

研究終了報告書

「AIで拓く地球資源の分布と性状の解析」

研究期間：2020年12月～2023年3月

研究者：石塚 師也

加速フェーズ期間：2023年4月～2024年3月

1. 研究のねらい

地熱発電は、地下深くの高温の熱水（地熱資源）を掘削し、発電を行う。地熱発電は、温室効果ガス排出量が少なく、安定した発電出力が可能であり、なおかつ地熱資源は我が国に多くの資源量が存在していると考えられるため、有望なエネルギーである。しかしながら、現状で利用されている地熱資源は、存在すると考えられる一部にとどまる。これは、取得データから地熱資源の分布を予測することが難しく、適切に有望地域の選定や資源量の評価を行うことが難しいことが要因の1つと考えられる。また、地震や火山活動などの地下で発生する自然現象の理解においても、地下の状態推定は欠かせない。そのため、地殻の状態や物性を推定することは、地球資源学や固体地球科学分野における究極的な研究目標の1つと言っても過言ではない。

特に地熱資源の分布を予測する問題は、熱水系モデリングと呼ばれ、従来は数値シミュレーションによる物理モデルの逆解析により行われてきた。この方法は、物理モデルを用いるため、物理則に従った予測値を得ることができるという利点はあるものの、推定可能な問題とするために地下構造や不均質性、構成方程式を単純化することが多く、加えて数値シミュレーションに用いることによる離散化による課題が存在する。

近年では、熱水系モデリングに深層学習を用いたアプローチ手法が提案されつつある。この手法は、坑井位置で直接観測される値とそれ以外の空間的に得ることのできる観測値の関係を学習させ、坑井以外の位置において観測値を基に温度を予測する方法である。この方法はより少ない仮定で温度分布の予測ができる点が強みであり、深層学習の発展とともに、多くの成功事例が出された。ただし、予測された温度は、必ずしも物理法則を満たすわけではなく、現実的に起こり得る値になることが保証されない点が課題であった。

本研究では、地下の温度や物性の分布の推定のためにAIを活用する。開発するAIは、上記の課題をふまえて、物理法則に則った予測を可能にすることで、「信頼されるAI」を創出する。また、開発したAIに入力する物性値を効率的に取得する方法として、岩石のX線CT画像を用いて岩石の物理的特性を推定するデジタルロック技術を改良し、現状でAIに用いるデータが十分に取得されていない地域においても、入力データを取得可能とする。

加速フェーズでは、AIに専門的な先験情報を組み込むフレームワークの開発を行った。地球資源学や固体地球科学の分野では、多数のデータが取得されているフィールドは限られるが、地域ごとの地質学的特徴や隣接する地域の情報を用いて、大よその特徴を類推できる場合がある。このような不確実性を含むものの有用な専門的知見をAIに組み込むフレームワークを開発することによって、より頑強で信頼性の高い予測を可能とすることを目的とした。加えて、観測データにランダムなばらつきを有するノイズ成分が含まれる場合における予測値の不確実性を定量化する手法を実装した。また、開発したプログラムのリファクタリングを行い、開発したAIが広く利用可能となるように準備を行った。



2. 研究成果

(1) 概要

フィールドスケールで得られた観測値から、温度や浸透率等の分布を予測する手法として、“シミュレーションデータを事前分布として用いる手法”および、“Physics-informed ニューラルネットのフレームワークを応用して物理則に従った予測値を得る手法”を開発した。これらは、従来の深層学習を用いた手法と比較して、精度よく、なおかつ物理則に従った予測値を得られることが分かった。また、この開発手法を基に、専門的な先験知識と物理則を融合できる AI を開発した。加えて、岩石物性を従来よりも効率的に取得できるよう、デジタルロックによる岩石物性計算手法を改良した。

加速フェーズでは、より広範な先験情報を組み込むように手法を改良した。また、ベイズの定理に基づき、観測値に含まれるノイズ量を考慮して、予測値の不確定性を推定できるように手法を改良した。

(2) 詳細

研究テーマ A「AI 活用によるフィールドスケールでの温度分布の推定」

A-1. 深層学習の訓練データとして物理モデルを用いる手法の開発

深層学習と物理モデルの融合として、深層学習の訓練データを数値シミュレーションによって作成することを考えた。検討の結果、予測するモデルパラメータの数が少ないほど、またモデルパラメータの不確定性が少ないほど予測性能が上がることが分かった。この検討結果は、モデルパラメータの不確定性を下げる戦略が必要であることを示している。一方、必要な訓練データの数はそれほど多くなく、モデルパラメータの不確定性を一定程度に絞り込むことができれば、数値シミュレーションの実行は現実的に行える可能性がある。

