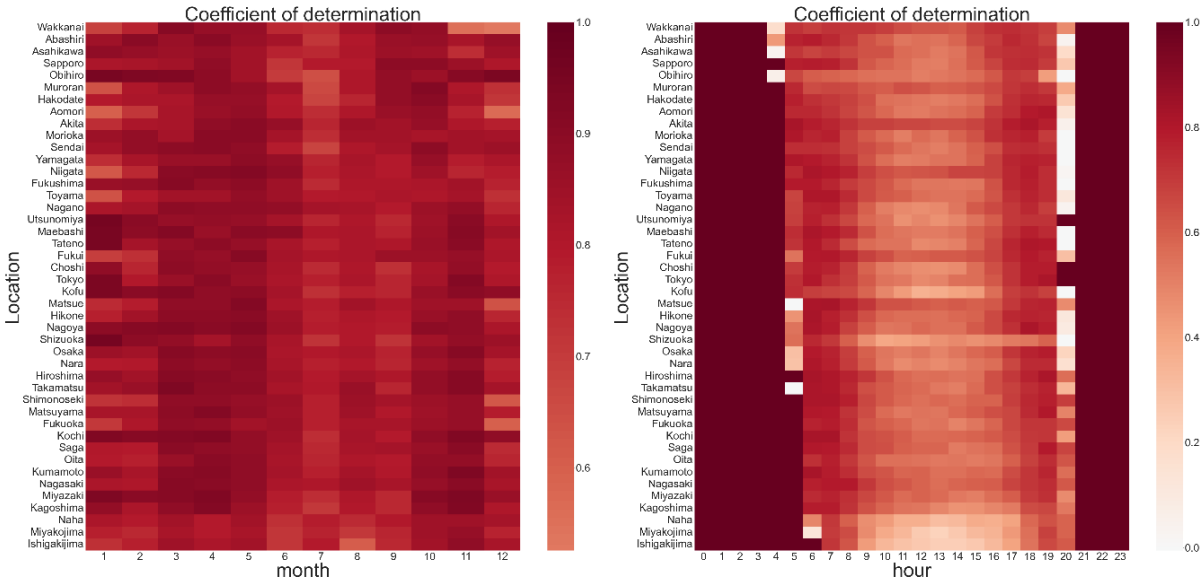

図5　MSM 精度検証結果（R^2）（左：月ごと，右：時間ごと）

%RMSE が 84 %であるのに対し，上記以外の地域では*%MAE* が平均 39 %，*%RMSE* が平均 76 %であった．時間ごとの比較でも，*%MAE* および*%RMSE* は上記と同様に南北端の数値がやや高い傾向を示した．日中（10～15 時）の比較をすると，北海道・九州・沖縄 3 地方平均は*%MAE* が 81 %，*%RMSE* が 112 %であるのに対し，上記以外の地域では*%MAE* が平均 77 %，*%RMSE* が平均 107 %であった．また，全国的に特に日中（10～15 時）の誤差が大きく，これは曇りの日などにおいて日射量予測が困難となるためと推察した．

月ごとの R^2 からは，夏季および冬季にやや低い数値を取る傾向がある．6 月～8 月および 12 月～1 月の平均（0.80）と 3 月～5 月および 9 月～11 月の平均（0.86）を比較すると，6 ポイントの差があった．また，時間ごとの R^2 からは，朝（7 時～9 時）および夕方（17 時～19 時）が全国平均で 0.69，0.71 であるのに対し，日中の日射量ピーク付近（12 時～14 時）では 0.52 と精度が低い．これは*%MAE* および*%RMSE* の考察でも述べたように，曇りの日の予測が影響しているものと考えた．また，Naha，Miyakojima，Ishigakijima などの島では 12 時～14 時平均で 0.27 と特に低く，上記で述べたグリッドの粗さ等が影響しているものと推察した．

(2)　日射量予測

結果を図 6～図 9 に示す．なお，*%BIAS* は式(1)により算出した値，*%MAE*，*%RMSE* および R^2 は式(2)～式(4)で算出した日射量予測値の結果（$\%MAE_{pred}$，$\%RMSE_{pred}$ および R^2_{pred}）と MSM 日射量データの結果（$\%MAE_{MSM}$，$\%RMSE_{MSM}$ および R^2_{MSM}）の差である．例え

