

深層学習による微地形表現図を用いた斜面変動箇所の抽出

中央開発株式会社 ○竹田 和弘, 西村 修一, 上原 大二郎, 田中 風羽
立命館大学 伊藤 真一, 高野 寧々

1. はじめに

道路災害のリスク抽出には、三次元点群データ等から作成された微地形表現図を用いることが基本とされている¹⁾。また、広域災害の際には、迅速に被害の全容を把握する必要がある。しかし、技術者が地形判読を行う場合、時間を要し、熟練度によって判読結果に個人差がある。

そこで、効率的かつ客観的な地形判読を目的に、画像認識の分野で実績のある深層学習の方法である Convolutional Neural Network (以下、「CNN」)を用いて、CI マップ²⁾から斜面変動箇所を抽出するモデルの構築を試みた。なお、これは地形判読作業を代替するのではなく、技術者が最終的な判断をすることを支援するものである。

CI マップは、収束度 (Convergence Index) という傾斜方向を利用し谷・尾根を抽出する画像 (緑→黒→赤) と、傾斜量の画像 (灰→暗赤) を加算合成して作成する。急斜面は赤褐色、尾根は赤、谷は緑に発色する。今回はともに地震で斜面変動が多発した2地域 (A 地域、B 地域とする) の発災後の DEM (メッシュサイズ0.5m) ^{3) 4)} を使用した。A 地域ではテフラすべり⁵⁾、B 地域は北半分で急傾斜地の崩壊、南半分では地すべりが多い⁶⁾。

2. 解析手法

本研究では、既往の研究⁷⁾で使用されたプログラムを採用し、学習データにおける入力データと正解ラベル (図-1の青のプロット) を与えて CNN モデルを構築した。入力データと正解ラベルの与え方の概念図を図-2に示す。

正解ラベルは崩壊箇所に該当するかどうかを示すものである。既往の手法⁸⁾を用いて、実際の判読結果をもとに、崩壊箇所であればラベルを1とし、そうでなければラベルを0となるよう作成した。本研究では「5m×5m」「10m×10m」の2種類を用意した。なお、判読結果に関しては、A 地域は国土地理院の情報⁹⁾を参考に技術者が判読し、B 地域は林野庁の公開データ⁶⁾を利用した。

正解ラベルに対して、その周辺の CI マップの色情報 (RGB) を入力データとして与える。大きさは「40m×40m」

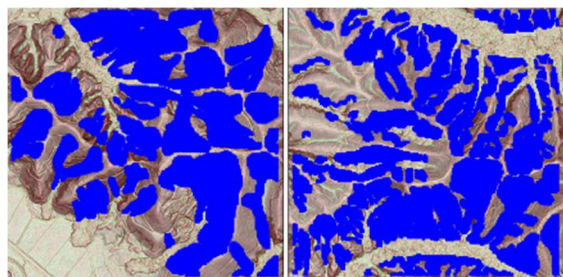


図-1 A 地域における「5m×5m」の正解ラベル (青のプロットで表現し、CI マップと重ねて表示) (左: 学習データ, 右: テストデータ)

「80m×80m」「160m×160m」の3種類用意した。

今回、正解ラベルと入力データの合計6種類の組み合わせから、モデルの構築に最適な正解ラベルと入力データを検討した。検証結果の出力に関しては、正解ラベルが崩壊箇所に該当する場合は1, 該当しない場合は0に近づくようモデルに学習させた。

3. モデルの構築と検証 (A 地域)

A 地域の1km×1km の範囲 (図-3の赤枠) を学習データ、別の1km×1km (同 緑枠) の範囲をモデルの精度を検証するためのテストデータとして用いた。また、黒枠の2km×2km の範囲をモデルの精度の確認に用いた。

A 地域では、滑落崖が平面図上では非常に狭いことから、滑落崖と露出したすべり面を合わせて判読し、これを“正解”とした。

(1) 適切な正解ラベルと入力データの検討

正解ラベル「5m×5m」と「10m×10m」の場合の、入力データサイズ別の予測結果の比較を図-4に示す。

正解ラベル「5m×5m」「10m×10m」いずれも全体的に崩壊箇所を再現できているが、「10m×10m」の場合、正解ラベルが「粗く」なった分、主に末端部で精度が低下したと思われる。