訓練データを作成する場合のモデルパラメータの不確実性は、対象地域および周辺の地質および地球物理的なデータから推測することが想定される。本研究では、この不確実性の絞り込みをより定量的に行う方法を提案した(図 1)。訓練データを次元削減することで、訓練データの相対的な類似度(距離)を保存したまま低次元空間に落とし込むことができる。対象地域の観測データについても、同様に次元削減を行うことで、訓練データとの相対的な類似度を測ることができるようになる(図 1)。これにより、対象とする観測データと訓練データとの類似度を可視化し、観測データと類似する訓練データを定量的に選択することができる(図 1)。

上述のシミュレーションデータから作成した疑似観測データに対して、開発した手法により訓練データを選定し、開発手法の検証を行った。その結果、訓練データを選定することによって予測誤差が低下し、開発した手法の有効性を確認した。また、予測を行う際にデータに含まれるランダムな誤差成分や先験情報に起因する不確実性を定量化するために、Metropolis-Hastings 法を用いて、ベイズ理論に基づいて予測を行うプログラムを構築した。

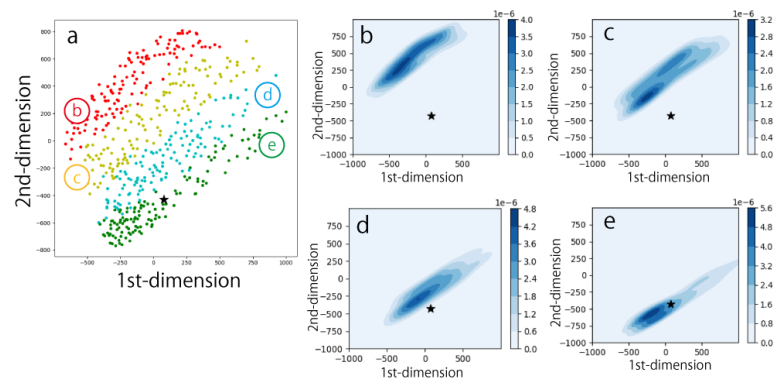


図 1. 訓練データの選定例. (a) 2 次元上に投影した訓練データ(各点)と観測データ(黒星印). 各訓練データは、貯留層の浸透率の値で 4 つの区部にわけた場合に区分ごとに色分けしている. (b)、(c)、(d)、(e) 訓練データ各区分における相対的確率分布および観測データの位置. この確率分布を基に観測データの各区分における発生確率を計算し、適切な訓練データを絞り込む.

A-2. Physics-informed ニューラルネットを用いて物理法則に則った温度・浸透率分布を推定する手法の開発

数値シミュレーションで作成した訓練データをニューラルネットで学習することで、大よそ物理法則に則った温度分布を予測できる可能性が高くなるが、物理法則に従うことは必ずしも保証されない。本研究では、Physics-informed ニューラルネット(PINN)と呼ばれるフレームワークを熱水系モデリングに拡張することで、物理法則に従った予測値が出力されるようにした。PINN では、損失関数に構成則および境界条件を用いる。特に微分方程式で記述される構成則を用いることが特徴で、これにより数値シミュレーションで生成し得る物理法則に則った予測値を出力できることが期待できる。さらに、数値シミュレーションのように微分方程式を離散化して解くのではなく、深層学習を用いる利点を生かし、自動微分によって計算を行い、より正確な微分項を計算することが可能となる。本研究では、熱水系における構成則として、質量保存則およびエネルギー保存則を考慮した。また、境界条件としてノイマン型、ディレクレ型いずれかを考慮できるようにした。

図 2 は、PINN で予測した温度、圧力、浸透率の空間分布と、参照値との差を示す。また、既存のアプローチとの比較として、損失関数に物理法則を組み込まないニューラルネット(NN)の予測値および参照値との差も示している。図 2 で鉛直方向に示した黒点線および白点線は、疑似的に設定した坑井の位置であり、この位置では温度、圧力、浸透率が計測されているとした。PINN と NN とともに坑井周辺ではより正確な値が予測されており、坑井から離れるほど予測値の誤差が増大することが分かるが、NN の予測値と比較して、PINN の予測値の誤差の方が小さいことが見て取れる。また、誤差を定量化したところ、PINN を用いることによって温度の外挿誤差を低減できることが分かった(図 3)。また、質量保存則およびエネルギー保存則の誤差を計算したところ、PINN の予測値は、NN の予測値と比較して小さくなった。また、このような深度方向の値を推定する坑井配置だけでなく、水平方向の外挿領

