

# 3次元CNNとResNetを用いた 岩石の浸透率推定

2022年 3月 3日 9:45~10:10

NC, MBE 合同研究会

○釜野太郎（九大）・實松豊（東工大）・辻建（九大）

# 目次

1. はじめに(研究背景, 目的)
2. 浸透率と深層学習について
3. 深層学習による浸透率の推定の実験
4. まとめ

# はじめに

## ・地質調査の重要性

地震対策のための岩盤の硬さの情報収集

➤ 岩石物性は地震データと地下パラメータの架け橋

## ・地質調査の従来法

岩石を採集し室内実験

⇒ **問題点**: 時間と手間がかかりすぎる, 測定者によって値が変わる

## ・近年の調査法

岩石のCTスキャンを計算シミュレーションで解析

(Digital Rock Physics: DRP)

⇒ **問題点**: 解析に時間がかかる

研究内容:

浸透率の測定時間を減らすために深層学習を用い岩石の画像データから直接岩石物性を推定する

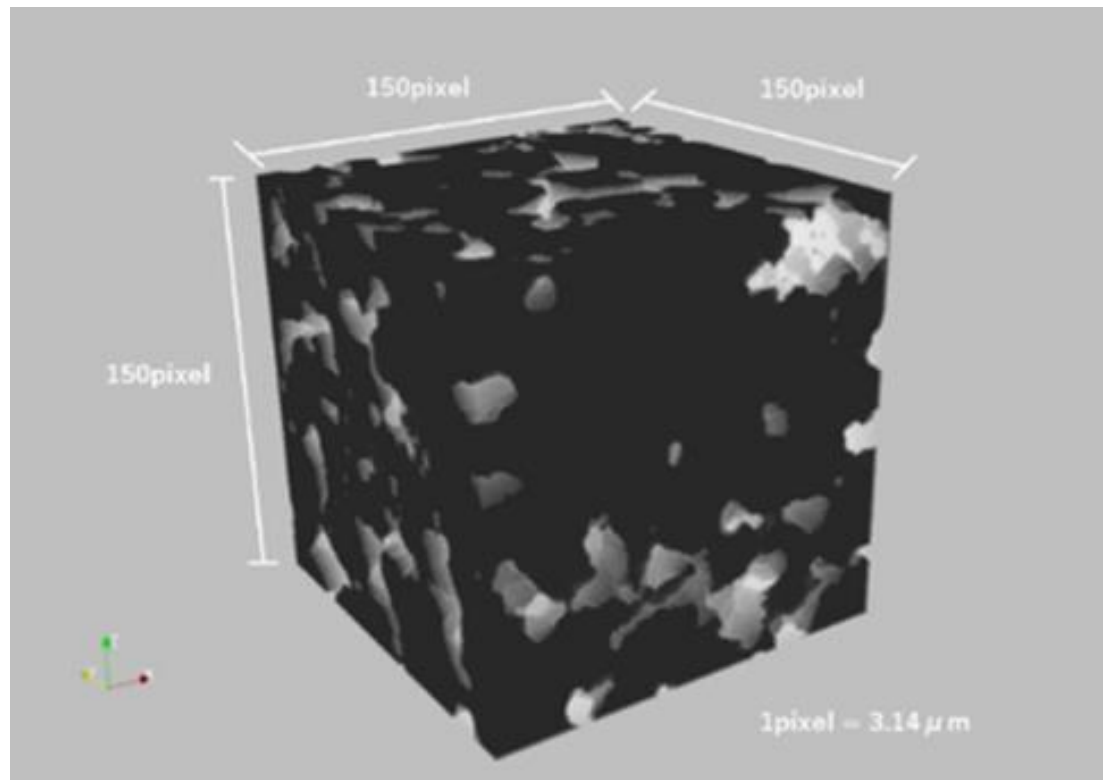
# 岩石について

## ・岩石の空隙

岩石は小さな隙間が多く存在する.

この隙間が物性を変える要因の1つ

今回扱うデジタル岩石のデータは, 0,1の2値



# 浸透率について

## ・物性

- 岩石の隙間を流体が移動する際の通りやすさを示す
- 流す方向によっても値が変わる
- 流す流体が単一か複数かで値が変わる

## ・用途

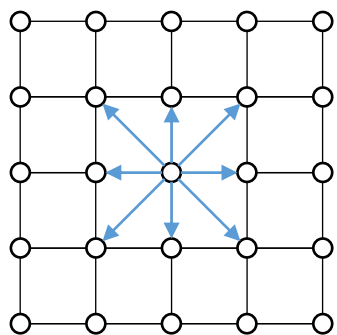
- 災害時の危険予測に使われる
- 二酸化炭素の地下貯蔵[3]にも使われる

## ・測定法

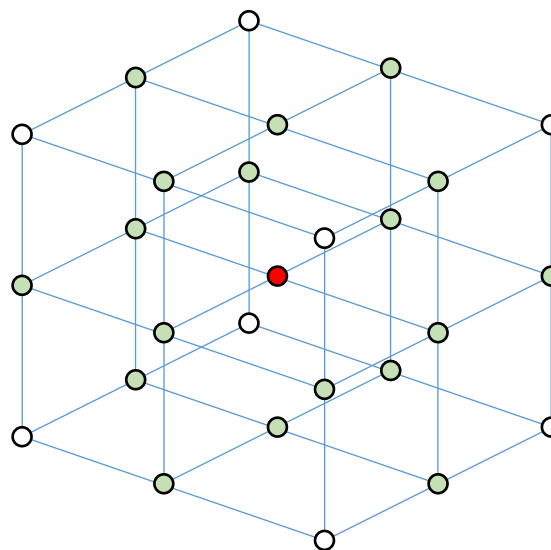
- 通常は岩石を掘削し、物理実験により測定
- Digital Rock Physicsの手法： 格子ボルツマン法[1]  
しかし、単一流体で $256 \times 256 \times 256$ のデータサイズだと  
1回計算するのに 20, 30 分程度、 $512 \times 512 \times 512$ だと  
およそ8時間程度かかる

# 格子ボルツマン法[1]

- ・流体力学の基本方程式は、ナビエ-ストークス方程式 (2階偏微分方程式) → 解析的に解けない
- 数値流体力学 (Computational Fluid Dynamics, CFD)
- ・CFDの中でも、複雑性の低さと計算精度の高さのバランスから、格子ボルツマン法(Lattice Boltzmann Method)がよく用いられる。
  - ・流体を「粒子」の集まりと見なす。
  - ・粒子は、2次元 or 3次元の整数格子の上を移動する。
  - ・衝突を考慮する。



D2Q9モデル

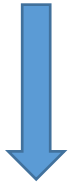


● から ○ へ  
粒子が移動

D3Q19  
モデル

# 格子ボルツマン法[1]

$$\frac{\partial f_i(x, t)}{\partial t} + e_i \frac{\partial f_i(x, t)}{\partial x} = \Omega_i(x, t) \quad (\text{A. 1})$$



刻み幅 $\Delta t$ に離散化

$$f_i(x + e_i \Delta t, t + \Delta t) = f_i(x, t) + \Omega_i(x, t) \quad (\text{A. 2})$$

