

前日日射予報と機械学習

Day-ahead Solar Power Forecast and Machine Learning

高松尚宏^{*‡}・大竹秀明^{*}・大関 崇^{*}

1. はじめに

第 28 回締約国会議 (COP 28) において Global Renewables and Energy Efficiency Pledge¹⁾ が 123 か国の間で合意され、地球温暖化の緩和についての世界的な取り組みを更に推進することが決められた。この誓約には、2030 年までに世界の再生可能エネルギー発電設備容量を 3 倍の 11,000GW 以上に増やすという公約の宣言が含まれおり、国際エネルギー機関 (IEA) により更新された 2023 年における Net Zero Emission by 2050 (NZE) シナリオ²⁾ に留意したものとなっている。

IEA が想定する NZE シナリオでの電源容量を図 1 に示す。2023 年に更新された NZE シナリオは、太陽光発電 (PV) や風力発電のような変動性再生可能エネルギー (VRE) 発電の電力量を 2022 年の 12% から 2030 年までに 40% に増加させるとともに、

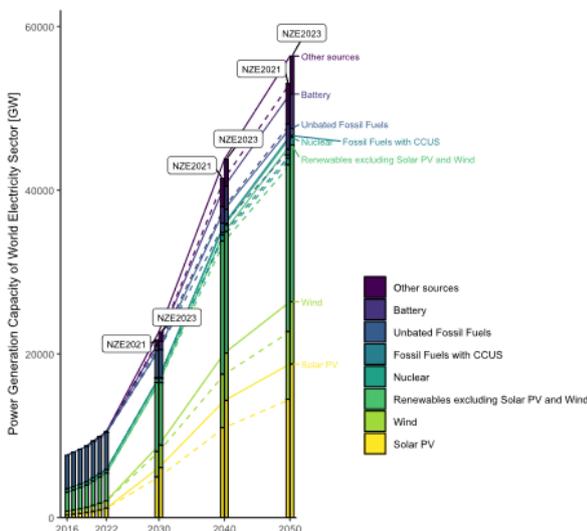


図 1 更新された NZE シナリオと電源容量 (World Energy Outlook⁷⁾ 2018 ~ 2023 を基に作成)

世界の PV 設備容量の成長量を 2030 年までに 820 GW に拡大するものとして、2021 年時点での NZE シナリオ³⁾ で想定した 630 GW から更に増加させる内容となっており、PV とバッテリー製造能力の急速な拡大とサプライチェーン制約による風力発電の拡大ペースの鈍化という 2023 年時点での世界情勢を考慮した修正がなされたものとなっている。加えて、IEA は、このシナリオの達成に向けて、VRE のシェアの増加に対応した電力システムの柔軟性向上のために 2030 年までに電力網への投資を 2 倍とする必要があるとしており⁴⁾、高い信頼性を持った電力システムの実現が将来の脱炭素化社会のために求められている。

電力システムの信頼性を向上させる方策として、例えば、エネルギー貯蔵システム (ESS) の利用、デマンドレスポンス (DR)、送電容量と系統規模の拡大、高速周波数応答 (FFR) など電力システムの柔軟性を向上させる多くの選択肢があるが、上記に加えて VRE 発電予測の高精度化もまた電力システムの信頼性向上のために重要となる。例えば、予測の高精度化により、VRE 発電の変動をより正確に考慮した計画の改善が可能になることから、電力システムにおいて、事業者の機会損失やインバランスペナルティ (Imbalance Penalty) の削減、ユニットコミットメント (Unit Commitment) の改善、予測誤差に対処する運用予備力の低減などのメリットがもたらされることとなる。

日本もまた 2050 年までのカーボンニュートラルの実現に向けて、2021 年 10 月に第 6 次エネルギー基本計画を策定するとともに、省エネルギーの推進および電力システムにおける再生可能エネルギーや VRE の利用拡大を目指すこととしている⁵⁾。その

* 産業技術総合研究所 〒 963-0298 福島県郡山市待池台 2-2-9
‡ e-mail: takamatsu.1849@aist.go.jp

なかで、2030年度までにVREの発電電力量に占める割合を19% - 21% (そのうち、PVを14% - 16%)として、総発電電力量934 TWhのうちVRE発電電力量を188.5 TWhとすることを掲げている。

2022年までの発電実績⁶⁾と2030年目標の電源構成を図2に示す。図2に示すように、近年のVRE発電電力量の増加は、2020年度から2021年度で74.4 TWh、2021年度から2022年度で64.0 TWhとなっており、2030年目標の発電電力量に到達するために、未稼働電源の稼働による増分を含め、2022年度時点から2030年までに平均で年間108.3 TWhの発電電力量の増加を達成する必要がある。

そのため、今後の更なるVREのシェア拡大に向けて、出力予測の高度化を通してVRE電源の信頼性を向上させることが求められる。特に、日本ではPV電源の発電電力量に占めるシェアが大きく、今後のVRE発電電力量増加に向けて、そのエネルギー源となる日射量の正確な予測をすることが重要となる。

2. 数値予報モデルとAIシステム

数値予報 (Numerical weather prediction; NWP) モデルとは、数値シミュレーションによって地球の大気・海洋・陸地の状態の変化を計算し予測するためのモデルである。このモデルを用いることで、世界中から収集された観測データにより推定される現在の気象からの時間発展を物理・化学法則に基づいて計算して将来の気象の予測が可能となる。具体的には、これらの物理・化学法則は非線形方程式をベースとしており、それらに対し高性能計算機を用いた安定・高精度・高速に解く近似計算を行うことで予報をおこなっている。このときに離散化などで系統的な誤差が発生することがあるが、統計的な補正を

実施することでこの誤差を抑制することが可能となる。

上述したように、NWPは、観測データの収集と前処理、データ同化、予測計算、後処理のプロセスで実行されているとみなすことができ、これらの処理の一部をAIシステムで代替することが1950年代から検討されてきていた (近年を含めたAIと気象学との関係については、de Burgh-Dayのレビュー文献⁸⁾や日本気象学会が主催した第57回夏季大学における関山の講義資料⁹⁾が詳しい)。しかしながら、近年のAI技術の急激な発展を背景として、機械学習をはじめとしたAIシステムの気象学分野への適用の拡大について、議論や研究の推進が活発化している。

