

大気科学における AI の利用方法

関山剛（気象庁 気象研究所）

1. はじめに

昨今、人工知能（Artificial Intelligence; AI）技術の著しい進展が世の中を騒がしている。その中で深層学習などの最新 AI は大気科学（気象学・気候学・大気化学・大気環境学などの総称）の分野にも徐々に進出している。大気科学はその長い歴史の中で数値モデル計算やビッグデータ解析を活かして発展してきており、それらと AI との親和性はそもそもとても高い（後述）。また、日本の気象庁はすでに約 30 年前から初歩的な機械学習技術を利用して予報ガイダンス（後述）を作成しており、実は天気予報は AI 技術を社会利用した先駆けの一つといえる。今後は大気科学のさらに幅広い分野において、複雑かつ高機能な最新 AI 技術が使われるようになると予想される。以下、その一端を紹介する。

2. AI の種類と歴史

巷には人工知能、機械学習、深層学習などの言葉が溢れているが、正確な意味や定義はあまり知られていない。そこでまずはそれらの用語を簡単にまとめておく。前述のとおり、AI は人工知能の英語略称である。単に AI といった場合、人間が質問と回答のペアをすべて事前に教え込んだ巨大な問答集のような機械を含む。ごく初期（第 1 次 AI ブーム；1950～60 年代）の AI はこのタイプである（図 1）。

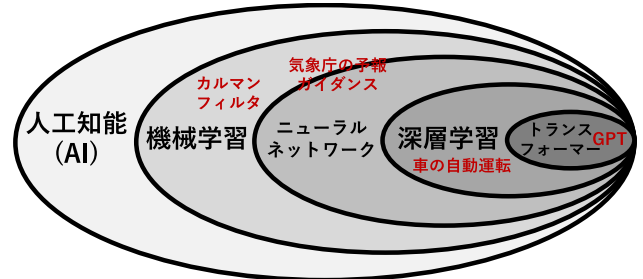


図 2. 人工知能、機械学習、深層学習などの用語の関係。

しかし世の中すべてのルール・法則・可能性を人間が把握し、それをリスト化して機械に教えることは極めて難しい。そこで大量のデータから機械が自らルールを推定して学習するタイプの AI が開発され、使われるようになった。それが機械学習である（図 2）。機械学習のアルゴリズムにも多くの種類があり、アルゴリズムによって必要とする計算機資源には雲泥の差がある。ニューラルネットワークは機械学習アルゴリズムの一種であり、神経細胞の仕組みを模倣して開発された（図 2）。

ニューラルネットワークは 1960～70 年代にはすでに理論的には登場していたが、実装の技術難度が高かったため、1980 年代になってようやく単純な構造のニューラルネットワークが実用化されるようになった（第 2 次 AI ブーム；図 1）。気象庁が予報ガ