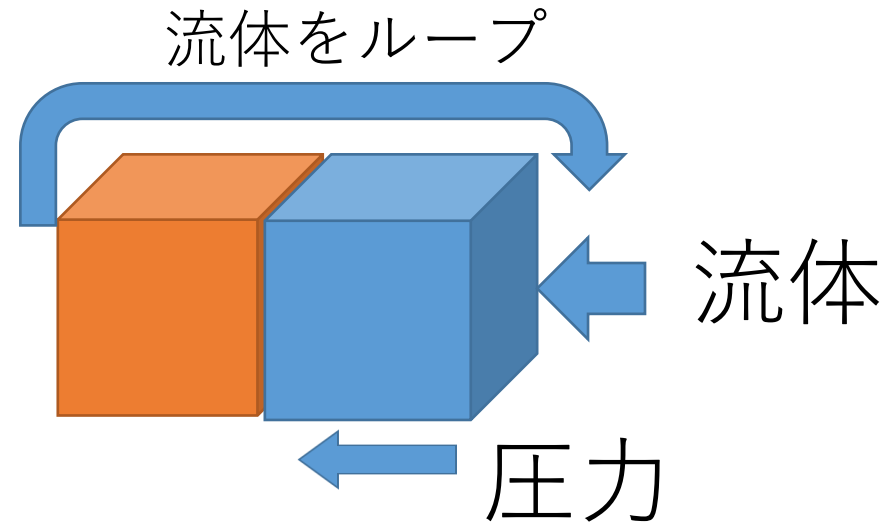
$x$ : 3次元格子状の座標

$e_i$ : 3次元格子の近接する頂点へのベクトル

$f_i(x, t)$ : 時刻  $t$  における, ベクトル  $e_i$  の方

向に移動す粒子の密度分布

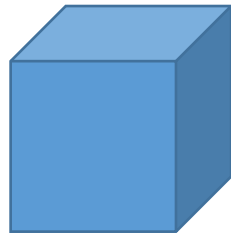
$\Omega_i(x, t)$ : 衝突項



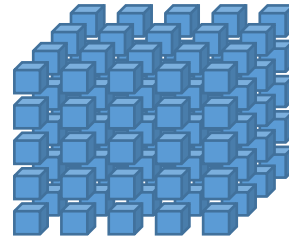
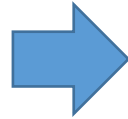
$$\text{ダルシーの法則: } v = -\frac{k}{\mu} \frac{dP}{dx}$$

$v$ : 流量  $k$ : 浸透率  $P$ : 圧力  $\mu$ : 粘度

# 浸透率のデータについて(1/2)



1辺が $870 \times 870 \times 870$ ボクセル



1辺が $96 \times 96 \times 96$ ボクセル

## ・岩石CTスキャンデータ

元のデータは1辺 $870^3$ ボクセルで岩石と空隙の2値で構成される  
フオンテーヌブロー砂岩

$870^3$ ボクセルのデータから $96^3$ ボクセルを切りだしそれを1つのデータとする

## ・データオーグメンテーション

切り出す際の  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸を1つ, またはすべて25, 50, 75ボクセルずらして  
切り出すことでデータ数を増やす

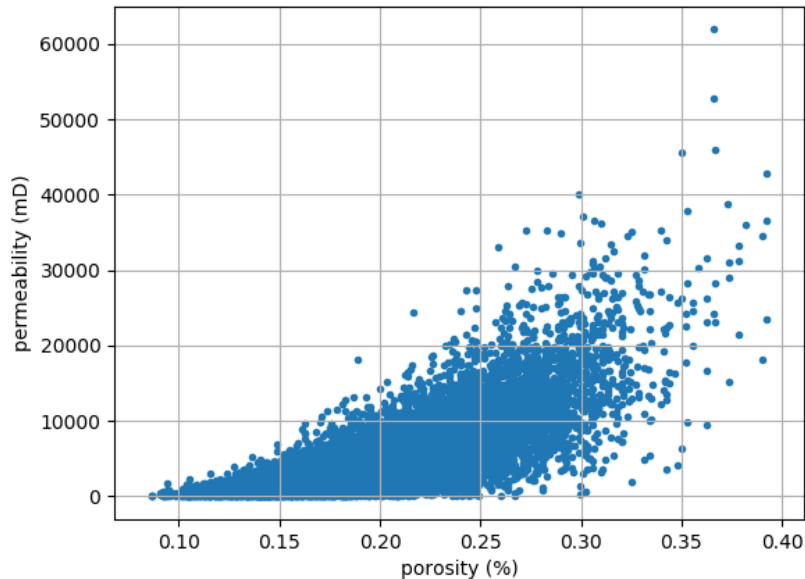
水の流す方向を変えて計測する

最終的な枚数は13727枚



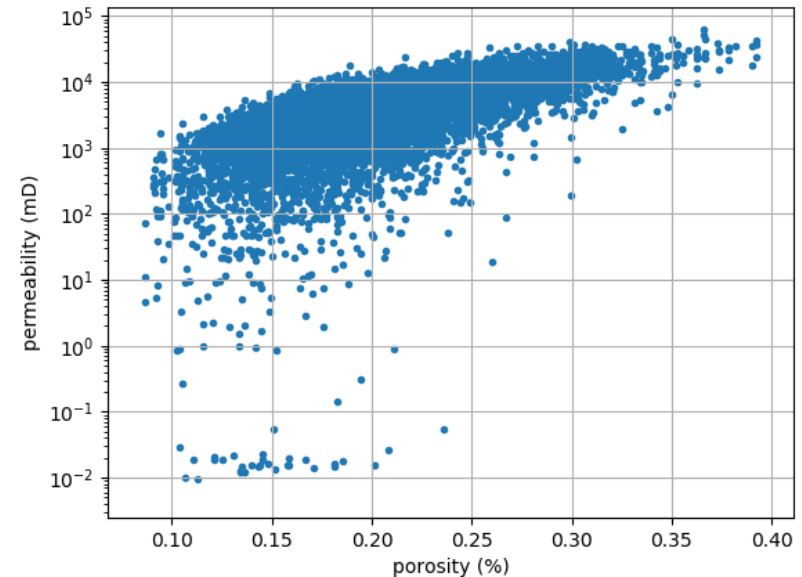
# 浸透率のデータについて(2/2)

浸透率 (mD)



空隙率

浸透率 (mD)

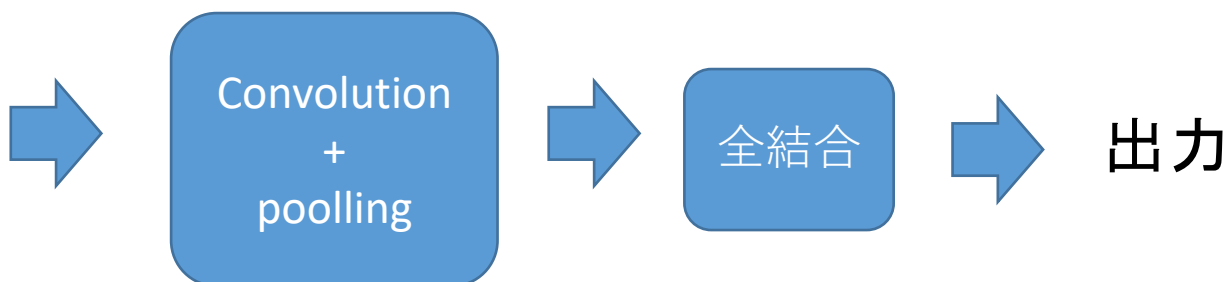
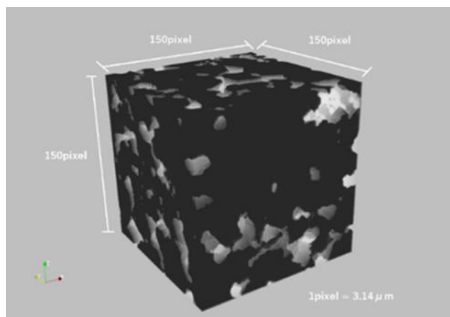


空隙率

- ・浸透率のレンジはかなり広い (1mD ~ 50000 mD)
- ・浸透率を扱う現場では、対数にとって活用することが多い  
⇒今回は浸透率の対数を学習対象とする