例えば、2019年にオックスフォード大学のコーパス・クリスティー・カレッジにおいて開催されたワークショップにおいて、NWPへの機械学習モデルの適用可能性とそれらを推進するために必要なインフラストラクチャ要件についての議論が行われた¹⁰⁾。このときに整理された要件には、以下の項目が含まれている。

- FortranとPythonの各プログラムを簡単にリンクさせる標準的なメソッドの設計。
- 異なる科学グループが開発した各モデルを定性的に比較するためのベンチマーク学習データセットの開発。

これらの要件について、Fortran-Keras Bridge (FKB) パッケージ¹¹⁾、WeatherBench (WB1)¹²⁾およびWeatherBench 2 (WB2)¹³⁾、ClimateBench¹⁴⁾、ClimateLearn¹⁵⁾といったベンチマークが作成されるなど、NWPを対象としたAIシステム開発のための環境整備が現在までに着実に進められている。

各国の気象機関もまたNWPへのAIシステムの活用について意欲を見せる。米国では、2020年国家人工知能イニシアチブ法の可決を受けて、アメリカ海洋大気庁 (NOAA) の下で2021年にNOAA Center for Artificial Intelligence (NCAI)が設立され、気象研究へのAI技術の適用が推進されている。イギリス気象庁 (UKMO) は、2022年にデータサイエンスにより気象学の先端領域を拓くための指針とするフレームワーク¹⁶⁾を公開するとともに、2023年に新たにアラン・チューリング研究所との協力のもとAI for Numerical Weather Prediction (AI4NWP) プログラム¹⁷⁾を立ち上げ、データ駆動型の気象予報の開発を推進している。欧州中期予報センター (ECMWF) は、2021年にMachine learning at ECMWF: A roadmap for the next 10 years¹⁸⁾と

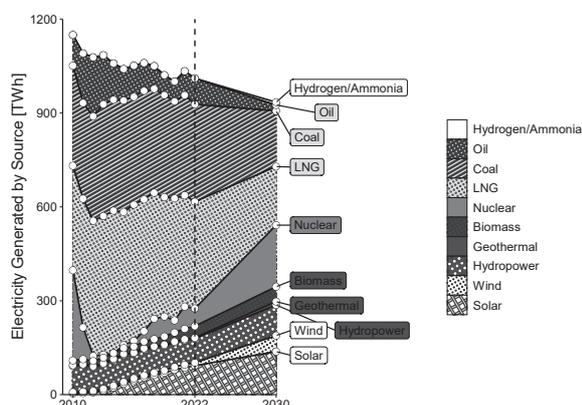


図2 日本国内の発電実績と2030年目標(第6次エネルギー基本計画)の電源構成

してNWPへのAIの応用について10年後のビジョンの明確化とマイルストーンの整理を行うとともに、2024年にはデータ駆動型の予報システム Artificial Intelligence Forecasting System (AIFS)¹⁹⁾の公開を行っている。日本では、気象庁と理化学研究所 革新知能統合研究センター（理研AIPセンター）により2019年から2023年の期間に共同研究として「AI技術の導入による気象観測・予測技術の高度化に向けた研究」²⁰⁾が実施され、この取り組みにおいて以下の成果報告がなされている。

- (1) 気象観測データの品質管理及び面的解析手法のAIによる高度化。
- (2) AIを用いた水蒸気ライダーデータ品質管理手法の開発。
- (3) 「統合型ガイダンス」（仮称）の開発。

各気象機関の取り組みに加え、IT企業や中国の研究機関によるAIベースのNWPモデルの開発が活発化しており、これらは機械学習ベースの気象予測（MLWP）とも呼ばれている。MLWPの代表的なモデルとして、NVIDIAのFourCastNet²¹⁾、Huawei CloudのPangu-Weather²²⁾、Google DeepMindのGraphCast²³⁾、MicrosoftのClimaX²⁴⁾、Alibaba GroupのSwinRDM²⁵⁾、復旦大学（Fudan University）のFuXi²⁶⁾、上海人工知能実験室（Shanghai Artificial Intelligence Laboratory）のFengWu²⁷⁾やExtremeCast²⁸⁾が知られており、これらは、再解析データセットであるECMWF Reanalysis v5(ERA5)を学習データとして開発された深層学習ベースの全球スケール中期予報モデルとなっている。

なお、上述したMLWPモデルの一部についてECMWFにより作成されたベータ版のインターフェースが公開されており²⁹⁾、米国の大気科学共同研究所（CIRA）とNOAA-GSL（NOAA-Global Systems Laboratory）は、このインターフェースを利用して計算した予報結果をリアルタイムでWEBサイトに公開している³⁰⁾。これらの公開データにアクセスすることで、MLWPについて、予報特性の評価や分析、物理ベース予報との比較や適用可能性の議論を行うことも可能である。

NWPモデルへのAIシステムの適用にはグラデーションがあり、完全に代替されたAIシステム（Hard AI）に加え、ハイブリッドな構成としてプロセスやその構成要素の一部を代替したモデル（Medium AI, Soft AI）に分類することができる¹⁰⁾。NWPモデルをHard AIで代替することが可能かについては、物理的一貫性や説明可能性に対する課題も含め

て議論の余地が残る。一方で、Medium AIによる後処理へのAIシステムの活用についてはその有用性が認知されている³¹⁾。

NWPモデルで計算された予報値に対する統計的補正は、決定論的予報に対してはModel Output Statistic (MOS)、複数予報であるアンサンブル予報に対してはEnsemble MOS (EMOS)と呼ばれており、従来は線形モデルによる補正が行われていたが、AIシステムを用いることでより精度の良い補正を行うことが可能となると期待されている。

