

第二部「未来を拓く工学」話題提供



深潟康二 (ふかがた こうじ)

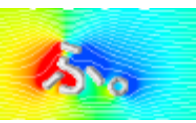
慶應義塾大学理工学部機械工学科・教授

専門：流体力学

- ◎ 東京都中野区生まれ
- ◎ 卒論 (東大・工・システム量子, 岡・越塚研)
 - 粒子法 (現・MPS法の原型) でキャビティ流れ
- ◎ KTH留学～大学院博士課程 (1995～2000)
 - 固気二相チャネル乱流のLES
 - 修士1年までは東大にいたが、1997年に退学
- ◎ ポスドク～助手時代 (東大・工・機械・笠木研) (2000～2006年度)
 - メイン：乱流のフィードバック制御
 - サブ：気液二相流、燃料電池、バイオなど
- ◎ 慶應・理工・機械 (2007～現在)
 - いろいろやっていますが、まとめてみると、ほぼ全ては「流れの制御」そのもの、あるいは「流れの制御」のための各種要素研究
 - 流体力学への機械学習の応用 (2017年頃～)

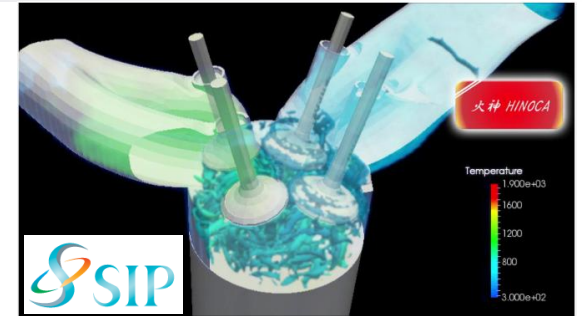
◎ 主な役職 (2025年度)

- 国際ジャーナル *Flow, Turbulence and Combustion* (Springer-Nature), **Editor**
- 国際会議 IUTAM Symp. on Machine Learning in Diverse Fluid Mechanics 2025, **Chair**
- 国際会議 4th IACM Digital Twins in Engineering (DTE 2027), **Co-Chair**
- 国際会議 ASME-JSME-KSME Joint Fluids Engineering Conference (AJK-FED 2027), **Chair**
- 国際会議 Int. Symp. on Turbulence and Shear Flow Phenomena (TSFP), **Executive Committee Member**
- JSTさきがけ「複雑流動」領域アドバイザー
- JST創発 塩見(淳)パネル 創発アドバイザー
- 日本機械学会 流体工学部門 **部門長**
- 日本機械学会 計算力学部門 **副部門長**
- 日本流体力学会 **理事**



② 流体力学研究

- 連続体としての流体力学研究は既に100年以上の歴史
 - 20世紀前半～：理論的進展（層流／乱流，境界層理論，...）（第1の流体力学）
 - 20世紀中盤～：詳細な実験計測（第2の流体力学「実験流体力学」）
 - 20世紀後半～：数値シミュレーション（第3の流体力学「数値流体力学」）
 - 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**に役立ち始めている

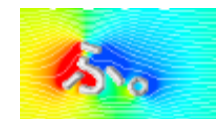


以前参加していたSIPの内燃エンジンシミュレータ HINOCA (JSTホームページより)

③ 流れの数値シミュレーション

- 産業応用の場面で頻出する**乱流**の場合，その強い非線形性およびマルチスケール性（微細な渦のスケールからシステムサイズのスケールまでの連続スペクトル）のため，未だ困難。
- 例えば，**自動車周りの流れ**のシミュレーションを代表的な手法でシミュレーションしようとする...

