

気象予報データが電力需給管理に及ぼす影響の解析と予測 Analysis and Prediction of Impact on Weather Forecast Data in Electricity Supply and Demand Management

朴俊泳*・前匡鴻*・松橋隆治*
Junyoung Park Masahiro Mae Ryuji Matsuhashi

Abstract

This study examines the impact of weather forecast data on managing the electricity supply and demand balance, focusing on solar power imbalances in Japan. Using weather forecast data (MEPS-GPV), actual measurement data, and solar radiation data, the study calculates relative solar power generation imbalances in Utsunomiya, Japan. A machine learning model based on Random Forest regression predicts these imbalances using meteorological variables like temperature, wind speed, and solar radiation. Results reveal seasonal variations in imbalance prediction performance and the significance of variables, emphasizing the influence of solar radiation. Findings highlight the potential to enhance prediction accuracy through expanded features and model optimization, addressing regional and seasonal challenges in electricity management.

Key words : Power generation imbalance, Weather forecast, Solar power generation, Machine learning, Random forest regression

1. 背景

再生可能エネルギーは、日本の電力市場においてますます重要な役割を果たしている。特に太陽光発電は、2020年代に日本の再生可能エネルギーの中で最大の割合を占めるに至っている¹⁾。しかし、太陽光発電は気象条件に大きく依存するため、予測された発電量と実際の発電量との間に差が生じる。この差は「発電インバランス」と呼ばれ、これを発生させた電力事業者はインバランス料金で精算するというリスクを負う²⁾。したがって、再生可能エネルギーにおいてインバランス発生量を予測し、リスクを事前に軽減することは非常に重要である。図1にインバランス調整の制度を示す。

本論文では、気象庁が提供する気象データから宇都宮の太陽光発電のインバランス発生量を計算し、それぞれの気象変数の予測値がインバランス発生にどれほど影響を与えるのかを分析した後、インバランス電力量を予測するモデルを設計することを目的とする。

2. 研究手法

2.1 データの概要

本論文で使用した主なデータは以下の通りである。

(1) MEPS-GPV データ

気象庁(Japan Meteorological Agency, JMA)が提供する数値予報データで、中規模の気象予測のために複数のモデルを使用して確率的な予測を行うメソスケール・アンサンブル

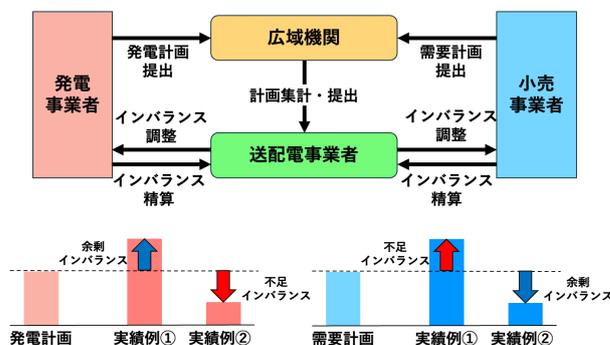


図1 電力小売市場の完全自由化以後のインバランス

予測システム(Meso-Scale Ensemble Prediction System, MEPS)と、格子点単位で気象変数を提供するデータ形式である格子点値(Grid Point Value, GPV)を組み合わせたものである。特定の格子点の温度、風速、日射量などの気象変数を3時間ごとにアンサンブル予測し、合計21個の予測値を提供する³⁾。表1にMEPS-GPVに含まれる各気象変数を示す。

本論文では21個の異なる初期値を用いた予測値の平均(Mean)を気象予測の代表値として用いる。また、標準偏差(Standard Deviation, Std. Dev.)を気象予測の結果のばらつきとして既存のデータに加えインバランス予測に使用する。