3. メソスケールモデルとアンサンブル予報システム

日本では、気象庁によってNWPモデルの開発と業務予報が行われており、対象とする気象現象のスケールに応じて、以下の3つのモデルによる予報が配信されている。

- (1) 全球モデル（GSM）
- (2) メソスケールモデル（MSM）
- (3) 局地モデル（LFM）

それぞれのモデルの対象とする領域は、図3で表され、高気圧や梅雨前線などの大規模で1日以上寿命が存在する現象に対してはGSM、積乱雲や雷雨などの局所的で数時間以内の現象に対してはLFM、その中間的な領域に対してはMSMが用いられる。

これらの中で、特に前日日射予報では、領域スケールと時間分解能の観点からMSMが採用されることが多い。気象庁はMSMの継続的な改良を進めており、2020年にメソ解析（MA）にasuca-Varによる4次元変分法データ同化システムを導入することで、上層雲量の過大傾向を改善し、地上日射量の予測誤差縮小がするなどの改良がおこなわれている³²⁾。

MSMは決定論的予報として単一の予報を提供す

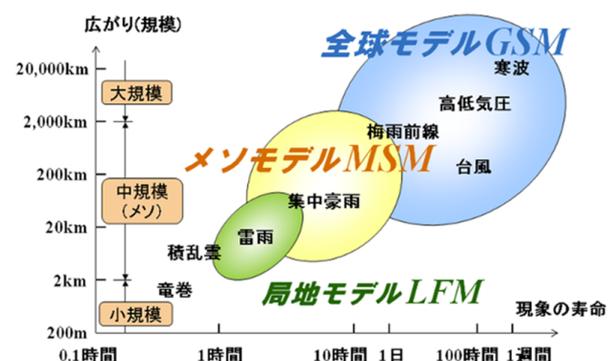


図3 気象庁の数値予報モデルが対象とする気象現象の水平及び時間スケール³⁵⁾

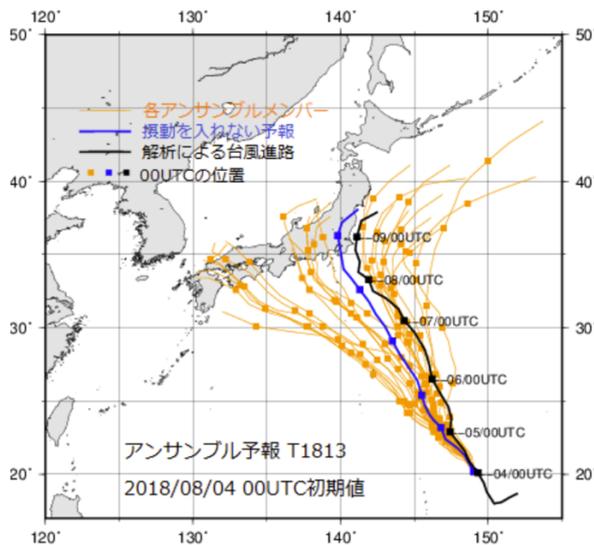


図4 台風進路のアンサンブル予報の例、2018年8月4日9時を初期値とした台風第13号の5日予報³⁶⁾。

るが、初期値や側面境界値、物理過程へ摂動を与えることによって時間発展する複数の予報を生成することができる。このような複数予報を生成するシステムは、アンサンブル予報システム (EPS) と呼ばれ、図4で示されるように、これを用いることで予報の不確実性を解析することが可能となる。特に気象庁のMSMから複数予報を生成するシステムはメソアンサンブル予報システム (meso-ensemble prediction system; MEPS) と呼ばれる。

MEPSは第10世代数値解析予報システム (NAPS10) の運用開始にともない、2018年に運用が開始され、これによりMSMの予報値が含む不確かさの確率的情報を得ることが可能となった。運用開始後も、気象庁によるMEPSの継続的な開発が行われており、2020年に特異ベクトル法 (SV法) で与えられる初期値と側面境界値摂動が改良される³²⁾ とともに、2022年にはMSMの鉛直層増強と物理過程改良にあわせた設定の更新が行われている³³⁾。また、2023年には、新たに確率的物理過程強制法 (SPPT法) による摂動を物理過程に導入するとともに、より適切な信頼区間を表現するために初期摂動の振幅の調整が行われる³⁴⁾ など改良がすすめられている。

4. 電力市場と前日日射予報

日本の電力市場で取引される電力に関して、経済産業省 資源エネルギー庁は電源の価値と対応する市場の関係を図5として整理している。電力システムの安定運用のためには需給を常に一致させる必要

電源等の価値*	取引される価値 (商品)	取引される市場
電力量 【kWh価値】	実際に発電された電気	卸電力市場 (スポット、バースロード市場等)
容量 (供給力) 【kW価値】	発電することが出来る能力	容量市場
調整力 【ΔkW価値】	短時間で需給調整できる能力	調整力公募 →需給調整市場
その他 【環境価値**】	非化石電源で発電された電気 に付随する環境価値	非化石価値取引市場

(*) 上図は電源を想定して記載しているが、ネガワット等は需要制御によって同等の価値を生み出すことが可能。また、一つの市場において、複数の価値を取り扱う場合も考えられる。
(**) 環境価値は非化石価値に加えて、それに付随する様々な価値を包含した価値を指す。

