様式７号（第 12 条，第 31 条関係）
（様式７号）(Format No.7)　日本語版

学　位　論　文　要　旨
(Summary of the Doctoral Dissertation)

学位論文題目 (Dissertation Title)	Deep Learning-Based Prediction and Upscaling of Rock Physical Properties （深層学習を用いた岩石物性予測モデルとアップスケーリング手法の構築）
氏　名(Name)	GUO YAOTIAN

地下貯留層における貯留，流動，および変形挙動を評価するためには，岩石の微細スケールの物理情報を，コアスケールや貯留層スケールの有効物性値へアップスケールする必要がある。このような評価は，炭化水素回収，二酸化炭素回収・貯留（CCS），および地下水素貯蔵（UHS）において重要であり，空隙率，絶対浸透率，電気伝導率，体積弾性率，せん断弾性率を同一の岩石構造に基づいて評価することが求められる。高解像度 X 線 CT 画像は，孔隙の連結性，孔隙スロート，粒子間接触，固体相の連結構造を捉えることができるため，流動，電気伝導，弾性変形の直接数値シミュレーション（DNS）に用いることができる。ただし，撮影できる範囲が小さいため，センチメートルスケールのコア内部に存在する不均質性を十分にカバーできない。低解像度 CT 画像はコアスケールの岩石をカバーできるが，解像度の限界と部分体積効果により，DNS に必要な孔隙形状は十分に保持されない。本論文では，この解像度と視野範囲のトレードオフに対応するため，デジタル岩石物理，深層学習，確率論的岩石物理モデリングを組み合わせ，岩石物性を孔隙スケールからコアスケール，さらにフィールドスケールへアップスケールするワークフローを構築した。

第１章では，これらの背景として，岩石物性のスケール依存性，CT 画像における解像度と視野範囲のトレードオフ，および決定論的な空隙率-物性関係式の限界について述べた。

第２章では，孔隙スケールからコアスケールへの絶対浸透率アップスケーリング手法を構築した。セグメンテーションした高解像度 CT サブボリュームに対して格子ボルツマン法を用いて浸透率を計算し，対応する低解像度 CT サブボリュームと浸透率ラベルの関係を畳み込みニューラルネットワーク（CNN）に学習させた。学習済み CNN をコア全体の低解像度 CT 画像に適用して浸透率マップを予測し，得られた浸透率マップを Darcy 流ソルバーに入力することで，コアスケールのアップスケール浸透率を計算した。Boise 砂岩を用いた検証では，２つの岩石サンプルのアップスケール浸透率は 5.85 D および 1.53 D であり，コアフラッディング実験値 2.8 D はその中間に位置し，これは２つのサンプルがそれぞれ高孔隙率領域と低孔隙率領域から採取されたことに対応している。さらに，8.7 cm の Boise 砂岩コアを用いて，学習データ数とサブボリュームサイズの影響を調べた結果，300^3 ボクセルの場合に最も安定した予測が得られ，コアフラッディング値 8.9 D に対して 12.2

(和文 2,000 字程度 / 英文 800 語程度)
(about 800 words)

D のアップスケール浸透率を得た。この結果から，アップスケーリング精度は CNN の回帰精度とサブボリュームの REV サイズにも依存することを示した。

第 3 章では，この浸透率予測ワークフローを，不均質な貯留層砂岩におけるマルチフィジックス物性予測へ拡張した。画像ペア作成に必要なサブコアの切削と位置合わせを避けるため、高解像度 CT 画像から低解像度 CT 画像に相当する画像を生成する Down sampling Generative Adversarial Network（DSgan）を導入し，生成画像と，DNS 由来の物性値対応させた学習データを作成した。次に，SE-Atten-Res3D を用いて，絶対浸透率，空隙率，電気伝導率，体積弾性率，せん断弾性率を同時に予測した結果，予測値と参照値との決定係数は全物性で 0.80 以上となり，平均的な空隙率-物性トレンドに加えて，同一空隙率における物性値のばらつきも再現された。この SE-Atten-Res3D の予測結果から得られた空隙率-物性散布を用いて，決定論的な平均トレンドと空隙率に依存する物性のばらつきをフィッティングし，第 4 章で用いる Stochastic Rock Physics Model（S-RPM）を定式化した。