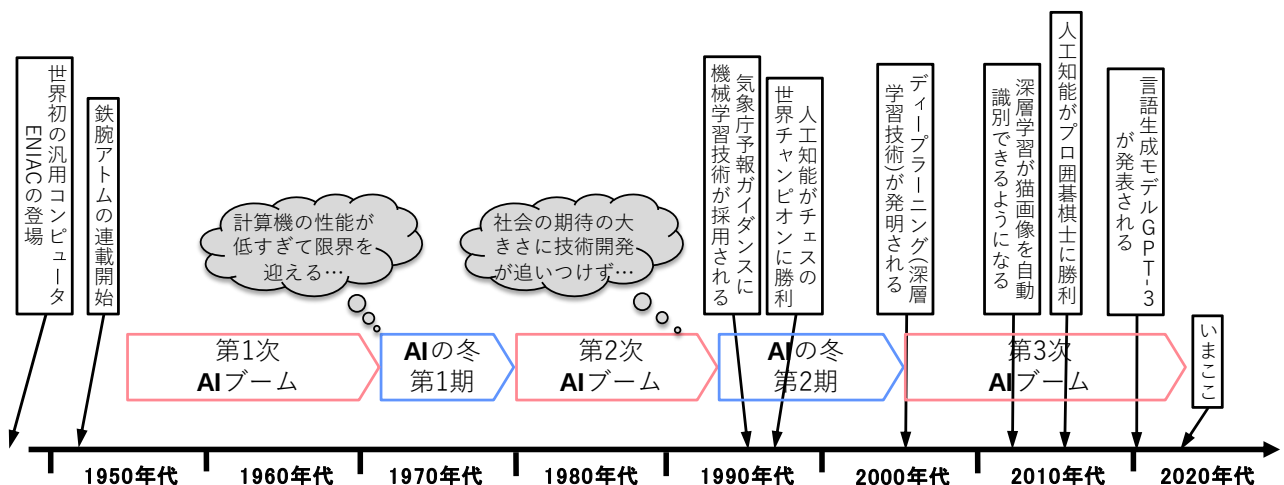


図 1. 人工知能 (AI) の歴史。概略を示す。

イダンスにニューラルネットワークを導入したのはその直後である（図 1）。

巷で有名な深層学習（Deep Learning）とは深層ニューラルネットワークを使った学習技術のことであり、深層ニューラルネットワークとは単層のニューラルネットワークを何層も積み重ねた構造を持つ。ニューラルネットワークを深く積み重ねる技術が発明され、広く知られるようになったのは 2000 年代後半のことであり、そこから第 3 次 AI ブームが始まったといわれる（図 1）。

人間に匹敵する画像認識能力を示し、囲碁や将棋でプロ棋士に勝つようになった AI は（その大部分が）深層学習によって実現されている。そして深層学習にも様々なアルゴリズムが開発されており、目的に応じて使い分けられている。大気科学でよく使われているのは畳み込みと呼ばれる深層学習アルゴリズムである。一方、最近話題の自動会話生成アプリ ChatGPT にはトランスフォーマーという名前の深層学習アルゴリズムが使われている（図 2）。

今回の講義では AI の中でも機械学習の利用例を紹介することになる。そして他分野と同じく大気科学においても深層学習が重要な役割を担うことを説明する。

3. 気象庁の予報ガイダンス

大気科学における AI の古典的利用例として、まず気象庁の予報ガイダンス（気象庁予報部数値予報課，2018）を紹介する。前述したとおり、気象庁では（1996 年以降）すでに約 30 年にわたって予報ガイダンスの作成に機械学習を使っている。予報ガイダンスは（1）数値モデルの系統誤差（主にモデル解像度に依存する地形誤差や地理的不正確性によって生じるバイアス）の修正、および（2）数値モデルが直接計算できない現象（例えば雷）の予測のために作成される防災情報である。我々が一般に目にする「天気予報」のほとんどは予報ガイダンスの情報である。

気象庁が作成している主な予報ガイダンスとその作成に使われている機械学習手法を表 1 に示す。予報ガイダンスのほとんどはカルマンフィルタ、ニューラルネットワーク、あるいはロジスティック回帰によって計算されている。これらはすべて機械学習のアルゴリズム名である。ここで使われているニューラルネットワークは第 2 次 AI ブームの頃に開発された（中間層が 1 層だけの）簡便なものであり、

深層学習ネットワークではない。しかし、1990 年代半ばにこれを現業化させた技術的先駆性は大きい。これら予報ガイダンスの機械学習では数値モデルの計算結果などを入力値として用い、観測データを目標値にすることで学習を行う。

ちなみに天気予報の技術に詳しい読者はカルマンフィルタと聞くとデータ同化を思い浮かべるかもしれない。データ同化とは数値予報の初期値を手に入れるため、限られた観測データと不完全な数値モデルの計算結果から大気全体の最も尤もらしい状態を推定する技術である。データ同化の推定精度は現代の天気予報精度を大きく左右している。

機械学習のカルマンフィルタとデータ同化のカルマンフィルタは理論的には同じものである。どちらもベイズ統計学に基づいて未知の状態や法則を推定するという共通点がある。大気科学はそもそも AI との親和性が高いと前述した理由の一つはこのような共通性である。ただし、データ同化で使われているのはアンサンブル・カルマンフィルタと呼ばれるカルマンフィルタの派生手法である（三好，2005）。

