

Physics-informed ニューラルネットワークを用いた 地下深部の温度・浸透率構造の推定手法の開発

石塚師也*

Development of a method to estimate temperatures and permeabilities at depth using a physics-informed neural network

Kazuya Ishitsuka*

*京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 Department of Urban Management,
Graduate School of Engineering, Kyoto University,
C1-1-108 KyotoUniversity-Katsura, Nishikyo-ku, Kyoto 615-8540, Japan.
E-mail: ishitsuka.kazuya.4w@kyoto-u.ac.jp

キーワード : Physics-informed ニューラルネットワーク, 温度, 浸透率

Key words : Physics-informed neural network, Temperature, Permeability

1. はじめに

地熱地域の地下の温度や浸透率分布を把握することは、地熱システムの理解や有望地域の選定において重要である。温度や浸透率を直接的に計測するために、坑井での温度検層や岩石コア試料からの物性測定が行われるため、それらの離散データを基にして空間分布を推定する手法の開発が求められる。このような目的で、ニューラルネットワークを用いた手法が提案されてきた。この手法は、坑井位置でのデータを訓練データとして、坑井位置以外での値を予測する手法である。この手法は、アイスランドの Hengil 地域や我が国の葛根田地域や九重地域等に適用され、効果を上げている。しかしながら、坑井データから離れた位置での予測精度の向上や、予測された温度や浸透率分布の物理的な妥当性について課題が残っている。

離散化されたデータから、物理的な法則で記述可能な状態量や物性値の分布を推定する問題は、多くの分野に関連し、このような問題に対して、ニューラルネットワークを用いて物理的に妥当な予測結果を得ることは課題となっている。Raissi et al. (2019)は、このような課題を解決し得る手法として、physics-informed ニューラルネットワークを提案した。この手法は、ニューラルネットワークの損失関数に微分方程式および境界条件を取り入れることで、微分方程式で記述される物理法則をある程度満たす予測値を得る手法である。地下の熱水システムにおいて、温度や圧力等の状態量や浸透率等の物性分布は、質量保存則およびエネルギー保存則を満たしていると考えられるため、physics-informed ニューラルネットワークのフレームワークを拡張することは意義のあることだと考えられる。そのため、本研究では、physics-informed ニューラルネットワークを熱水システムに適用できるように拡張し、地下の温度、浸透率および圧力の分布を推定する手法を開発した。また、開発した手法は、疑似データを用いて、物理法則を損失関数に用いないニューラルネットワークと比較することで、特徴を検証した。

2. 熱水システムにおける Physics-informed ニューラルネットワーク

Physics-informed ニューラルネットワークにおいて、微分方程式は、自動微分を用いて計算される。自動微分は、連鎖律によって、対象となる微分を計算可能な初等関数の微分に置き換えて微分を計算する。そのため、数値微分よりも、精度が良く計算負荷が小さいという利点がある。自動微分は、ニューラルネットワークで誤差逆伝播をするときにも用いられるため、一般的な深層学習フレームワークには実装されているが、ネットワークは自動微分を行いやすいアーキテクチャに設計する必要がある。本研究では、位置を入力として、温度、浸透率、圧力のそれぞれをアウトプットとするフィードフォワード型ニューラルネットワークを用いた。また、損失関数として、一般的なニューラルネットワークでも用いられる観測値と予測値の差の二乗誤差に加えて、以下に示す熱水系の質量保存則 (式(1)) とエネルギー保存則 (式(2)) を満たすようにした。

$$\nabla \cdot \left\{ \frac{k\rho_w}{\mu_w} (\nabla P + \rho_w g \nabla z) \right\} = 0 \quad (1)$$

$$\nabla \cdot \left\{ \frac{k\rho_w c_w T}{\mu_w} (\nabla P + \rho_w g \nabla z) \right\} - \nabla \cdot \lambda_r \nabla T = 0 \quad (2)$$

ここで、 P と T は圧力および温度を表し、 k 、 ρ_w 、 μ_w 、 c_w 、 λ_r は浸透率、流体の密度、粘性、比熱、岩石の熱伝導率を表す。また、 ∇ および $\nabla \cdot \{ \}$ はそれぞれ勾配、発散のベクトル演算子として用いている。なお、これらは、流体が液相単相であり、外部からの質量の流入が無いときに成り立つ。本研究では、簡単のために地殻流体として純水を仮定した。なお、計算負荷を下げるため、式(1)および(2)は、均等に分布した一部の位置のみで満たすように設定した。また、境界条件として、ノイマン境界およびディレクレ境界を設定できるようにした。物理法則を損失関数に用いないニューラルネットワークとしては、観測値と予測値の差の二乗誤差のみを損失関数とした。

3. 疑似データ

疑似データは、熱水系シミュレータである TOUGH2 (Pruess et al., 1999) を用いて、自然状態の温度・圧力を計算することによって作成した。対象領域は、深さ、水平方向に各 1 km の正方形の 2 次元領域とし、上面は大気圧かつ 25°C で一定とし、深部から一定の熱流束を境界条件として与えた。側部は閉境界とした。浸透率は、Manning and Ingebritsen (1999) で示されている浸透率の深さ方向の変化の経験式に局所的な摂動を加えることで作成した (第 1 図 b)。その他の岩石物性は、簡単のため、全領域で一定としている。これから、自然状態の温度・圧力分布を得た (第 1 図 a)。