正解ラベル「5m×5m」のうち、入力データ「160m×160m」は輪郭が不鮮明になっている。一方で、「40m×40m」と「80m×80m」は微細な崩壊まで再現できていると思われる。

入力データサイズ「40m×40m」と「80m×80m」の混同行列を表-1、表-2に示す。深層学習による地形判読を一次スクリーニングと位置付ける場合、偽陽性 (=誤抽出) はある程度許容できるが、偽陰性 (=見逃し; 表の黄色着色) は少ない方が好ましい。ここでは偽陰性が少ないのは「40m×40m」であったため、「正解ラベル: 5m×5m, 入力データ: 40m×40m」を最適なモデル (以下、「A モデル」) として選定した。

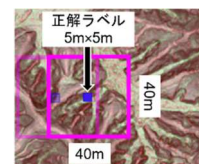


図-2 入力データと正解ラベルの与え方の概念図 (正解ラベル「5m×5m」入力データ「40m×40m」の場合)

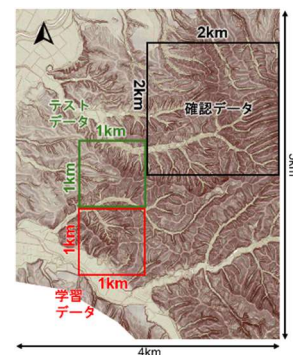


図-3 A 地域の学習データとテストデータ

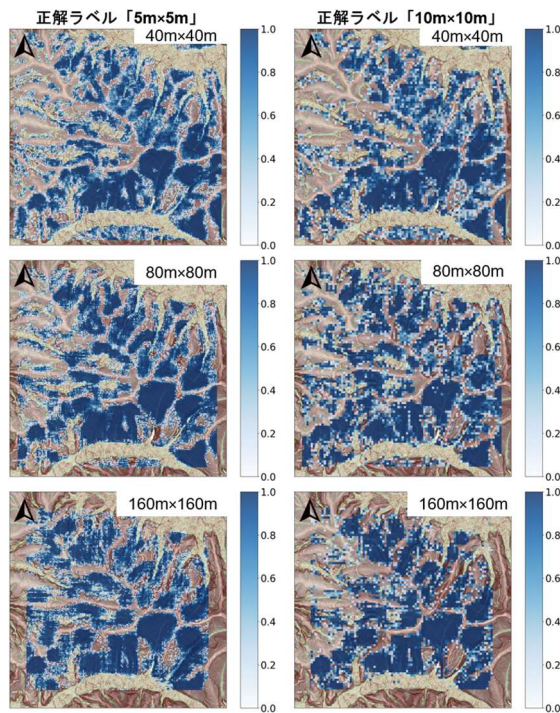


図-4 入力データサイズ別の予測結果の比較

表-1 入力データ「40m × 40m」の混同行列

		予測	
		非崩壊箇所	崩壊箇所
正解	非崩壊箇所	17791	3116
	崩壊箇所	3756 (23.5%)	12201 (76.5%)

表-2 入力データ「80m × 80m」の混同行列

		予測	
		非崩壊箇所	崩壊箇所
正解	非崩壊箇所	16242	2652
	崩壊箇所	5071 (33.9%)	9891 (66.1%)

(2) 精度の確認

A モデルを確認データへ適用した結果を図-5に示す。全体的に崩壊箇所を再現できているが、偽陽性や偽陰性が見られる。偽陰性箇所は移動距離が小さい地すべりであり、当地域の斜面変動の典型であるテフラすべりとはCI マップの「顔つき」が異なるためだと思われる。

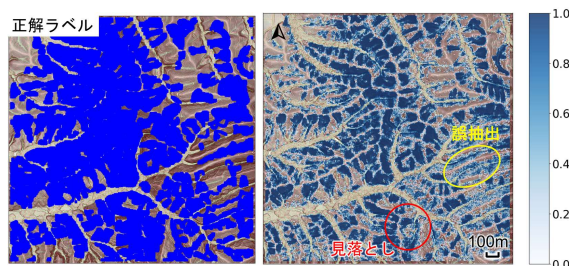


図-5 確認データへ適用した結果

4. B 地域への適用

A モデルを B 地域 (2.5km × 2.5km) へ適用した結果を図-6に示す。B 地域の「正解」は、急傾斜地の崩壊と地すべりを合わせたものである。堆積域は含んでいない。

