

システム思考が加速するデータ駆動科学 —核融合プラズマ研究への応用—

黒江康明¹, 三瓶明希夫², 政宗貞男³

京都工芸繊維大学・同志社大学¹, 京都工芸繊維大学², 中部大学³

1 はじめに

近年, 多種多様な大量のデータを取得, 蓄積, 処理, 利用する必要があらゆる分野で高まり, データ科学が注目されている. 一方, 「一般システム理論」や「サイバネティクス」を嚆矢とし, それなりの歴史があるシステム科学は, 最近の著しい情報科学技術の発達によりそのアプローチも変貌している [1, 2]. 本報告ではこのような流れを背景として, 著者らがこれまで提案してきたモデル内包学習をとりあげ, これがデータ同化などシステムとデータに関わる様々な問題を解決できることを示し, これの核融合プラズマ研究への応用について議論する*1.

2 モデル内包学習

実世界において, 実現したいコト, モノ (システム) あるいは解決したい問題について, まず最初にやるべきことは, それらの振る舞いを忠実に表わすモデルを構築すること, すなわちモデリングである. 人間の脳の神経回路の情報処理機能を模倣したニューラルネットワーク (以下, NN) を用いて未知なる対象の入出力データより対象のモデルを構築する学習問題は, NNの学習による未知なる対象のモデリングであると捉えることができ, その基本的な枠組みは Fig.1 のように表わされる. この図において Learning System は NN

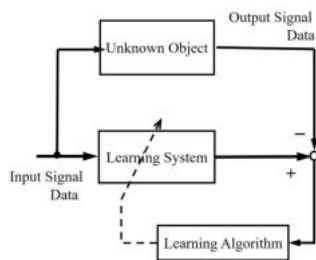


Fig. 1: Learning of Unknown Object

を想定しているが, NN でなくても学習を担えるものなら何でもよい. これらの学習法は基本的に学習の対象はほぼ完全にブラックボックスとし, 入力と出力のデータだけで学習を行う.

一方, 対象をブラックボックスとしない学習法もあり, それが著者らが提案しているモデル内包学習で, その枠組みは Fig.2 のように表わされる. Fig.1 の学習法は基本的に, 教師付き学習法で教師となる入出力データが与えられているということが前提である. と

ころが現実の問題においては, 教師データが与えられない場合も多く, また与えられたとしても非常に少ない, すなわちスパースにしか与えられない場合も多い. このような場合, 学習において特別な考慮が必要となる. その際, 対象に対する事前知識などを用いて解決することが考えられる. また, 教師データが得られる問題に対しても, 対象に対する何らかの事前知識が与えられている場合は, これらを学習に組み込むことにより, 入出力データだけでなく事前知識の情報も含めて, より忠実に対象を実現できることになる.

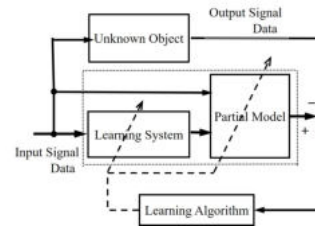


Fig. 2: Model Inclusive Learning

対象に対する事前知識をモデル化したものを, Partial Model と呼ぶことにすると, モデル内包学習は, Fig.2 に示すように, これらに未知なる対象と同じ入力信号・データ (Input Signal・Data) をあたえ, その出力が未知なる対象の出力信号・データ (Output Signal・Data) と一致するよう適当な学習アルゴリズムを用いて, Learning System の (必要ならば Partial Model の) 可調整な部分を調整することにより, 未知なる対象のモデルを構築する. 以上のようにこの枠組みは, モデルを学習ループに内包させて学習させることでモデル内包学習と呼ばれる. またこれを実現するための効率の良い学習法も開発されている. モデル内包学習の特徴は, 1. 教師信号が得られない場合にも対応できる, 2. 事前知識を有効に利用でき, 定性的・定量的に優れたモデリングを実現することができる, 3. 内挿だけでなく外挿も実現することができる, 4. もとの問題が不良設定問題である場合, それを解消できる, 5. 過学習を防ぐことができる, などが挙げられる.

3 モデル内包学習の応用とデータ同化

モデル内包学習の応用例としてたとえば, (1) 陰影画像からの物体の形状復元問題への応用 [3], (2) 動きベクトル場の推定問題への応用 [4], (3) 動き場と拡散場の同時推定問題への応用 [5], などがある. (1) は, 1 枚の画像からその画像に映っている物体の形状の復元する問題であり, 三次元の座標系 (x, y, z) を考え画像の位置を (x, y) に対応させるとその形状は z 軸方向で表され, 物体の表面の形状は非線形関数 $z = f(x, y)$ で表

*1 本報告は第 40 回プラズマ・核融合学会年会の OS 「データ駆動プラズマ科学 -インフォマティクスで発見を加速する-」での発表原稿に加筆して作成されたものである.