# 3DCNN

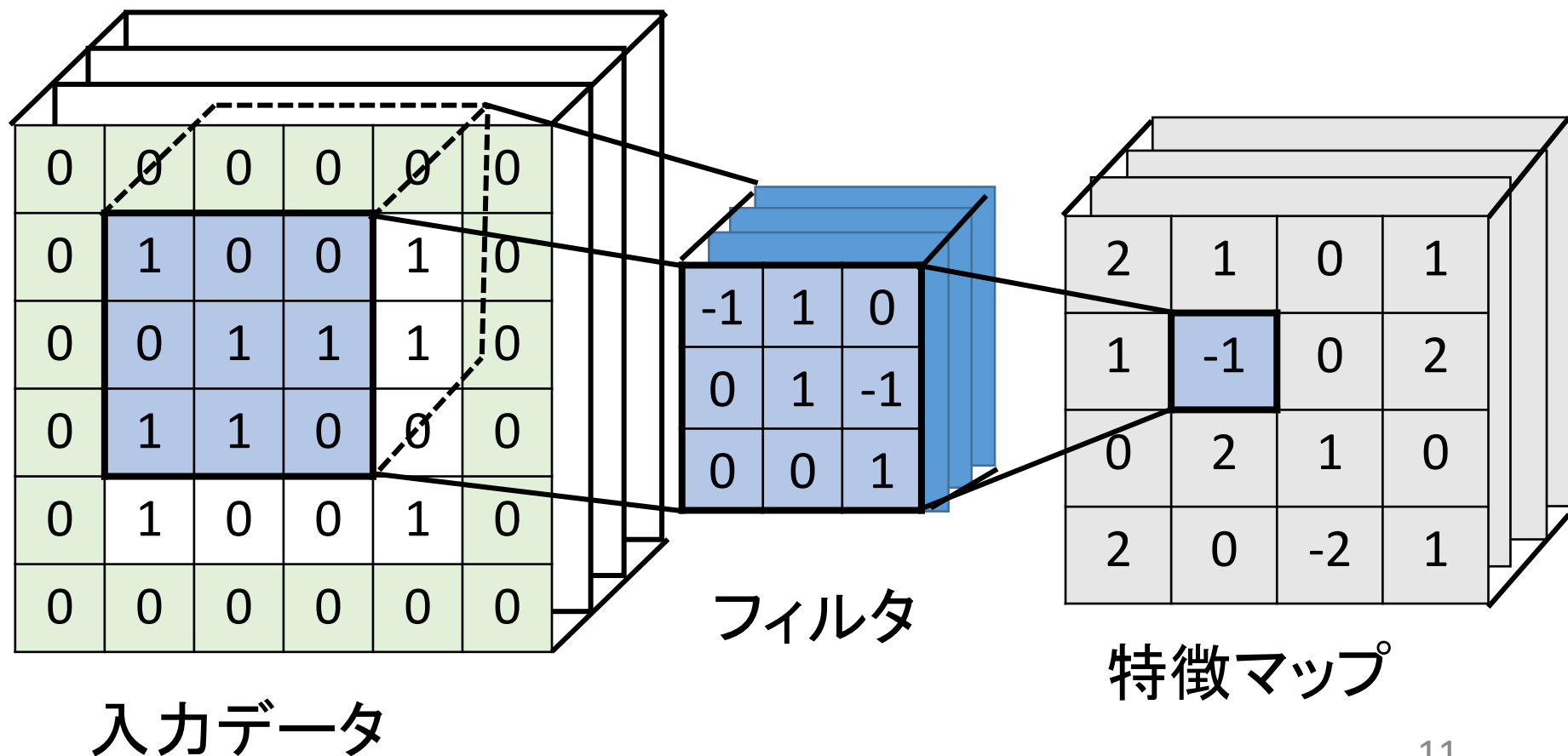
- ・画像処理に使われる深層学習のモデル
- ・ConvolutionとPoolingを繰り返すことで、入力画像についての本質的な情報を取得する



入力データ

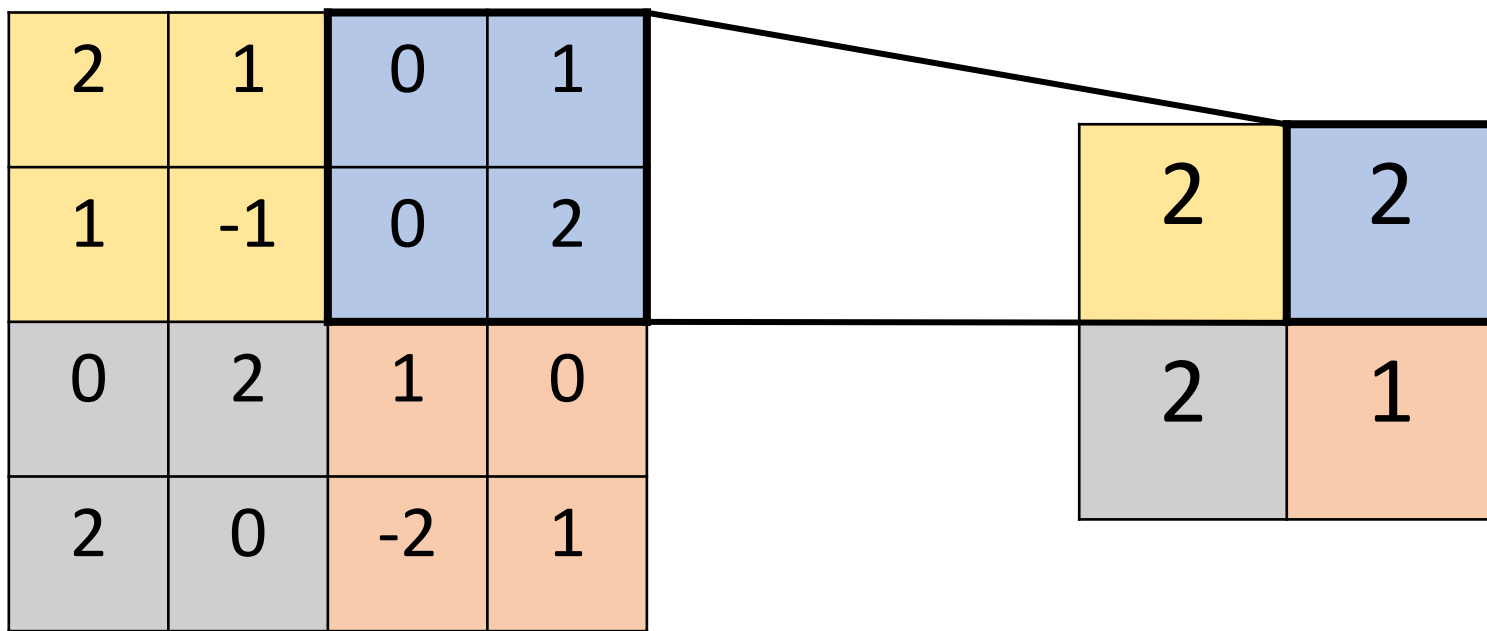
# Convolution

- ・ウィンドウ内の情報を一つの特徴量として圧縮する.
- ・畳み込みフィルタは学習により最適化されていく.



# Pooling

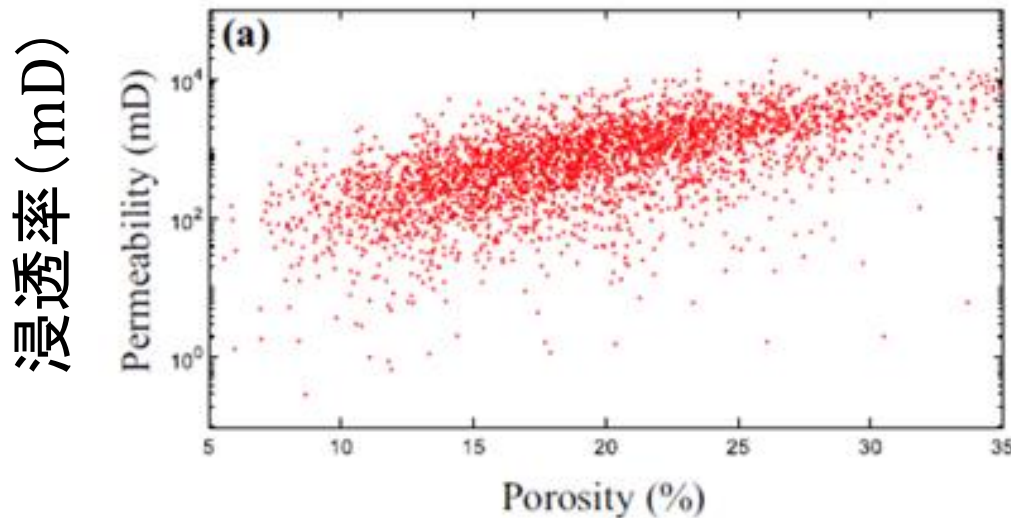
- ・ウィンドウ内の最大値または平均値を取り出す。
- ・画像の縮小を行い，位置ずれや回転に対して強くする。



