

粒子法による固体・流体力学解析を代替する深層学習の構築

Learning particle method simulation for solid and fluid mechanics

西尾 真由子

筑波大学 システム情報系

1. 研究目的

近年、固体（構造物）、流体（津波など）、粒状体（地盤）の力学を連成する大規模な数値解析や、水災害と地震災害といった複合的な災害リスクが問題となっており、それを検証するための高度な数値解析が必要となってきた。このような数値解析には有限要素法や粒子法といった数値計算手法が用いられるが、数値解析の計算負荷が高いことが課題となっている。そこで、申請者の研究チームでは連続体を全般的に扱う連続体解析に対して、深層学習を用いたサロゲートモデリング手法を開発することによって数値解析の計算負荷を低減する研究をしている。特に粒子法の一つである **Smoothed Particle Hydrodynamics (SPH)** 法に着目し、深層学習を用いることで計算を高速化する手法を提案し、流体の自由表面流れを対象として有効性を確認してきた。ここでの提案手法をさらに改善し、固体解析を含む多様な連続体物理問題へと拡張することでその性能を実証することが本プロジェクトの内容である。

2. 研究成果の内容

SPH 法に対する深層学習を用いた高速化手法として 2 つの提案を行った。また、その際に生じる SPH 法の安定性に関する問題を解決する提案を 1 つの提案を行った。

まず、SPH 法における高速化のボトルネックである近傍粒子探索に着目して、近傍粒子探索を行わない深層学習モデルを用いた粒子法の代理モデルを構築した。また、このようなモデルにおける精度低下を避けるために、数値計算ソルバと深層学習モデルを交互に用いるハイブリッド戦略と呼ばれる手法を導入した。これにより、SPH 法の計算精度の高さと深層学習モデルの高速化の両者の恩恵を受けることが可能となる。提案手法は大変形を有する流体解析のベンチマーク問題である水柱落下解析に対して適用し、最大約 4 倍の高速化が可能であることを示した。このテーマに関しては、国際学術雑誌 *Computational Particle Mechanics* に投稿し、採択された。

前述のハイブリッド戦略に基づく高速化手法は高速化に上限値がある。そのため、更なる高速化手法として粒子法に適用可能な **reduced order modeling (ROM)** の開発を行った。提案手法は、低次元空間の構築に対して連続場を獲得できる深層学習モデルである **neural fields** を適用し、低次元空間中の時間発展に対して **Incompressible SPH** 法に基づく半陰的な計算を行う手法である。提案手法も水柱落下解析を用いて、CPU、GPU を含む、多角的な検証を行った。その結果、通常の SPH 法と比較した際の明確

な高速化が達成された。また、高速化率は粒子数の増加と共にスケールすることも確認され、大規模計算の際により強力な高速化が可能となることが想定される。当該手法に関しては、国際学会である *PARTICLES 2025* にて発表を行った。

前述した ROM およびハイブリッド戦略では粒子配置の乱れがしばしば生じる。しかし、SPH 法で用いられる微分近似モデルは粒子配置が乱れると著しい精度の低下が生じる。これに対して、古典的 SPH 法の微分近似モデルにモーメントマトリックスと呼ばれる行列の逆行列をかけることで常に高精度化する手法が提案されているが、これらの手法はしばしば計算の破綻を招く。そこで、本研究ではモーメントマトリックスおよびその逆行列を深層学習モデルで近似することで計算の破綻が原理的に生じない手法の提案を行った。特に、同変性と呼ばれる性質を考慮したモデル設計を行うことで、学習した解像度以外であっても予測精度が低下しない手法を構築した。検証は、既知関数の微分場を使った収束性のテストを行い、学習外の粒子間隔であっても高精度化を維持することが可能であることを確認した。本研究は、JSCES 夏季学生講演会 2025 にて成果報告を行った。

3. 学際共同利用プログラムが果たした役割と意義

前項の成果を創出する上で、スーパーコンピュータの計算資源が不可欠であった。1000 以上の初期条件に対する 1000 ステップ以上の粒子解析という膨大な時系列データの効率的な計算に加え、深層学習モデルに対し数万エポックに及ぶ学習と複数ケースのファインチューニングを行う必要があったが、GPU を駆使した並列計算によりこれらを短時間で高速に実行することができた。

4. 今後の展望

これらの提案手法に対して、更なる検証を進め有効性を示したのちに、学術雑誌論文での成果報告を行う。また、特に ROM における外挿性能低下に関する問題を解決するための手法開発を行う。

5. 成果発表

(1) 学術論文

Gen Matono and Mayuko Nishio. Hybrid strategy of deep learning and SPH method for accelerating Lagrangian free-surface flow simulations. *Computational Particle Mechanics*. in press

(2) 学会発表

Gen Matono and Mayuko Nishio. Equation-driven reduced order modeling for Lagrangian free surface flow. *PARTICLES 2025*. 2025 年 10 月 2 日.

野玄, 西尾真由子. 深層学習を援用した高精度 SPH 法の開発. JSCES 夏季学生講演会 2025. 2025 年 9 月 20 日.

Gen Matono and Mayuko Nishio. Hybrid strategy of neural network and numerical simulation to accelerate the computation time of SPH method. *COMPSAFE 2025*.

2025年7月2日.

的野玄, 西尾真由子. SPH法の高速化に向けた深層学習と数値解析のハイブリッド戦略. 第30回計算工学講演会. 2025年6月5日.

(3) その他

使用計算機	使用計算機に○	配分リソース※		
		当初配分	移行*	一般利用による追加
Pegasus				
Miyabi-G	○	34,650		
Miyabi-C				
※配分リソースについてはノード時間積をご記入ください。 *バジェット移行を行った場合、「+2000」「-1000」のように記入				