推定の結果は精度が低く、崩壊箇所の再現ができていない。北半分では急傾斜斜面における偽陽性、南半分では地すべり発生個所の偽陰性が多い。前述のとおり A 地域と B 地域では斜面変動のタイプが異なることが原因であると思われる。

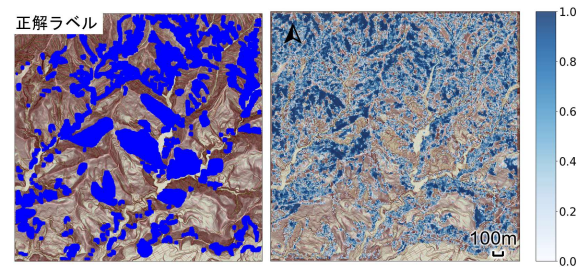


図-6 B 地域へ適用した結果

5. 今後の課題

入力データと正解ラベルの適切なサイズは、崩壊のサイズによって変わる可能性があるため、サイズが違う地域で検証し、最適化を図る必要がある。また、地域を問わないモデルの構築には、多様な斜面変動を学習させ、予測も斜面変動のタイプごとに行う必要があると考える。

《引用・参考文献》

- 国土交通省(2021):三次元点群データを活用した道路斜面災害リスク箇所の抽出要領(案)。
- 上原大二郎, 西村修一, 田中風羽, 竹田和弘(2024):収束度(Convergence Index)を利用する微地形表現図「CI マップ」の考案, 第59回地盤工学研究発表会。
- G 空間情報センター:【北海道】航空レーザーデータ(H30厚真地区)。
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/hokkaido-h30atumachiku> (最終閲覧日:2025.6.5.)
- G 空間情報センター:林野庁・数値標高モデル DEM0.5m (能登地域2024)。
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/rinya-noto-portal/resource/319321e7-4521-4fd2-b531-be1eb29412b2> (最終閲覧日:2025.6.5.)
- 田近淳, 千木良雅弘, 小池明夫, 金秀俊, 石丸聡, 雨宮和夫(2020):2018年北海道胆振東部地震によるテフラ層すべりと人的被害, 日本地すべり学会誌, pp. 203-209.
- G 空間情報センター:林野庁・崩壊箇所等判読結果(能登地域2024)。
<https://www.geospatial.jp/ckan/dataset/rinya-handoku-2024> (最終閲覧日:2025.6.4.)
- 田中一字, 藤門裕武, 伊藤真一, 西村修一, 上原大二郎, 王寺秀介(2023):CNN による微地形表現図に基づいた道路斜面災害リスク箇所の抽出, 令和5年度日本応用地質学会 研究発表会。
- 藤門裕武, 伊藤真一, 岩田直樹, 鹿瀬一希, 清水則一, 酒匂一成(2022):SAR 画像と地形的特徴を用いた CNN による崩壊地形判読モデル構築, 第11回 土木災害に関するシンポジウム論文集, pp. 173-178.
- 国土地理院:平成30年(2018年)北海道胆振東部地震に関する情報 斜面崩壊・堆積分布図。
<https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30-hokkaidoiburi-east-earthquake-index.html#10> (最終閲覧日:2025.6.4.)

関西地質調査業協会「AI と地質プロジェクト」についてのご紹介

一般社団法人 関西地質調査業協会、中央開発株式会社
株式会社タニガキ建工
応用地質株式会社
立命館大学

○彦坂 千遥
谷垣 嘉基
村上 みなみ
小林 泰三、伊藤 真一

1. はじめに

近年、AI 技術の発展によって様々な業界で AI を活用する動きが加速している。地質調査の分野においても、AI や DX を活用した業務の効率化を図るべく、関西地質調査業協会では、2024 年 6 月に、協会の若手・中堅技術者を中心として「AI と地質プロジェクト」を発足した。本プロジェクトでは、有識者の指導を受けながら、地質分野での AI の活用方法を探っている。本稿では、プロジェクトの発足から初年度の活動内容について紹介する。

