深層学習を用いたX線CT画像処理による岩石き裂グラウト充填状況の評価

田川 千尋[1*]・中島 伸一郎[1]・吉津 洋一[2]・井関 宏崇[3]・岸田 潔[4]

[1]山口大学大学院　創成科学研究科（〒755-8611　宇部市常盤台 2-16-1）
[2]株式会社ニュージェック（〒531-0074　大阪市北区本庄東 2-3-20）
[3]関西電力株式会社 (〒530-8270　大阪市北区中之島 3-6-16)
[4]京都大学大学院 (〒615-8510　京都府京都市西京区京都大学桂)
*E-mail: a008veu@yamaguchi-u.ac.jp

Key Words : *grouting, rock, X-ray CT, deep learning, automatic segmentation*

1. はじめに

グラウチング施工は基礎地盤の地盤改良を図る一般的な手段である．その改良効果は原位置での透水試験や載荷試験で確認されるが，き裂内部の実際のグラウト充填状況を現場で把握することは難しい．内部構造を非破壊的に観察する手段として，X線CTによるものがあり，CT画像の画像処理，解析を通して有用な情報を得ることが可能である．これまでに，地盤工学において産業用X線CTスキャナーの適用[1)]や堆積岩における流体の流れ，トレーサー移行，拡散をX線CTにより観察する手法[2)]が試みられてきた．また，X線CTを用いたき裂開口幅，接地面積の測定が行われてきた[3)]．CT画像解析の過程において何千枚ものCT画像を扱うためにその自動化と精密性が求められ，深層学習はそれを実現する手法として導入が進められている．

本研究では，ラオスのナムニアップ川水力発電プロジェクトにおけるグラウチング施工において，チェック孔から採取深度の異なる岩石コアを採取し解析対象とする．岩石コアのX線CT撮像から得られたCT画像を材料ごとにセグメンテーションすることで，き裂内部のグラウト充填率，グラウト材のCT値分布およびグラウト未充填箇所の幾何学的な形状を観察し評価した．CT画像のセグメンテーションには，より効率的に高精度な結果を得られるとされる深層学習アルゴリズムを用いた．

2. グラウト充填岩石コアのＸ線ＣＴ撮像

本研究で解析対象とした供試体は，重力式コンクリートダムの基礎岩盤におけるチェック孔から採取された岩石コアである．ダム基礎岩盤には，水セメント比の異なるセメントミルクが注入されており，水セメント比W/C = 1.5のグラウト材を20分圧入し，圧力上昇がない場合のみ，加えてW/C = 0.8, 0.6のさらに高密度のグラウト材が続けて圧入された．チェック孔より，カーテングラウチングによる地盤改良効果を確認する．**図-1**に示すように，岩石コアが採取されたダム基礎岩盤は砂岩層と泥岩層が交互に重なり合っている．

本研究では，4つの岩石コアを解析対象として，それぞれCore A, B, C, Dとした（**図-2**）．Core A, C, Dは泥岩層から，Core Bは砂岩層から採取された岩石コアである．Core A~Dの選定基準は，単一き裂を有しそこへのグラウト材の充填が目視で確認できるものとした．

X線CTは，検査対象物に様々な方向からX線を照射して透過量を記録し，対象物内部のX線吸収率の分布を求める技術である．X線CTによって得られる画像（CT画像）はX線吸収率をマッピングしたモノクロ画像で，吸収率は空気を-1000 HU，水を0 HUとする単位で表され，これをCT値と呼ぶ[4)]．本稿ではHUは省略する．X線CTでは，対象物をスライスした1断面ごとに取得する．供試体は，マイクロフォーカスX線CTスキャナにより撮像した．撮像条件を表-1に示す．スライス厚は58.0 μm^{3}で，1画素（1ボクセル）は，53.2×53.2×58.0 μm^{3}である．

