

【24】

ハイパースペクトルカメラと深層学習を用いた岩石・土砂等の判別

(株)地圏総合コンサルタント ○佐藤 真, 中川 清森
 住友金属鉱山(株) 岸本 恭暢
 関東土質試験協同組合 後藤 健太

1. はじめに

地質調査において、岩種や土質等の判別には一定の知識と経験を有する専門技術者の判断が必要不可欠である。一方で、作業効率や生産性、ならびに客観性を向上させるためには、新たな技術を導入することも必要である。その中で近年注目されているのが AI を用いた手法である。

本件では、定量的な判定や目視による識別・判別が困難な事例を対象に、ハイパースペクトル（以下、HS）カメラと AI による画像取得・認識技術を試行的に活用した結果を報告する。対象試料と目的は以下の通りである。

- ①対象：トンネルの掘削ズリ（岩石試料）、目的：蛇紋岩の判別を半定量的に行うこと。
- ②対象：土質試料（砂・粘土・中間土）、目的：目視判断が困難な含水比の違いを判別すること。
- ③対象：建材中のアスベスト、目的：目視判断が困難なアスベストの含有を判別すること。

2. 試験方法

(1) 撮影機器・撮影環境

HS カメラは、RGB よりもはるかに多くの波長情報を取得することが可能である。機材は、Specim IQ (Spectral Imaging 社製) を用いた。Specim IQ は、400~1000nm (可視光~近赤外線の一部) の波長帯域で204のスペクトルバンドに分光して HS データを得ることができる。

撮影は、暗室において左右に光源を設置し、試料全体が映るような距離で行った。撮影の光源には、HS カメラの分光波長帯域を一樣に照らすことができるハロゲンライトを使用した。また、光のむらやハレーションを防ぐため、ライトと試料の間にソフトボックス（白布）を設置した（図-1）。



図-1 HSカメラの撮影状況

(2) HSデータの処理

得られた HS データの処理・解析は、秋田大学の大和田氏が開発したアプリ「IRO-MIE」を用いた。このアプリは、撮影画像の HS データを取得したい範囲を指定することで、その範囲の 1 ピクセル単位の輝度を全ての波長帯（204 バンド）で平均化して示すことができる（図-2）。

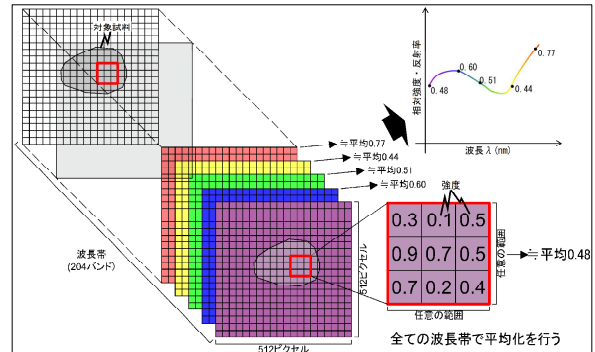


図-2 HSデータのグラフ化のイメージ

3. トンネル掘削ズリ(岩石試料)の判別

(1) 対象試料

蛇紋岩・緑色岩・玄武岩が混在して出現するトンネル地山の掘削ズリ(径10~20cm)全30試料を対象とした。試料を詳細観察により蛇紋岩(18試料)、緑色岩(10試料)、玄武岩(2試料)に分類した上で、その試料を①岩塊、②中礫~粗礫(一部の試料)、③細礫(一部の試料)のように破碎、粒度を変えて撮影を行った。

(2) 各岩種のHSデータ

各岩種の代表試料の HS データを図-3に示す。蛇紋岩は、450~630nm に小ピークがあり、900nm で強度が最小であった。緑色岩は、450~630nm に小ピークがあり、700nm で強度が最小であった。玄武岩は顕著なピークが認められず、全体的に強度が低いなど、岩種毎に有意なスペクトルの差異が認められた。

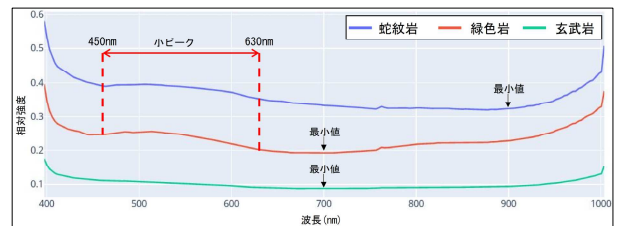


図-3 各岩種のスペクトル

(3) 岩石試料の判別結果

上記の代表試料を教師データとする AI モデルを作成し、岩種判別を試みた。判別結果を表-1に示す。

最も試料数の多い蛇紋岩に関しては、粒度に関らず総じて高い確率で正しい岩種判別をすることができた。緑色岩や玄武岩に関しては、試料数が少ないものの、おおむね50%以上の正答率となった。教師データの量を増やすことで、より高い精度で岩種判別ができると考えており、今後は試料数を増やすなどして、試行を継続していきたい。

表-1 モデルでの判別結果

岩塊			粗礫～中礫			細礫					
岩種	試料数	正答率	岩種	試料数	正答率	岩種	試料数	正答率			
蛇紋岩	18	16	89%	蛇紋岩	3	3	100%	蛇紋岩	3	2	67%
緑色岩	10	6	60%	緑色岩	3	2	67%	緑色岩	3	2	67%
玄武岩	2	1	50%	玄武岩	2	1	50%	玄武岩	2	2	100%