2. AI の基礎についての学習

AI : Artificial Intelligence (人工知能) とは、人間の知能を再現したコンピューターシステムやソフトウェアの総称とされる。AI を使用することで、人間には扱いきれない大量のデータを短時間で処理し、人間のような画像認識、言語処理、問題解決を行うことが可能となる。

プロジェクトメンバーのほとんどは、AI の活用に興味や関心を持っているものの、プログラミングや AI 開発については未経験であった。初年度の活動では、はじめに勉強会で有識者の指導を受け、AI の基礎について学習した。勉強会の様子を写真-1 に示す。



写真-1 定例勉強会の様子
(立命館大学うめきた ROOT より)

3. プログラム構築の演習

AI についての基礎を学習したのち、プログラム開発に向けて、実際にプログラミングツールを用いての演習を行った。演習課題は、深層学習（ディープラーニング）を使ったクラス分類問題や回帰問題を取り扱った。使用するツールは、広く利用されているプログラミング言語

である Python であり、プラットフォームには「Anaconda」を用いる。Python はユーザーが多く、オープンソース化されていることから、プログラミング言語を覚えなくても、簡単にコードを作成することが可能である。併せて、総合開発環境である Sony 社の NNC (Neural Network Console) を使用する。NNC では、各ライブラリをドラッグ&ドロップで組み合わせることで、視覚的、感覚的なプログラムの構築が可能である。

演習では、互いに分からない部分を教えあったり、インターネット上のサイトや動画を参考にしたりすることで、プログラミングの基礎技術を学んだ。最初は難しく感じるメンバーが多かったものの、取り組み始めると、意外と感覚的に分かりやすいと感じるものであった。プログラミングは、想像よりも気軽なツールであり、必要以上に気負わずに、まず取り組んでみる、実践の姿勢が重要であると考えた。

4. プログラム開発の流れ

学習したプログラミング技術を用いて、地質調査に活用できるプログラムの開発に取り組む。プログラム開発の流れを図-1 に示す。開発では、AI に膨大なデータを読み込み、データ間の複雑な関係性を学習させることで、目的とするパラメータの算出や判定が可能なプログラムを構築する。プログラムの開発には、正解既知の学習データセットが大量に必要となる。例えば、画像から岩種（花崗岩 or 安山岩）を判定するプログラムの開発は、花崗岩か安山岩かが判明している画像(学習データセット)を読み込み、その特徴を AI に学習させることで岩種の判定を行う。この際、岩種の判定は、学習データから抽出した特徴にのみ基づいて実施されるため、信頼性の高いプログラムを構築するには、確実に正解である学習データを用いることが重要となる。

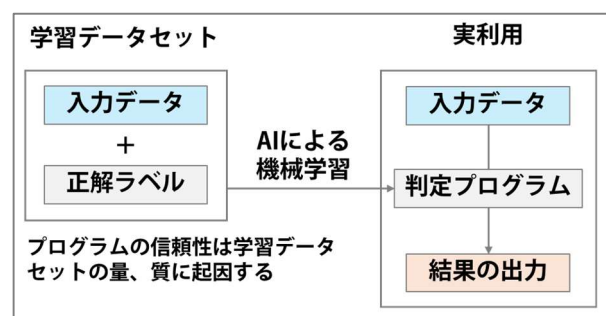


図-1 プログラム開発の流れ

5. 研究テーマの設定

土木分野での AI の活用方法としては、画像による岩種判定や粒度判定、ボーリングデータからの力学パラメータ推定等、様々な用途が考えられる。本プロジェクトでは 5 班に分かれて、班ごとにテーマを設定し、プログラムの開発に取り組むこととした。業務での実用を目指し、以下の 2 点を考慮してテーマを設定した。

(1) 学習データセットの入手の実現性

プログラム開発において、大きな課題となるのが学習データセットの入手である。信頼性の高いプログラムを開発するためには、膨大な学習データセットの確保が必要となるが、データ入手のための試験や測定の実施には大きなコストがかかる。そのため、学習データセットの入手にかかる費用、作業時間等を考慮したテーマを設定した。例えば、ボーリング調査のデータが必要なテーマでは、利用できる既存ボーリングデータがあるか等、既存資料の活用等も検討した上で、テーマを設定した。