3. 解析対象局所要素の岩石コアからの切り出し

画像解析には，画像処理ソフトウェアのImageJを使用した．**図-2**の赤枠内を3次元的に表示すると**図-3**となる．各コアから，き裂およびグラウトを含む同一寸法の直方体要素（以下，局所要素）を切り出して解析することと

した．局所要素はき裂面がYZ平面に平行になるように切り出し，その寸法はX方向13.62 mm×Y方向13.62 mm×Z方向14.85 mmとした．**図-4**にCore A, B, C, Dに示す赤枠から，切り出した局所要素，Element A, B, C, Dを示す．

局所要素のCT値ヒストグラムを**図-5**に示す．**図-5**より，Element A, BのCT値分布は，100~150間に分布が集中しておりピークは1つだけであることがわかる．Element C, Dは，A, Bと同様，100~150間に最大のピークを有し，加えて50~100間に緩やかなピークを有している．局所要素を構成する材料物質として，グラウト，母岩とグラウト未充填箇所である空隙の3種類がある．それぞれの材料をセグメンテーションする簡単な手法の1つとして，それぞれの材料が持つ画素値（本稿ではCT値）間の境界でセグメンテーションする，しきい値処理[5]がある．しかし，**図-5**より，最も大きなピークを示している範囲でグラウト材と母岩部のCT値が混在して分布している．

本研究では材料のより細かな形状の特徴を精密に捉えることが可能とされる深層学習を用いてセグメンテーションを行い[6]，局所要素の内部構造，グラウト充填率およびグラウト材のCT値について定量的に評価，考察を行った．深層学習は画像認識分野において注目を集めている．本研究で用いたネットワークであるFusionNetは医療画像分析用に作成されたモデルである．FusionNetでは，Fully Convolutional Network(FCN)の導入により，ピクセル単位でのエンドツーエンド学習が可能となっている[6, 7]．

本研究では，**図-6** に示すように，学習用として 100 枚の CT 画像とそれに対応した，材料ごとに手動でラベル付けされたアノテーション画像を用意した．100 枚のうち，80 枚を学習用の訓練データとし，20 枚を学習したモデルの評価用のテストデータとした．損失関数として，平均二乗誤差を用いた．ハイパーパラメーターを**表-1** に示す，ハイパーパラメーターは局所要素ごとに変更することなく，同じ値で学習と推論を遂行した[7]．