表 1. 気象庁が作成している主な予報ガイダンスと作成に使われている機械学習手法。

予報対象	使われている機械学習
平均降水量	カルマンフィルタ
降水確率	カルマンフィルタ
最大降水量	ニューラルネットワーク
降雪量	ニューラルネットワーク
気温	カルマンフィルタ
風速	カルマンフィルタ
日照率	ニューラルネットワーク
発雷確率	ロジスティック回帰
湿度（時系列）	カルマンフィルタ
湿度（日最小値）	ニューラルネットワーク
視程	カルマンフィルタ
雲量・雲底高度	ニューラルネットワーク

4. 深層学習の利用例

4. 1. パターン認識

「大気科学でよく使われているのは畳み込みと呼ばれる深層学習アルゴリズムである」と前述したが、その理由は畳み込み技術が画像処理にとっても向いているからである。大気科学データの多くは画像とし

て取り扱うことが可能であり（天気図や雨雲レーダーを想像して欲しい）、車の自動運転や医療画像の自動診断のために開発された畳み込みニューラルネットワークの技術が流用可能である。これらの技術の共通点は画像パターン認識であり、画面に何が写っているのか／それがどのようなタイプに分類可能なのかについて AI が時に人間を超える精度で判断する。

そのような画像処理技術を大気科学に利用することで、例えば以下のような作業が可能となる。

(1) ドップラーレーダーの観測画像から AI が自動で渦を検出することで突風を探知する；ドップラー信号は遠ざかる風と近づく風の区別しかできないため、渦の検出は肉眼でも難しい；この渦検出技術は気象庁と JR 東日本の共同研究で特許が取得され、JR 羽越本線/陸羽西線での突風探知にすでに活かされている（気象研究所, 2020）

(2) 水蒸気ライダーの観測画像からノイズを除去する；ノイズやバイアスの除去は観測値の前処理として極めて重要であり、気象庁と理化学研究所の共同研究が進められている（気象庁, 2023）

(3) 衛星画像から台風を中心気圧や最大風速を推定し、台風がこれから急発達するかどうかを予測する；これに関しても気象庁と理化学研究所の共同研究が進められている（気象庁, 2023）

4. 2. パターン予測

さらに、深層学習は文章や画像、あるいは何らかの数値を（過去の情報に基づいて）新たに生成することも得意である。この能力を使って未来の数値を生成させれば、それは AI による将来予測となる。そのような AI はすでに株価や売り上げの予想に使われている。また、入力のある文章に応じて別の文章を生成させる技術は外国語の自動翻訳に使われている。昨今有名になった ChatGPT も文章の自動生成の一種である。このような自動生成/予測の能力を大気科学に応用することで、例えば以下のような技術を開発することができる。

(1) AI のみを使った天気予報；現代の天気予報には物理方程式を組み込んだ数値シミュレーションモデルが使われているが、物理学を一切知らなくてもビッグデータと AI の組み合わせだけで天気予報ができる時代が来るかもしれない

(2) 数値シミュレーションモデルの補助；天気予報

計算は巨大なスーパーコンピュータを必要とするが、その物理方程式計算の一部を AI が要領よく（＝極めて短い計算時間で）肩代わりしてくれる；この技術を代理モデリングと呼ぶが、すでに世界各国で開発競争が繰り広げられている（例えば手前味噌で恐縮だが Sekiyama et al., 2023）

(3) 予報ガイダンスの高精度化；前述したとおりガイダンス作成には約 30 年前から簡易的な AI が使われているが、それを深層学習で置き換えればより使いやすく精度の高いガイダンスが作れるようになる；すでに気象庁と理化学研究所の共同研究が進められている（気象庁, 2023）

5. 大気科学と AI の未来

大気科学と AI の未来について考える上で指針となるのが欧州中期予報センター (ECMWF) の作成した 10 年先までの将来計画書である (Duben et al., 2021)。ちなみに ECMWF は全球予報精度において世界の気象機関の中で数十年来トップを守っており、その技術開発動向は日本の気象庁をはじめ各国から注目されている。

上記将来計画書によると ECMWF は

- ・2022 年以内に AI の利用を促進するための技術基盤を所内に整える
- ・2023 年以内に現業アプリケーションの一部（最低でも 5 つの技術）を AI に置き換える
- ・2024 年に AI 計算用のスパコンを調達する
- ・2025 年以内に AI による予報モデルの高速化技術（いわゆる代理モデリング）を複数事例で導入するというロードマップを（2021 年時点で）すでに描いており、AI の利用に並々ならぬ意欲を感じさせる。しかしこれらの計画はすべて前述した第 4.1 節の (2) や (3) および第 4.2 節の (2) や (3) に相当する技術である。すなわち ECMWF は AI を（我々に馴染みの深い）物理数値シミュレーションモデルによる天気予報のサポート技術として考えている。