# 先行研究

- Hongら[5]が3DCNNで格子ボルツマン法[1]で測定した浸透率の推定をおこなっている

実験で扱った浸透率の分布



学習の結果

RMSE (mD)

Training

Test

300.6881

900.2870

281.7957

892.9472

291.8665

705.2174

空隙率

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((\text{真の浸透率の値})_i - (\text{浸透率の予測値})_i)^2}$$

[5] Jin Hong , “ Rapid estimation of permeability from digital rock using 3D convolutional neural network ”, Computational Geosciences (2020) 24:1523–1539 , 27 May 2020

# 実験の方針

データのサイズ $96^3 = \text{約}90\text{万}$ と大きいためメモリーオーバーを起こしやすい

➤そのため先行研究[5]でも畳み込みの層を深くできていない

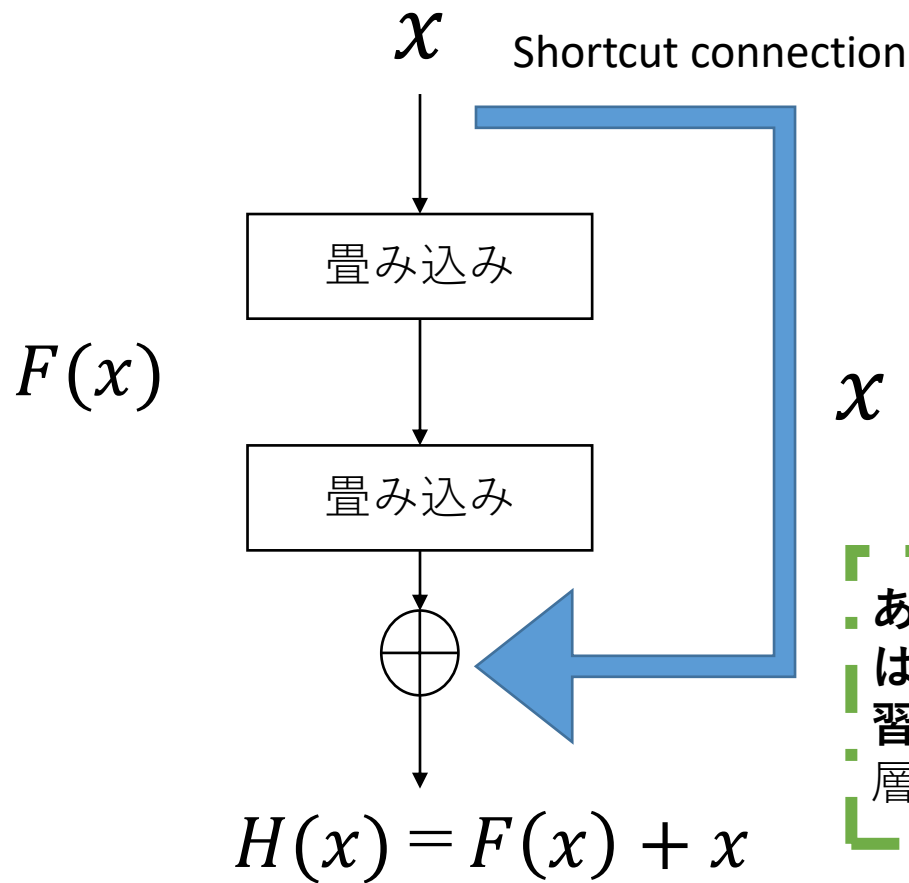
方針1:メモリーオーバーを起こさないように層を深くしたい

⇒3DCNNにも2DCNNで活用されている

ResNetを活用できないか？

方針2:浸透率の値を対数をとって学習

# ResNet[6]



$x$  : 入力

$F(x)$  : 残差関数

$H(x)$  : 学習してほしい関数

ある層で求める最適な出力を学習するのではなく、層の入力を参照した残差関数を学習することで最適化しやすくなり、層を深くできる

# 実験

- 実験1: 提案法(ResNet使用)と従来法の比較

学習対象: 浸透率

- 実験2: 提案法(ResNet使用)と従来法の比較

学習対象: 浸透率の対数



# 実験1(1/2)

## ・学習方法(1/2)

- ・入力データ:  
( $96 \times 96 \times 96, 2$ 値)  $\times$  13727枚

訓練用: 70%  
検証用: 30%

- ・教師データ:  
上のCTスキャンデータを格子ボルツマン法[1]によって  
解析した浸透率13727個

# 実験1(2/2)

## 学習方法(2/2)

- ・損失関数: 真の浸透率と浸透率の予測値との平均二乗誤差

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((\text{真の浸透率}) - (\text{浸透率の予測値}))_i^2$$

- ・勾配法: Adam(Adaptive moment estimation)[4]

## 評価指標

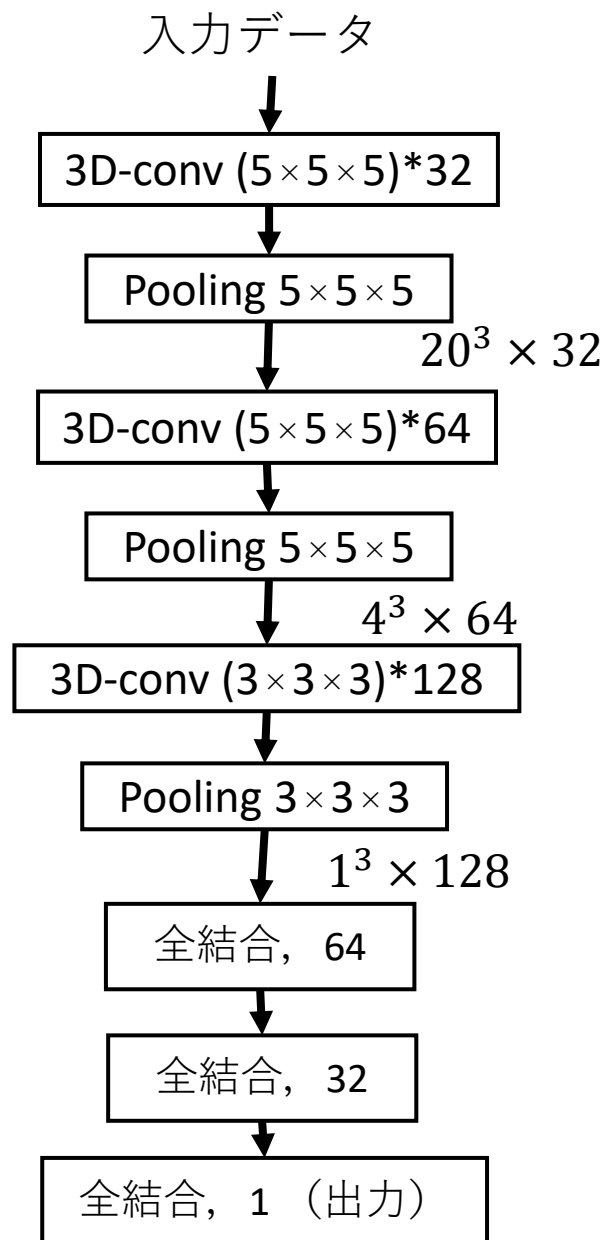
訓練データと検証データのエポックごとの平均二乗和平方根誤差(RMSE)