図5 日本の電力市場で取引される価値³⁷⁾

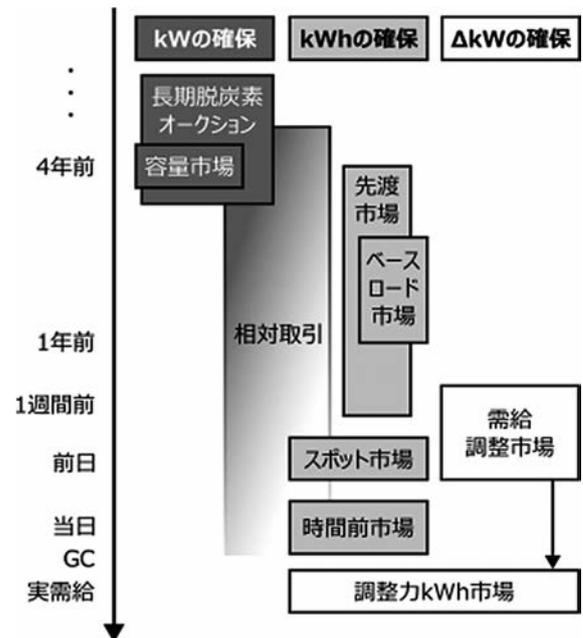


図6 現行の電力市場の全体像 (資源エネルギー庁の資料³⁸⁾を基に作成)

があることから、実際に発電される電力に当たる kWh 価値に加えて、トラブル対応分を含む供給能力が市場価値 (kW 価値, ΔkW 価値) を持つものと考えられる。そのため、これらの価値を市場で取引可能とすることを企図した形で電力市場の設計がなされている。

2024年6月時点での現行制度における卸電力市場と容量市場、需給調整市場と取引における時間スケールの対応関係を図6として示す。として表す。現行の制度において、小売事業者は日本卸電力取引所 (JEPX) が運営する卸売市場や事業者間の相対取引 (または電力先物取引) によって発電電力量の調達 (kWh の確保) を行うとともに、電力広域的運営推進機関 (OCCTO) が長期・短期で必要となる発電容量の調達 (kW の確保, ΔkW の確保) を容量市場や需給調整市場から行うこととなっている。

各市場は、取引対象とする価値に加え、電力需給における時間断面に対応するように区分けされている。特に kWh 価値を取引する市場では、前日を対象とするスポット市場、実需給の30分前までの短時間を対象とする時間前市場、週間～年間の取引を対象とする先渡市場などに分かれている。その中でも、スポット市場での取引が主要となっている。図7に販売電力量に対するJEPXの各市場の約定総量を示す。図7に示されるように、グロス・ビディングの休止（2023年10月以降）により取引量が低下しているものの、直近の2024年4月時点でスポット市場の約定総量は販売電力量の29.8%（時間前市場0.98%、ベースロード市場0.82%）を占めている形となる。言い換えると、スポット市場の入札を受け付ける前日08:30～10:00の間に販売電力量の約30%が取引されていることになる。

各市場が対象とするタイムスケールが異なるように、日射予測もまた各手法が得意とするタイムスケールが異なる。図8に日射予測の手法とそれぞれが対象とする時間領域の関係を示す。日射予測は、大別すると、地上観測ベースの手法、衛星観測ベースの手法、NWPベースの手法に分けられ、6時間先以降の予測であれば、一般的にNWPベースの手法が優位であるとされている。そのため、現在の電力市場の取引状況と対応する形で、前日日射予測としてNWPをベースとした予測が選択されることになる。

また、実需給の前日において、kWh価値の取引だけでなく、再生可能エネルギー予測誤差の対応分（FITインバランス対応分）に相当する調整力（Δ

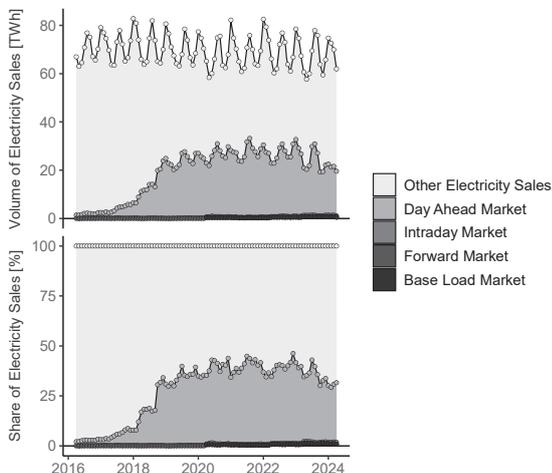


図7 電気事業者の販売電力量と電力市場の約定総量（JEPX市場情報³⁹⁾と電力調査統計⁴⁰⁾から作成）

kWh価値)である三次調整力②(三次②)の取引がなされている。図9に需給調整市場の取引スケジュールを示す。図9に表されるように、三次②の入札は実需給の前日14:00に締め切られることから、系統運用者はその時点での予測に基づいて調達量を決定することになる。このとき、調達量と系統の信頼性にはトレードオフが生じ、調達量が多いほど系統信頼性は高まる一方で最終的に需要家が負担するコストが増大する。

そのため、前日の入札以前の段階での日射予測には以下の2点が求められることになる。

- (1) 平均的な予報精度の向上
- (2) 万一の予報大外しの抑制

NWPモデルの改良やEPSの利用とともに、機械学習による後処理の高度化によって、これらを両立するような前日日射予測を行うことが、電力市場の安定化やコスト抑制の面から重要となる。

5. 前日日射予測の改善と機械学習

NWPモデルでは、計算に用いる初期条件や物理モデル、地形の影響や格子間隔の広さなどに起因して系統的な誤差が発生する。この誤差を抑制するた

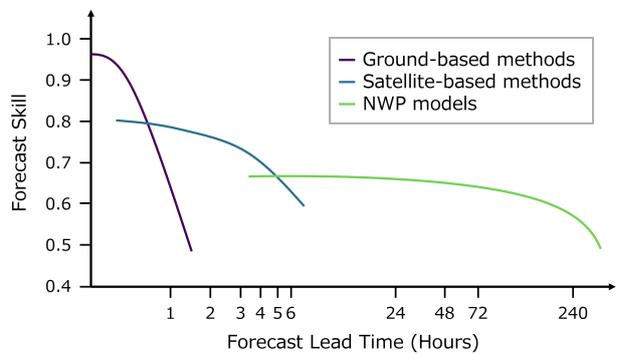


図8 日射予測の精度とリードタイムの関係（M.Diallo²⁰¹⁸⁴¹⁾を基に作成）

商品	実需給 前週				実需給 前日				～	実需給 当日
	火曜日		木曜日		毎日				毎日	GC 実需給
	14時	15時	-	-	12時	14時	15時	17時	～	
イベント	一次～三次①入札	一次～三次①約定			翌日計画締切	三次②入札	三次②約定	時間前市場開場		
一次 二次①	調達	市場外調達					余力活用契約			調整力発動
二次② 三次①	調達	市場外調達	追加調達 要否判断	必要	追加調達	追加調達	追加調達	余力活用契約		調整力発動
三次②			追加調達 要否判断	必要	追加調達 (時間前)	追加調達	追加調達	余力活用契約		調整力発動