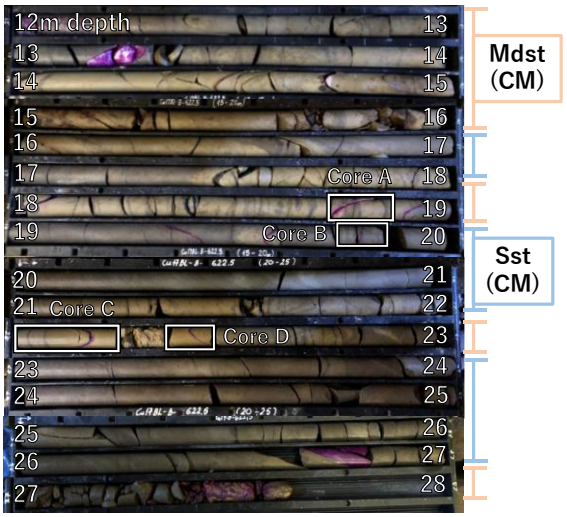


図-1　チェック孔より採取された岩石コア

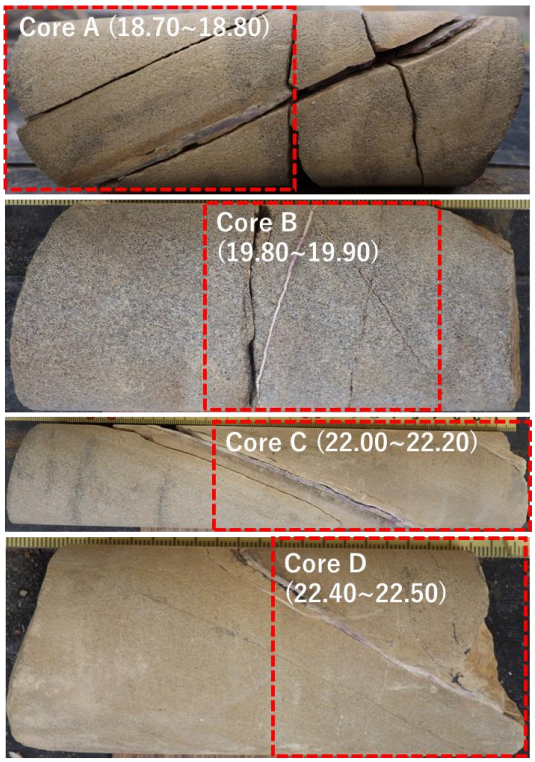


図-2　解析対象とした岩石コア：Core A~D

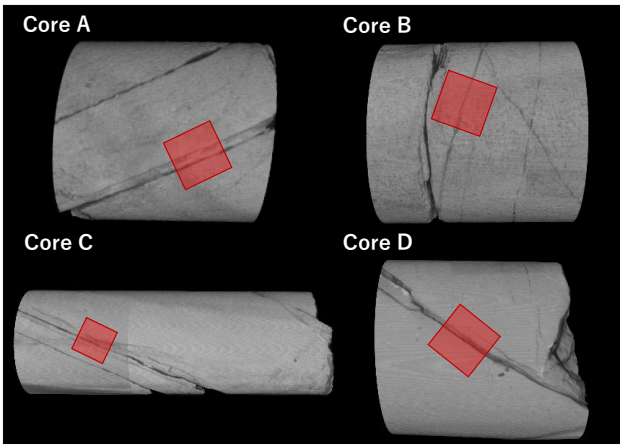


図-3　Core A~Dの赤枠部を3次元的に表示

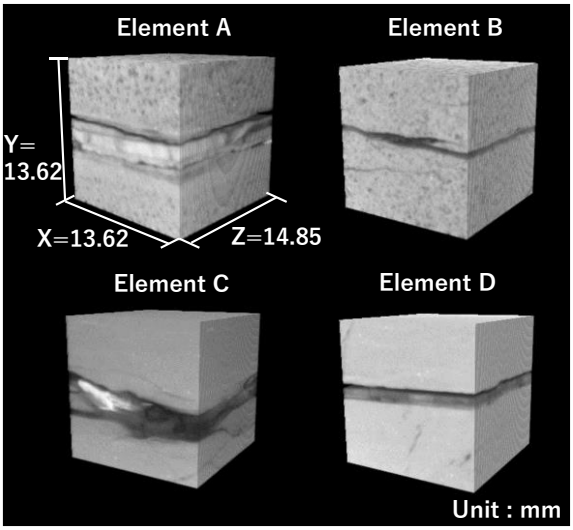


図-4　切り出した局所要素：Element A~D

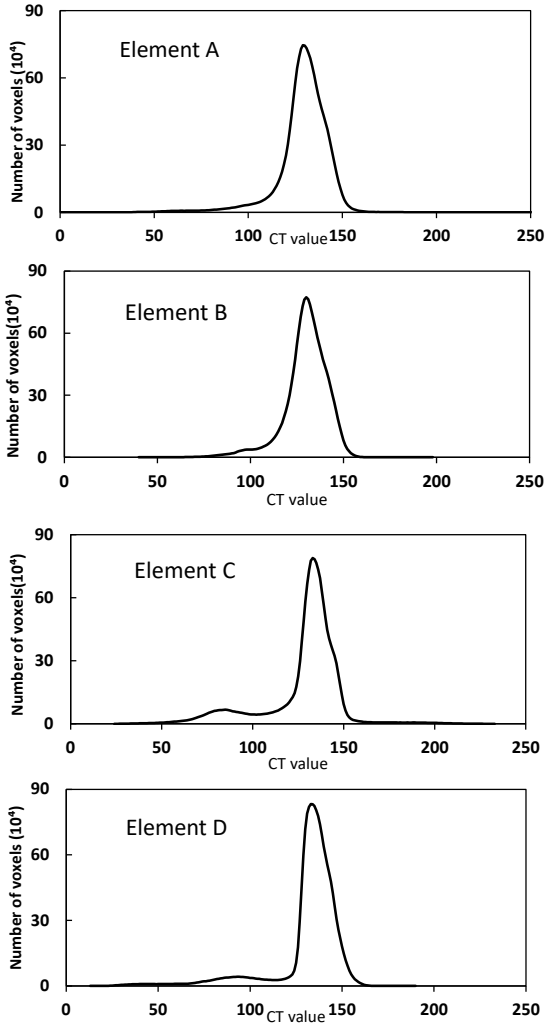


図-5　Element A~DのCT値ヒストグラム

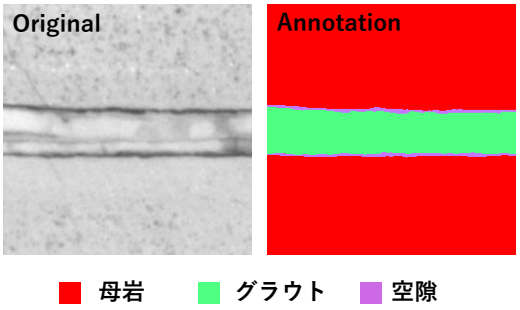


図-6　CT画像に対してラベル付けを行った例

表-1　今回，FusionNetに使用したハイパーパラメーター

画像サイズ	バッチサイズ	エポック数	学習率
256×256	8	50	0.0002

4.　識別結果と評価

まず，深層学習を用いた自動識別により得られたElement A~Dの識別結果を図-7は3次元的に示しており，図-8は識別後のCT値ヒストグラムを示している．深層学習によるセグメンテーションにより，CT値が混在していたグラウト，母岩，空隙がそれぞれ抽出された．図-7において，空隙部が明るく映っているのは，コントラスト調整により画像の濃淡を変化させ，本来暗く表示される空隙部を明るくしたためである．