

科学研究費助成事業（基盤研究（S））公表用資料
〔令和5（2023）年度 中間評価用〕

令和5年3月31日現在

研究期間：2021～2025
課題番号：21H05007
研究課題名：機械学習を活用した革新的流れ制御パラダイムの創出と実践
研究代表者氏名（ローマ字）：深淵 康二 (FUKAGATA Koji)
所属研究機関・部局・職：慶應義塾大学・理工学部（矢上）・教授
研究者番号：80361517

研究の概要：

流れの制御に機械学習を用いることにより、新たな流れの制御手法構築の方法論を提案する。具体的には畳み込みニューラルネットワークに基づく自己符号器（CNN-AE）を用いて流れ場の非線形低次元モードを抽出し、低次元化されたシステムに対してスパース回帰法等を用いてそのダイナミクスを記述し、その低次元ダイナミクスに対して現代制御理論や強化学習などを適用することにより制御則を構築する。

研究分野：流体力学

キーワード：流体力学、機械学習、流れの制御、低次元モデル、データ駆動

1. 研究開始当初の背景

連続体としての流体力学研究には既に100年以上の歴史があり、近年では大規模シミュレーションが産業機器の性能向上にも役立っている。しかし現在でもなお、流れ現象の本質的な理解に基づく流れの制御や最適化の方法論は確立されておらず、特に乱流はその巨大自由度と強い非線形性のために、力学系において未解決の大問題として残っている。この巨大自由度のままでは理解も、制御や最適化も困難であるため、特徴を抽出した少ない自由度での表現を通じて、より上手に流れを制御・最適化したいということが世界中の流体力学研究者の共通の目標となっている。

一方、近年の第3次人工知能ブームの中、流体力学分野においても機械学習技術を活用した流れの理解・制御・最適化の可能性が期待されており、理論、実験、数値シミュレーションに続く第4の流体力学「データ駆動流体力学」の基盤整備は既に世界中で大きな潮流となっている。

2. 研究の目的

先行課題である2018～2020年度基盤研究(A)（代表：深淵，課題番号18H03758）では、機械学習を用いて流れの特徴を抽出するというテーマに取り組んだが、本基盤研究(S)ではこれを発展させ、流れの制御に機械学習を用いることにより新たな流れの制御手法構築の方法論を提案することを目的としている。

3. 研究の方法

まず、第1段階として、畳み込みニューラルネットワークに基づく自己符号器（CNN-AE）を流れ場の低次元化の中核技術として使い、低次元化されたシステムに対してスパース回帰法などを用いて、制御入力に対する応答を含むダイナミクスを記述する。制御入力を加えた場合 CNN-AE を用いて低次元化し、その制御パラメータや制御に対するレスポンスも含めて低次元モデルを構築する。CNN-AE を用いた低次元化のメリットは、非線形性を加味した低次元化により、従来よりも少数のモード（あるいは潜在変数）で複雑な流れを表現できるということにある。これにより、制御理論・最適化理論の適用が容易になると期待できる。

第2段階では、抽出された低次元ダイナミクスに対して現代制御理論などを適用することにより、機械学習に基づく非線形なモデルベース制御手法を確立する。潜在変数に対する支配方程式を導出し、これに対して現代制御理論などを適用することで、渦発生抑制、乱流遷移抑制、乱流抵抗低減、伝熱促進などを目的とした流れの制御を今までにないやり方で達成するための基盤を確立し、直接数値シミュレーション(DNS)を用いてその制御効果を検証する。さらに制御された流れ場の物理的解釈を行うことにより、乱流をはじめとする複雑流れの物理的理解を試みる。

最終段階では、ここまでの成果をもとに、実用的な制御手法を提案する。また、実験の実証も行い、これら一連の研究成果を総合することにより、現象理解と流れの制御・最適化に向けた方法論を確立する。

4. これまでの成果

まず、様々な制御入力を含む2次元円柱周り流れのDNSデータにCNN-AEを適用することにより低次元潜在ベクトルを取得し、スパース回帰を用いてその支配方程式を導出し、最適制御理論を組み合わせることにより渦放出抑制の制御則を構築した。ただし、この方法はより一般的な流れ場を対象とする場合には低次元ダイナミクスの非線形性により使えなくなるため、のように潜在空間での支配方程式が線形の常微分方程式となるような制約を課したネットワークであるLinear System Extracting Autoencoder (LE