また、予測に使用した格子点は、宇都宮の測定所の位置を基準に設定する。予測期間は2023年10月、2024年1月、2024年4月、2024年7月とする。

(2) 気象庁の日射量実測値データ

JMAの各地域の観測所で測定した、日射量の観測の記録データである⁴⁾。表2に気象庁の日射量実測値データの単位および詳細を示す。

本論文ではMEPS予測値とのデータ間隔を合わせるため、3時間間隔の実測値データを使用する。

*東京大学工学部電子情報工学科

〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1

E-mail: park@enesys.t.u-tokyo.ac.jp

表1 MEPS-GPVに含まれる各気象変数⁴⁾

気象変数	単位	備考
気温 meps_temperature	°C	-
風速 meps_uofwind meps_vofwind meps_wind_speed	m/s	東西方向と南北方向の 2成分と合成成分
風向 meps_wind_direction	°	16方位系を角度に変換
相対湿度 meps_humidity	%	-
降水量 meps_rain	mm	一時降水量と 積算降水量
日射量 meps_radiation	W/m ²	水平面が単位時間に受 ける全天日射量

表2 日射量実測値データ⁵⁾

気象変数	単位	備考
日射量 real_radiation	MJ/m ²	水平面が1時間あたり 受ける全天日射量

また、観測地域は日射量実測値データが提供されている宇都宮の値を使用する。観測期間は2023年10月、2024年1月、2024年4月、2024年7月とする。

(3) 太陽の南中時刻データ

後述する斜面日射量の計算で、太陽の視角を計算するため、国立天文台が提供する宇都宮の南中時刻データを使用する⁶⁾。

2.2 太陽光発電量の計算

本論文では、宇都宮の測定所の位置に太陽光発電所があると仮定し、そこでの太陽光発電量を求めた。太陽光発電量は、太陽光パネルが単位面積あたり受ける斜面日射量に比例すると仮定する。さらに斜面日射量と太陽光発電量の例係数は1として、斜面日射量と発電量が等しいと仮定する。

図2に水平面全天日射量と斜面日射量の比較を示す。

この際、MEPS-GPV データおよび日射量の実測値データは、水平な地表面が受ける日射エネルギーを記録しているため、傾斜角や方位角を持つ太陽光パネルが受ける斜面日射量とは異なる。また、大気中の日射の散乱成分や地面からの反射成分の影響も考慮する必要がある。図3に Erbs モデルによる斜面日射量の算出過程を示す⁷⁾。

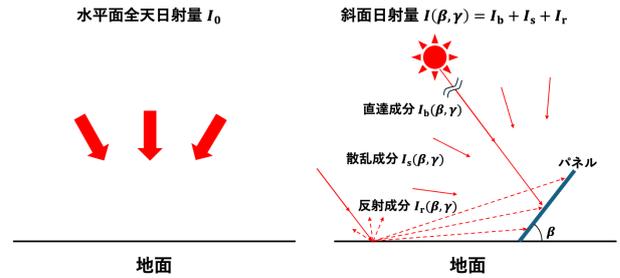
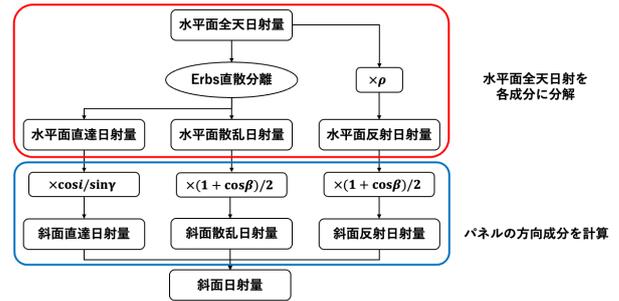


図2 水平面全天日射量と斜面日射量の比較



i: 斜面への直達日射角, β: パネルの傾斜角, γ: パネルの方位角, ρ: 地面反射率

図3 Erbs モデルによる斜面日射量の算出過程

本論文では、Erbs モデルを用いて、水平面全天日射量データを直達成分・散乱成分・反射成分に分解する。さらに太陽光パネルの傾斜角 β および方位角 γ を与えて、パネルでの斜面日射量を算出する。この際、傾斜角 β は関東地方の平均値である 32 度、方位角 γ は正南向き(180°)に設定し、地面からの反射率であるアルベド ρ は一般的なコンクリート地面を想定して 0.15 に設定する⁸⁾。