局所要素が有するき裂開口幅の平均と標準偏差，き裂に対するグラウトの充填率を表-2に示す．Element Cに関して，き裂が2つに枝分かれしているが，その和を開口幅の値とした．図-7より，Element A, Dには一様な空隙部が存在し，Element B, Cにおいては表-2より，空隙部がほぼ存在せずグラウトの充填率が高いことが確認できる．

続いて，抽出したElement A~Dに充填されているグラウトCT値のみのヒストグラムを図-9に示す．CT値ヒストグラムより，Elment Aのみ高いCT値領域に分布していたため便宜上，他の局所要素とは区別して示している．Element B~DのCT値ヒストグラムは局所要素ごとに正規分布を仮定し，95%の信頼区間である μ（平均値）±1.96σと共に示している．

Element Aに含まれるグラウトCT値の最頻値は125であるが，図-9(a)のマーク箇所のように，分布に偏りがあることがわかる．このことから，Element Aには複数のグラウト材が圧入されている可能性が高い．しかし，Element Aから抽出されたグラウト材を見るとグラウト材に色のむら（CT値のばらつき）は確認できるが，その形状は不規則である．FusionNetで学習をする際，特徴点として材料が持つ画素値に加えて，その形状も学習する．密度の異なる複数のグラウト材が充填されている可能性が高いElement Aにおいて，本研究では100枚という非常に少ないデータセットで学習を行ったため，不規則な形状を持つグラウト材に対して推論を行うには，さらに多くのデータセットが必要であると考える．

