

地熱系シミュレーションのパラメータ推定手法の開発： 深層学習を用いたアプローチ

嶋章裕¹・石塚師也²・林為人³・Elvar K. Bjarkason⁴・鈴木杏奈⁵

Development of a method to estimate hydrothermal simulation parameters: a deep learning approach

Akihiro Shima¹, Kazuya Ishitsuka², Weiren Lin³, Elvar K. Bjarkason⁴, Anna Suzuki⁵

- 1 京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 Department of Urban Management, Kyoto University, Kyoto daigaku-katsura, Nishikyo-ku, Kyoto. E-mail: shima.akihiro.26e@st.kyoto-u.ac.jp
- 2 京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 Department of Urban Management, Kyoto University, Kyoto daigaku-katsura, Nishikyo-ku, Kyoto. E-mail: ishitsuka.kazuya.4w@kyoto-u.ac.jp
- 3 京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 Department of Urban Management, Kyoto University, Kyoto daigaku-katsura, Nishikyo-ku, Kyoto. E-mail: hayashi.tameto.6s@kyoto-u.ac.jp
- 4 秋田大学大学院国際資源学研究科 Graduate School of International Resource Sciences, Akita University, 1-1 Tegatagakuen-cho, Akita. E-mail: elvar.bjarkason@mine.akita-u.ac.jp
- 5 東北大学流体科学研究所 Institute of Fluid Science, Tohoku University, 2-1-1 Katahira, Aoba-ku, Sendai, Miyagi. E-mail: anna.suzuki@tohoku.ac.jp

キーワード：深層学習，ニューラルネットワーク，地熱システム，地熱系シミュレーション
Key words：Deep learning, Neural network, Geothermal system, Hydrothermal simulation

1. はじめに

地熱資源の開発にあたって，自然状態を表す地熱系シミュレーションモデルの構築は重要であり，実際これまでにシミュレーションモデルのパラメータ推定のための様々な手法が提案されてきた。しかし既存の手法，例えばベイズ推定を用いた地熱系シミュレーションのキャリブレーション手法については，シミュレーションを用いたサンプリングの計算負荷の大きさが課題であり，また iTOUGH2 のような数値シミュレーションの逆解析についても局所解に陥る可能性が指摘されている (Maclaren et al., 2020)。そこで本研究では，将来的にこれらの問題を解決しうる手法として，近年地下水流動や石油開発の分野でも活用されている深層学習に着目し，地熱系シミュレーションのパラメータ推定手法を新規提案する。深層学習は相関が複雑なデータ同士のモデル化に優れており，これまで困難であった観測データとパラメータの関係のモデル化が期待される。また特徴として，構築したモデルによる推定が高速である点も挙げられる。本研究では疑似的な温度検層データを用いて手法の特徴および有効性について評価を行った。

また深層学習において用いる教師データは，推定の精度や効率に大きな影響を与える。そこで本研究では特にこの教師データに着目し，対象とする地域のみで特化した教師データを作成することで，解析の効率化および推定精度の向上を目指す。

2. 解析の内容

2.1 パラメータ推定手法の概要

本研究では，深層学習を用いて温度検層データからシミュレーションのパラメータ (図 1(a)) を推定し，その結果を

もとにシミュレーションを行うことで地下温度分布 (図 1(b)) を推定する。

ここで，深層学習に用いる教師データは推定の精度および汎用性に大きな影響を与える。例えば教師データを作成する際，パラメータの範囲をあらかじめ定めて作成するが，深層学習の推定精度向上のためには，この範囲は狭いほうが良いことが判明している。しかし，解析前にはパラメータの取りうる範囲は不確定であることが多いため，初めから適用範囲が狭くかつ対象のテストデータに適用可能な教師データを作成することは困難である。そこで本研究では，まずパラメータがとる範囲の広い教師データを作成し，その後教師データのパラメータがとる範囲を狭めていくことで，少しずつ対象のテストデータに特化した教師データを作成することを試みる。具体的には，まず作成した教師データ全体を各パラメータの値の大きさに応じて 4 つのグループに分割する。次に多次元尺度構成法およびカーネル密度推定を用いて，テストデータがどのグループに属するか定量的な評価を行う。テストデータが属しないと判断したグループを棄却し，新たに選定した範囲で教師データを作成

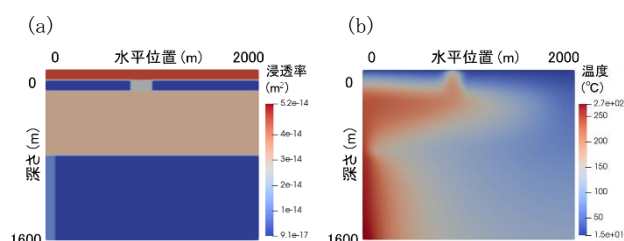


図1 浸透率および温度の分布例，(a)浸透率分布，(b)温度分布

する。この操作を繰り返すことによりパラメータの範囲を狭め、推定精度の向上を目指す。

以上の手順により作成した教師データを用いて、深層学習によるパラメータ推定を行う。本研究では多層パーセプトロンと呼ばれる順伝播型の深層ニューラルネットワークを用いた。また層数やノード数等のハイパーパラメータの組み合わせとして、18通りの解析を行い、目的関数の値が最も小さくなった設定を最終結果として用いた。

解析の内容として、作成したシミュレーションデータをそのまま教師データとして用いた場合と、提案した手法によりパラメータの範囲を1回削減し教師データを再作成した場合の2つを考え、それぞれのケースに対して解析を行った。

