

機械学習によるX線CT画像からの亀裂ネットワーク抽出

(公財) 深田地質研究所 正会員 ○下茂 道人

1. はじめに

不連続性岩盤内の水理・物質移行現象のモデル化には、主たる移行経路となる亀裂構造の評価が重要である。しかし、自然岩盤中の3次元的な亀裂ネットワーク構造に関するデータは必ずしも多くない。本報では、著者が、以前、透水トモグラフィ試験に用いた¹⁾ 30 cm角のチャートブロックのX線CT撮影結果、およびその画像から機械学習によって亀裂構造の抽出を試みた結果について述べる。

2. 高エネルギーX線CT装置による亀裂画像の取得

チャートブロック内部の亀裂構造を可視化する目的で、2種類の高出力X線CT装置を用いた撮影を行った。表-1に撮影条件を示す。撮影1では、一般的な医療用CTの数倍の管電圧を有する装置(管球式)を用いたが、X線の透過能力が不足し、出力画像から内部構造の判別は困難であった¹⁾。そこで、撮影2では、X線エネルギーが9MeVと、より強い透過能力を有する線形加速器(LINAC)方式の装置で撮影を行ったところ、図-2(ブロック中央断面のCTスライス画像)のように内部の亀裂構造が可視化された。開口亀裂は、CT値が小さいため、暗色の筋として表示される。ただし、画像全体にノイズが大きいため、平滑化フィルターや2値化処理などの画像解析で、亀裂を自動抽出するのは困難である。



図-1 チャートブロックサンプル(30cm角)

表-1 X線CT撮影条件

項目	撮影1	撮影2
撮影装置	TOSCANER-24500	HIXCT-9M
X線発生方式	管球式	線形加速器
X線エネルギー	450kV	9MeV
撮影方向	3	1
測定スライス間隔(mm)	0.5	2.0
画素サイズ(mm)	0.37×0.37	0.4×0.4

3. 機械学習による亀裂の自動手出方法

本研究では、深層学習の一種であるセマンティックセグメンテーション²⁾(以下、セグメンテーション)による亀裂抽出を試みた。セグメンテーションは、画素毎にラベル付けした教師データを与えて学習することで、MNISTデータセットに用いるような画像全体のクラス分類ではなく、画素単位でクラス分けを行うものである。今回は、FCN(Fully Convolution Network)の一つであるU-Netを用いた。U-Netは、畳み込みによる特徴抽出(エンコーダ)と逆畳み込みによるアップサンプリング(デコーダ)からなる。エンコーダの特徴マップをデコーダの特徴マップに加えることで、元画像の位置情報をアップサンプリングに受け渡すのがU-Netの特徴である。

4. 学習用データの準備

セグメンテーションには、図-2の画像を用いた。同画像から、開口幅が4ピクセル(1.6mm)以上(Rank-A)、2~3ピクセル(Rank-B)、2ピクセル未満(Rank-C)の3クラスに分けて開口亀裂を抽出し、Rank-AとRank-A~C(全開口亀裂)の2種類のラベル付きデータ(2値画像)を作成した。つぎに、750×750ピクセルの画像(元画像とラベル付きデータ)から、256×256ピクセルの領域をランダムに100枚取り出し、このうち、70セットを訓練、10セットを検証、20セットをテスト用に振り分けた。

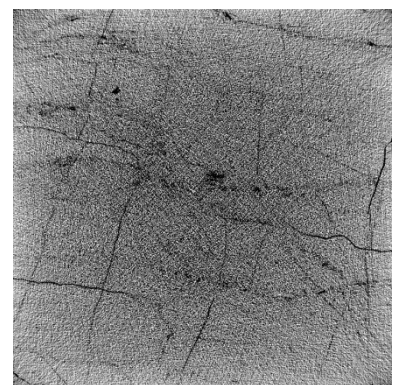


図-2 HIXCT-9MによるCT画像(中央断面, 750x750ピクセル)

キーワード 岩盤ブロック, X線CT, 開口亀裂, セマンティックセグメンテーション

連絡先 〒113-0021 東京都文京区本駒込2-13-12 (公財) 深田地質研究所 TEL03-3944-8010

5. セグメンテーションの実行

エンコーダには efficientnet-b4 を、デコーダには U-Net++ を用いたほか、最適化アルゴリズム: Adam, 活性化関数: ReLU, 損失関数: Dice Loss, 評価指標: IoU_Score (Jaccard 係数), Epoch 数: 350, 学習率: 1.0×10^{-4} (一定値), 訓練バッチサイズ: 10, として学習を実施した。