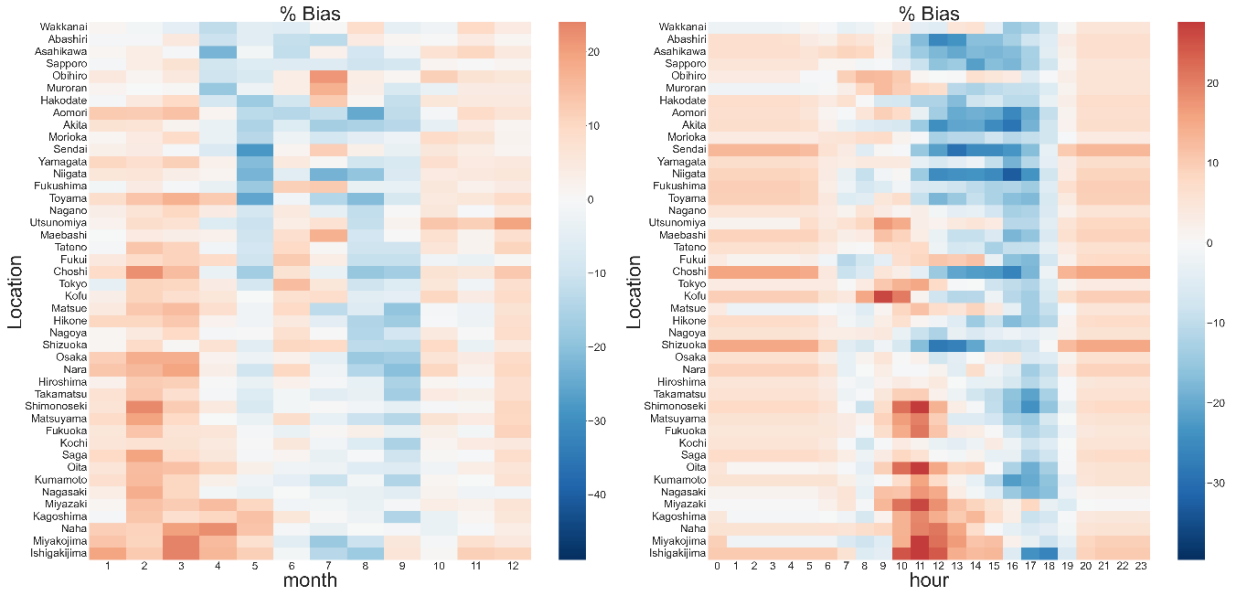

図 6　日射量予測精度検証結果（*%BIAS*）（左：月ごと，右：時間ごと）

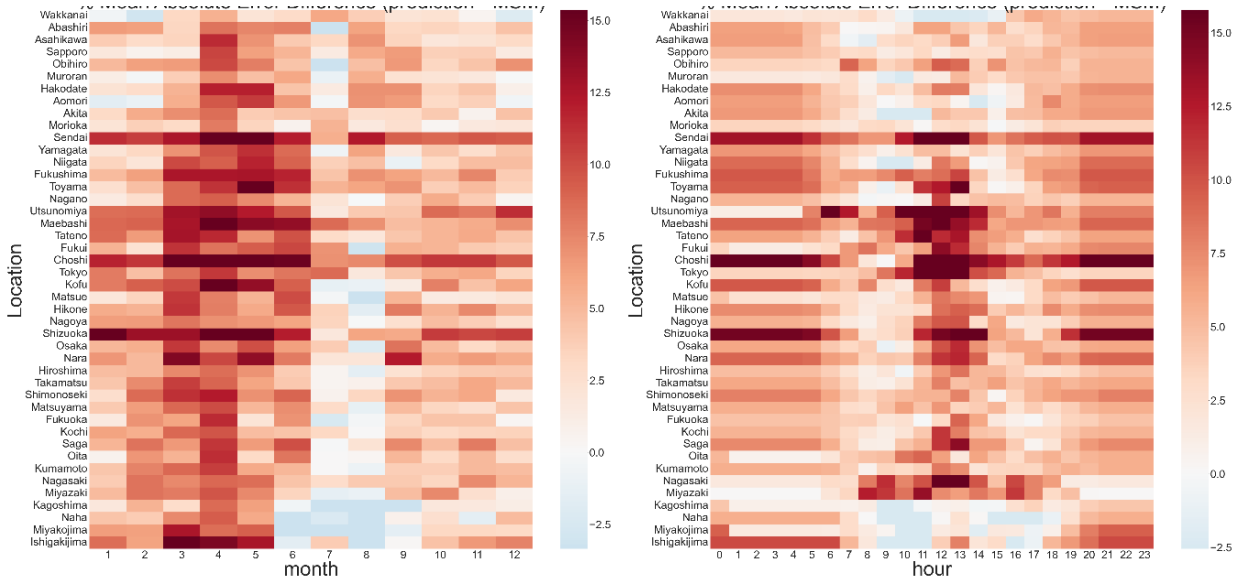

図 7　日射量予測精度検証結果と MSM 