

R008-20

C会場：11/27 AM2 (10:30-12:00)

11:30~11:45

相対論的磁気流体計算における機械学習モデルの導入

#松本 洋介¹⁾, 松本 仁²⁾, 高橋 博之³⁾

(¹⁾ 千葉大学, (²⁾ 福岡大学, (³⁾ 駒澤大学

Implementation of a machine learning model into the relativistic magnetohydrodynamic simulation code

#Yosuke Matsumoto¹⁾, Jin Matsumoto²⁾, Hiroyuki Takahashi³⁾

(¹⁾ Chiba University, (²⁾ Fukuoka University, (³⁾ Komazawa University

Relativistic magnetohydrodynamic (RMHD) simulation has been widely used to understand high-energy astrophysical phenomena. Modern RMHD codes adopt the finite volume method, which requires conserved variables (momentum, total energy, etc.) and primitive variables (velocity, pressure, etc.). However, the RMHD equations require the numerical solution of nonlinear equations to obtain the primitive variables from the conserved variables. The algorithm used for solving the nonlinear equation is one of the factors that determine numerical stability. The Newton-Raphson method is commonly adopted for solving nonlinear equations, but the problem of how to give an initial guess remains. In simulations that follow the time evolution, the value of the previous time step is often chosen as the initial guess. However, this is shown to be numerically unstable in simulating high-energy astrophysical phenomena. A method proposed by Mignone and McKinney [2007], which uses a solution of the quadratic equation for the enthalpy, has been widely used in such simulations.

This study proposes a method in which a machine learning model gives the initial guess in the primitive variable conversion. We created a large training data set by algebraically obtaining conserved variables from randomly generated primitive variables. Then, we inverted them to train a neural network (NN) that predicts the primitive variables using the conserved variables as input. The parameters of the trained NNs were incorporated into the special relativistic MHD code (Matsumoto and Masada, 2019), and results were compared using different methods for the initial guess. As a result, we obtained the same results as the previous method in benchmark tests of the 1D shock tube problem and the 2D Rotor problem. As an application to practical problems, we also applied the method to a relativistic jet propagation from a massive star. We found that the new method resulted in fewer iterations.

Issues in implementing NNs in numerical codes include prediction accuracy for input parameters outside the parameter range of the training data and the trade-off between computational cost and prediction accuracy. Therefore, we also developed a symbolic regression (SR) model as an alternative machine learning model to NNs, which learns nonlinear functions represented by a NN as mathematical expressions. In this study, we used the above training data and the PySR library (Cranmer, 2023) to estimate an equation that expresses the primitive variable conversion. This talk reports the NN's performance and the SR model's development status.

宇宙における高エネルギー現象を明らかにする上で、相対論的磁気流体 (RMHD) シミュレーションは欠かせない技術となっている。近年広く使われる RMHD コードには、衝撃波捕捉法を組み込んだ有限体積法が広く採用されている。方程式を保存形式で解く本手法は、保存変数 (運動量、全エネルギーなど) と基本変数 (速度、圧力など) を保持する必要があるが、RMHD 方程式系では保存変数から基本変数を求めるために非線形方程式を数値的に解く必要があり、そのアルゴリズムが数値的安定性を決める要因の 1 つとなっている。非線形方程式を解く手法としてニュートン・ラフソン法による反復法が採択されるが、初期推測値をどのようにして与えるかという一般の問題が残される。時間発展を追うシミュレーションでは、前時間ステップの値を初期推測値として選ぶ方法がしばしば取られるが、ダイナミックに変動する高エネルギー現象の計算では数値的に不安定であることが示される。そのような中、エンタルピーに関する 2 次方程式の解を初期値とする、Mignone and McKinney [2007] で提案された手法が一定の成功を収めている。

本研究では、基本変数変換における初期推測値を機械学習モデルの予測で与える手法を提案する。ランダムに生成した基本変数から保存変数を代数的に求めることで学習データを大量かつ高速に作成し、それらを反転して、保存変数を入力として基本変数を予測するニューラルネットワーク (NN) を設計・学習した。学習済みの NN のパラメータを特殊相対論 MHD コード (Matsumoto and Masada, 2019) に取り組み、初期推測値の推定法による比較を行った。その結果、1 次元衝撃波管問題、2 次元 Rotor 問題等のテスト計算で従来の手法と同じ結果を得ることができた。また、実問題への応用として、大質量星を突き破る相対論的ジェット伝搬計算にも適用し、より少ない反復回数で計算が可能であることがわかった。

NN の数値コードへの実装の課題として、学習範囲外の入力パラメータに対する予測の不安定さ、計算コストと予測性能のトレードオフ、が挙げられる。そこで、NN に変わる機械学習モデルとして、関数同定 (symbolic regression, SR) モデルの構築も進めた。SR は NN が表現する非線形関数を数式として学習するもので、解釈性、予測速度を課題とする NN

に対する代替モデルとなりうる。本研究では、上記学習データと PySR ライブラリ (Cranmer, 2023) を用いて、保存変数から基本変数を予測する数式推定を行った。本発表では、NN の実装性能および SR モデルの開発状況について報告する。