(2) プログラムの業務での有用性

テーマの設定では、業務での有用性も考慮した。有用性の高いテーマは、AI の強みを生かしたテーマであると考えられる。AI の特徴について、表-1 にまとめる。AI の強みを生かせるテーマとしては、膨大なデータ処理の自動化や、技術者の判断によってばらつきが生じやすい定性的な事象についての判定等が考えられる。

一方で、算出過程がブラックボックス化してしまう点にも留意が必要である。出力結果が何を意味するのか、どの程度信頼できるものであるのかについては、技術者の判断が必要となる。

このような AI の特徴を踏まえて、AI によるプログラム出力結果を最終的な意思決定として用いるのではなく、単純かつ量の多い作業の短縮や、技術者の判断材料としての利用が目的となるようにテーマを設定した。各班が設定したテーマを表-2 に示す。

表-1 AI の特徴

AI の強み	留意点
膨大な量のデータを短時間で処理できる	プログラム開発では大量の学習データセットが必要
人間では検出が難しい特徴や事象間の相関関係を抽出可能	判定結果の解釈には人間の判断が必要 (相関関係≠因果関係)
ライブラリ化、オープンソース化されているため、プログラムの作成が容易	計算過程がブラックボックス化しており、結果の信頼性が不明瞭な部分がある

表-2 各班の研究テーマ一覧

1 班	①	ピエゾ素子を用いた地盤特性の推定
	②	振動データ（室内試験データ）
	③	地盤特性
	④	時間を要する室内土質試験の効率的なデータの推定
2 班	①	削孔時の振動データを用いた地盤判定
	②	掘削時の振動音（柱状図：地層区分）
	③	地層区分
	④	ノンコア区間の地盤判定の補助
3 班	①	コア写真を用いた岩石コアの岩級区分判定
	②	コア写真（柱状図：岩級区分）
	③	岩級区分
	④	評価の統一化、説明資料への活用
4 班	①	地形分類の高精度化 (高精度 LP 地形図を用いた地形種の判定)
	②	10mDEM：標高、傾斜度、地上開度、地下開度（既存の治水地形分類図）
	③	地形種
	④	地形判読の補助、システム公開による防災意識の向上
5 班	①	コア写真を用いた RQD や最大コア長の認識
	②	コア写真（柱状図：RQD、最大コア長）
	③	RQD、最大コア長
	④	評価の統一化、作業時間の短縮

※①：研究テーマ、②学習データ（正解ラベル）、③判定結果、④活用目的

6. 今後の展望

プロジェクトの今後の展望を図-2 に示す。プロジェクトの発足初年度では、AI の基礎学習や研究テーマの設定を実施しており、次年度以降は、月に 1 度の Web 会議と 3 カ月に 1 度の対面での全体会議を行い、進捗や課題点を共有しながら、各班で研究を進める予定である。研究過程は、全地連技術フォーラムで発表し、2027 年での公開、実用化を目指す。

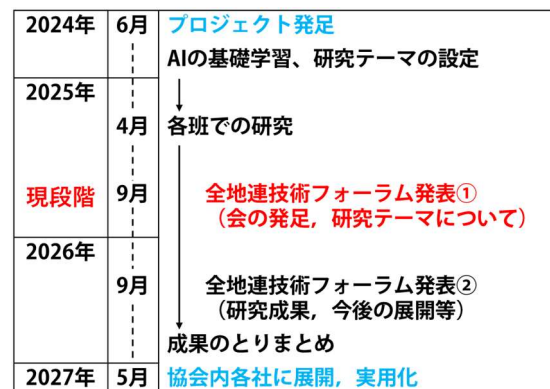


図-2 今後の展望

関西地質調査業協会「AI と地質プロジェクト」による 5 つの試み

一般社団法人 関西地質調査業協会、株式会社復建技術コンサルタント
ハイテック株式会社
応用地質株式会社
立命館大学

○川尻 啄真
岩田 克彦
大藪 剛士
小林 泰三、伊藤 真一

1. はじめに

近年急速に発展している AI 技術は、様々な分野で活用されており、最近では建設業界においても導入されるケースが増えている。（一社）関西地質調査業協会では、AI 技術を地質調査の分野においても活用すべく、将来を担う若手・中堅技術者を募り、2024 年 6 月に「AI と地質プロジェクト」を発足した。