域を予測するように坑井を配置した場合においても手法を検証したところ、同様に予測誤差および保存則の誤差が低減できることを示した。さらに、損失関数に保存則と境界条件を加える影響を定量的に検討した。

本研究では、観測データとして、坑井データのみならず、広域に得られる物理探査データを用いる効果を検証した。一般に地熱地域で得られる比抵抗分布の観測データを考慮した。検討の結果、特に浸透率の誤差が低下することが分かった。これは、岩石の比抵抗が浸透率に感度が高いことに起因すると考えられる。浸透率は、今回用いた観測値の中で最も取得することが難しい観測値であり、浸透率があまり取得されていない地熱地域も存在する。そのような場合、マグネトテリク法で得られる比抵抗分布を用いることで、浸透率の予測値の精度を向上できることが分かり、本手法がより多くの地熱地域で有効であることを示唆した。

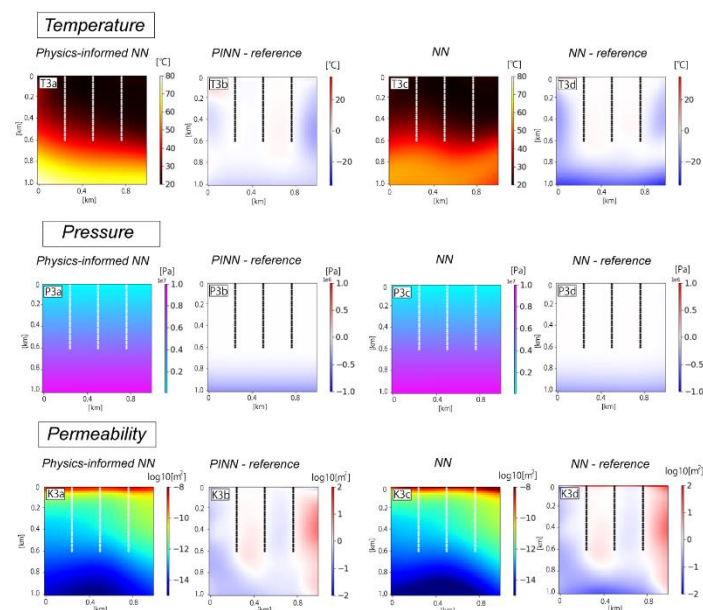


図 2. Physics-informed ニューラルネット (Physics-informed NN) および物理法則を用いないニューラルネット (NN) で予測した温度 (T3a、T3c)、圧力 (P3a、P3c)、浸透率分布 (K3a、K3c) および、予測値と参照値の差 (T3b、T3d、P3b、P3d、K3b、K3d)。黒点線および白点線は疑似的な坑井の位置を表し、坑井位置では温度、圧力、浸透率が観測されているとした。

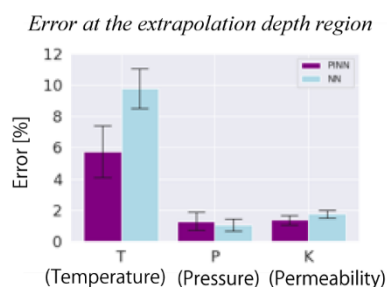


図 3. Physics-informed ニューラルネット (PINN) および物理法則を用いないニューラルネット (NN) で予測した温度のうち、深度方向の外挿誤差。

研究テーマ B「デジタルロックを用いた岩石物性取得手法の開発」

本研究では、従来デジタルロックの構築に用いられてきたセグメント処理の結果が適用手法によって変わり、なおかつ計算値が過大評価される傾向にあるという点に着目した。このセグメント処理の課題を解決できれば、例えば坑井に沿って取得された岩石コアに対して、より効率的に岩石物性を計算できる可能性がある。一方、近年ではセグメントを行わない手法が提案され、標準試料であるベレア砂岩の弾性波速度の推定に有効であることが示された。しかしながら、様々な岩種への有効性や弾性波速度以外の岩石物性への有効性は明らかでなかった。そこで、本研究では、ベレア砂岩に加え、より細粒の（空隙径分布の小さい）砂岩である白浜砂岩に適用し、弾性波速度を精度よく検証できるか検討を行った。ベレア砂岩の空隙半径の最頻値とメジアンは約 $10\mu\text{m}$ および約 $8.4\mu\text{m}$ 、白浜砂岩の空隙半径の最頻値とメジアンは約 $0.8\mu\text{m}$ および約 $0.25\mu\text{m}$ である。