この自然状態シミュレーションの上端面から鉛直方向に坑井が掘削されており、坑井位置では温度、浸透率、圧力が既知であると仮定した。この疑似的な坑井は上端面から深度 660 m まで得られており、600 m までのデータを教師データとし、600–660 m のデータを検証用データとした。また、疑似的な坑井は等間隔に得られているとし、坑井の本数は 3 本および 5 本の場合を仮定して、それぞれ予測結果を比較した。

4. 結果および考察

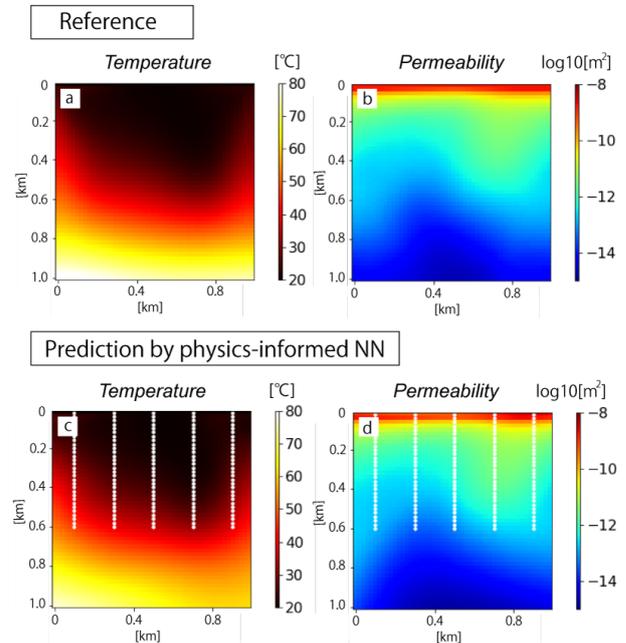
Physics-informed ニューラルネットワークを用いて予測した温度および浸透率の分布を第 1 図 c および d に示す。図 1c, 1d より疑似データと整合的な温度および浸透率の空間分布を予測できていることが分かる。物理法則を損失関数に用いないニューラルネットワークの予測値と比較をしても physics-informed ニューラルネットワークの方が、疑似データとより整合的な温度および浸透率の分布を予測できている傾向にあった。

予測誤差を定量化するため、物理法則を満たす位置を乱数で変更させ、同一の訓練データで学習および予測を 10 試行行い、疑似データの値との差のパーセント誤差を計算した。深度 600 m 以深の訓練データに用いた教師データが分布していない深度区間 (外挿領域の深度区間) の誤差に着目すると、physics-informed ニューラルネットワークの予測温度の平均誤差は 6.7% (坑井 3 本) および 5.1% (坑井 5 本) であり、予測浸透率の平均誤差は 1.6% (坑井 3 本) および 0.8% (坑井 5 本) であった。一方、物理法則を損失関数に用いないニューラルネットワークでは、外挿深度区間の予測温度の誤差の平均は 10.3% (坑井 3 本) および 8.1% (坑井 5 本) であり、予測浸透率の誤差は 1.7% (坑井 3 本) および 0.9% (坑井 5 本) であった。これより、physics-informed ニューラルネットワークを用いることで、外挿区間の予測精度が向上できることが分かった。

Physics-informed ニューラルネットワークの訓練時のエポックごとの温度および浸透率の観測値と予測値との二乗誤差を見ると、浸透率の方が早く収束し、温度の方がより長いエポックで収束していることが分かった。これは、温度が質量保存則およびエネルギー保存則といった物理法則に与える影響を表していると考えられる。温度と浸透率の予測誤差を比較すると、温度の方がより改善が見られたが、この誤差の収束の傾向と関連があるかもしれない。

上記の結果のように Physics-informed ニューラルネットワークを用いることで、予測誤差を改善できると考えられるが、加えて、予測値が質量保存則、エネルギー保存則を一定程度満たすことも利点である。本研究の解析の結果、Physics-informed ニューラルネットワークを用いることで、物理法則を損失関数に用いないニューラルネットワークと

比べて、質量保存則およびエネルギー保存則の誤差の平均は約 0.08% も減少した。



第 1 図 疑似データとして熱水系シミュレーションによって作成した (a) 温度分布、温度分布を計算するために用いた疑似データの (b) 浸透率分布。physics-informed ニューラルネットワークによって予測された (c) 温度分布、(d) 浸透率分布。(c) および (d) の白点線は、疑似的な坑井位置を表し、この位置で温度、浸透率および圧力が得られていると仮定した。

5. 結論

本研究では、physics-informed ニューラルネットワークのフレームワークを基に熱水系システムを扱えるように手法開発を行い、プログラムを構築した。また、地下の温度および浸透率の予測問題への有効性を検証するため、2 次元の熱水系シミュレーションデータに適用を行った。解析の結果、坑井が得られていない深部の温度および浸透率の予測誤差を改善することができた。また、推定された温度、浸透率および圧力は、質量保存則およびエネルギー保存則を概ね満たすことを示した。

文 献

- Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis GE. (2019) Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational Physics*, 378, 686-707.
- Pruess, K, Oldenburg, CM, Moridis, GJ. (1999) TOUGH2 user's guide version 2. https://tough.lbl.gov/assets/docs/TOUGH2_V2_Users_Guide.pdf
- Manning CE, Ingebritsen SE. (1999) Permeability of the continental crust: implications of geothermal data and metamorphic systems. *Review of Geophysics*, 37, 1998RG900002.

謝辞

本研究は JST ACT-X 「AI 活用で挑む学問の革新と創成」 (JPMJAX20A1) の支援を受けて行いました。ここに記して感謝申し上げます。