第 4 章では，浸透率の S-RPM を用いて，微細構造に由来する物性のばらつきをフィールドスケールの CO_2貯留シミュレーションに反映させた。S-RPM では，決定論的な空隙率ベースの関係式に，空間相関を持つ確率的ばらつきの項を加える。コアスケールでは，空隙率のみを入力として S-RPM により物性マップを再構築し，そのアップスケール値が SE-Atten-Res3D による直接アップスケーリング結果との整合性を確認した。さらに， Johansen 帯水層における CO_2貯留シミュレーションでは，決定論的 Kozeny-Carman 浸透率場，第 3 章の予測結果から較正した S-RPM 浸透率場，およびばらつきを増幅した S-RPM 浸透率場を感度解析として比較した。較正 S-RPM では対数浸透率のばらつきが小さく，さらに鉛直方向および水平方向の平均化を受けるため，CO_2存在量は決定論的ケースと近い結果となった。一方，感度解析では，高浸透率・低浸透率の連続領域が CO_2プルームの移動経路に影響する大きさを持つ場合，貯留量やトラップ量の予測が変化することが示された。相関長が中程度の場合，高浸透率領域に沿ったチャネリングが生じ，トラップされた CO_2体積は最大 32%減少した。

第 5 章では，本研究の成果を，孔隙スケール DNS，コアスケール深層学習予測，S-RPM フィッティング，フィールドスケール貯留層シミュレーションを接続するスケールアップ手法としてまとめた。このワークフローにより，平均的な空隙率-物性トレンド，局所物性値の空間的なつながり，および微細構造に由来する物性のばらつきを区別してモデル化し，岩石物性を孔隙スケールからコアスケール，さらにフィールドスケールへアップスケールできることを示した。

様式７号（第 12 条，第 31 条関係）
（様式７号）(Format No.7)　英語版

学　位　論　文　要　旨
(Summary of the Doctoral Dissertation)

学位論文題目 (Dissertation Title)	Deep Learning-Based Prediction and Upscaling of Rock Physical Properties （深層学習を用いた岩石物性予測モデルとアップスケーリング手法の構築）
氏　名(Name)	GUO YAOTIAN

Predicting the behavior of subsurface reservoirs requires models that connect rock microstructure with macroscopic physical properties. This requirement is central to hydrocarbon recovery, geothermal energy exploitation, geologic carbon capture and storage (CCS), and underground hydrogen storage (UHS), where reservoir performance depends on storage capacity, fluid flow, electrical response, and mechanical stability. The key properties include porosity, absolute permeability, electrical conductivity, bulk modulus, and shear modulus. These properties are scale dependent because pore connectivity, pore throats, grain contacts, and solid skeleton continuity vary across length scales. High-resolution X-ray computed tomography (CT) images can resolve these features and allow direct numerical simulation (DNS) of flow, electrical conduction, and elastic deformation, but their field of view is limited to represent centimeter-scale core heterogeneity. Low-resolution CT images cover larger rock volumes, but pore-scale geometry is degraded by resolution limits and partial-volume effects. This dissertation develops a multiscale framework that combines digital rock physics (DRP), deep learning (DL), and stochastic rock physics modeling to transfer pore-scale physical information to core-scale and field-scale models.

Chapter 1 presents the background and objectives of the study. It reviews the scale dependence of rock physical properties, the resolution-field-of-view trade-off in CT-based digital rock physics, and the limitations of deterministic porosity-property relationships. Such relationships assign a single property value to a given porosity, although rocks with the same porosity can have different permeability, electrical conductivity, and elastic moduli because of differences in pore geometry and solid-skeleton structure.

Chapter 2 develops a DL-based workflow for absolute permeability upscaling from the pore scale to the core scale. Permeability labels are computed by the lattice Boltzmann method on segmented high-resolution CT subvolumes, and the corresponding raw low-resolution CT subvolumes are used as inputs to convolutional neural networks (CNNs). The trained CNN predicts a permeability map over the low-resolution core image, and a Darcy flow solver calculates the upscaled core-scale permeability. In the initial study using two Boise sandstone samples, the CNN-Darcy workflow yielded permeability estimates of 5.85 D and 1.53 D, while the meter-scale core-flooding value of Boise sandstone was 2.8 D. A larger 8.7 cm Boise sandstone core was then used to examine the effects of training dataset size and subvolume size. Subvolumes of 100^3, 200^3, and 300^3 voxels were tested. The 300^3-voxel subvolume size gave the most stable prediction and an upscaled permeability of 12.2 D, compared with a core-flooding value of 8.9 D. These results show that upscaling accuracy depends on both CNN regression accuracy and the structural

(和文 2,000 字程度 / 英文 800 語程度)
(about 800 words)

representativeness of the subvolumes used to construct the permeability map.