2.3 インバランスの定義

ある地域での太陽光発電インバランス量は次の式(1)から算出する。

$$Imbalance(t) = Q_{real}(t) - Q_{MEPS}(t) \quad (1)$$

ここで t は時刻, Q_{real} は実測値に基づく太陽光発電量, Q_{MEPS} は MEPS 予測値の平均に基づく太陽光発電量である。予測モデルの安定的な動作のため、計算したインバランス量の絶対値の最大値を用いて正規化し、範囲[-1, 1]の相対的なインバランス量の大きさを使用した。式(2)に相対的なインバランス量の計算を示す。

$$Relative\ Imbalance(t) = \frac{Imbalance(t)}{\max(|Imbalance|)} \quad (2)$$

この際、その絶対値の最大値は期間によって異なる。この値を予測した相対的なインバランス量にかけると、実際の単位のインバランス量を求めることができる。

表3 ランダムフォレスト回帰のハイパーパラメータ

パラメータ	値	説明
n_estimators	100	生成する木の数.
random_state	42	再現性のため設定する乱数のシード値.
sample_weight	real_radiationが0なら0, 他は1	サンプル加重値で, 特定条件より決まる.
max_depth	None	木の最大の深さ.
min_samples_split	2	ノードを分割するための最小のサンプル数.

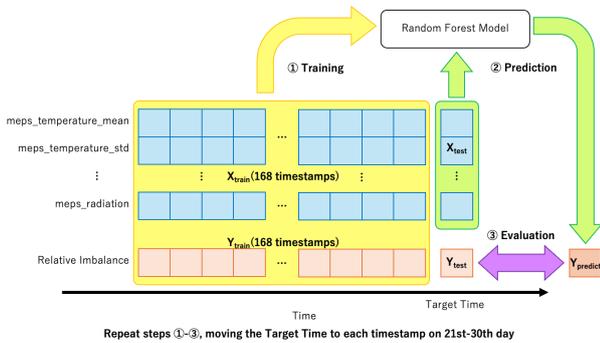


図4 ランダムフォレスト学習・予測・評価のフロー

2.4 ランダムフォレスト回帰によるインバランス予測

MEPS 気象予測データの各々の気象変数を説明変数 X として、算出した相対的なインバランス量を目標変数 Y として設定し、ランダムフォレスト回帰によるインバランス予測モデルの学習を作成する。このモデルは予測しようとする時刻以前の168時刻(21日分)のデータを学習に用い、相対的なインバランス量の推定値を予測する。モデルの性能評価のため、予測は各期間の21日から30日まで(10日間)の相対的なインバランス量をそれぞれ予測した。モデルの学習はPythonのscikit-learnを使用し、ハイパーパラメータは経験的に表3のように設定した。

モデルの性能評価には決定係数(Coefficient of Determination, R^2)と平均二乗誤差(Mean Squared Error, MSE), 平均絶対誤差(Mean Absolute Error, MAE)の3つの指標を用いる。ランダムフォレスト学習・予測・評価のフローを図4に示す。

