

る(図 1(c)参照)。これらの 2 つのステップを繰り返すことで、図 1 に示すように、いわゆるオートエンコーダを用いた速度場などが得られる。

Step3: 初期潜在コードを用いたデコーダネットワークを用いて、時刻 t における速度ベクトル場から時刻 $(t+s)$ における速度ベクトル場を順次導出する。図 2 に示すように、ネットワークは 3 つの全結合層で構成され、パラメトリックソフトサイン活性化関数^[4]を用い、バッチ正規化とドロップアウト 0.1 を適用している。

そのパラメトリックソフトサイン活性化関数は次式で与えられ、その挙動は図 3 に示される。

$$g(v) = \begin{cases} v & (v \geq 0) \\ \frac{e^{\alpha v}}{e^{\alpha} + |v|} & (v < 0) \end{cases} \quad (1)$$

4. 数値計算例

数値計算例として、上記のアプローチをダム決壊流体シミュレーションに適用して得られた結果を示す。ダム決壊時の流体流れ問題には、自由表面の大変形、はね返りを含む非常に激しい挙動など、多くの興味深い現象が含まれる。また、この流れ問題は、数値計算手法の適用性と妥当性を検証するために広く使用されてきた。表 1 は、自由表面を有するダム決壊流体流れ問題のパラメータの概要を示している。この問題における初期速度は、内部領域のどこでもゼロであると仮定する。また、重力を 9.8 m/s^2 に設定した。流体シミュレーションは、12GB NVIDIA® Titan V GPU およびまたは 64GB メモリを搭載した Intel i9-7900X CPU で実行され、CNN および潜在空間ネットワークは 11GB NVIDIA® GeForce RTX 2080Ti GPU で評価された。

図 4 は、異なる時間ステップでの流れ場の挙動について、真のデータ(ground truth)と他の結果との比較を示している。これらの画像から分かるように、時間ステップ 160 以降の本結果は、真のデータとよく一致している。図 5 は、ダム決壊流体シミュレーションの時間ステップ 200 での比較である。この時間ステップでの本結果は、真のデータの挙動を定性的に捉えていることが分かる。また、12,500 の時間ステップまでの速度場を得るための SPH 法シミュレーションの計算時間と本アプローチ計算時間の比較をし、本アプローチの性能は約 212 倍の高速化である。

表 1 ダム決壊流体流れ問題のパラメータ概要

Tank area	$8L \times 4L \text{ [m}^2\text{]}, L=0.146 \text{ [m]}$
Number of total particles	11,171
Number of fluid particles	8,756
Initial distance of two particles	0.00292 [m]
Density	1000 [kg/m ³]
Viscosity coefficient	0.001 [Pa · s]
Surface tension coefficient	0.002361 [N/m]
Time increment	0.0001 [s]

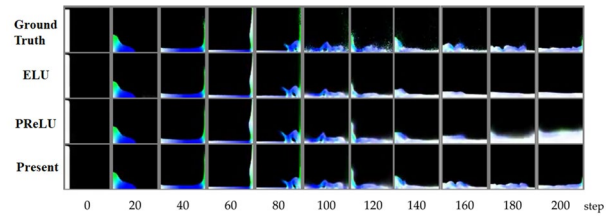


図 4 異なる時間ステップでの流れ場の比較

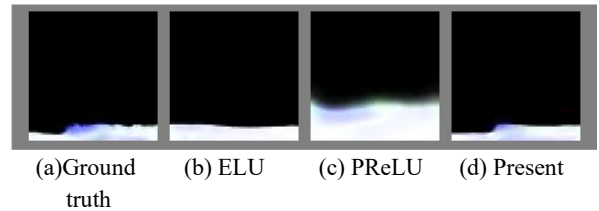


図 5 時間ステップ 200 での流れ場挙動の比較

5. おわりに

本研究では、パラメトリックなソフトサイン活性化関数を用いた CNN によるデータ駆動型流体流動アプローチを提案してきた。流体流れのデータセットを生成するために SPH 法を採用し、パラメトリックソフトサイン活性化関数を用いた CNN に基づく潜在空間ネットワークを構築した。ダム決壊流体流れ問題を通して、GPU 上で CNN シミュレーションを効率的に実行できることを示した。その結果、本手法が他の手法と比較して正確な速度場を認識できることが示された。また、本結果と真のデータ画像との定性的な一致も満足のものであった。

参考文献

- [1] Ladický, L., Jeong, S., Solenthaler, B., Pollefeys, M., Gross, M., “Data-driven fluid simulations using regression forests”, ACM Transactions on Graphics, 34(6), 1-9, (2015).
- [2] Kim, B., Azevedo, V.C., Thurey, N., Kim, T., Gross, M., Solenthaler, B., “Deep fluids: A generative network for parameterized fluid simulations”, EUROGRAPHICS, 38(2), (2019).
- [3] Wiewel, S., Becher, M., Thurey, N., “Latent space physics: Towards learning the temporal evolution of fluid flow”, Computer Graphics Forum, 38(2), 71-82, (2019).
- [4] Kakuda, K., Enomoto, T., Miura, S., “Nonlinear activation functions in CNN based on fluid dynamics and its applications”, CMES: Computer Modeling in Engineering & Sciences, 118(1), 1-14, (2019).
- [5] Nair, V., Hinton, G.E., “Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines” 27th International Conference on Machine Learning (ICML), 807-14, (2010).
- [6] Gingold, R.A., Monaghan, J.J., “Smoothed particle hydrodynamics: Theory and application to non-spherical Stars”, Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 181, 375-89, (1977).
- [7] Morris, J.P., Fox, P.J., Zhu, Y., “Modeling low Reynolds number incompressible flows using SPH”, Journal of Computational Physics, 136, 214-26, (1997).
- [8] Koshizuka, S., Oka, Y., “Moving-particle semi-implicit method for fragmentation of in-compressible fluid”, Nuclear Science and Engineering, 123(3), 421-34, (1996).
- [9] Martin, J.C., Moyce, W.J., “An experimental study of the collapse of liquid columns on a rigid horizontal plane”, Philosophical transactions of the Royal Society of London, Series A, 244, 312-334, (1952).