Element B~Dに含まれるグラウトCT値の分布はその形状から正規分布を仮定し考察した．図-9(b)より，Element C, Dのグラウト CT値は，Element Bの95%の信頼区間に存在する．よって，Element B~Dに含まれるグラウト材は基礎地盤に圧入された水セメント比の異なる3種類のグラウト材のうち，水セメント比が同一のものである可能性が高い．また，それぞれのピーク値には微量な違いがあり，グラウト材が量的に多く充填するとそれに伴い，CT値も減少したという可能性が考えられる．しかし，開口幅が最大であり，量的に最もグラウト材が充填されているElement Aには，最高密度のグラウト材を含む複数のグラウト材が充填されている可能性がある．したがって，グラウト材の量的な変化に伴うCT値の変動は，水セメント比が同一のグラウト材にのみ起こる現象であると考える．さらに，Element B~Dには最低密度のグラウト材が1種類のみ充填されていることから，グラウチング施工実態より，最初に20分間圧入した，水セメント比 W/C = 1.5で充填が完了していたことが考えられる．

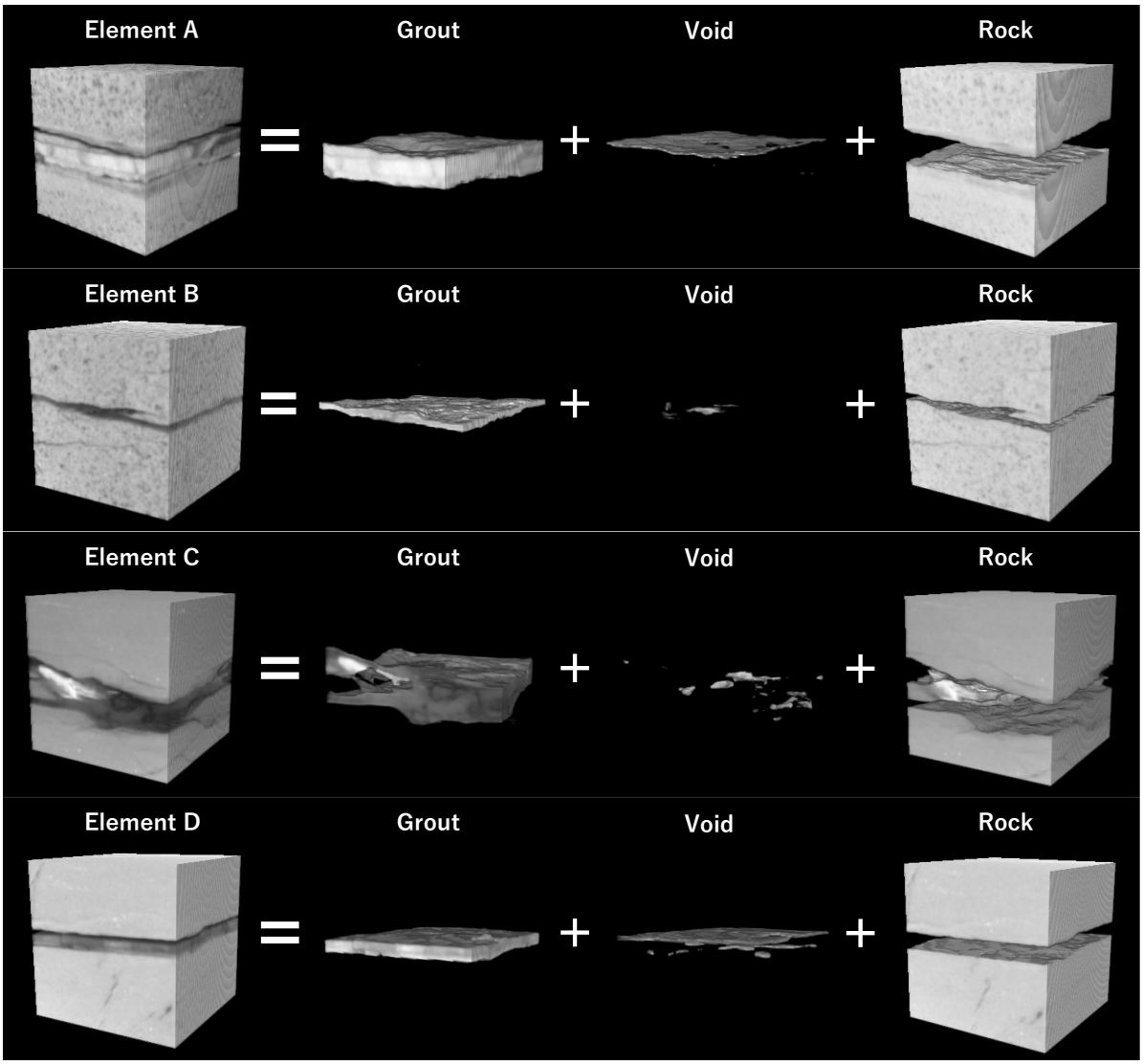


図-7　自動識別により識別された Element A~D の材料分離結果の 3 次元的な可視化

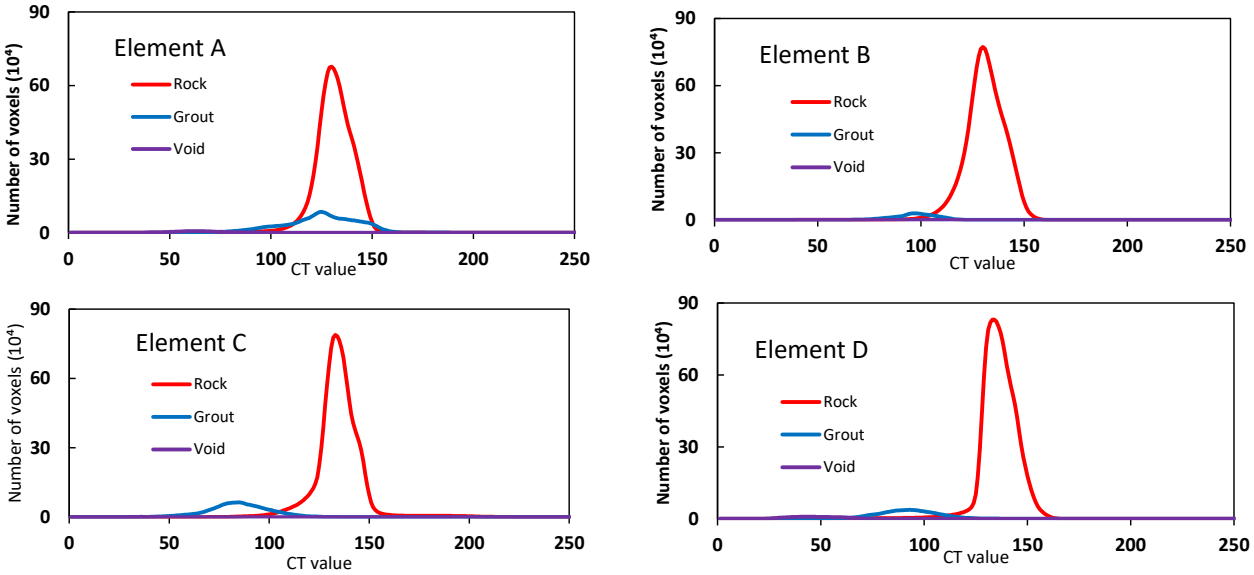
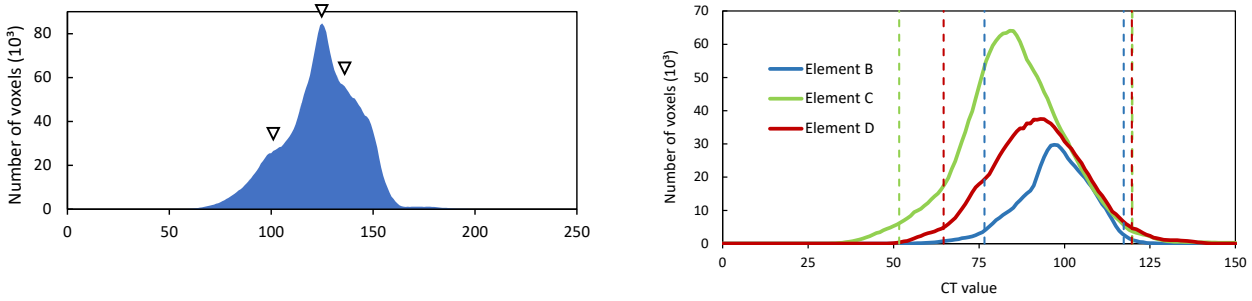