日射量データ精度検証結果比較（$\%MAE_{pred}-\%MAE_{MSM}$）（左：月ごと，右：時間ごと）

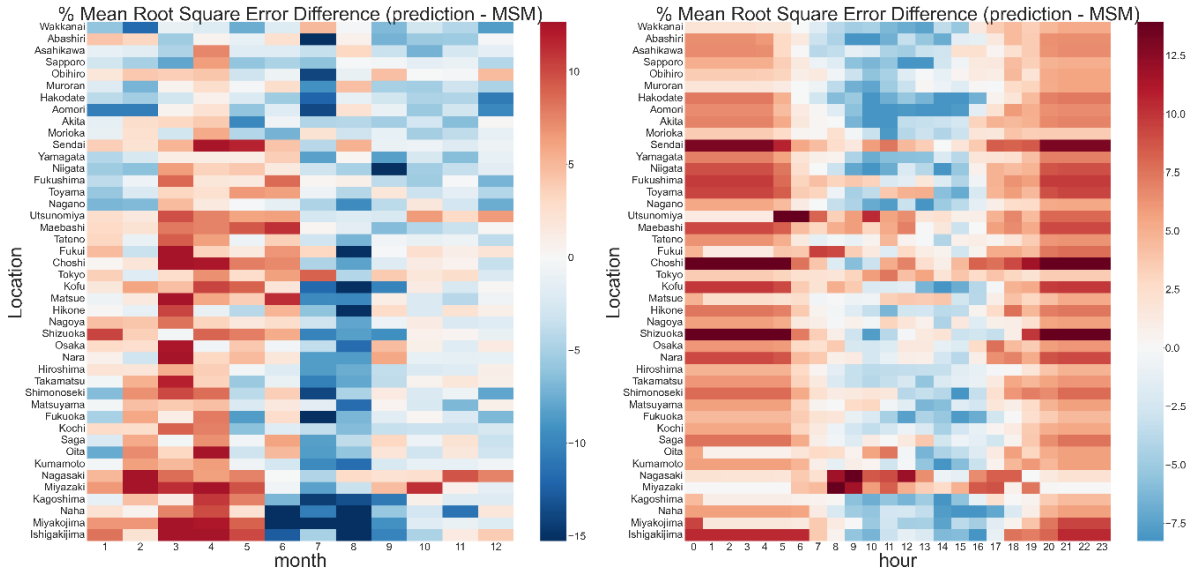

図 8　日射量予測精度検証結果と MSM 日射量データ精度検証結果比較（$\%RMSE_{pred} - \%RMSE_{MSM}$）（左：月ごと，右：時間ごと）