※ 三次②の追加調達判断のタイミングや間隔等については別途検討

図9 需給調整市場の取引スケジュール（2024年～2025年）⁴²⁾

めの方針として、以下のアプローチを採用することができる。

- (1) NWP モデルの改良
- (2) EPS により生成される複数予報の利用
- (3) 機械学習による統計的な補正

上述した (1) について、物理過程などの改良に加えて、データ同化を適切に行うことでモデルの表現力を向上させることが可能である。データ同化によって日射予報が改善した事例として、衛星観測データの雲量を物理モデルのパラメータ調整に用いることで日射の過大予報が改善したことが、Mathiesen らによって報告されている⁴³⁾。

一方、(2)、(3) は、確率・統計的な面からの改良に相当しており、(1) の決定論的なアプローチとは異なるものとなる。

適切な摂動によって生成された複数予報に対して確率的な期待値をとることで、ベースとなる単一の NWP モデルからの予測より高い精度の予報を得ることが可能であり^{44) 45)}、EPS はそのような複数予報による確率情報を提供することができる。例えば、Yang と Kleissl の文献⁴⁶⁾ では、ECMWF EPS について Surface Radiation Budget (SURFRAD) ネットワーク^{47) 48)} の 7 地点 (BON, DRA, FPK, GWN, PSU, SXF, TBL) で観測された地表面日射と比較を行っており、複数予報の平均値とコントロールメンバー (ベース予報) を比較すると、平方根平均二乗誤差 (RMSE) において 1.9 % から 9.3 % の改善がなされている。

EPS は、初期条件などの不確実性から NWP の確率情報を数値計算から導くという意味で、いわば演繹的なアプローチを含んでいる一方、機械学習モデルは NWP を事後的に補正する帰納的なアプローチとなる。そのため、このアプローチは、データの少ない事例を苦手とする一方で、データが豊富に存在するような系統的な誤差の補正を得意としている。

機械学習による NWP の補正の効果は、対象となる数値予報などのデータセットの特徴に依存するため一概に述べることは困難であるが、Verbois らは、SURFRAD の 7 地点の地表面日射を対象として北アメリカメソスケール予報 (NAM) を 8 種類の機械学習モデルで補正した結果を報告しており、それによれば機械学習モデルによる後処理によって RMSE で 10 % から 30 % の改善が得られた結果となっている⁴⁹⁾。

前日日射予報をはじめとした日射予報への機械学習モデルの適用については、Benavides Cesar らの

レビュー文献⁵⁰⁾などに詳しい。過去の研究において、これまで、ニューラルネットワーク (NN)、サポートベクターマシン (SVM)、ランダムフォレスト (RF)、勾配ブースティング決定木 (GBDT) など、様々な機械学習モデルについて、前日日射予報の後処理への適用が検討されてきた。

前日日射予報の後処理として、どのモデルが最も優れているかについて答えを得ることは難しいが、いくつかの文献において、機械学習モデルの性能比較が行われている。Verbois らの比較⁴⁹⁾では SVM が MAE スコアの観点で最も優れていた結果となっており、Nematchoua ら⁵¹⁾も同様に SVM が最も優れているとしている。一方で、Markovics と Mayer の文献⁵²⁾では、SVM のようなカーネル回帰が精度改善の面で優れているとしつつ、計算時間の観点から多層パーセプトロン (MLP) の利用が推奨されると述べられている。

SVM は、学習データのサンプル数や説明変数の次元数が限られている場合でも、比較的安定して精度の良い予測結果が得られやすいことから、これらの文献で優れた結果を示したものと考えられる。一方で、説明変数の次元が大きいデータセットの学習を SVM は不得手とすることから、そのようなデータセットでは RF や GBDT を用いる方が望ましく、SVM をそのまま適用する事が常に最良の結果を与えるとは限らないため、注意が必要である。

単一の機械学習の利用のみならず、複数の機械学習モデルを併用することで、より高い精度の前日日射予報を実現することができる。Ghimire らは深層学習モデルのひとつである畳み込みニューラルネットワーク (CNN) と extreme gradient boost with random forest (XGBoost) を組み合わせることで予報の平均精度を向上させるとともに誤差分布の裾野を抑制することに成功している⁵³⁾。また、Ofori-Ntow らは、4 種類の機械学習モデルを組み合わせた予報モデルについて検討を行っており、それらを組み合わせることで、それぞれのモデルを単体で用いたものより優れた性能を持つモデルが構成できることを報告している⁵⁴⁾。

EPS による複数予報に対しても機械学習による後処理を用いることができる。このような事例として、例えば、Rasp と Lerch は EPS へニューラルネットワークを適用し、確率予報のスコアである Continuous Ranked Probability Score (CRPS) について、地上 2m 気温の確率予報について処理前の ECMWF EPS に対し 28 % ~ 32 % 改善した結果を得

ている。⁵⁵⁾ また、Massidda と Marrocu は、ECMWF EPS の複数予報と ECMWF Integrated Forecast System (IFS) の予報を入力として GBDT による分位点回帰を適用し、前日 PV 発電電力量予報において、CRPS で元の ECMWF EPS のスコアから 11% 改善した確率予報を得ている⁵⁶⁾。

一般的な EPS による確率予報の後処理では確率分布の妥当性を評価の対象としており、CRPS などの指標を用いて評価されることが多い。確率予報の後処理についての考え方を整理したものとしては、Schefzik の文献が詳しい⁵⁷⁾。