図-8　Element A~D の識別後の CT 値ヒストグラム

表-2　Element A~D 内のき裂開口幅平均，標準偏差およびき裂に対するグラウト充填率

	Element A	Element B	Element C	Element D
き裂開口幅：平均(mm)	2.68	0.56	1.78	1.28
き裂開口幅：標準偏差(mm)	0.45	0.16	0.51	0.06
グラウト充填率(%)	94.1	99.4	99.0	81.1



(a)　Element A 内のグラウト材の CT 値ヒストグラム　　(b)　Element B~D 内のグラウト材の CT 値ヒストグラム

図-9　Element A~D に含まれるグラウト材の CT 値ヒストグラム

5.　まとめ

本研究では，グラウチング施工現場において，μX 線 CT により取得したグラウト充填ボーリングコア CT 画像に対して，深層学習を用いた画像解析を行うことでグラウト充填状況の分析および考察を行った．

本研究で対象としたチェック孔には水セメント比の異なる 3 種類のグラウト材が注入された．解析対象とした Core A, C, D は泥岩層，Core B は砂岩層から採取された．供試体全体の CT 画像はデータ量が膨大であるため，本研究では局所要素を抜き出し画像処理を行った．

深層学習（FusionNet）を用いた，Element A~D の自動識別により局所要素内に含まれる，母岩，グラウトおよび空隙の分離を行った．識別の結果より，Element A はき裂の開口幅が局所要素の中で最大であり，複数のグラウト材が充填されていることが確認できたが，Element A に充填されているグラウト材ごとの分離は今の段階では困難であるため，今後の課題として考えられる．Element B~D には，同一の低密度グラウト材が充填されていることから，グラウチング施工において，最も水セメント比が高い W/C = 1.5 のグラウト材の圧入のみで充填が完了していた可能性が高い．本研究では，チェック孔から採取された岩石コアに充填するグラウト材をより効率的に分析するために深層学習を用いた自動識別を行った．今回，岩石コアごとに充填されているグラウト材の充填率，グラウト材の CT 値分布，空隙の形状を非破壊的に把握できたことは 1 つの成果である．

参考文献

1). 大谷　順，尾原　祐三，菅原　勝彦，椋木　俊文：地盤工学における産業用 X 線 CT スキャナーの適用，土と基礎，No.48/2，pp17-20，2000/02/01

2). 佐藤　晃，澤田　淳：X 線 CT によるトレーサー移行プロセス分析方法の開発，Proceedings of 11th Congress of the International Society for Rock Mechanics(ISRM 2007), Vol 1，pp15-18，2007/07

3). 中島　善人，山口　哲：DMAP.m：多孔質媒体中の屈曲度と空隙率の 3 次元分布を調べるための Mathematica®プログラム，地質調査研究報告，No.55/3-4，pp93-103，2004

4). 高橋　学，竹村　貴人，加藤　昌治：マイクロフォーカス X 線 CT を用いた拘束圧下における岩石の構造観察について，応用地質，No.45/4，pp192-196，2004

5). 升本　真二，森　邦夫，弘原海　清：デジタル画像処理の岩石記載への適用，情報地質，No.1982/7，pp.55-65，1982

6). Jonathan Long，Evan Shelhamer，Trevor Darrell：Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation，Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，pp.3431-3440，2015

7). Tran Minh Quan，David G. C. Hildebrand，Won-Ki Jeong：FusionNet：A deep fully residual convolutional neural network for image segmentation in connectomics，arXiv:1612.05360，2016