手法	手法の概略	格子点数	計算規模
DNS (Direct Numerical Simulation)	支配方程式 (Navier-Stokes方程式) をそのまま離散化し、数値積分	～100兆	(今後数十年でも実施不可能と考えられる)
LES (Large Eddy Simulation)	普遍的挙動をもつ小さな渦をモデル化	～10億	「富岳」数万ノードで～1日
WM-LES (Wall-modeled LES)	LESにおいて、壁の近傍もモデル化	～1億	数千ノードのスパコンでも可能
RANS (Reynolds Averaged Navier-Stokes)	変動量をすべてモデル化し、平均量に対する支配方程式のみを扱う	～1000万	ワークステーションで数時間～数日

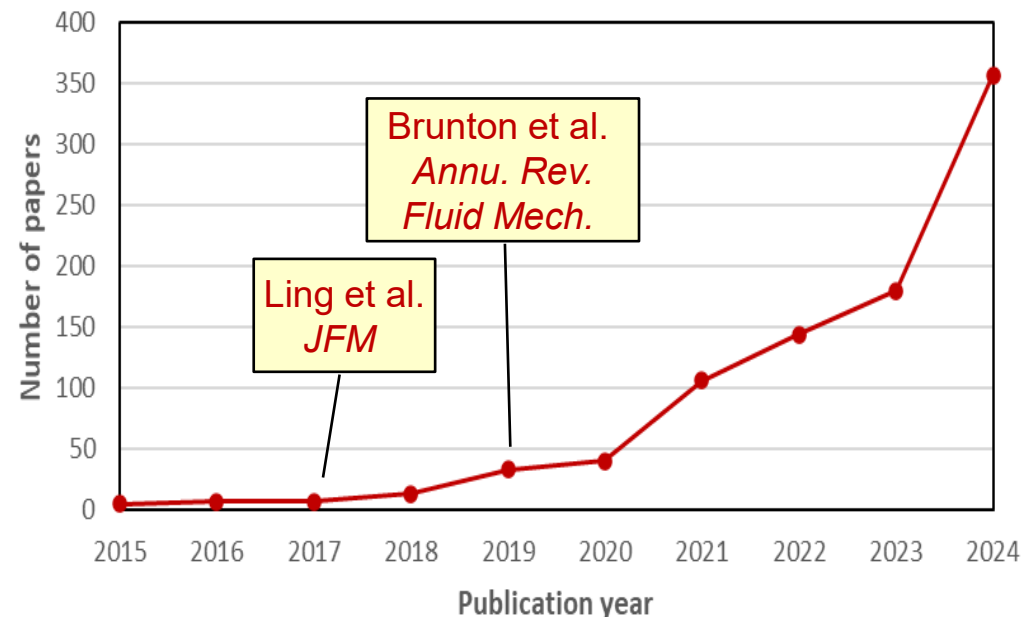


③ 第3次人工知能ブーム

- ビッグデータへの注目にともない、機械学習が再び注目
 - 工学・ものづくり分野でも新材料設計など様々な分野において機械学習の活用に期待
 - AI for Science ロードマップ（文科省／理研，2024）
- 機械学習技術を活用した流れの理解・制御・最適化の可能性に期待

④ 第4の流体力学「データ駆動流体力学」

- 既に世界中で大きな潮流になっている →
- 最近の国際会議の例

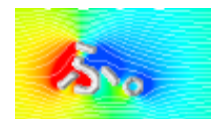


Number of papers containing the word “learning” published in three representative journals: *J. Fluid Mech.*, *Phys. Fluids*, and *Phys. Rev. Fluids*. (Source: Web of Science, May 13, 2025).

IUTAM Symposium (2025年5月)

AI Fluids (2025年5月@ギリシャ)