2. 研究テーマについて

本稿では、プロジェクトとして始動した 5 つの試み（1 班：ピエゾ素子を用いた地盤特性の推定，2 班：削孔時の振動データを用いた地盤判定，3 班：コア写真を用いた岩石コアの岩級区分判定，4 班：地形分類の高精度化（高精度 LP 地形図を用いた地形種の判定），5 班：コア写真を用いた RQD や最大コア長の識別・出力）についての概要を紹介する（表-1 参照）。

(1) 1班:ピエゾ素子を用いた地盤特性の推定

① テーマ設定の経緯

ボーリング調査で採取した乱れの少ない試料から、土質の物理および力学特性を把握するためには室内土質試験を実施する必要がある、試験結果が出るまでに1〜2週間要するのが現状である。これらのデータ取得の時間短縮・効率化を目的として、アクティブ音響センシング技術を用いて乱れの少ない試料から地盤特性の推定を試みる。

アクティブ音響センシングとは、圧電スピーカと圧電マイクを物体に貼り、スピーカから音を出力し、物体を伝搬・反射してきた音をマイクで取得して、物体の種類

や状態、位置などの認識や識別を行う技術である。ここでは、圧電スピーカ／圧電マイクをコアサンプルに貼付し、その音響特性から AI を活用して供試体の物理・力学特性の推定を目指す。

② 現在の進捗状況

供試体の大きさの統一、ピエゾ素子のあて方、音データの周波数等の取得条件が解析結果の精度に大きく関係するため、データの取得方法の検討が極めて重要である。

このため、まずはアクティブ音響センシングの理解を深めるために、ハンドサイン(グー、チョキ、パー)の判別を実施し、Python を用いての音データ取得方法、Neural Network Console での解析手法を概ね理解した。

③ 今後の予定

実際に供試体(粘性土)を用いて振動データの取得方法を検討する。取得方法が確定した後、供試体を用いた振動データの取得・解析を行う。解析は、振動データを取得した供試体の試験結果を入手し、物理・力学特性の項目と振動データ結果との相関が高い項目の把握を試みる。

(2) 2班:削孔時の振動データを用いた地盤判定

① テーマ設定の経緯

ノンコアボーリングやサウンディング試験等の地盤調査では、削孔に伴う音や振動および地盤の硬軟などをもとに土質種別を推定しており、その判断はオペレーターや技術者に大きく依存することとなっている。リアルタイムで削孔中の土質種別を判別することができれば、技術者による効率的かつ高精度な土質判定の一助となりうる。本テーマでは、サウンディング試験における削孔時

表-1 AI と地質プロジェクト 5 つのテーマ概要

テーマ		現在の進捗状況	今後の予定
1 班	ピエゾ素子を用いた地盤特性の推定	・アクティブ音響センシングによるハンドサインの判別	・データの取得方法を検討 ・土質試料を用いた実践
2 班	削孔時の振動データを用いた地盤判定	・サウンディング試験結果より、地盤構成と加速度の値を対比	・試験対象箇所と土層の種類を追加 ・加速度データの収集・解析
3 班	コア写真を用いた岩石コアの岩級区分判定	・岩盤コア写真の分割画像を作成	・正解ラベル（岩級区分）の付与 ・解析モデルへの学習
4 班	地形分類の高精度化（高精度 LP 地形図を用いた地形種の判定）	・治水地形分類図と 10mDEM を用いた地形判別	・新たな要素「曲率」追加し、判別の正答率向上
5 班	コア写真を用いた RQD や最大コア長の識別・出力	・岩盤コア写真の分割画像を作成	・正解ラベル（割れ目の有無）の付与 ・解析モデルへの学習

の振動データを活用し、簡易的な土質種別の判定を実施する。

② 現在の進捗状況

粘性土層と砂質土層からなる既知の地盤にて、全自動スクリーウェイト貫入試験器に加速度センサーを取り付け、削孔中の加速度の値と既存ボーリング調査で把握している土質種別を対比した。その結果、砂質土層に比べ粘性土層の加速度が小さい傾向がみられた。

③ 今後の予定

試験箇所の土質種別が少なく、取得した振動データも限定的であることから、試験箇所と対象の土質種別を追加するとともに、データ取得方法の試行錯誤を行いながら振動データの収集・解析を行う。

