

東京大学 大学院新領域創成科学研究科
基盤科学研究系 先端エネルギー工学専攻
2020年3月修了 修士論文要旨

畳み込みニューラルネットワークを用いた 非圧縮CFDの高速化手法の開発

学生証番号 47186073 氏名 鈴木 隆洸
(指導教員 鈴木 宏二郎 教授)

Key Words : Computational Fluid Dynamics, Poisson equation, Deep Learning, Covolutional Neural Network

流体の基礎方程式をコンピュータ上で離散的に解く数値流体力学 (CFD) は、航空機の設計等に広く活用されている。CFDの問題点として計算コストの高さが挙げられる。非圧縮CFDでは、圧力を求める際に解くポアソン方程式の反復計算が計算時間の大部分を占める。そこで、ディープラーニングと呼ばれる手法によってポアソン方程式の高速化に応用した。ディープラーニングは多層のニューラルネットワークによりデータ内の規則性を学習する手法である。ここではディープラーニングの一種である、画像など多次元データの解析に多く用いられる畳み込みニューラルネットワーク (CNN) [1]を採用した。CNNをCFDの高速化として用いる際に、CFDから得られた流れ場データから規則性を学習するデータベースCNN、方程式の情報をニューラルネットワークに直接組み込んで方程式を満たす解を求める方程式ベースCNNの2つのアプローチが考えられる。本研究では、非圧縮CFDにおける圧力ポアソン方程式の汎用的な高速化手法の開発を目的とし、データベースCNN、方程式ベースCNNの有効性を検証を行った。

データベースCNNでは、圧力ポアソン方程式の右辺 (RHS) とCFDによる圧力の解との対応関係CNNに学習させることで圧力を直接的に推定した。また、CNNによる圧力の推定を反復計算の初期値として反復解法とハイブリッド的に使用することで、計算精度を保証しながら収束に要する反復回数の削減を試みた。解析対象を2次元キャビティ流れの数値解析とし、レイノルズ数1000–10000の10条件におけるCFDから得られた流れ場データを用いた。流れ場データを小区間に分割することで計67280セットの訓練データを用意し、これを1000エポック分CNNに学習させることでキャビティ全域において圧力の解を高精度に推定することができた。また、CNNによる推定を初期値としてガウス–ザイデル法による反復計算を行った結果、一般的な高速化手法であるマルチグリッド法と同程度の加速を得られることが確認された[2]。

方程式ベースCNNでは、ポアソン方程式と境界条件の情報を最小化の対象である損失関数に組み込むことによって、方程式や境界条件を満たした解の推定を試みた。本手法ではCFDデータを必要としないことから、入力であるRHSと境界での圧力の値を乱数により作成することで汎用化を高めた。また、損失関数の計算に現れる差分の計算を等価な畳み込みフィルタで代用することによって学習を高速化した。64×64点、128×128点、256×256点の格子において学習を行った結果、境界条件は問題サイズに依存せず高精度に満たされる一方で、ポアソン方程式は問題サイズが大きくなるにつれて精度が悪化することが確認された。精度向上のためには、方程式の損失関数と境界条件の損失関数の重みを問題に応じて調整する必要があると考えられる。

データベースCNN、方程式ベースCNNによる圧力ポアソン方程式の高速化を行った結果、両手法が得意、不得意とする点を互いに補い合う関係にあることが分かり、データベースCNNと方程式ベースCNNを組み合わせることによってさらなる汎用性、精度向上の可能性が示された。

参考文献

- [1] Y. LeCun, *et al.* Gradient-based learning applied to document recognition. *Proc. IEEE*, Vol. 86, pp. 2278–2324, 1998.
- [2] 鈴木隆洸, 大道勇哉, 金森正史, 鈴木宏二郎. 畳み込みニューラルネットワークを用いた非圧縮CFDにおけるポアソンソルバーの高速化. *ながれ*, Vol. 38, No. 2, pp. 85–88, 2019.