「機械学習による乱流ビッグデータ特徴抽出手法の構築」



📍 目的

- 機械学習を用いて流れの非線形低次元モードを抽出し, その時間発展方程式を導出することにより, 新たな特徴抽出手法を構築したい。

📍 主な成果

A) 代理モデル (低次元モデル) の構築

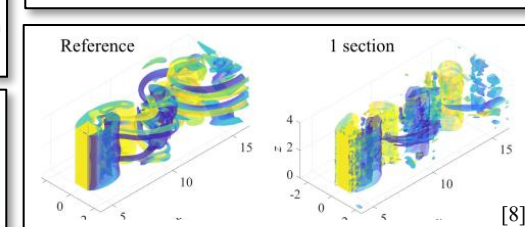
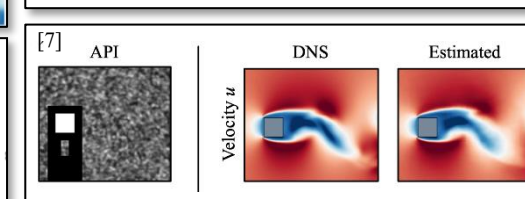
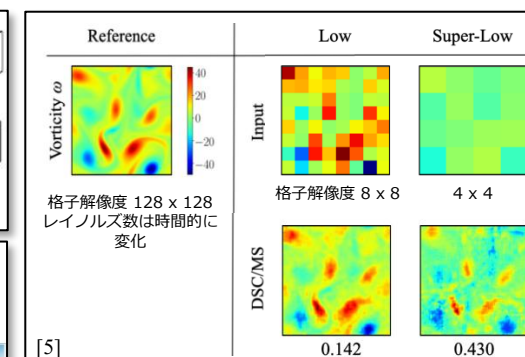
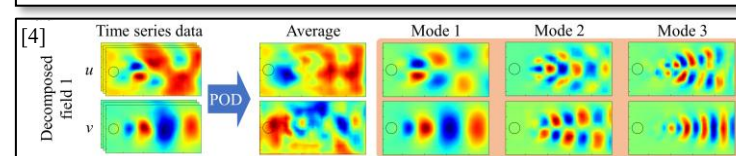
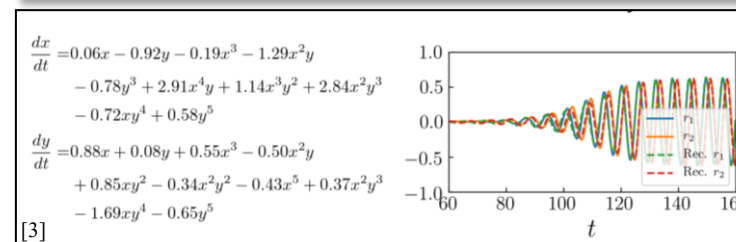
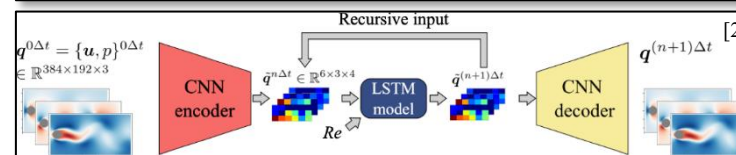
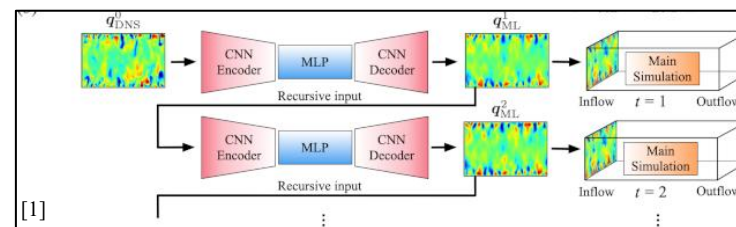
- 流れのダイナミクス予測
 - CNN-AEで2時刻間の速度場の関係を回帰[1]
 - CNN-AEで低次元化しLSTMで時系列予測[2]
 - CNN-AEで低次元化し常微分方程式を導出[3]

CNN-AE : 畳み込みニューラルネットワーク
に基づく自己符号器 (オートエンコーダ)

- 非線形低次元モードの解釈[4]

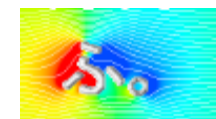
B) 欠損情報の推定

- 低解像度データから高解像度データ (超解像) [5]
- 限られたセンサ情報から場全体 (PNN) [6]
- PIV実験画像における欠損部の速度場推定[7]
- 2次元面データから3次元データ[8]、など