しかしながら、アプリケーションに近いユースケースとして、例えば、電力系統での計画値を決定論的に求める運用を想定した時、このプロセスは、予報が持つ確率分布の情報から単一の最適化値を決定するものとみなすことができる。このような運用においては、EPS の複数予報を入力として直接的に決定論的な予報を出力する形で、機械学習モデルを以下のプロセスの代替として用いることも考えられる。

- (1) 確率予報の補正
- (2) 確率予報からの最良推定値の決定

このような直接的な予報モデルとして、例えば、森らは、MEPS による複数予報を入力として Auto Encoder (AE) による特徴抽出と NN による回帰を組み合わせた予報モデルを構成して東京電力エリア PV 発電電力量の前日予報を行い、東京電力の配信する前日エリア予報と同程度の RMSE を保ちながら最大絶対値誤差を過大側で約 17%、過小側で約 4% 改善した結果を報告している⁵⁸⁾。

EPS による複数予報と機械学習モデルを組み合わせることで、前日日射予報を平均精度の向上と大外しリスクの抑制の両面から改良することが期待できることから、アンサンブル予報のような確率情報を利用した機械学習モデルを使った前日日射予報に関して、更なる研究の進展が望まれる。

7. おわりに

本稿では、近年の脱炭素化の世界的な動きとともに、AI と日射予報の技術的な進展、気象庁予報モデル、電力市場の中での前日日射予報の位置付け、および前日日射予報と機械学習について、概観した。

本稿が、この分野の新たな研究者の参考になれば幸いである。

参考文献

- 1) COP28 UAE, "GLOBAL RENEWABLES AND ENERGY EFFICIENCY PLEDGE," December 2023. (Online). Available : <https://www.cop28.com/en/global-renewables-and-energy-efficiency-pledge>. (Accessed August 14 2024).
- 2) International Energy Agency, "Net Zero Roadmap: A Global Pathway to Keep the 1.5°C Goal in Reach," September 2023. (Online). Available : <https://www.iea.org/reports/net-zero-roadmap-a-global-pathway-to-keep-the-15-0c-goal-in-reach>. (Accessed August 14 2024).
- 3) International Energy Agency, "Net Zero by 2050," May 2021. (Online). Available : <https://www.iea.org/reports/net-zero-by-2050>. (Accessed August 15 2024).
- 4) International Energy Agency, "Electricity Grids and Secure Energy Transitions," October 2023. (Online). Available : <https://www.iea.org/reports/electricity-grids-and-secure-energy-transitions>. (Accessed August 15 2024).
- 5) Agency for Natural Resources and Energy, Ministry of Economy, Trade and Industry, Japan, "Strategic Energy Plan | Agency for Natural Resources and Energy," October 2021. (Online). Available : https://www.enecho.meti.go.jp/en/category/others/basic_plan/. (Accessed August 15 2024).
- 6) 経済産業省 資源エネルギー庁, "総合エネルギー統計 | 資源エネルギー庁," April 15 2024. (オンライン). Available : https://www.enecho.meti.go.jp/statistics/total_energy/. (アクセス日 : August 8 2024).
- 7) International Energy Agency, "World Energy Outlook 2023," October 2023. (オンライン). Available : <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>. (アクセス日 : August 28 2024).
- 8) C. O. de Burgh-Day and T. Leeuwenburg, "Machine learning for numerical weather and climate modelling : a review," *Geoscientific Model Development*, vol. 16, no. 22, pp. 6433-6477, November 14 2023.
- 9) 関山剛, "大気科学における AI の利用方法," 5 August 2023. (オンライン). Available : <https://>