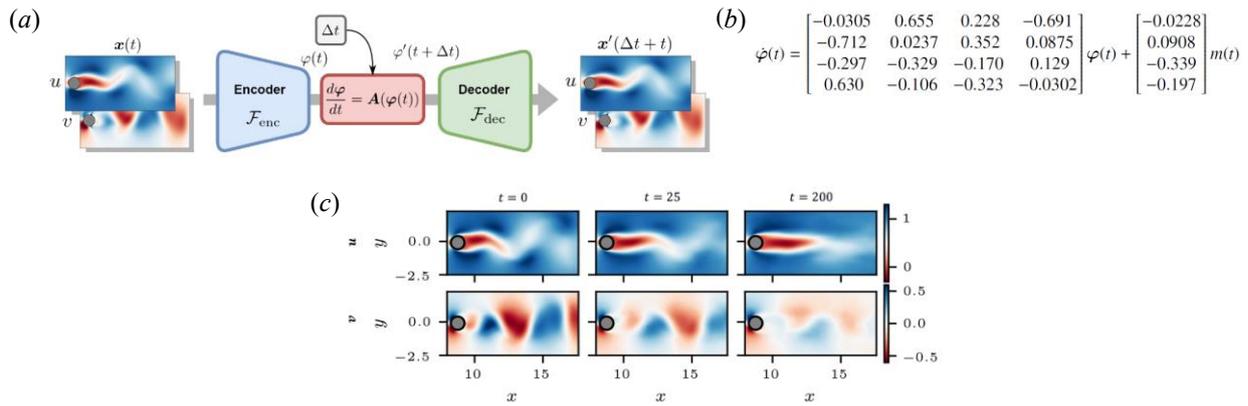


図1 Linear System Extracting Autoencoder (LEAE)による流れ制御 (兼平, 慶應義塾大学修士論文, 2023)
 (a) LEAEのネットワーク構造; (b) 潜在変数が4変数の場合に得られた最適フィードバック制御を含む潜在空間の支配方程式 ($m(t)$ は吹出し/吸込み強度); (c) LEAEを用いた制御による渦放出の安定化。

AE)を提案し、基本的な非線形方程式系の問題および円柱周り流れの制御に適用した。円柱周り流れの制御に用いるアクチュエータとしては円柱表面の2箇所に配置された吹出し/吸込みを仮定し、その吹出し/吸込み強度も含めてLEAEを用いた機械学習を行い、最適制御理論を適用することにより、最適フィードバック制御を含む潜在空間での線形支配方程式(図1(b))を得た。その結果、潜在変数の軌道を安定化させ、物理空間に逆写像した場においては渦放出を抑制できることが確認できた(図1(c))が、まだ同じ制御を直接DNSに適用して物理空間での渦放出の抑制を確認するには至っていない。物理空間においてLEAEを使用して制御を機能させるには、より多くの教師データを用いた学習、またはより少ないデータで効率的に学習するためのLEAEの開発が必要であると考えられ、今後の課題である。

CNN-AE以外の手法の調査としては、強化学習を用いて壁乱流の摩擦抵抗低減のための効果的な制御則の探索を行った。流れ場としては低レイノルズ数完全発達チャンネル乱流を考え、そのDNSにおいて長期的な摩擦抵抗を減らすことを報酬とした強化学習を行った。センサ情報として壁垂直速度変動のみを用いた場合には、従来の制御則における最適な重みを再現することが確かめられた。一方、非線形ネットワークを使用した場合には、瞬時の主流方向および壁垂直方向速度変動に基づくより複雑な制御戦略が得られた。具体的には、壁に向かう高速流体の下降と壁から離れた低速流体の上昇のそれぞれに対して強い吹出しと吸込みで急激に切り替わるような制御戦略であり、これにより従来の制御則によって達成された23%よりも高い37%という高い抵抗低減率の達成が確かめられた。

5. 今後の計画

2021~2022年度は上述の要素研究を重点的に進めてきたが、中間年度となる2023年度は要素研究のうちさらに改善の必要があるものに関しては引き続き進め、並行して、最終目標に向けた統合を図っていく。さらに、最終目標である実験的検証に向け、2023年度にはベースラインとなる流れ(制御を加えない流れ)の風洞実験計測および水槽実験を行う。2024年度には円柱周り流れや壁に沿う乱流などのカノニカルな流れに対して、機械学習ベース制御の風洞実験、水槽実験を用いた実験的実証を行い、最終年度には一連の成果に基づき産業応用への可能性を見極め、流れ制御手法構築の方法論を確立する。

6. これまでの発表論文等 (受賞等も含む)

- K. Fukagata, "Reduced order modeling of fluid flows using convolutional neural networks," *J. Fluid Sci. Technol.* **18** (2023 to appear).
- T. Sonoda, Z. Liu, T. Itoh, and Y. Hasegawa, "Reinforcement learning of control strategies for reducing skin friction drag in a fully developed turbulent channel flow," *J. Fluid Mech.* (2023 to appear).
- M. Morimoto, K. Fukami, R. Maulik, R. Vinuesa, and K. Fukagata, "Assessments of epistemic uncertainty using Gaussian stochastic weight averaging for fluid-flow regression," *Physica D* **440**, 133454 (2022).
- T. Nakamura and K. Fukagata, "Robust training approach of neural networks for fluid flow state estimations," *Int. J. Heat Fluid Flow* **96**, 108977 (2022).
- 深淵 康二, 深見 開, 「機械学習縮約モデルを用いた革新的流れ制御に向けて」, 伝熱 **60-253**, 12-15 (2021).

7. ホームページ等

<https://kflab.jp/ja/index.php?21H05007>