また、回帰に用いる各気象変数の影響を分析するため特徴重要度分析(Feature Importance Analysis)を行った。

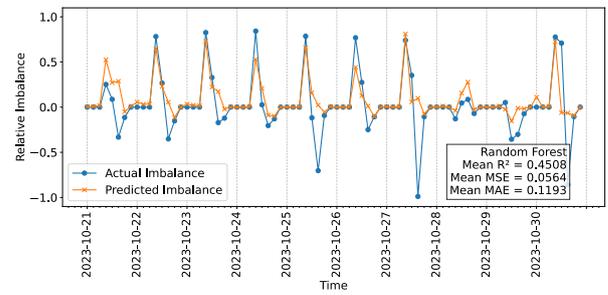


図5 2023年10月宇都宮のインバランス予測結果

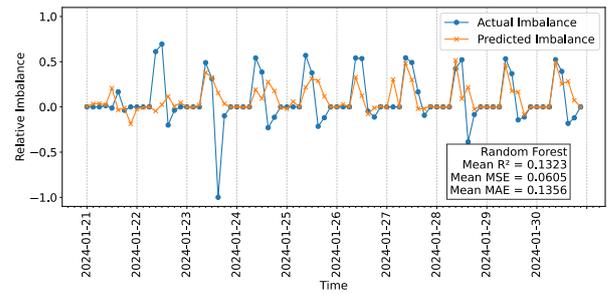


図6 2024年1月宇都宮のインバランス予測結果

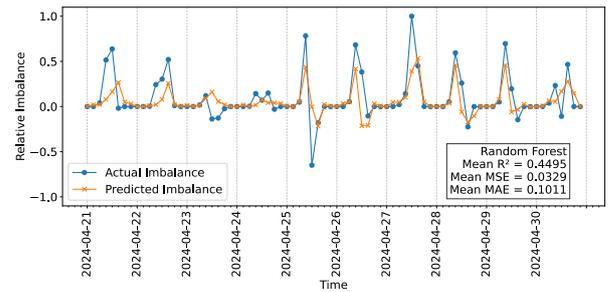


図7 2024年4月宇都宮のインバランス予測結果

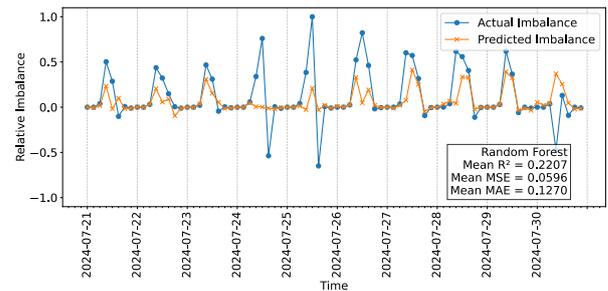


図8 2024年7月宇都宮のインバランス予測結果

3. 結果および考察

3.1 インバランス予測結果

各期間(2023年10月, 2024年1月, 2024年4月, 2024年7月)における宇都宮での相対的な太陽光発電インバランス予測結果と実際の相対的なインバランスの比較を図5から図8にそれぞれ示す。

性能評価の結果, 2023年10月の R^2 は約0.45, MSE, MAEはそれぞれ約0.06, 0.12で最も良い予測性能を示している。その次に, 2024年4月が2023年10月と似たような水準で