- www.metsoc.jp/default/wp-content/uploads/2023/08/SS2023_01.pdf. (アクセス日 : August 21 2024).
- 10) M. Chantry, H. Christensen, P. Dueben and T. Palmer, "2021 Opportunities and challenges for machine learning in weather and climate modelling : hard, medium and soft AI," *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 379, no. 2194, p. 20200083, 2021.
 - 11) J. a. P. M. Ott, N. Best, E. Linstead, M. Curcic and P. Baldi, "A fortran-keras deep learning bridge for scientific computing," *Scientific Programming*, vol. 2020, no. 1, p. 8888811, 2020.
 - 12) S. Rasp, P. D. Dueben, S. Scher, J. A. Weyn, S. Mouatadid and N. Thuerey, "WeatherBench : a benchmark data set for data-driven weather forecasting," *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, vol. 12, no. 11, p. e2020MS002203, 2020.
 - 13) S. Rasp, S. Hoyer, A. Merose, I. Langmore, P. Battaglia, T. Russell, A. Sanchez-Gonzalez, V. Yang, R. Carver, S. Agrawal, M. Chantry, Z. B. Bouallegue, P. Dueben, C. Bromberg, J. Sisk, L. Barrington, A. Bell and F. Sha, "WeatherBench 2 : A benchmark for the next generation of data-driven global weather models," *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, vol. 16, no. 6, p. e2023MS004019, 2024.
 - 14) D. Watson - Parris, Y. Rao, D. Olivie, Ø. Seland, P. Nowack, G. Camps - Valls, P. Stier, S. Bouabid, M. Dewey and E. Fons, "ClimateBench v1. 0 : A benchmark for data-driven climate projections," *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, vol. 14, no. 10, p. e2021MS002954, September 15 2022.
 - 15) T. Nguyen, J. Jewik, H. Bansal, P. Sharma and A. Grover, "Climatelearn : Benchmarking machine learning for weather and climate modeling," *arXiv preprint arXiv : 2307.01909*, July 4 2024.
 - 16) Met Office, "Embedding machine learning and artificial intelligence in weather and climate science and services : a framework for data science in the Met Office (2022-2027)," July 2022. (Online). Available : <https://www.metoffice.gov.uk/binaries/content/assets/metofficegovuk/pdf/research/foundation-science/data-science-framework-2022-2027.pdf>. (Accessed August 8 2024).
 - 17) The Alan Turing Institute, "AI for Numerical Weather Prediction (NWP) : AI4NWP," (Online). Available : <https://www.turing.ac.uk/research/research-projects/ai-numerical-weather-prediction-nwp-ai4nwp>. (Accessed August 22 2024).
 - 18) P. Düben, U. Modigliani, A. Geer, S. Siemen, F. Pappenberger, P. Bauer, A. Brown, M. Palkovic, B. Raoult, N. Wedi and V. Baousis, "Machine learning at ECMWF : A roadmap for the next 10 years," January 2021. (Online). Available : <https://www.ecmwf.int/en/elibrary/81207-machine-learning-ecmwf-roadmap-next-10-years>. (Accessed August 8 2024).
 - 19) S. Lang, M. Alexe, M. Chantry, J. Dramsch, F. Pinault, B. Raoult, M. C. A. Clare, C. Lessig, M. Maier-Gerber, L. Magnusson, Z. B. Bouallègue, A. P. Nemesio, P. D. Dueben, A. Brown, F. Pappenberger and F. Rabier, "AIFS-ECMWF's data-driven forecasting system," *arXiv preprint arXiv : 2406.01465*, 2024.
 - 20) 気象庁, "気象観測・予測へのAI技術の活用に向けた共同研究の成果について," 30 June 2023. (オンライン). Available : https://www.jma.go.jp/jma/press/2306/30b/20230630_ai.pdf. (アクセス日 : August 8 2024).
 - 21) J. Pathak, S. Subramanian, P. Harrington, S. Raja, A. Chattopadhyay, M. Mardani, T. Kurth, D. Hall, Z. Li, K. Azizzadenesheli, P. Hassanzadeh, K. Kashinath and A. Anandkumar, "FourCastNet : A Global Data-driven High-resolution Weather Model using Adaptive Fourier Neural Operators," *arXiv preprint arXiv : 2202.11214*, February 22 2022.
 - 22) K. Bi, L. Xie, H. Zhang, X. Chen, X. Gu and Q. Tian, "Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks," *Nature*, vol. 619, no. 7970, pp. 533-538, July 5 2023.
 - 23) R. Lam, A. Sanchez-Gonzalez, M. Willson, P. Wirnsberger, M. Fortunato, F. Alet, S. Ravuri, T. Ewalds, Z. Eaton-Rosen, W. Hu, A. Merose, S. Hoyer, G. Holland, O. Vinyals, J. Stott, A. Pritzel,

- S. Mohamed and P. Battaglia, "Learning skillful medium-range global weather forecasting," *Science*, vol. 382, no. 6677, pp. 1416-1421, November 14 2023.
- 24) T. Nguyen, J. Brandstetter, A. Kapoor, J. K. Gupta and A. Grover, "ClimaX : A foundation model for weather and climate," *arXiv preprint arXiv : 2301.10343*, January 24 2023.
- 25) L. Chen, F. Du, Y. Hu, F. Wang and Z. Wang, "SwinRDM : Integrate SwinRNN with Diffusion Model towards High-Resolution and High-Quality Weather Forecasting," *arxiv preprint arXiv : 2306.03110*, June 5 2023.
- 26) L. Chen, X. Zhong, F. Zhang, Y. Cheng, Y. Xu, Y. Qi and H. Li, "FuXi : A cascade machine learning forecasting system for 15-day global weather forecast," *npj Climate and Atmospheric Science*, vol. 6, no. 1, p. 190, November 16 2023.
- 27) K. Chen, T. Han, J. Gong, L. Bai, F. Ling, J.-J. Luo, X. Chen, L. Ma, T. Zhang, R. Su, Y. Ci, B. Li, X. Yang and W. Ouyang, "Fengwu : Pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead," *arXiv preprint arXiv : 2304.02948*, 2023.
- 28) W. Xu, K. Chen, T. Han, H. Chen, W. Ouyang and L. Bai, "Extremecast : Boosting extreme value prediction for global weather forecast," *arXiv preprint arXiv : 2402.01295*, August 16 2024.
- 29) ECMWF, "GitHub - ecmwf-lab/ai-models," 2 July 2024. (Online). Available : <https://github.com/ecmwf-lab/ai-models>. (Accessed August 9 2024).
- 30) CIRA, "Real-time visualizations for purely AI-based weather models," (Online). Available : <https://www.cira.colostate.edu/ml/ai4nwp/>. (Accessed August 9 2024).
- 31) S. E. Haupt, W. Chapman, S. V. Adams, C. Kirkwood, J. S. Hosking, N. H. Robinson, S. Lerch and A. C. Subramanian, "Towards implementing artificial intelligence post-processing in weather and climate : Proposed actions from the Oxford 2019 workshop," *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 379, no. 2194, p. 20200091, February 15 2021.
- 32) 気象庁, "令和2年(2020年)数値予報開発センター年報," 3 2021. (オンライン). Available : https://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/npdc/r02/npdc_annual_report_r02.pdf. (アクセス日 : August 21 2024).
- 33) 気象庁, "令和4年(2022年)数値予報開発センター年報," 3 2023. (オンライン). Available : https://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/npdc/r04/npdc_annual_report_r04.pdf. (アクセス日 : August 21 2024).
- 34) 気象庁, "令和5年(2023年)数値予報開発センター年報," 3 2024. (オンライン). Available : https://www.jma.go.jp/jma/kishou/books/npdc/r04/npdc_annual_report_r05.pdf. (アクセス日 : August 21 2024).
- 35) 気象庁, "気象に関する数値予報モデルの種類," (オンライン). Available : <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/whitep/1-3-4.html>. (アクセス日 : August 21 2024).
- 36) 気象庁, "アンサンブル予報," (オンライン). Available : <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/know/whitep/1-3-8.html>. (アクセス日 : August 22 2024).
- 37) 経済産業省 資源エネルギー庁, "電力システムを取り巻く現状," 22 1 2024. (オンライン). Available : https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/pdf/069_03_00.pdf. (アクセス日 : August 21 2024).
- 38) 経済産業省 資源エネルギー庁, "「同時市場の在り方等に関する検討会」の中間報告について," June 24 2024. (オンライン). Available : https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/pdf/077_03_00.pdf. (アクセス日 : August 22 2024).
- 39) 日本卸電力取引所, "市場情報," (オンライン). Available : <https://www.jepx.jp/>. (アクセス日 : August 27 2024).
- 40) 経済産業省 資源エネルギー庁, "電力調査統計," (オンライン). Available : https://www.enecho.meti.go.jp/statistics/electric_power/ep002/. (アクセス日 : August 27 2024).
- 41) M. Diallo, "Solar irradiance forecast and assesment in the intertropical zone," PhD Thesis. Electric power. Université de Guyane, 2018.