4. 土質試料の判別

(1) 対象試料

含水比の異なる土質（珪砂5号、青粘土、珪砂5号と青粘土を重量比1:1で混合した中間土）を対象とした。各土質で含水比を数%～25%程度の範囲で変化させた3種類の試料を作成し、さらにこれらを締め固めたもの、締め固めた試料をほぐしたものを撮影試料とした。

(2) 各試料のHSデータ

図-4に土質試料の HS データを示す。含水比に関しては、いずれの土質でも含水比の低い試料ほどスペクトルの強度が大きく、相対的に含水比の高い試料はスペクトルの強度が小さくなる傾向が認められた。ただし、含水比が一定量以上多くなると、有意な違いは不明瞭となった。また、締め固め試料とほぐした試料のスペクトルの差異に関しては、珪砂はほぐした試料の方が、粘土と中間土は締め固め試料の方が強度は高い傾向が認められた。

今後、含水比のパターンをさらに増やし、両者とスペクトルの関係性をより明確にしていきたい。

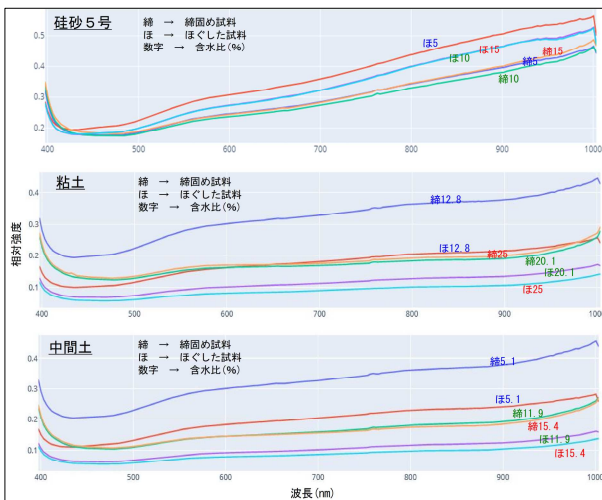


図-4 土質試料のスペクトル

5. 建材中のアスベストの判別

(1) 対象試料

古い建物などに使用された建材中のアスベストの判別を目的として、アスベスト（クリソタイル、アモサイト）の標準試料（純粋鉱物）と、クリソタイルおよびアモサイトを含有する建材6試料を対象とした撮影を行った。

(2) 各建材のHSデータ

図-5に建材試料の HS データを示す。まず、クリソタイルとアモサイトの標準試料では、ピークの位置は類似しているがスペクトルの強度やパターンは有意に異なっていた。また、これらのアスベストを含む建材であっても、

建材ごとにスペクトルの形状が異なる結果となった。これは、アスベストに加えて建材そのもののスペクトルが反映されていることや、建材と標準試料とではアスベストの濃度が大きく異なることが理由として考えられる。

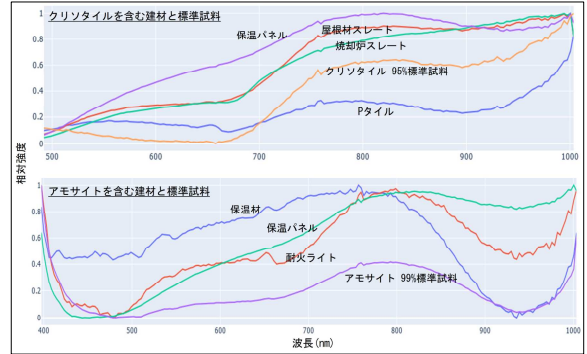


図-5 建材試料のスペクトル

(3) 建材の判別結果

それぞれの建材試料のアスベスト含有部を教師データとして、アスベスト含有部を可視化する判別モデルを作成し、これを試行した。判別結果を図-6に示す。判別結果の可視画像では、ピクセル毎にアスベストを含有する箇所（保温材のみアスベストを含有していない箇所）を赤色に表現した。P タイルでは、クリソタイル含有部を正確に可視化することができた。一方、スレート板、保温パネル、耐火ライトでは、アスベスト非含有部をアスベスト含有部であると誤検出する結果が得られた。また、保温材では、アモサイト含有部がアモサイト非含有部と判別された。

P タイル以外の予測モデルが不正確なものとなった理由として、学習させるアスベスト含有部のデータが少ないことなどが挙げられる。

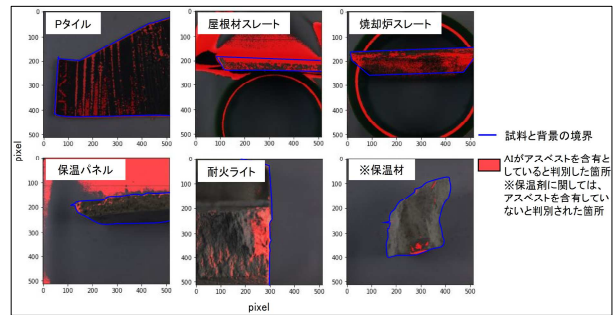


図-6 モデルでの判別結果

6. おわりに

岩石試料や土質試料、建材中のアスベストなど、様々な試料で HS データに固有の特徴があることを確認できた。これにより、HS データと AI を用いた手法による、定量的な試料の判別や目視で判別が困難な試料の判別の可能性が示唆された。一方で、教師データの集積不足や判別モデルの作成には課題が残った。

今後、上記の課題の解決を図りつつ、屋外の太陽光などその他の光源条件でも HS データを取得し、現場での実用化を目指し、検討を進めていきたい。