Chapter 3 extends the permeability workflow to Multiphysics prediction in a heterogeneous reservoir sandstone. Because acquiring paired high-resolution and low-resolution CT images from the same physical volume requires destructive micro-coring and difficult image registration, a Down sampling Generative Adversarial Network (DSgan) is introduced to generate realistic low-resolution counterparts from high-resolution images. This enables paired training data to be constructed by linking each generated low-resolution image to the DNS-derived properties of the corresponding high-resolution structure. A hybrid attention-based three-dimensional residual network, SE-Atten-Res3D, is then developed to predict five properties simultaneously: absolute permeability, porosity, electrical conductivity, bulk modulus, and shear modulus. The model achieves test-set coefficients of determination of at least 0.80 for all properties and reproduces both mean porosity-property trends and property uncertainty at a fixed porosity. Core-scale upscaling further shows that effective properties are controlled by the spatial arrangement of locally predicted properties rather than by simple averaging alone. The porosity–property scatter obtained from the SE-Atten-Res3D predictions is then used to fit the deterministic mean trends and porosity-dependent physical properties uncertainty that define the Stochastic Rock Physics Model (S-RPM) formulated in Chapter 4.

Chapter 4 formulates a S-RPM by fitting the microstructure-induced property uncertainty obtained from the Chapter 3 prediction results and applies it to field-scale CO_2 storage simulation. The S-RPM adds a spatially correlated stochastic fluctuation term to deterministic porosity-based relationships. At the core scale, it reconstructs property distributions and spatial maps using porosity as input, and the upscaled S-RPM properties are consistent with the direct SE-Atten-Res3D upscaling results. The permeability form of the S-RPM is then applied to CO2 storage simulation in the Johansen aquifer using the vertical-equilibrium formulation in the MATLAB Reservoir Simulation Toolbox. Three permeability fields are compared for different purposes: a deterministic Kozeny–Carman field as the conventional porosity-based baseline, a calibrated S-RPM field fitted from the SE-Atten-Res3D-derived permeability uncertainty, and amplified S-RPM fields used for sensitivity analysis of unresolved heterogeneity. The calibrated stochastic model produces CO_2 inventories similar to the deterministic case because the log-permeability scatter is small and is attenuated by vertical and lateral averaging. Sensitivity simulations show that unresolved heterogeneity affects storage forecasts when it is organized at a scale comparable to the plume. At an intermediate correlation length, high-permeability channeling reduces trapped CO_2 volume by up to 32%.

Chapter 5 summarizes the main conclusions. The dissertation provides a workflow from pore-scale DNS to core-scale DL prediction and field-scale stochastic reservoir simulation. Its main contribution is a methodology for scale transition that separates mean trends, spatial topology, and unresolved microstructural uncertainty. By linking DNS-derived pore-scale properties, DL-based core-scale prediction, S-RPM fitting, and field-scale reservoir simulation, this workflow enables rock physical properties to be upscaled from the pore scale to the core scale and further to the field scale.

（様式９号）

学位論文審査の結果及び最終試験の結果報告書

山口大学大学院創成科学研究科

氏　　名	GUO YAOTIAN
審査委員	主　査：蒋　飛
	副　査：望月　信介
	副　査：三上 真人
	副　査：田之上 健一郎
	副　査：白石　僚也
論文題目	Deep Learning-Based Prediction and Upscaling of Rock Physical Properties 深層学習を用いた岩石物性予測モデルとアップスケーリング手法の構築

【論文審査の結果及び最終試験の結果】

地下貯留層の評価では、二酸化炭素回収・貯留（CCS）や地下水素貯蔵、地熱エネルギー利用において、空隙率、絶対浸透率、電気伝導率、体積弾性率およびせん断弾性率を定量的に評価する必要がある。これらの物性は、孔隙の形状や連結性など、岩石の微細構造に支配されるため、強いスケール依存性を持つ。高解像度 X 線 CT 画像を用いたデジタル岩石物理では、直接数値シミュレーション（DNS）により微細構造から物性値を算出できるものの、撮影範囲が限られる。これに対し、低解像度 CT 画像は広範囲を撮影できるものの、孔隙形状を十分に捉えることができず、DNS を直接適用することは困難である。この「解像度と視野範囲のトレードオフ」は、孔隙スケールの物理情報をコアスケール、さらにはフィールドスケールへと伝達するうえで、本質的な障壁となっている。