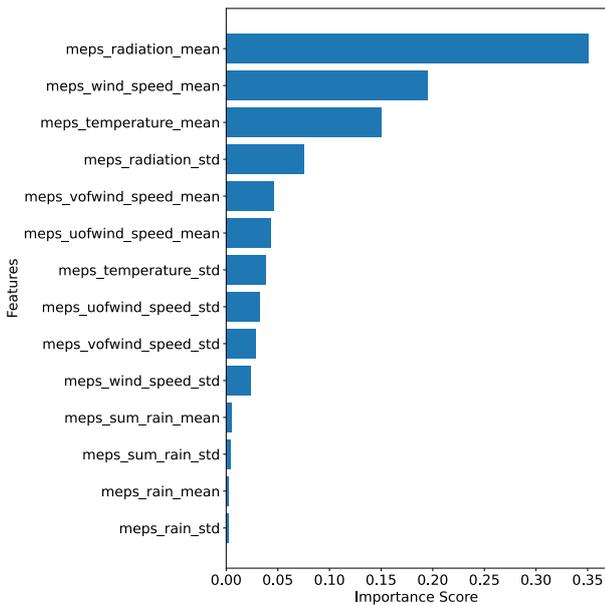


図9 2023年10月宇都宮の特徴重要度分析結果

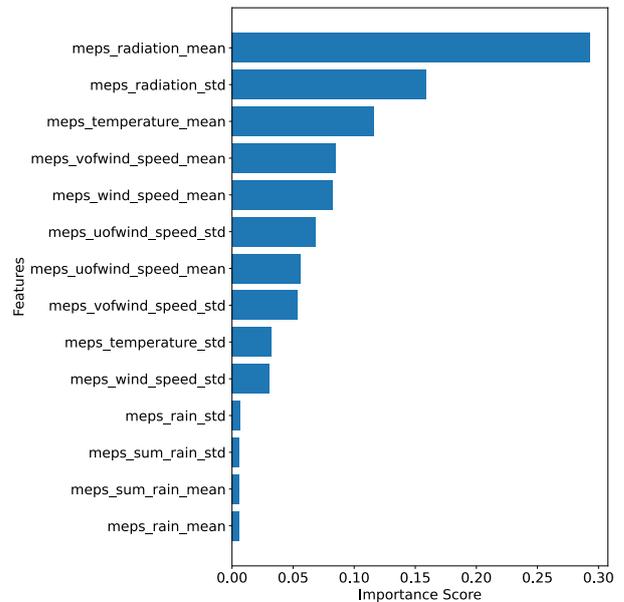


図11 2024年4月宇都宮の特徴重要度分析結果

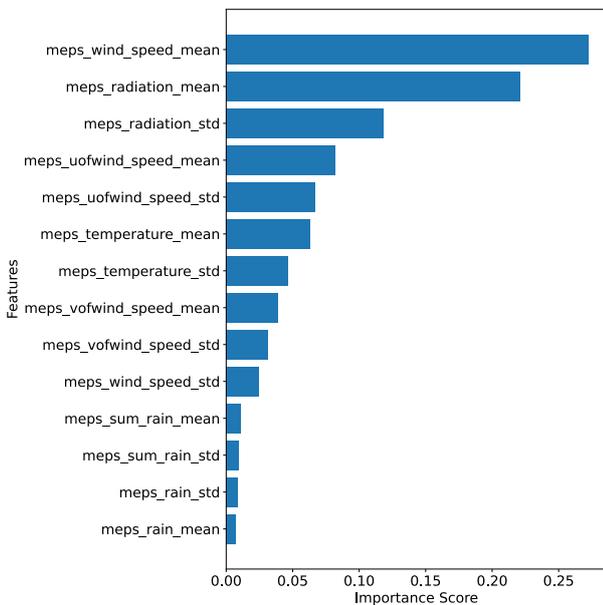


図10 2024年1月宇都宮の特徴重要度分析結果

良い性能を示している。2024年1月はR²が約0.13, MSE, MAEはそれぞれ約0.06, 0.13で、4つの期間のうち最も低い予測性能を見せた。

3.2 特徴重要度の分析

各期間(2023年10月, 2024年1月, 2024年4月, 2024年7月)における宇都宮での各気象変数の特徴重要度分析を行った結果を図9から図12にそれぞれ示す。

日射量(meps_radiation)は期間を問わず重要な変数として位置づけられた。これは、本論文でのインバランス量が日射量データを基に算出されているためと考えられる。特に2024年4月では、日射量を除く他の気象変数の影響が比較的小さかった。これは、関東地域の4月は高気圧に覆われる

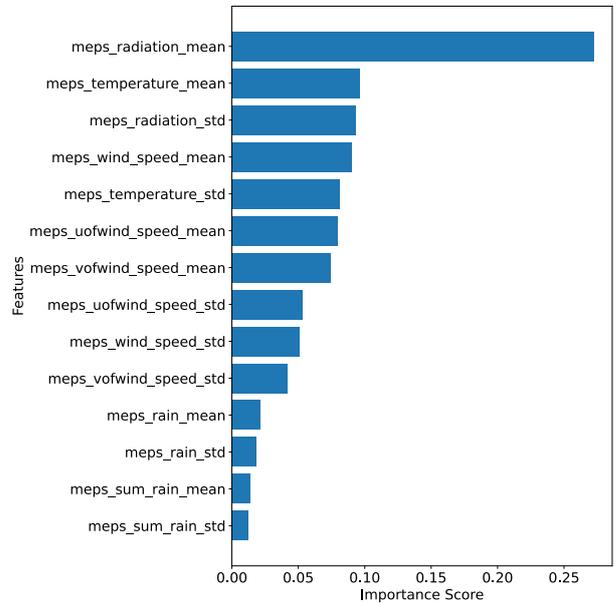


図12 2024年7月宇都宮の特徴重要度分析結果

日が多く、比較的に日照が安定であるためと推測される⁹⁾。その結果、この期間において高いインバランス予測性能が示されたと考えられる。また、2023年10月は最も高い性能を示したが、関東地域の10月は移動性高気圧に覆われてさわやかな晴天となる日が多く、日照が安定になるためだと考えられる⁹⁾。