- 42) 電力広域的運営推進機関, “需給調整市場取引の全体像と未達時の対応について,” 17 August 2023. (オンライン). Available : https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/jukyuchousei/2023/files/jukyu_shijyo_41_02.pdf. (アクセス日: August 27 2024).
- 43) P. Mathiesen, C. Collier and J. Kleissl, “A high-resolution, cloud-assimilating numerical weather prediction model for solar irradiance forecasting,” *Solar Energy*, vol. 92, pp. 47-61, 2013.
- 44) E. S. Epstein, “Stochastic dynamic prediction,” *Tellus*, vol. 21, no. 6, pp. 739-759, 1969.
- 45) C. E. Leith, “Theoretical skill of Monte Carlo forecasts,” *Monthly weather review*, vol. 102, no. 6, pp. 409-418, 1974.
- 46) D. Yang and J. Kleissl, “Summarizing ensemble NWP forecasts for grid operators: Consistency, elicibility, and economic value,” *International Journal of Forecasting*, vol. 39, no. 4, pp. 1640-1654, 2023.
- 47) J. A. Augustine, J. J. DeLuisi and C. N. Long, “SURFRAD-A national surface radiation budget network for atmospheric research,” *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 81, no. 10, pp. 2341-2358, 2000.
- 48) J. A. Augustine, G. B. Hodges, C. R. Cornwall, J. J. Michalsky and C. I. Medina, “An update on SURFRAD—The GCOS surface radiation budget network for the continental United States,” *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, vol. 22, no. 10, pp. 1460-1472, 2005.
- 49) H. Verbois, Y.-M. Saint-Drenan, A. Thiery and P. Blanc, “Statistical learning for NWP post-processing: A benchmark for solar irradiance forecasting,” *Solar Energy*, vol. 238, pp. 132-149, 2022.
- 50) L. Benavides Cesar, R. Amaro e Silva, M. Á. Manso Callejo and C.-I. Cira, “Review on spatio-temporal solar forecasting methods driven by in situ measurements or their combination with satellite and numerical weather prediction (NWP) estimates,” *Energies*, vol. 15, no. 12, p. 4341, 2022.
- 51) M. K. Nematchoua, J. A. Orosa and M. Afaifia, “Prediction of daily global solar radiation and air temperature using six machine learning algorithms; a case of 27 European countries,” *Ecological Informatics*, vol. 69, p. 101643, 2022.
- 52) D. a. M. M. J. Markovics, “Comparison of machine learning methods for photovoltaic power forecasting based on numerical weather prediction,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 161, p. 112364, 2022.
- 53) S. Ghimire, R. C. Deo, D. Casillas-Pérez and S. Salcedo-Sanz, “Boosting solar radiation predictions with global climate models, observational predictors and hybrid deep-machine learning algorithms,” *Applied Energy*, vol. 316, p. 119063, 2022.
- 54) E. Ofori-Ntow Jnr, Y. Y. Ziggah, M. J. Rodrigues and S. Relvas, “A new long-term photovoltaic power forecasting model based on stacking generalization methodology,” *Natural Resources Research*, vol. 31, no. 3, pp. 1265-1287, 2022.
- 55) S. Rasp and S. Lerch, “Neural networks for postprocessing ensemble weather forecasts,” *Monthly Weather Review*, vol. 146, no. 11, pp. 3885-3900, 2018.
- 56) L. Massidda and M. Marrocu, “Quantile regression post-processing of weather forecast for short-term solar power probabilistic forecasting,” *Energies*, vol. 11, no. 7, p. 1763, 2018.
- 57) R. Schefzik, “Ensemble calibration with preserved correlations: unifying and comparing ensemble copula coupling and member-by-member postprocessing,” *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 143, no. 703, pp. 999-1008, 2017.
- 58) Y. Mori, S. Wakao, H. Ohtake, T. Takamatsu and T. Oozeki, “Area day-ahead photovoltaic power prediction by just-in-time modeling with meso-scale ensemble prediction system,” *Electrical Engineering in Japan*, vol. 216, no. 3, p. e23426, 2023.

著者略歴



高松 尚宏 (タカマツ タカヒロ)
慶応義塾大学理工学部システムデザイン工学科卒業。同大学院理工学研究科博士課程修了。博士 (工学)。現在、国立研究開発法人 産業技術総合研究所 福島再生可能エネルギー研究所研究員。日射予測技術の研究開発に従事。日射予測技術の研究開発に従事。



大竹 秀明 (オオタケ ヒデアキ)
弘前大学理学部地球科学科卒業。北海道大学大学院地球環境科学研究科博士後期課程修了。博士 (地球環境科学)。気象庁気象研究所入所。その後、国立研究開発法人 産業技術総合研究所入所。現在、福島再生可能エネルギー研究所主任研究員。太陽光発電出力予測の研究開発に従事。



大関 崇 (オオゼキ タカシ)
東京農工大学電気電子工学専攻博士後期課程修了。博士 (工学)。2005年国立研究開発法人 産業技術総合研究所入所。現在、福島再生可能エネルギー研究所再生可能エネルギー研究センター太陽光システムチーム 研究チーム長。太陽光発電システムの研究開発に従事。