

複雑な流動・輸送現象の解明・予測・制御に向けた新しい流体科学
2021 年度採択研究代表者

2022 年度
年次報告書

堀江 正信

(株)RICOS 基盤研究部
部長

機械学習と数値解析を融合した流動モデリング

研究成果の概要

複雑な流動・輸送現象は身の回りに多く見られ、それらを機械学習の手法を用いて解明・予測・制御を行うことは多くの期待を集めている一方で、解決すべき課題も多く存在する。なぜなら、このような現象においては系の取りうる状態が多様であり、純粋なデータ駆動による手法ではこういった現象における高度な学習が困難であると考えられるからである。そのため、物理現象の対称性を最大限に活用した機械学習・数値解析手法の構築が必要となる。そこで本研究では、不連続ガラーキン法 (DGM) とグラフニューラルネットワーク (GNN) を融合させることで、物理現象の対称性を反映させた機械学習・数値解析手法の構築を目的とする。

また、2021 年度の研究では、複雑な流動・輸送現象を学習するためには境界条件や長距離での相互作用を取り扱うことが重要であることを見出し、これらについて高精度に取り扱う手法の基礎を開発した。2022 年度の研究では、この成果をさらに推し進め、流体现象を高速・高精度に予測できる機械学習モデルを実現した。この結果をまとめた論文は、機械学習トップ国際会議のひとつである Neural Information Processing Systems (全学術分野における h5-index ランキング 10 位 https://scholar.google.com/citations?view_op=metrics_intro) に採択された¹⁾。

今後は、得られた知見をもとに、DGM と GNN を融合させ、複雑な流動・輸送現象についてより汎用性が高く高精度に学習・予測が可能な手法を構築していく予定である。

【代表的な原著論文情報】

- 1) Masanobu Horie and Naoto Mitsume. Physics-Embedded Neural Networks: Graph Neural PDE Solvers with Mixed Boundary Conditions. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022.