弾性波速度の計算を行った結果、ベレア砂岩では先行研究と同様に手法の有効性を確認できた。一方、白浜砂岩では、同じ手法を適用した場合では、精度よく弾性波速度を計算することができなかった。これは、X 線 CT 画像の空間解像度よりも白浜砂岩の多くの空隙径が小さいためと考え、白浜砂岩の空隙径分布の実測値を基に、各ボクセルに与える密度および弾性定数に修正を加えた。これにより実測値と整合的な（誤差 3.4%）の弾性波速度を得ることが可能となった。このように従来の手法に空隙径の測定結果を組み込むことによって、様々な空隙径をもつ岩石に本手法が適用可能であることを示した。本手法は、弾性波速度だけでなく、様々な岩石物性についても同様の手法で取得可能になる可能性があり、岩石物性の取得効率を改善できると考えている。

（加速フェーズ）

研究テーマ C-1「開発した AI に先験情報を組み込むフレームワークの開発」

対象地域で専門的に得られている先験情報を数値モデルとして表した。この先験情報は、不確かさを含む情報であることが考えられるため、不確かさに応じて、多数の数値モデルを生成した。これらの数値モデルを AI に学習させる手法として、破滅的忘却を防ぐフレームワークを用いた。

これまで開発した手法では、ある 1 種類の地熱構造を基に多数の数値モデルを作成したが、地質条件の異なる複数種類の地質構造を基に多数の数値モデルを作成し、訓練データとした。これまでに開発した手法では、このような多種の数値モデルを学習した場合、全ての種類の数値モデルを精度よく予測することができなかったが、開発した AI によって、これらの多種の地質構造に基づいた先験情報をより精度よく保持し、予測性能を向上させることができた。

研究テーマ C-2「不確定性を考慮した AI の開発」

観測データにはノイズが含まれており、ノイズを含むデータで学習したネットワークパラメータは、ランダムなノイズの影響を受け、不確実性をもつ。そのため、そのネットワークから予測された値も不確実性をもつ。これまで開発を進めてきた手法では、予測値は単一の値と

して得られるが、ベイズの定理を応用することで、この予測値の不確実性を定量化する手法を実装した。

研究テーマ C-3 「開発したプログラミングのリファクタリング」

A-2 で開発したプログラムのリファクタリングを行った。リファクタリングしたプログラムを公開して利用可能とするため、マニュアルや論文作成を行った。

3. 今後の展開

今後の展開として、既開発の地熱フィールドに本開発手法を適用し、手法の利点や特徴を明らかにしたい。実際の地熱フィールドへの適用を進めることによって、実利用として開発手法を評価することができ、手法の改良につなげるとともに、我が国および世界中の地熱フィールドで本開発手法が利用される最初の一步としたい。

(加速フェーズ実施後追記)

加速フェーズで開発した手法によって、専門的な先験情報を反映した複数種類の数値モデルを Physics-informed ニューラルネットに学習できるようになった。これによって、対象地域で得られている情報が少ない場合でも、既存の種々の地熱地域の情報を先験情報として Physics-informed ニューラルネットに学習させ、対象地域の地熱システムを予測できる可能性がある。従来、AI は観測データが少ない場合の活用に課題があり、地球資源開発で AI を利用するには、観測データが不足している場合があったが、開発した手法はこのような制約を和らげることができる可能性があると考えている。

4. 自己評価

4-1. 研究目標の達成状況

地球資源学分野における「信頼される AI」の創出を目指して研究を進め、Physics-informed ニューラルネットを基にした手法の開発と、訓練データとして用いるシミュレーションモデル選定手法の開発を行った。これにより、AI を用いながら、物理法則に一定程度従う予測値を得られることができる手法を提案できたと考えている。また、当該分野での岩石物性データの取得が AI の入力として十分なデータ量を得られていないという課題を改善するため、デジタルロック技術を用いた岩石物性計算手法を開発し、当該分野への AI の有効性を高めることができたと考えている。

地下の温度や浸透率分布を推定する地熱システムのモデリングにおいて、これまで数値シミュレーションの逆解析か、AI によるアプローチの相反するアプローチを選択する必要があり、双方に利点と欠点がある状況であったが、開発した AI により、これらのアプローチは融合し得て、互いの課題を相補的に補うことが可能であることを示したことは大きな成果と考えている。Physics-informed ニューラルネットのフレームワーク自体は、世界的に注目されており、最近 Nature Reviews に手法の総説が出たばかりである。現在査読中の論文によって、世界に先駆けて、地球資源学分野における本開発手法の利点と特徴を示すことができると考えている。

(加速フェーズ実施後追記)