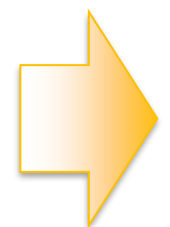
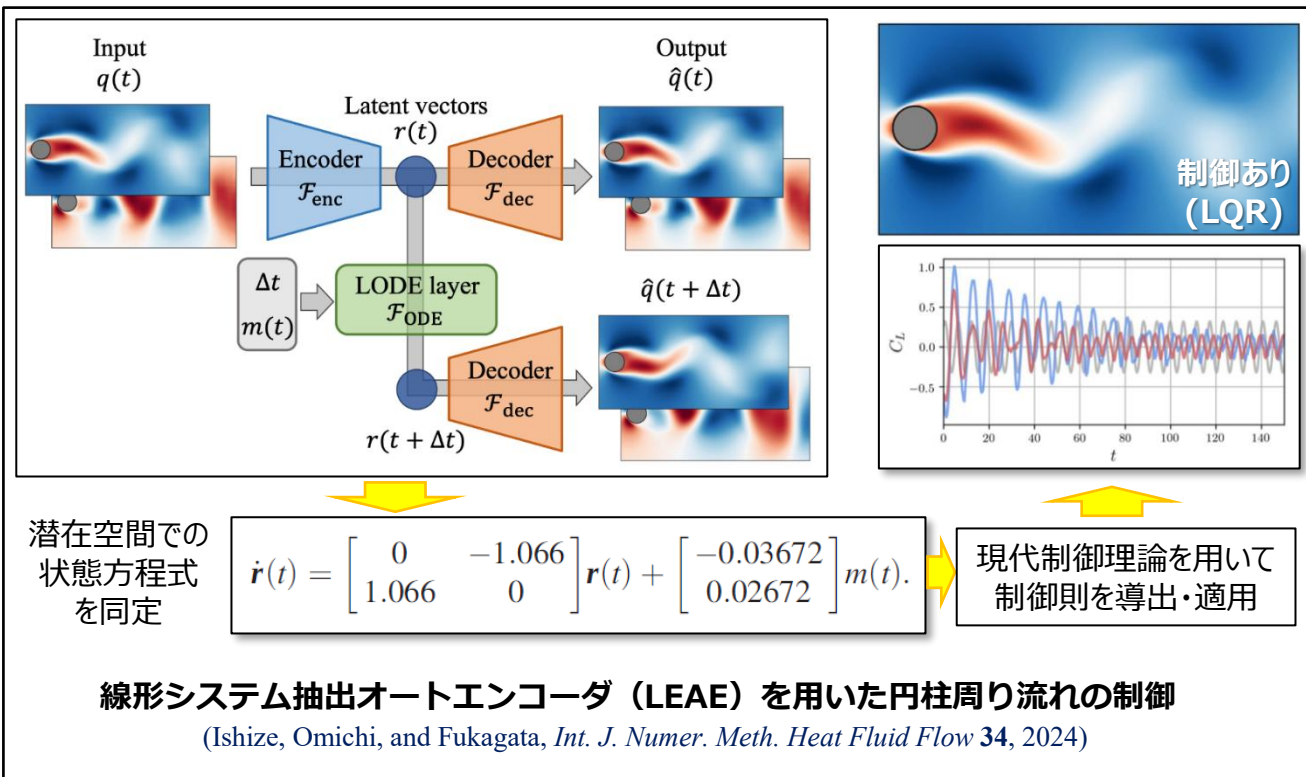
[1] 深見 卒論 (2018); Fukami et al., *Phys. Rev. Fluids* **4** (2019) [5] Fukami et al. *J. Fluid Mech.* **870** (2019); 深見 修論 (2020)
 [2] 長谷川 卒論 (2019); Hasegawa et al., *Fluid Dyn. Res.* **52** (2020) [6] Maulik et al., *Phys. Rev. Fluids* **5** (2020)
 [3] Fukami et al., *J. Fluid Mech.* **926** (2021) [7] 森本 卒論 (2020); Morimoto et al., *Phys. Fluids* **33** (2021)
 [4] Murata et al., *J. Fluid Mech.* **882** (2020); 村田 修論 (2020) [8] 松尾 卒論 (2021); Matsuo et al., *SN Comput. Sci.* **5** (2024)