風速(meps_wind_speed, meps_uofwind_speed, meps_vofwind_speed)や気温(meps_temperature)関連の変数は、期間によって重要度の順位に少しの違いが見られるものの、全体的に上位に位置していた。これは、風速や気温が雲の形成や移動に影響を及ぼし、それによって雲量の短期的な変動が気象予測の不確実性を引き起こし、インバランス発生に寄与した可能性があると考えられる。

特に 2024 年 1 月では、風速が日射量より特徴重要度の上位を占めている。関東地域の 1 月は基本的には安定しているが、2024 年 1 月ではシベリア高気圧とアリューシャン低気圧が作り出す前線の影響⁹⁾で曇りの日が交差的に出てきたため¹⁰⁾、雲の影響が異例的に大きかったと可能性がある。しかし、2024 年 1 月の予測性能はかなり低いため、より正確な分析のため今後の予測精度の向上が期待される。

一方、降水量(meps_rain, meps_sum_rain)関連の変数はインバランス発生への影響が小さいことが示された。これは、雨の日にはそもそも日射量が少なく、それに伴いインバランス量も比較的小さいためと考えられる。2023 年 10 月や 2024 年 4 月のような気象が安定した期間では降水量の影響は小さく、2024 年 7 月のような気候が不安定な期間ではその影響がやや大きかった⁹⁾。

4. 結論および今後の展望

本論文では、宇都宮の MEPS-GPV データ、気象庁の日射量実測値データ、さらに太陽の南中時刻観測データを組み合わせ使用し、Erbs モデルによる日射量に対応する太陽光発電量を計算した。その後、ランダムフォレスト回帰による MEPS-GPV 予測値から太陽光発電インバランスを予測するモデルを構築した。また、予測モデルの学習結果における特商重要度の分析を行った。本論文において得られた結果から、各気象変数が季節ごとに異なる重要度でインバランス量に影響を与えていることが判明し、またインバランス予測モデルの性能にも季節によるばらつきが見られることが明らかになった。

今後の展望としては、ランダムフォレスト回帰を活用する際に、特徴量として使用する気象変数の種類や数をさらに拡張することが挙げられる。また、予測モデルのハイパーパラメータを精密に最適化することで、地域や季節に関係なく、予測性能を安定的かつ高い水準で維持できることが期待される¹¹⁾。

謝辞

本研究は社会連携研究部門「電力システムイノベーションの実現」（富士電機・東京大学エネルギー総合学連携機構）において実施した。

参考文献

- 1) 資源エネルギー庁; 日本のエネルギー 2023 年度版,
https://www.enecho.meti.go.jp/about/pamphlet/pdf/energy_in_japan2023.pdf (アクセス日 2024.12.1)
- 2) 資源エネルギー庁; インバランス料金の当面の見直しについて,
[https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/den](https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/seido_kento/pdf/007_04_00.pdf)

[ryoku_gas/seido_kento/pdf/007_04_00.pdf](https://www.enecho.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/seido_kento/pdf/007_04_00.pdf) (アクセス日 2024.12.1)

- 3) 一般財団法人気象業務支援センター; メソ数値予報モデル GPV(MSM), <https://www.jmbsec.or.jp/jp/online/file/online10200.html> (アクセス日 2024.12.01)
- 4) 富士電機; G P V 気象予測プログラム機能仕様書, (2023), pp.15
- 5) 気象庁; <https://www.data.jma.go.jp/stats/etrm/index.php> (アクセス日 2024.12.1)
- 6) 国立天文台; <https://eco.mtk.nao.ac.jp/koyomi/dni/> (アクセス日 2024.12.1)
- 7) (株)気象データシステム; 日射直散分離と斜面日射の計算, (2024), pp. 6-9
- 8) 日本建築学会; 建築設計資料集成 1 環境, (1978), pp.78
- 9) 気象庁; 日本の天候の概説,
https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/kisetsu_riyou/tenkou/gaisetu.html?utm_source=chatgpt.com (アクセス日 2024.12.2)
- 10) tenki.jp; 関東・甲信地方の過去の天気,
<https://tenki.jp/past/2024/01/weather/3/>(アクセス日 2024.12.2)
- 11) Philipp Probst; Hyperparameters and Tuning Strategies for Random Forest, (2019), pp.2-6