【縦軸: 平均2乗和平方根誤差, 横軸: エポック数】のグラフ

検証データでの真の浸透率対浸透率の予測の散布図

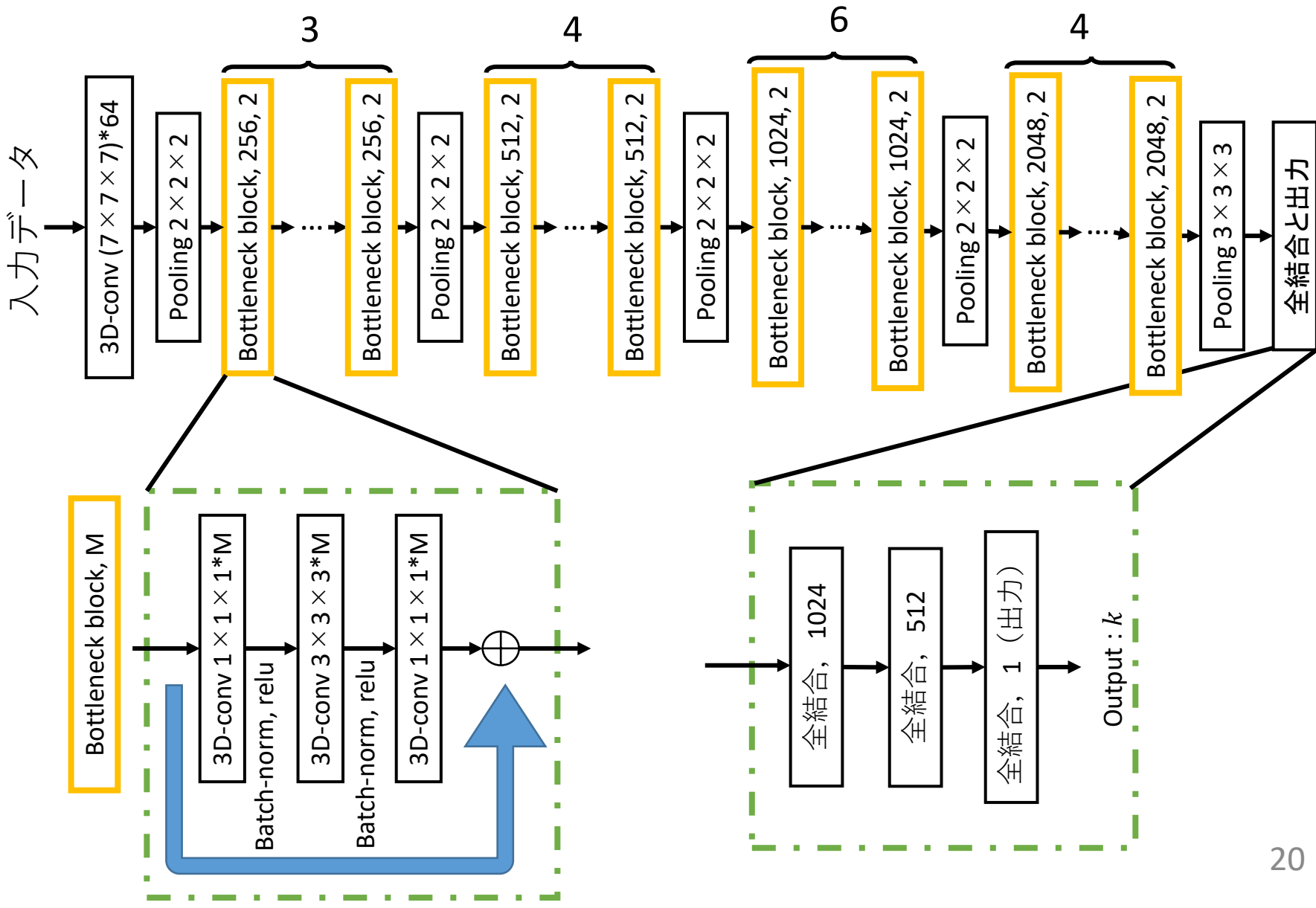
【縦軸: 真の値, 横軸: 予測値】

# 実験に使用したHongら[5]のモデル



エポック数: 100,  
活性化関数: ReLU関数

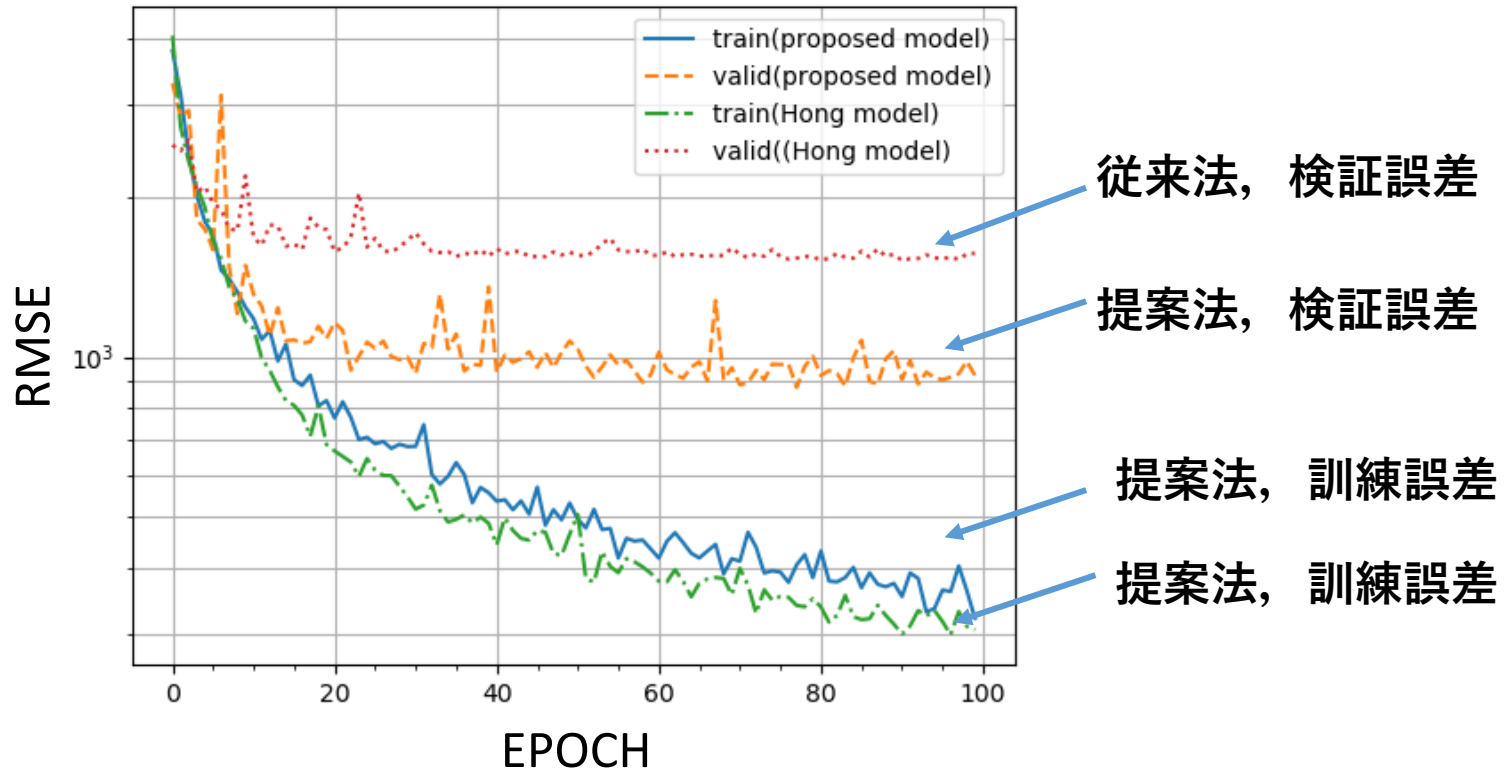
# 実験に用いた提案モデル



# 実験結果

## 実験1

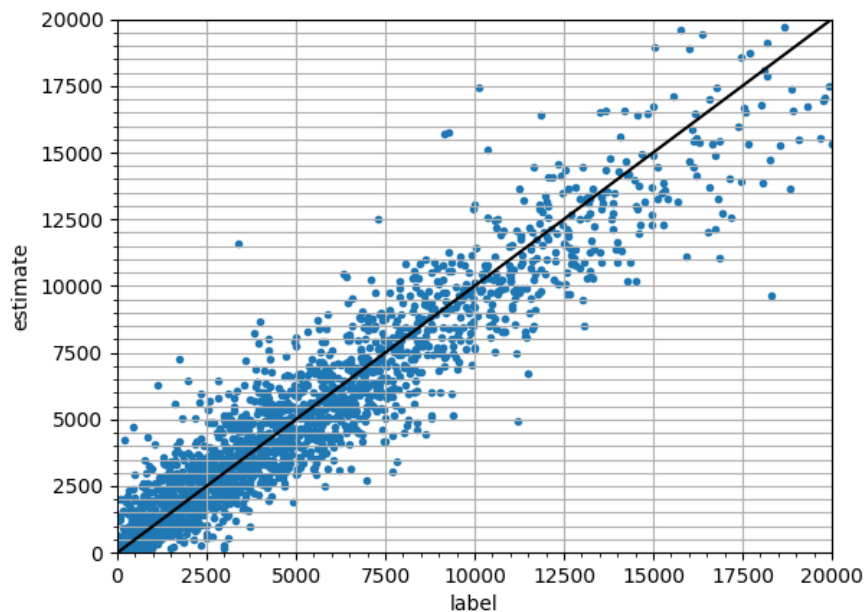
学習曲線



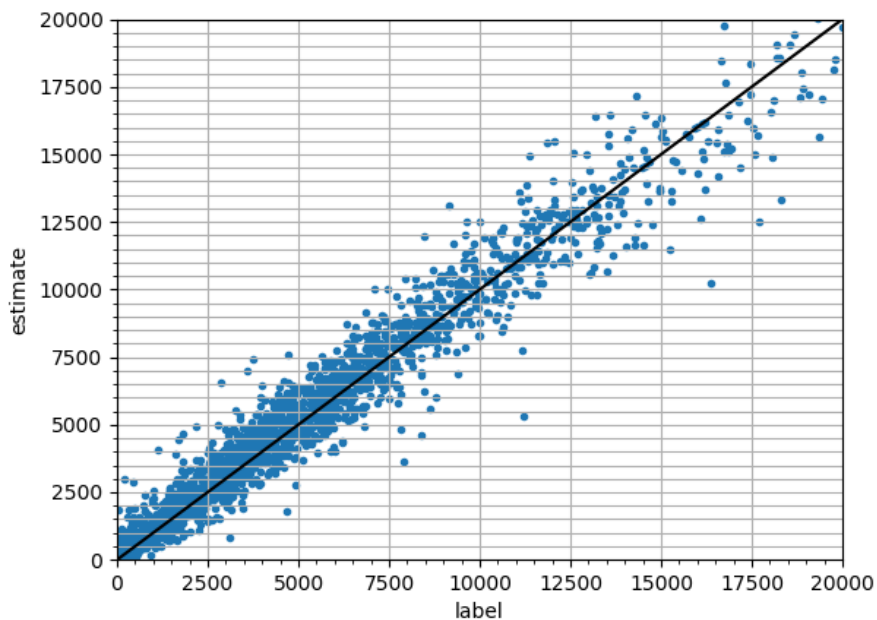
- 検証データはHongら[5]のモデルのRMSEが約1600に対し、提案手法では約 900 であった
- 格子ボルツマン法では1分程度だった測定時間が学習後のネットワークでの浸透率推定は1秒未満

# 実験1

真の浸透率対浸透率の予測の散布図  
【縦軸: 真の値, 横軸: 予測値】  
黒線:  $y=x$  のグラフ



Hongら[5]のモデル



提案手法のモデル