2.2 本研究で用いた教師データ

本研究では、深層学習に用いる教師データとして人工的に作成した深さ方向と水平方向からなる2次元シミュレーションデータを用いた。この2次元シミュレーションは、先行研究(Bjarkason et al., 2019)で用いられている浸透率の異なる6つの地層から構成されるものをベースに作成した。ここに15本の坑井が掘削されていると仮定し、坑井位置での温度を疑似的に観測される温度データとした。本解析では、この温度データを観測値とみなし、それぞれの地層の浸透率、底部境界条件、各地層の位置関係を定める変数をパラメータとして推定した。また比較のため、パラメータと温度との非線形性の度合いが異なる3つのケースを考えた。ケース1では浸透率のみを、ケース2では浸透率と底部境界条件を、ケース3ではこれら2つに加えて各地層の位置関係を定める変数をパラメータとした。

3. 結果と考察

ケースごとの解析における推定誤差を図2に示す。図の縦軸の値は、最終的に得られた地下温度分布の推定結果と真の地下温度分布を比較した結果であり、20mごとにプロットされた8000の地点の温度データの二乗平均平方根誤差(RMSE)で表される。またケース3における地下温度分布の推定結果を図3に示す。本解析ではそれぞれのケースでの解析において、500個の教師データを用いた。

図2より、全てのケースにおいて教師データを再作成した方が小さい推定誤差を示しており、提案した手法を行うことによる精度の向上が確認できた。またパラメータ範囲の選定を複数回行うことによって、さらに推定精度の向上が期待されることが示唆された。

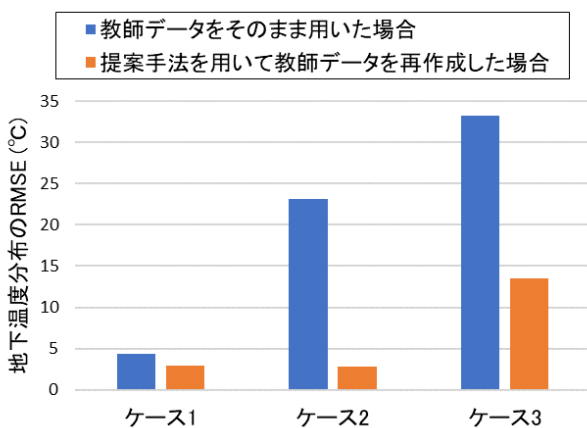


図2 提案手法を用いた場合と用いなかった場合の推定誤差の比較

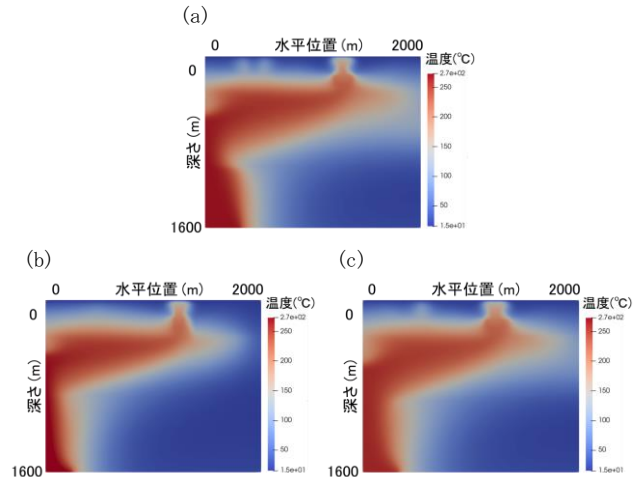


図3 ケース3における地下温度分布の推定結果, (a)真値, (b)教師データをそのまま用いた場合, (c)再作成した場合

また次の解析として、教師データの数による影響について評価を行った。新たに作成した2000個の教師データについて、解析に用いる数を100個から2000個まで8回に渡って変化させ、それぞれについて提案手法による教師データのパラメータ範囲の選定と深層学習による推定を行った。

パラメータ範囲の選定については、全てのケースで教師データの数による明らかな影響は確認できなかった。この結果より、100個程度の教師データがあれば今回の解析と同程度の範囲削減を行うことができ、より効率的に解析を進めることができる可能性が示された。

一方、深層学習による推定については、全てのケースにおいて教師データが増えるに従って推定精度も向上する傾向が確認できた。ただし、その上昇はデータの増加とともに緩やかになっており、ケース1やケース2では1500個程度である程度収束している様子も確かめられた。

4. まとめ

深層学習による地下温度分布の推定手法について検討を行った。特に深層学習において用いる教師データは推定の精度や効率に大きな影響を与えることから、対象とする地域のみに特化した教師データを作成する手法を提案し、その有効性を検証した。結果、提案手法を用いることによる推定精度の向上が確かめられた。また教師データの作成にかかる時間は解析の効率に大きな影響を与えることから、解析に用いる教師データの数についても検討を行った。結果、解析の段階によってはより少ない数の教師データで同程度の精度で推定が出来るという結果が得られ、解析の効率性向上に寄与する可能性が示唆された。

文献

- Maclaren, O. J., Nicholson, R., Bjarkason, E. K., O'Sullivan, J. P. & O'Sullivan, M. J. (2020) Incorporating posterior-informed approximation errors into a hierarchical framework to facilitate out-of-the-box MCMC sampling for geothermal inverse problems and uncertainty quantification, *Water Resources Research*, vol. 56, 2018WR024240.
- Bjarkason, E. K., O'Sullivan, J. P., Yeh, A. & O'Sullivan, M. J. (2019) Inverse modeling of the natural state of geothermal reservoirs using adjoint and direct methods, *Geothermics*, vol. 78, pp. 85-100.