ところが 2022 年後半から事情は急変した。幾つかの研究チームが物理数値シミュレーションモデルを使わず完全に AI（深層学習システム）だけで ECMWF を超える精度の天気予報に成功したと報告しはじめたのである。すなわち前述した第 4.2 節の (1) の技術の実現である。例えばその一つが DeepMind と Google（どちらも IT 企業 Alphabet の子会社）の開発した GraphCast という天気予報システムである (Lam et

al., 2022)。

AI が ECMWF を超えたと主張するチームはどれも旧来の気象予報機関ではなく巨大 IT 企業や中国の大学に所属していることが特徴である。彼らの主張に対して各国の気象予報機関は現在のところ沈黙しているように見える。一方で GraphCast のような深層学習には教師データが大量に必要であり、その教師データは現在のところ物理数値シミュレーションモデルから作成するしかない（モデル予報値は必要ないが予報初期値つまり解析値が必要；解析値は観測値と物理数値シミュレーションモデルからデータ同化によって作成される）。したがって AI が物理数値シミュレーションモデルを駆逐するのは現時点ではまだ不可能である。今後 ECMWF がどのように将来計画を変更するのか（あるいはしないのか）注目される。

6. おわりに

科学技術の世界では長い時間をかけて AI の利用が進んできた。現在は第 3 次 AI ブームの途上であるが、30 年以上前の第 2 次 AI ブームの頃から予報ガイダンスでは機械学習を利用してきたことは特筆すべきである。そもそも気象学をはじめとする大気科学は AI と相性が良い。なぜなら大気科学では大規模シミュレーションの利用は当たり前であり、そのシミュレーションや地球全体の観測から得られた気象データというのは大昔からビッグデータであった。AI の社会普及にはビッグデータの蓄積が必要と言われるが、気象学ではすでにビッグデータが当たり前のものである。また、天気予報に必須のデータ同化は理論的には深層学習と親戚のようなものである。

そして最新の AI 技術は気象学（大気科学）にも徐々に流用されてきている。気象学で便利に使える技術は巷の自動運転や自動翻訳で使う技術と基本的に同じである。とはいえ、気象分野での利用は未だ基礎研究段階のことが多い。将来的に有望な技術として挙げられるのは観測データの前処理と代理モデリングだろう。

近い将来、AI と従来技術の垣根は無くなるかもしれない。あるいは、従来技術だけに固執しては AI に太刀打ちできなくなり、共存を図る必要に迫られる可能性もある。しかし、AI は従来技術を駆逐するわけではない。それぞれの最も便利な使い方を

我々は臨機応変に考えていく必要があると思う。

参考文献

- Duben, P. et al., 2021: Machine learning at ECMWF: A roadmap for the next 10 years. *ECMWF Technical Memoranda*, 878, doi:10.21957/ge7ckgm.
- 気象研究所, 2020: JR 東日本と共同で AI を活用した突風探知手法に関連する特許権を取得. *お知らせ*, 気象研究所, https://www.mri-jma.go.jp/Topics/R02/021006/press_release021006.pdf
- 気象庁, 2023: 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. *気象庁報道発表資料*, 気象庁, https://www.jma.go.jp/jma/press/2306/30b/20230630_ai.pdf
- 気象庁予報部数値予報課, 2018: ガイダンスの解説. *数値予報課報告・別冊第 64 号*, 気象庁予報部, 248 pp.
- Lam, R. et al., 2022: GraphCast: Learning skillful medium-range global weather forecasting. arXiv:2212.12794.
- 三好建正, 2005: アンサンブル・カルマンフィルタ-データ同化とアンサンブル予報の接点-. *天気*, 52(2), 93-104.
- Sekiyama, T. T. et al., 2023: Surrogate Downscaling of Mesoscale Wind Fields Using Ensemble Super-Resolution Convolutional Neural Networks. *Artificial Intelligence for the Earth Systems*, 2, 1-35, doi:10.1175/AIES-D-23-0007.1