# 実験2(1/2)

## 学習方法(1/2)

- ・入力データ:  
( $96 \times 96 \times 96, 2$ 値)  $\times$  13727枚

訓練用: 70%  
検証用: 30%

- ・教師データ:  
上のCTスキャンデータを格子ボルツマン法[1]によって解析した浸透率を対数をとった13727個

対数の値が負のものはすべて0に切り上げ

# 実験2(2/2)

## 学習方法(2/2)

- ・損失関数: 真の浸透率の対数と浸透率の対数の予測値との平均二乗誤差

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((\log_{10}(\text{真の浸透率}))_i - ((\log_{10}(\text{浸透率}))\text{の予測値})_i)^2$$

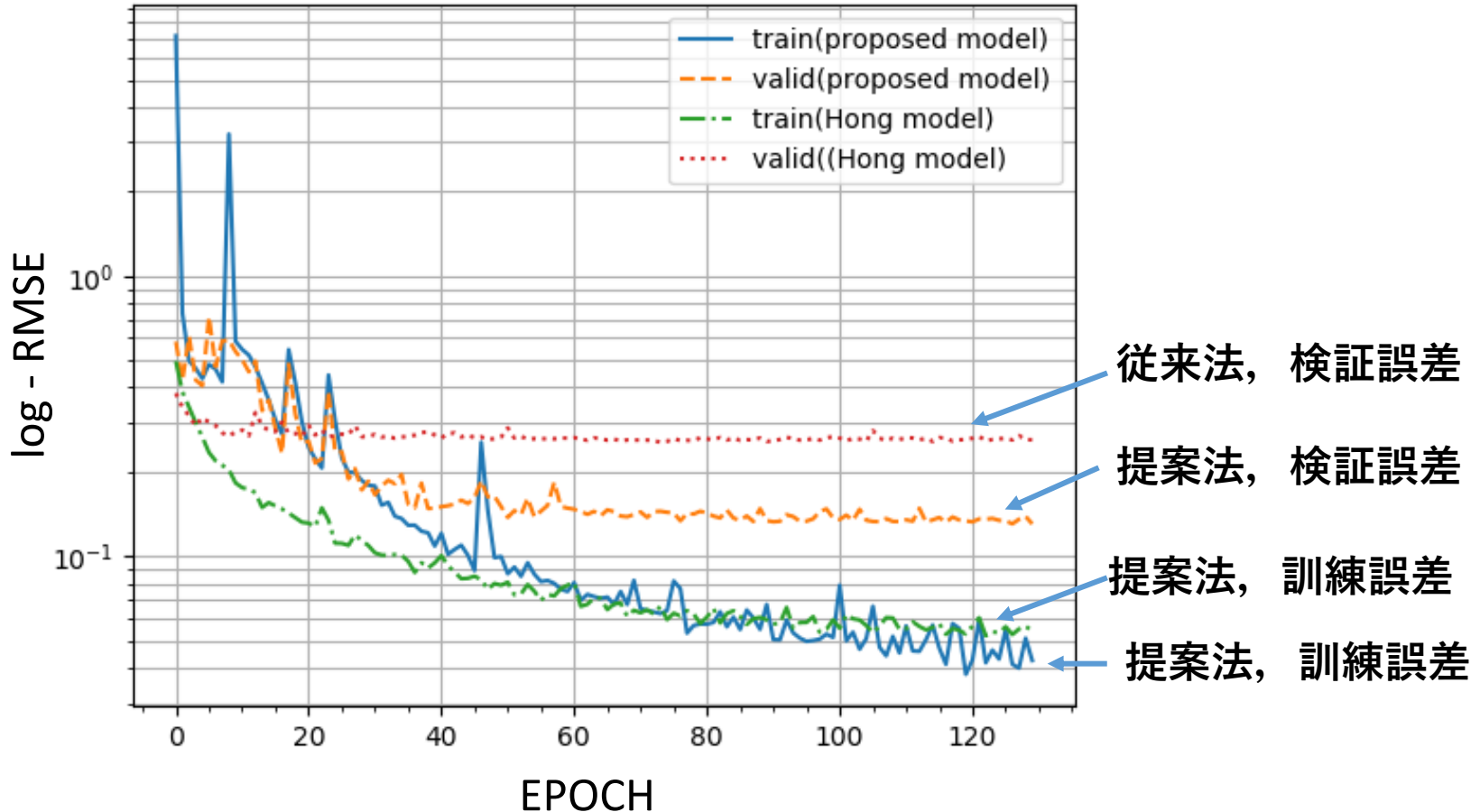
- ・勾配法: Adam[4]
- ・評価指標  
訓練データと検証データのエポックごとの平均二乗和平方根誤差(RMSE)  
【縦軸: 平均2乗和平方根誤差, 横軸: エポック数】のグラフ