6. 亀裂抽出結果

学習時の Dice Loss と IoU Score の推移 (Rank-A~C 亀裂の例) を図-3 に示す。訓練, 評価とも, 学習が進むにつれ改善する傾向が確認された。テストデータセットの Dice Loss, IoU Score は, それぞれ 0.00404, 0.993 であった。図-4 に, 図-2 の画像から, Rank-A 亀裂および Rank-A~C 亀裂 (全開口亀裂) を抽出した結果を示す。図中, 左が正解, 右が機械学習による抽出結果である。ノイズが大きい画像にも拘わらず, 各ランクの亀裂群を良好に抽出できている。亀裂は, ほぼ直交する2つのセットからなり, 対面する境界間を連結する亀裂ネットワークは存在しないことから, 2次元断面でみると, 不透水 (基質部を除く) な岩盤である事が分かる。図-5 に, 上記で学習したモデルを用いて, 別の断面の CT 画像から開口亀裂を抽出した結果を示す。開口亀裂がほぼ抽出できていることから, 一つの断面で学習したモデルが, 他断面の亀裂抽出にも使える (すなわち, 汎化能力を有する) ことが示された。

7. まとめ

セマンティックセグメンテーションによる, X線 CT 画像からの亀裂抽出を試みた。画像とそれに対応するラベル付きデータを用いてモデルを学習させることで, ノイズの大きい画像から亀裂ネットワークを抽出可能である事が分かった。今後は, 全スライス画像データから, 3次元亀裂ネットワークを抽出する手法について検討する予定である。

参考文献

- 1) 下茂道人: 深田地質研究所年報, No. 17, pp. 115-124, 2016.
- 2) https://github.com/qubvel/segmentation_models.pytorch

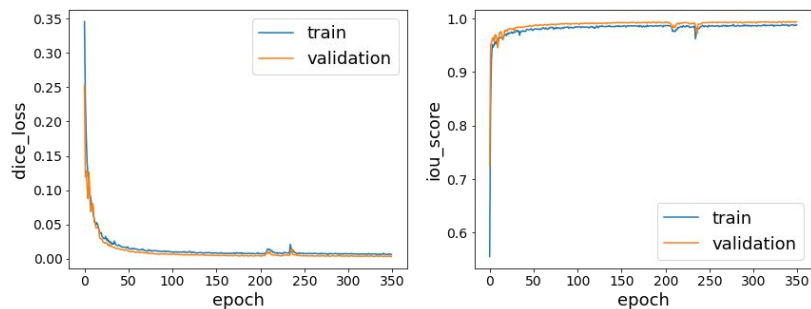
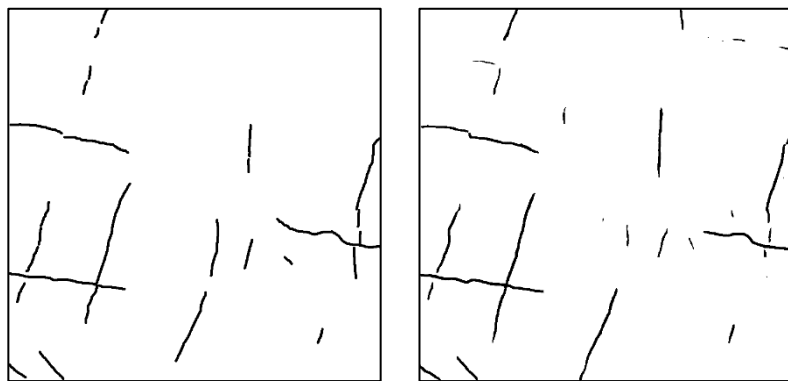


図-3 学習時の損失と評価指標の推移 (Rank-A~C 亀裂の例)

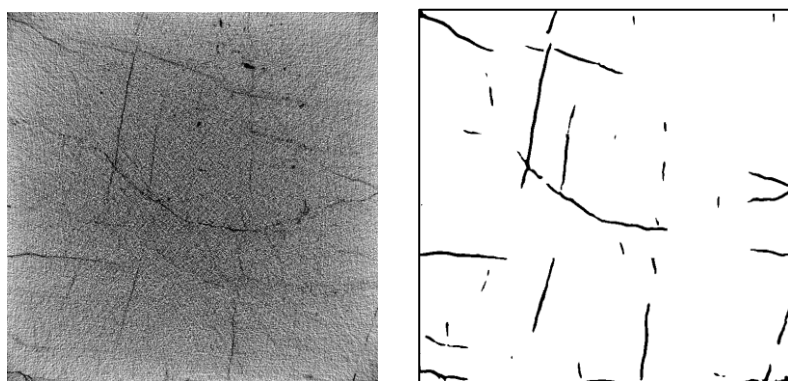


a. 開口幅 1.2mm 以上の亀裂 (Rank-A), 左: 正解, 右: 予測結果



b. 全開口亀裂 (Rank-A~C), 左: 正解, 右: 予測結果

図-4 機械学習による亀裂抽出結果 (ブロック試料の中央断面)



a. X線 CT 画像

b. 亀裂抽出結果 (Rank-A~C)

図-5 学習モデルを用いた他断面の亀裂抽出結果 (スライス番号 25/150)