「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」

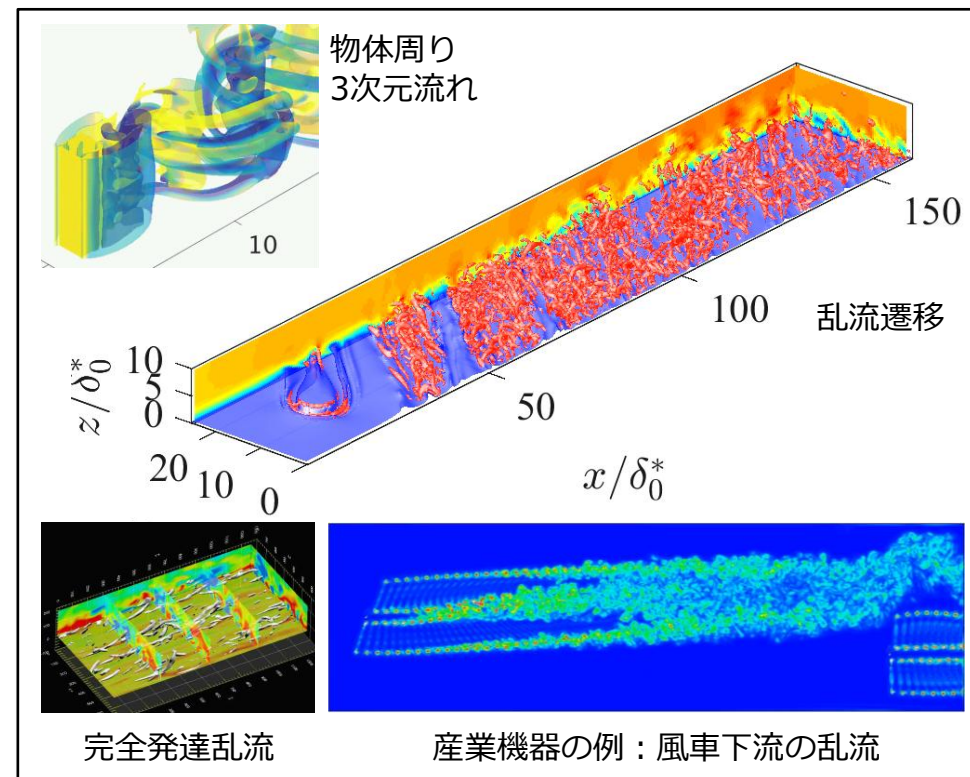


② 流れの制御に機械学習を用いることにより, 新たな流れの制御手法構築の方法論を提案

- CNN-AEを流れ場の非線形低次元モード抽出のための中核技術として用い, 低次元化されたシステムに対してスパース回帰などを用いて, 制御入力に対するレスポンスを含むダイナミクスを記述し, 現代制御理論などと組み合わせて制御則を構築したい。



より複雑な流れへ





② 流体力学×機械学習のまとめ

- CNN-AEを用いた流れ場の低次元化を用いて以下を行ってきた。
 - 縮約モデル (ML-ROM) の構築 (2018~2020年度 科研費基盤(A), 代表: 深淵)
 - 欠損情報の推定
 - 流れ制御手法の開発 (2021~2025年度 科研費基盤(S), 代表: 深淵)
- CNN-AEがやっていることは単なる「低次元空間へのマッピング」であるが、流れの理解・モデリング・制御に関する研究の進展を加速させるツールとして、大きな可能性を秘めている。
 - 私のグループではこれから「AI援用乱流モデリング」に本格的に取り組む予定です。
(2026~2030年度 科研費基盤(S), 代表: 深淵)

② 今後の課題

- 機械学習を用いて設計した流れの制御則の実装への障壁: ハードウェア開発
- 機械学習を用いたシミュレーションの加速: 結果の信頼性をどう事前に推定するか
- 日本の研究環境自体の課題: 欧米・中国などと比較して極めて貧弱な研究環境
- 生成AIによる研究加速 (既についていけてませんが...)