検証データでの真の浸透率対浸透率の予測の散布図  
【縦軸: 真の値, 横軸: 予測値】



# 実験結果

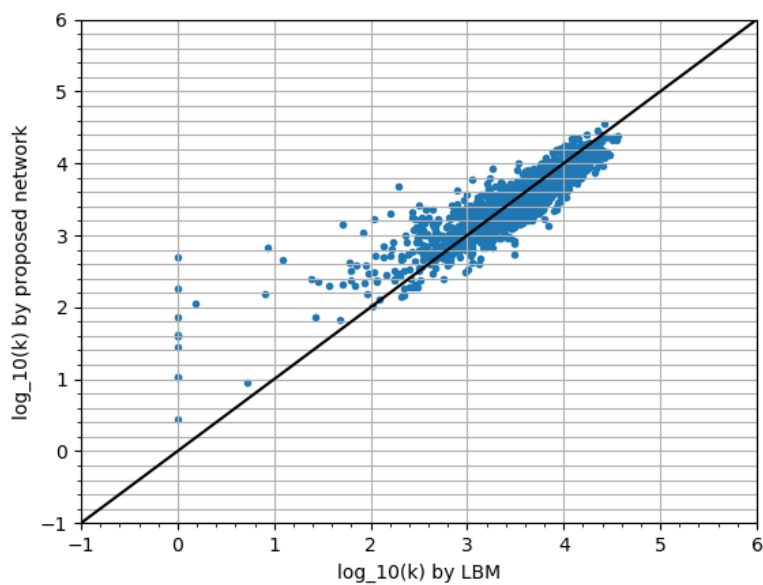
## 実験2



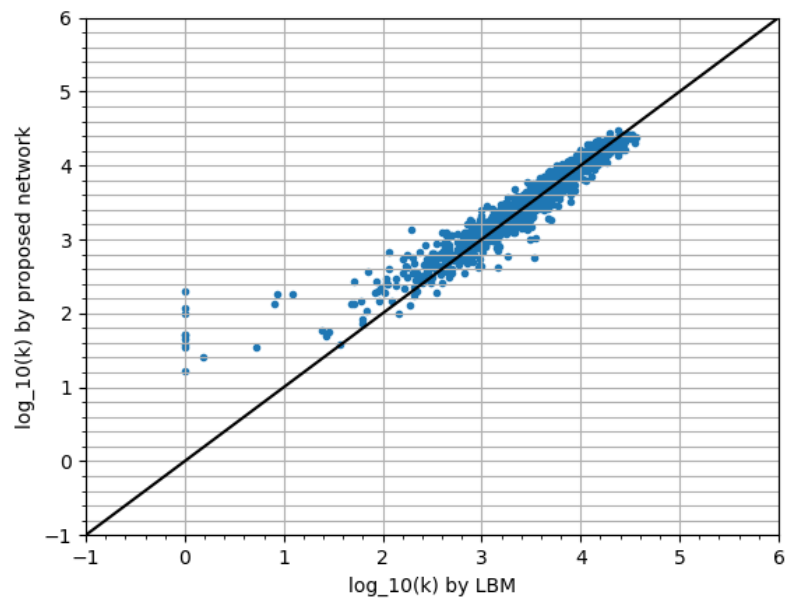
- 検証データはHongら[5]のモデルの対数のRMSEが約0.28, 提案手法では約 0.15 であった

# 実験2

真の浸透率対浸透率の予測の散布図  
【縦軸: 真の値, 横軸: 予測値】  
黒線:  $y=x$  のグラフ



Hongら[5]のモデル

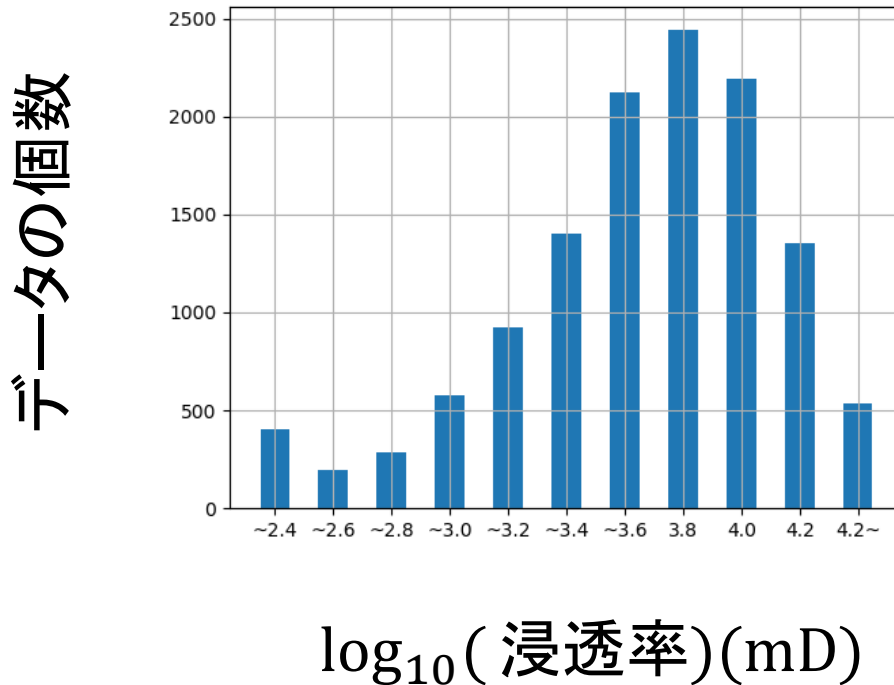


提案手法のモデル

# 結果のまとめ

- ResNetによって層を増やすことで浸透率推定と浸透率の対数の推定の精度向上につながった
- 浸透率の広がり(1mD~50000mD)に対し, 対数のRMSEが0.15は, 十分に高い精度と言える.

# 浸透率のデータのばらつき



- ・端のデータが少ないため反映されにくい
- 方針3: ばらつきを補正する
- 各範囲のデータを2000個程度になるように同じデータを加える

# 実験3(1/2)

## ・学習方法(1/2)

- ・入力データ:  
( $96 \times 96 \times 96, 2$ 値)  $\times$  13727枚

訓練用: 70%  
検証用: 30%

- ・教師データ:  
上のCTスキャンデータを格子ボルツマン法[1]によって解析した浸透率を対数をとった13727個を各範囲にデータを2000個まで増やした数

対数をとった際に負の値になるものはすべて0に

# 実験3(2/2)

## 学習方法(2/2)

- ・損失関数: 真の浸透率と浸透率の予測値との平均二乗誤差

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((\text{真の浸透率}) - (\text{浸透率の予測値})_i)^2$$

- ・勾配法: Adam[4]

- ・評価指標

訓練データと検証データのエポックごとの平均二乗和平方根誤差(RMSE)