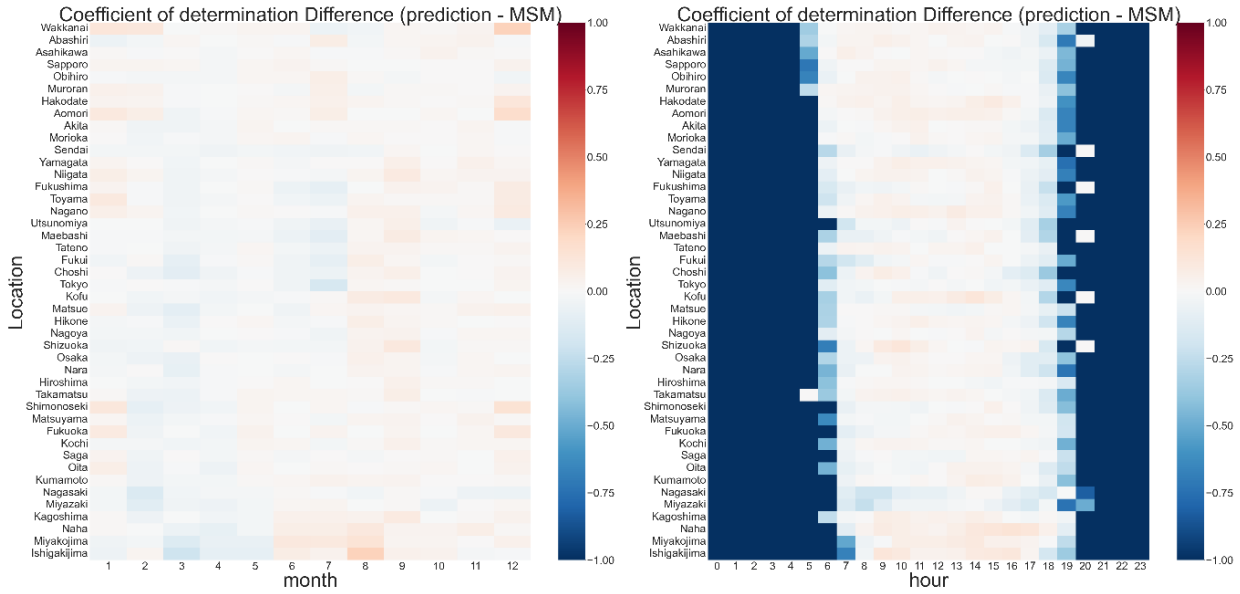

図 9　日射量予測精度検証結果と MSM 日射量データ精度検証結果比較（$R^2_{pred} - R^2_{MSM}$）（左：月ごと，右：時間ごと）

ば**図 7** は月ごと，時間ごとの「$\%MAE_{pred} - \%MAE_{MSM}$」の値を示す．また，**図 6** のスケールは**図 2** に揃えている．ここで，日射量予測値では夜間 20 時～4 時など日照が無い時間帯でもゼロではない値をとっており，月ごとの精度はこの影響を受けている．この問題への対応として，日照が無い時間帯が分かっている場合には，後処理などで補正することが可能である．

月ごとの*%BIAS* を見ると．夏季は数値がマイナスであり過小評価となっているが，梅雨時期のみ数値がプラスとなり，過大な評価となった．これは，本手法では天気や雲の情報を加えていないため，曇りの多い梅雨時期でも天気に依存しない評価となり，やや過大な評価となったと推察した．時間ごとの*%BIAS* では，予測時間が長くなるにつれ（MSM 日射量データ配信時刻の 06:00 JST から離れるにつれ），過大評価から過小評価へと遷移する結果となった．例えばTokyo では 12 時までは数値が正の値をとるが，13 時から負の値をとっている．この原因として，学習時の評価は全期間で評価しており，各時間の予測値の精度は平準化されたものと考えた．これにより，予測値は過大評価から過小評価へと遷移する結果となったものと推察した．なお，過大評価の時間は南ほど長く，南ほど過大評価となる MSM 日射量データの特徴を打ち消そうと学習したことに起因するものと考えた．

%MAE について，月ごと，時間ごとともに多くの地点・月／時間で MSM 日射量データの方が日射量予測値よりも良い精度となった．月ごとでは 7 月，8 月は MSM 日射量データと日射量予測値が同程度（*%MAE* の差分全国平均で 1.8 程度）であるものの，その他の月では 4.0～10 の値を示した．Naha，Miyakojima，Ishigakijima などの島では，日射量予測値が MSM 日射量データを上回る精

度となった（最高で 8 月 Ishigakijima：12 ポイント）．以上より，*%MAE* の方が外れ値に寛容な指標であるため，雲の影響を受けない晴れの日などは MSM 日射量データの方が精度良く予測できるものと推察した．