(3) 3班:コア写真を用いた岩石コアの岩級区分判定

① テーマ設定の経緯

岩級区分判定は、技術者が岩盤コアの硬軟、割れ目の状態・間隔等を観察して判定する。しかしながら、これらの観察は時間と労力を要し、技術者毎に個人差が生じてしまう。

このような現状を鑑みて、技術者による岩級区分判定の一助とし、実施者に依存せず定性的な評価を実現することを目指すため、機械学習を用いてコア写真から岩級区分を判定する AI モデルの作成を試みる。なお、今回は初步的な段階として対象地区を限定し、ダム設計に伴い実施されたボーリングコア（花崗岩）のコア写真を用いて、本試の便宜上、6つの岩級区分（CH 級、CM 級、CML 級、CL 級、CLL 級、D 級）を判定する。

② 現在の進捗状況

ボーリングコアが1m 毎に収められているコア箱の写真から、Python を用いて岩盤コアの部分を5cm×5cm ずつ切り出し、教師データとなる分割画像を作成した。

③ 今後の予定

作成した分割画像に正解ラベルとなる岩級区分を割り当て、解析モデルとして教師データを学習させていく。

(4) 4 班:地形分類の高精度化(高精度 LP 地形図を用いた地形種の判定)

① テーマ設定の経緯

地形分類を行う場合、既往文献の取集・地表踏査・空中写真判読等の方法がある。基図・治水地形分類図等は小縮尺（2 万 5 千分の 1 または 5 万分の 1）が多いことから細かな地形が表現されにくい傾向にある。空中写真判読はより詳細な地形の判定は可能であるが、技術者による個人差が大きい。このような理由から、技術者の力量に囚われず、詳細な地形種が分類された大縮尺の地形分類図の作成が望まれる。

上記のような現状を鑑みて、高精度 LP 地形図から AI モデルを用いた地形分類を行い、一般的な地形・地質調査にも活用できるよう地形分類の高精度化を目指す。

② 現在の進捗状況

治水地形分類図（2 万 5 千分の 1）の兵庫県下における「三木」「安積」「社」の 3 地区を対象とし、これらの地形区分と同地区の 10mDEM から得られる標高 (m)・傾斜度 (deg)・地上開度 (deg)・地下開度 (deg) を用いて 18 種の地形種の判定を行った。判定の結果、正答率は各地区で 70%程度となり、旧河道や自然堤防などの微地形で誤りが多い傾向がみられた。

③ 今後の予定

判定結果について、地形種ごとの正答率について掘り下げ、解析の精度を高めていく。さらに、新たな要素として「曲率」を加え、微地形の正答率の向上を目指す。

(5) 5 班:コア写真を用いた RQD や最大コア長の識別・出力

① テーマ設定の経緯

RQD (Rock Quality Designation) や最大コア長は、採取された岩盤コアの良否を評価する指標となっている。RQD は、ボーリング 1m 区間の中に含まれる 10cm 以上の棒状コアの長さの合計を百分率 (%) で表したものである。最大コア長は 1m 区間における最長のコアの長さを、そのコアの中心線上で測定するものである。これらは技術者によって測定されるが、単純作業であるものの測定に時間を要してしまうのが現状である。

昨今では、画像データを用いた画像分類や物体認識・検出などのシステムが開発・実装されている。このような画像を扱う機械学習を用いることで、岩盤コアにみられる亀裂・割れ目の有無を自動認識することが可能になると考えられる。

以上のことから、岩盤コアのコア写真を用いた RQD や最大コア長を認識する、AI モデルの作成を試みる。

② 現在の進捗状況

「コア写真を用いた岩石コアの岩級区分」と同様に、コア写真から教師データとなる分割画像を作成した。

③ 今後の予定

作成した分割画像に正解ラベルとなる割れ目の有無を付与し、解析モデルとして教師データを学習させていく。

3. まとめ

（一社）関西地質調査業協会は、「AI と地質プロジェクト」を発足し、AI 技術を用いた5つの試みが動き出した。

各試みはそれぞれ準備段階から前処理、解析モデルの作成を実施している状況である。今後は勉強会から研究会へとステップアップし、メンバーの二次募集を行う予定である。

2026年9月の技術フォーラムでは、研究会の概要および各テーマの個別発表を目指す。