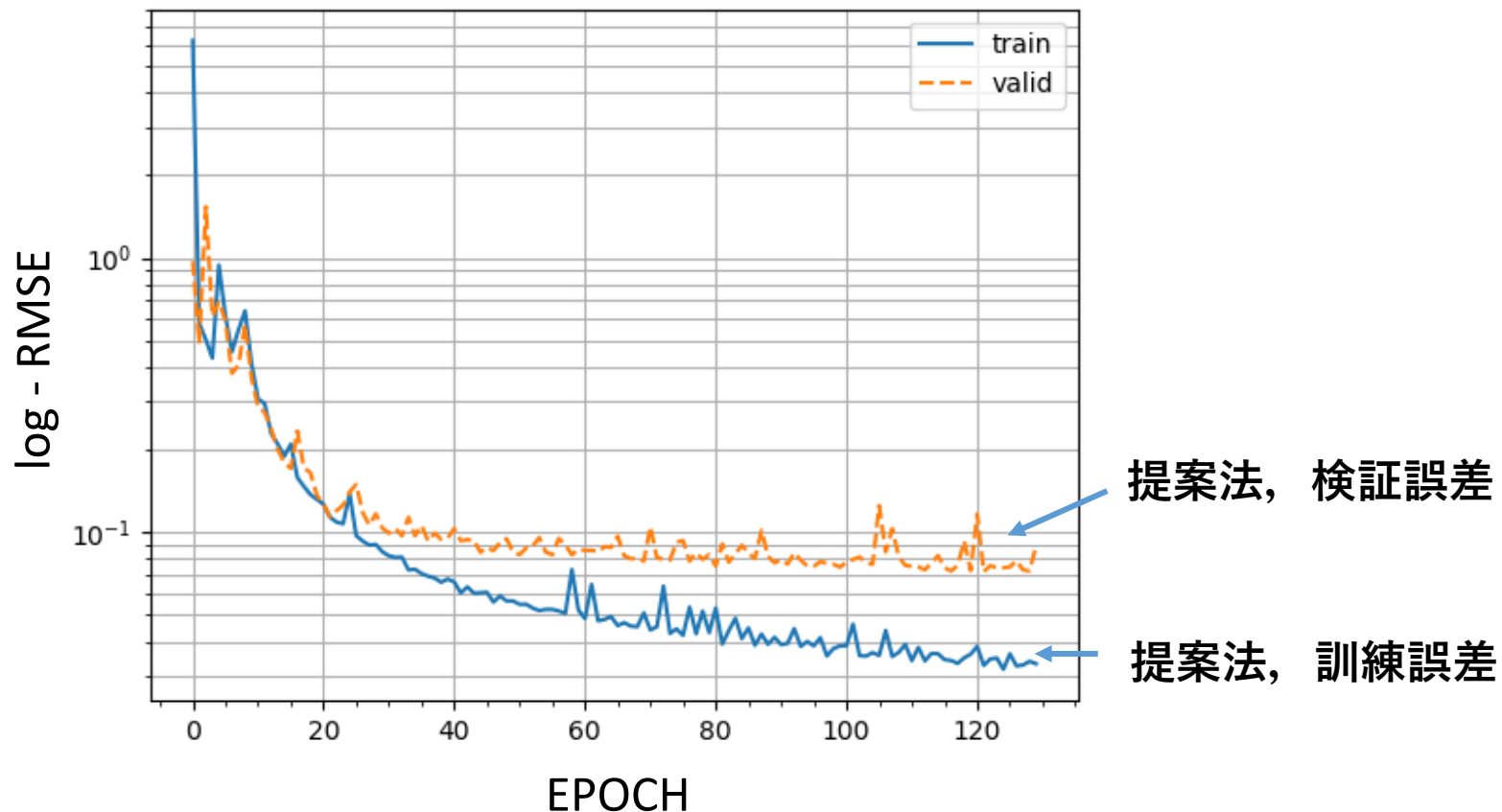
【縦軸: 平均2乗和平方根誤差, 横軸: エポック数】のグラフ

検証データでの真の浸透率対浸透率の予測の散布図

【縦軸: 真の値, 横軸: 予測値】

# 実験結果

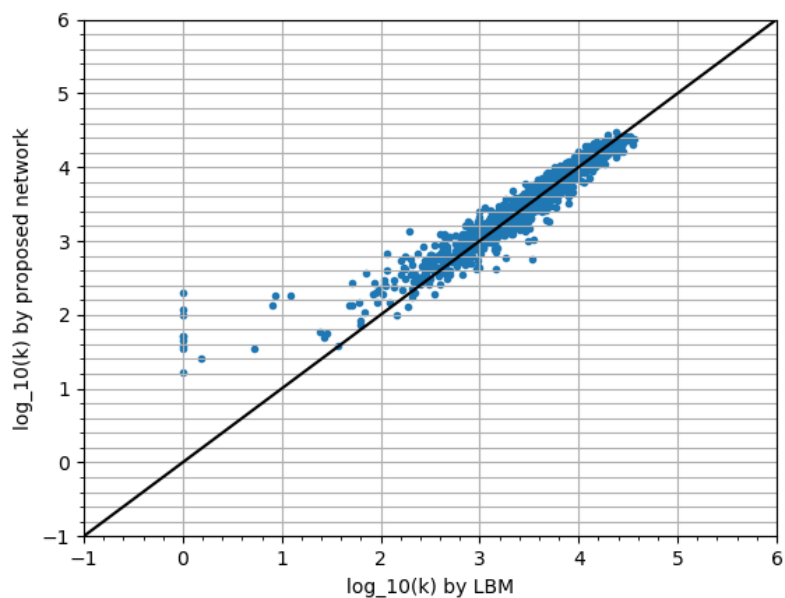
## ・実験3



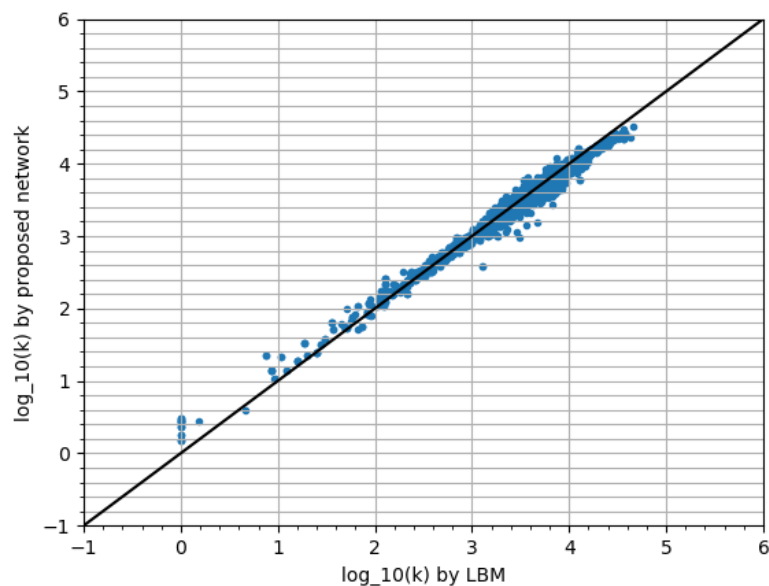
- データのばらつき補正する前は検証データの打ち止め値が約0.15に対して補正後は約0.08

# 実験3

真の浸透率対浸透率の予測の散布図  
【縦軸: 真の値, 横軸: 予測値】  
黒線:  $y=x$  のグラフ



実験2  
(ばらつき補正していない実験)



実験3  
(ばらつき補正した実験)



# 現状と課題

## ・現状(教師データ)

- ・岩石の3次元CTスキャンデータは、フォンテーヌブロー砂岩で浸透率の教師データは、格子ボルツマン法により得た。

※(物理実験によって真の浸透率を大量に得るのは難しい)

- ・格子ボルツマン法による計算機シミュレーションは九州大学のスパコン「ITO」を使用し1辺が96ピクセルの岩石の3DCTスキャンデータから約1万4千のデータを得るのに約2か月を必要とした。

**懸念点**: データを大きくすると格子ボルツマン法の計算時間が増大

→  $96^3$ ならば1回約1分だが,  $256^3$ は1回約30分,  $512^3$ は8時間

## ・今後の課題

計算時間が爆発する $256^3$ や $512^3$ の岩石CTスキャンデータの格子ボルツマン法による浸透率計測をニューラルネットワークに置き換えること

# まとめ

- 岩石の浸透率を推定する3次元CNNを構築した.
  - ResNet (Bottleneck Block) を使用した.

## 結果

- 従来法を上回る予測精度を得た
- ばらつき補正は有効

## 今後の展望

- より大きなボクセル数での推定の実現
- 混相流体での浸透率の推定

# 参考文献

[1] F. Jiang, T. Tsuji, C. Hu, “Elucidating the Role of Interfacial Tension for Hydrological Properties of Two-Phase Flow in Natural Sandstone by an Improved Lattice Boltzmann Method”, *Transport in Porous Media*, pp. 205–229, 2014

[2] E. J. Garboczi, “Finite Element and Finite Difference programs for computing the linear electric and elastic properties of digital images of random materials,” No. NIST Interagency/Internal Report (NISTIR)-6269, 1998.

[3] T. Tsuji, “Monitoring and Modeling of Injected CO<sub>2</sub> for Effective and Safe CO<sub>2</sub> Storage,” *Int. Inst. for Carbon-Neutral Energy Research*, pp. 2–3, Sept. 2019.

[4] D. P. Kingma, J. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization”, Published as a conference paper at the 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, 2015

[5] Jin Hong, “Rapid estimation of permeability from digital rock using 3D convolutional neural network”, *Computational Geosciences* (2020) 24:1523–1539, 27 May 2020

[6] Kaiming He, “Deep Residual Learning for Image Recognition”, *Computer Vision and Pattern Recognition*, 10 Dec 2015