される。したがって形状復元問題は基本的に、この関数 $z = f(x, y)$ を再構成する問題となる。この問題は、1枚の画像の位置 (x, y) から得られるデータはその点での輝度値などで、教師信号が得られない問題である。ところがリフレクタスマップなど画像の生成モデルが知られており、これを Partial Model としてモデル内包学習を適用すると非線形関数 $z = f(x, y)$, すなわち三次元形状を復元することができる。また (2) は、二次元の動きベクトル場を未知対象としており、二次元位置を $x \in R^2$ とすると、ベクトル場は $F(x) \in R^2$ なる非線形写像であらわされ、測定点 x_i で得られるデータ $(x_i, F(x_i))$ より、場全体のベクトル $F(x)$ を推定する問題である。ここで単に NN の非線形関数の近似能力を用いて二次元非線形写像 $F(x)$ を推定することも考えられるが、一般にベクトル場は、渦無しベクトル場と湧きだしなしベクトル場の和で表されることが知られており、これを事前知識としてモデル化しモデル内包学習を適用することにより、この性質を反映したベクトル場の推定が可能となる。また (3) は、三次元動き場と拡散場の同時推定問題を扱ったもので、感染対応病室内における空気清浄効果の推定に応用されている。すなわち、感染対応病室モデルを対象に、スパースな速度・濃度の測定データから、流れ場が連続の式を満たすことに加えて、風速と汚染物質の濃度が拡散方程式で結びつけられることを事前知識として、モデル内包学習法を適用することにより、三次元空間の速度場と濃度場を同時に推定し、空気清浄化効果を確認できることが示されている。

Fig.2 のモデル内包学習の枠組みは、データ同化の枠組みにもなり得る。複雑で大規模なシステムをモデリング、推定、シミュレーションする問題などにおいて、対象の完全なモデルが得られない場合が多く、その場合はセンサーなどで得られたデータを補完させて行う方法が、気象の分野をはじめとして様々な分野でデータ同化の研究として進められている。たとえば、気象シミュレーションにおけるデータ同化においては、Fig.2 における Learning System と Partial Model をあわせたものが気象シミュレータに対応し、対象に対する未知な部分はそれらの中に含ませ学習させることにより、シミュレーション結果の補完が実現できる。

また Fig.2 の枠組みにおいては、二種類のデータ同化が考えられる。一つは「データを同化」であり、他の一つは「データに同化」である。前者は先ほど述べた気象のシミュレーションにおけるデータ同化のように、モデルの未知な部分にデータを同化させることにより、モデリングや推定を行うデータ同化である。一方、後者は対象より得られるデータに、部分的にでも既知のモデルを同化させる問題である。たとえば得られるデータだけを使って対象の入出の関数関係をフィッティングするだけでなく、何らかの対象のモデル（たと

えば基礎方程式）が分かっている場合にそれをデータに同化させて入出力関係を求めるデータ同化である。なお、先ほど紹介した3つの研究のうち、(1) は「データを同化」、(2) は「データに同化」、また (3) は両方の要素を含むデータ同化である。以上のようにモデル内包学習は、システム、モデル、データに関する様々な問題を解決することができる。

4 核融合プラズマ研究への応用事例

Fig.2 のモデル内包学習の核融合プラズマ研究への応用事例として、データ同化に基づくプラズマの平衡状態の再構成の研究がある [6, 7]。その研究においては、プラズマの平衡状態をあらゆる偏微分方程式とその境界条件における未知な部分を、まずパラメトライズする。次にそれらより得られる解と、対象のプラズマ装置に設置されたセンサーにより得られるデータとの誤差を評価関数として設定し、その誤差が最少となる未知パラメータを求める最適化問題として定式化する。Fig.2 において、Learning System と Partial Model をあわせたもの（破線で囲まれた部分）をプラズマの平衡状態をあらゆる偏微分方程式 (Grad-Shafranov 方程式) とその境界条件に対応させ、その未知な要素をパラメトライズされた部分を Partial Model と対応させることで平衡状態の再構成を実現している。Fig.2 の Learning Algorithm として、感度方程式に基づく方法 [6] とアジョイント方程式に基づく方法 [7] が提案されている。また提案された方法を逆磁場ピンチプラズマに適用する方法が提案され、実験によりその有効性が示されている。

モデル内包学習は、以上に述べた平衡再構成問題だけでなく、核融合プラズマ研究の様々な問題に適用できると考えられ、その研究の進展が期待される。

References

- [1] 黒江康明: 境界と進化よりシステムを見る - 新たなシステムズアプローチの構築に向けて, 計測自動制御学会誌, Vol. 55, No.8, pp.657-664, 2016
- [2] 黒江康明: データサイエンスとシステムサイエンス - 両者の視座を考える-, 計測自動制御学会誌, Vol. 59, No.9, pp.659-664, 2020
- [3] 黒江, 吉崎, 川上, 森: 画像生成モデルを内包した学習による陰影画像からの形状復元問題の汎用性のある解法, 計測自動制御学会論文集, Vol.37, No.7, pp.665-674, 2001
- [4] Y, Kuroe and H, Kawakami: Estimation Method of Motion Fields from Images by Model Inclusive Learning of Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science, 5768, pp.673-683, Springer-Verlag, 2009
- [5] I. Kimura, A. Yoke, A. Kaga and Y. Kuroe: Neural-Net Based Modeling of Velocity and Concentration Fields, Journal of Visualization, Vol.12, No.1, pp.73-80, 2009
- [6] A. Sanpei, T. Okamoto, S. Masamune, Y. Kuroe: A Data-Assimilation Based Method for Equilibrium Reconstruction of Magnetic Fusion Plasma and Its Application to Reversed Field Pinch, *IEEE Access*, Vol. 9, pp.74739-74751, 2021
- [7] A. Sanpei, S. Masamune, Y. Kuroe: A Data-Assimilation Based Method for Equilibrium Reconstruction of Magnetic Fusion Plasma: Solution by Adjoint Method, *IEEE Access* Vol. 11, pp.62639-62651, 2023