%RMSE の月ごとの結果からは，*%MAE* と同様に梅雨時期は MSM 日射量データの方が高い精度となっているものの，夏季，特に 7 月および 8 月の日射量予測値の精度は MSM 日射量データよりも高く，全国平均で 6.5 ポイント上回った．*%BIAS* の結果より夏季過小の傾向であるが，MSM 日射量データよりもその傾向が改善された．一方で 3 月，4 月の精度は低く，MSM 日射量データよりも 6 ポイント下回る結果となった．時間ごとの結果からは，全体的に MSM 日射量データよりも良好な精度を示しているが，Sendai, Utsunomiya, Nagasaki など一部の地域において，MSM 日射量データよりも精度が下回る結果となった．この原因については，地域もばらつきがあり，原因の特定までには至っておらず，今後の課題とする．

R^2 の結果から，各数値は月ごとでは±0.2 の範囲に，時間ごとでは特に日中（10 時～15 時）は±0.1 の範囲に収まっている．MSM 日射量データと同様の傾向となったのは，日射量予測が MSM 日射量データの影響を強く受けるためである．Feature Importance を確認すると，MSM 日射量データが 1 位，次いで太陽高度であり，MSM 日射量データの寄与度は高く，これが原因であると推察した．

最後に，日射量予測値と MSM 日射量データの年間値全国平均を比較した結果を**表 2** に示す．結果からは，*%RMSE* および R^2 は日射量予測値が MSM 日射量データを僅かに上回る精度であるものの，*%BIAS* および *%MAE* は MSM 日射量データを下回った．結果から，ピーク時など日射量が大きい場合には本検討モデルの方が僅かに優れるが，日射量が小さい場合は MSM 日射量データの方が適切に表現できていると推察した．また，観測値ゼロの時にも日射量予測値はゼロ以外の数値を出力しており，これも精度に影響している．

以上より，MSM 日射量データは日射量予測において大きく貢献しており，予測値はその影響を受ける．さらなる精度向上に向けては既往研究のように天気や雲量等の情報を加える，時間・季節ごとにモデルを分割するなどを検討する必要がある．

表 2　MSM 日射量データと予測値比較（年間値全地点平均）

	%BIAS	%MAE	%RMSE	R2
MSM日射量データ	**0.671**	**27.682**	60.804	0.846
予測値	1.056	33.020	**59.784**	**0.851**

5.　おわりに

(1)　研究成果

本稿では，2018 年から 2019 年の気象台の日射量データと MSM 日射量データの比較分析を行い，夏季には過小評価，冬季には過大評価など，既往研究と同様の傾向を確認した．また，MSM 日射量データを用いて気象台の日射量予測を行った結果，*%BIAS* は主に時間ごとの比較で異なる傾向を示し，モデルの特性により予測値，MSM 日射量データが異なる傾向を示す知見が得られた．また，*%MAE* の結果からは，MSM 日射量データの方が精度が高く．一方で *%RMSE* の結果からは，特に過小傾向となる 7 月および 8 月において日射量予測値が高い精度を示した．R^2 の結果からは，MSM 日射量データと日射量予測値は同様の傾向となり，MSM 日射量データが予測値に与える影響は大きいことを確認した．

(2)　今後の課題

今後の課題を以下に 3 つ挙げる．第一に，本稿では 2018 から 2019 年の MSM 日射量データの精度を確認したが，2020 年以降のデータを使用して検討できていない．2022 年 3 月 22 日にはメソ数値予報システム（メソ解析・メソ予報 (MSM)）が改良され，2022 年 6 月 16 日からは，09:00 (JST)，21:00 (JST) に 78 時間先予測値も配信されている．最新のデータの特性は不明のため，これらのデータを使用した精度検証を行う必要がある．また，日射量の予測誤差は雲に大きく影響している[8]ため，MSM の雲 4 要素データを使用することで日射量予測精度向上の可能性があり，この検討が課題となる．最後に，実際に発電量予測をした際の誤差についても検証を行うことも重要な課題であると認識している．

NOTES

注1)　令和 2 年 10 月 26 日第 203 回国会における菅内閣総理大臣所信表明演説

注2)　資源エネルギー庁：エネルギー基本計画の概要，pp. 12, 2021.

注3)　資源エネルギー庁：FIP 制度の開始に向けて，2022.

注4)　気象庁：数値予報解説資料集(令和 3 年度)，2021.