加速フェーズでは、地質学的かつ地球物理学的な先験情報をより柔軟に学習に取り込める手法の開発を行った。この着眼点は、ACT-X の研究を進めていく中で得たものであり、個々の要素技術は既に開発されていたものであるものの、これらの組み合わせをデザインすることで、地球資源学分野固有の課題の解決に資する信頼される AI を目指した。また、加速フェーズで得た成果は、限られた観測データや専門的な先験情報の活用という点に着目して手法の開発を行ったため、同様の課題を抱える他分野にも応用可能な考え方であると考えている。また、Applied Energy 誌に掲載された論文では、地熱資源学分野において Physics-informed ニューラルネットの有効性を示した最初の研究という点を記述しており、本開発手法の利点と特徴を示すことができたと考えている。

4-2. 研究成果の科学技術および社会・経済への波及効果

研究成果は、地球資源学分野における特徴的な課題に対しての有効性を示したが、同様に地殻を対象とする地震や火山活動といった自然現象の理解にも役立てることができると考えている。さらに、様々な分野でこれまで数値シミュレーションの逆解析により、モデリングが行われてきたが、本研究で開発した手法は、数値シミュレーションの逆解析の課題を解決し得るアプローチとして、インバースモデリングを必要とする様々な学術分野への波及が期待できる。また、社会・経済への波及効果としては、地熱資源等のエネルギー資源開発分野への実利用が期待できると考えている。

(加速フェーズ実施後追記)

加速フェーズでの成果によって、開発した手法の実用性を高めることができた。実フィールドでの適用を進めることによって、今後、社会・経済的な波及効果を期待できると考えている。

5. 主な研究成果リスト

(1) 代表的な論文(原著論文)発表

研究期間累積件数:2件

研究期間累積件数:2件(これに加え、査読中1件)(加速フェーズ実施後更新)

1. Ishitsuka, K., Lin, W., Kamiya, N., Nara, Y., Materials Transactions. 2022, 1555-1522.

概要: セグメンテーションを用いないデジタルロック構築手法を改良することで、様々な空隙径分布を有する岩石に適用できることを示した。

2. Ishitsuka, K., Lin, W., Applied Energy. 2023, 120855.

概要: 地熱システムの逆解析(モデリング)において Physics-informed ニューラルネットを用いた手法を開発し、手法の利点と特徴を示した。

(2) 特許出願

該当なし

(3) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

招待講演

[1] 石塚師也ほか, 深部地熱資源評価における AI の活用, 資源地質学会第 71 年会講演会



— 鉱床探査技術の最先端, S-06, 2022.

- [2] 石塚師也, 地熱資源探査における AI の活用, 物理探査学会令和 5 年度ワンデーセミナー「最近の AI 技術の動向と物理探査への応用」, 2023. ※加速フェーズ実施の成果
学会発表
- [1] 石塚師也, 物理則を考慮した深層学習による自然状態での温度・浸透率のモデリング手法の開発, 日本地熱学会令和 4 年学術講演会, P07, 2022.
- [2] 石塚師也, 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, 第 33 回日本情報地質学会講演会, 021-022 頁, 2022
- [3] Ishitsuka, K. Temperature estimation at depth by physics-informed neural network: accuracy evaluation with 2D numerical data, Japan Geoscience Union Meeting 2022, SCG51-P06 2022.
- [4] 石塚師也, 重力項を考慮した Physics-informed ニューラルネットワークの定常地下水流動系での検証, 資源・素材学会 2022 年度春季大会, 1K0301-05-05, 2022.
- [5] 石塚師也, 熱水システムのインバースモデリングにおける physics-informed ニューラルネットワークの有効性の検証, 日本地球惑星科学連合 2023 年大会, SCG55-02, 2023. ※加速フェーズ実施の成果
- [6] 小平岳大, 石塚師也, 林為人, Physics-informed ニューラルネットワークを用いた地熱系モデリングに境界条件が与える影響, 日本地球惑星科学連合 2023 年大会, SRD24-04, 2023. ※加速フェーズ実施の成果
- [7] 石塚師也, 嶋章裕, 林為人, 熱水システムのモデリングのための physics-informed ニューラルネットワークの開発, 第 34 回日本情報地質学会講演会, 027-028, 2023. ※加速フェーズ実施の成果
- [8] 小平岳大, 石塚師也, 林為人, 物理法則を考慮した深層学習の地熱系モデリングへの応用: 境界条件と精度の比較, 資源・素材学会関西支部第 20 回若手研究者・学生のための研究発表会, 3, 2023. ※加速フェーズ実施の成果