本研究では、まず絶対浸透率を対象として、孔隙スケールからコアスケールへのアップスケーリングワークフローを構築した。高解像度 CT 画像のサブボリュームについて格子ボルツマン法（LBM）により算出した絶対浸透率を教師データとし、同一位置に対応する低解像度 CT 画像を入力として畳み込みニューラルネットワークを学習させた。これにより、低解像度画像をセグメンテーションすることなく、広範囲にわたる三次元絶対浸透率分布を予測し、その分布を Darcy ソルバーに与えることで、コア全体の有効浸透率を評価することが可能となった。Boise 砂岩を用いた検証では、高孔隙率領域および低孔隙率領域から採取した二つの試料について、それぞれ 5.85 D および 1.53 D の有効浸透率が得られ、コア実験による実測値 2.8 D が両者の間に位置することを確認した。本手法により、微視的な構造の不均質性の影響を、より大きいスケールの有効物性へ反映することが可能となった。

次に、本ワークフローをマルチフィジックス物性の予測へと拡張した。従来、高解像度画像と低解像度画像のペアを実測によって取得するためには、コアからサブコアを切削したう

（様式９号）

えで両画像を位置合わせする必要があり、試料の損傷や位置合わせ誤差を避けることが困難であった。本研究では、高解像度 CT 画像から低解像度 CT 画像に相当する画像を生成する敵対的生成ネットワーク（DRgan）を導入し、位置合わせを必要としない学習データの作成法を提案した。さらに、物性予測に寄与する画像特徴を選択的に強調するネットワーク SE-Atten-Res3D を構築し、空隙率、絶対浸透率、電気伝導率、体積弾性率およびせん断弾性率の５物性を、いずれも決定係数 0.80 以上の精度で同時に予測することに成功した。本手法は、平均的な空隙率–物性関係だけでなく、同一の空隙率における物性値のばらつきも再現している。さらに、このばらつきを確率論的岩石物理モデル（S-RPM）として定式化した。

最後に、S-RPM によって評価した浸透率分布を、Johansen 帯水層を対象とするフィールドスケールの CO_2貯留シミュレーションに適用した。従来の Kozeny–Carman 式が一つの空隙率に対して一意の浸透率を与えるのに対し、S-RPM では、空間相関を有する確率的変動項を導入することにより、岩石の微細構造に由来する不確定性を反映できる。ばらつきの振幅および空間相関長を変化させた感度解析の結果、CO_2の貯留挙動が空間相関長に対して非単調な応答を示すことが明らかとなった。また、空間相関長が中程度の場合には、高浸透率領域に沿ったチャネリングが生じ、トラップされる CO_2量が最大 32%減少することを示した。これらの結果から、不均質性の振幅だけでなく、その空間配置も、CO_2貯留量を支配する独立した因子であることが明確に示された。

このように本論文は、孔隙スケールの DNS、コアスケールの深層学習予測、S-RPM による確率論的定式化、およびフィールドスケールの貯留層シミュレーションを一貫して接続するマルチスケール枠組みを構築したものであり、CCS をはじめとする地下利用技術の信頼性向上に資する成果である。

本審査会ならびに公聴会においては、低解像度 CT 画像と高解像度 CT 画像の対応付けおよび位置合わせの方法、岩石全体の有効電気伝導率と流体固有の導電率との関係、SE アテンションを組み込んだネットワーク構造の独自性、Johansen 帯水層モデルにおける断層など地質構造の取り扱い、空隙率-浸透率関係にばらつきを与えることの物理的意義などについて、活発な質問があった。いずれの質問に対しても、適切な回答がなされた。

以上より本研究は独創性、信頼性、有効性、実用性ともに優れ、博士（工学）の論文に十分値するものと判断した。

論文内容及び審査会、公聴会での質問に対する応答などから、最終試験は合格とした。

なお，主要な関連論文の発表状況は以下の通りである（関連論文 計 2 編）

1) Jiang, F., Guo, Y., Tsuji, T., Kato, Y., Shimokawara, M., Esteban, L., Seyyedi, M., Pervukhina, M., Lebedev, M. and Kitamura, R., Upscaling permeability using multiscale X-ray-CT images with digital rock modeling and deep learning techniques, Water Resources Research, Vol.59, No.3, DOI:10.1029/2022WR033267, 2023 年 2 月

2) Guo, Y., Jiang, F., Tsuji, T., Kato, Y., Shimokawara, M., Esteban, L., Seyyedi, M., Pervukhina, M., Lebedev, M. and Kitamura, R., Machine learning-based upscaling of rock permeability from pore scale to core scale: effect of training dataset size and sub-core volumes, Earth Energy Science, Vol.2, Issue 1, DOI:10.1016/j.ees.2025.11.008, 2025 年 11 月