注5)　気象庁：日射量予測データの提供を開始します，（2022/06/26 アクセス），https://www.jma.go.jp/jma/press/1712/05a/20171205_nissha.pdf.

REFERENCES

1)　張天鴻・松橋隆治：ピンポイント日射量予測精度の検証及び分析，エネルギー・資源学会論文誌，Vol. 41, No. 6，pp.336-341, 2020. [Zhang, T. and Matsuhashi, R.: Verification and Analysis of Pinpoint Solar Irradiance

Forecast, *Journal of Japan Society of Energy and Resources*, Vol. 41, No. 6, pp.336-341, 2020.]

2) 大竹秀明，高島工，大関崇，Joao Garida Silva Fonseca Jr，山田芳則：局地モデルから出力される日射量予測とその予測精度の検証，エネルギー・資源学会論文誌，Vol. 36, No. 4, pp.31-39, 2015. [Ohtake, H., Takashima, T., Oozeki, T., Fonseca Jr., J.G.S., and Yamada, Y. : Forecast of Solar Irradiance obtained from a Local Forecast Model and its Validation of Forecast Errors, *Journal of Japan Society of Energy and Resources*, Vol. 36, No. 4, pp.31-39, 2020.]

3) Ohtake, H., Fonseca Jr., J.G.S., Takashima, T., Oozeki, T., Shimose, K., and Yamada, Y. : Regional and seasonal characteristics of global horizontal irradiance forecasts obtained from the Japan Meteorological Agency mesoscale model, *Solar Energy*, 116, pp.83–99, 2015.

4) Fonseca Jr., J.G.S., Uno, F., Ohtake, H., Oozeki, T., and Ogimoto, K.: Enhancements in Day-Ahead Forecasts of Solar Irradiation with Machine Learning: A Novel Analysis with the Japanese Mesoscale Model, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, Vol.59, pp.1011-1028, 2020.

5) Takamatsu, T., Ohtake, H., Oozeki, T., Nakaegawa, T., Honda, Y., and Kazumori, M.: Regional Solar Irradiance Forecast for Kanto Region by Support Vector Regression Using Forecast of Meso-Ensemble Prediction System, *Energies* , 14(11), 3245, pp. 1-18., 2021.

6) 池田健一郎，浦野晶一：クラスタリングによる気象分類に基づいた日射量予測の検討，2022 年度人工知能学会全国大会（第 36 回），京都，2022. [Ikeda, K. and Urano, S. : A Study of solar radiation forecasting based on weather classification using clustering, *The 36th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, Kyoto, 2022.]

7) Brahma, B. and Wadhvani, R.: Solar Irradiance Forecasting Based on Deep Learning Methodologies and Multi-Site Data, *Symmetry*, 12(11), 1830, pp.1-20, 2020.

8) 山田芳則: 太陽光発電における気象予測の重要性 (特集：流体力学とエネルギー). ながれ:日本流体力学会誌, 35-1, pp. 7‑11, 2016. [Yamada, Y. : The Importance of Weather Prediction in the Field of Photovoltaic Power Generation, *NAGARE: The Japan Society of Fluid Mechanics*,35-1, pp. 7‑11, 2016.]

(Received June 30, 2022)
(Accepted July 31, 2022)

THE ACCURACY VERIFICATION OF SOLAR RADIATION FORECASTS AT THE JAPAN METEOROLOGICAL AGENCY STATIONS BY XGBOOST

Riku Ogata, Toshiyuki Miyazaki, Akira Ishii, Yoshikazu Kikuchi, Masazumi Amakata

The use of photovoltaic power (PV) generation is gaining momentum toward achieving carbon neutrality by 2050 in Japan. On the other hand, PV generation is easily affected by weather conditions, and accurate forecasting of solar irradiance, which is strongly correlated with the amount of electricity generated, is required. Forecast values such as MSM are used to predict solar irradiance, but their accuracy varies over time and space, so power generation planning based on these values can avoid economic risks for power producers due to imbalances.

In this paper, we analyzed the accuracy of MSM solar irradiance data since the model was improved in February 2017 by comparing it with national meteorological observatory solar irradiance data. In addition, we forecast solar irradiance for weather bureaus from MSM irradiance data and mention the challenges.