

機械学習による河床材料平面分布区分の推定

西日本技術開発株式会社 正会員 ○石橋 俊将 正会員 山下 直紀
ナカシャクリエイテブ株式会社 非会員 松井 良行 非会員 松本 基義

1. はじめに

宮崎県耳川水系では、ダム通砂事業に関連して、物理環境や生物生息環境を把握するために各種項目のモニタリング調査が行われている¹⁾。

このうち、河床材料平面分布調査は、ダム下流区間において、河床材料を12区分に分類し、現地にてそれらの平面的な分布状況を調査するものである(図-1)。当該調査では、河道内を複数人で踏査し、現地で記録した情報を基に平面図上に河床材料の分布状況を整理するため、多くの労力を有する。また、河床材料の区分によっては、対象粒径が一部重複する(図-2)ため、現地での目視判断が難しい場合があり、長期的なモニタリングにおいて、調査人員変更の際に、結果の連続性確保が課題となる。

ここで、別途調査項目として、河道形状を把握・記録することを目的に UAV による空撮が定期的(平面分布調査と同時期)に行われていることに着目した。

本研究では、河床材料の平面的な分布状況を効率的かつ適切に把握するため、空撮画像から機械学習により河床材料区分を自動分類することを試みた。

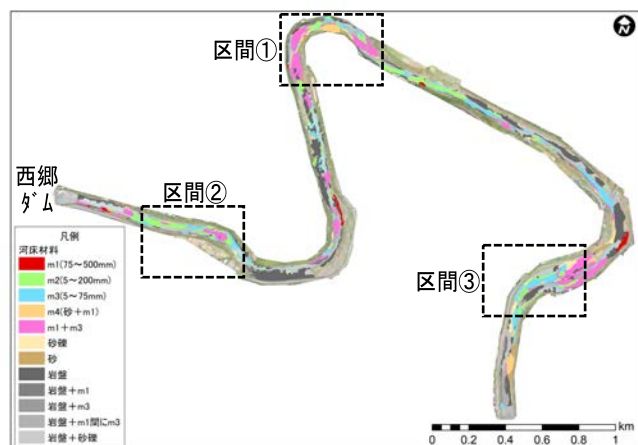


図-1 平面分布調査結果(2018年調査)

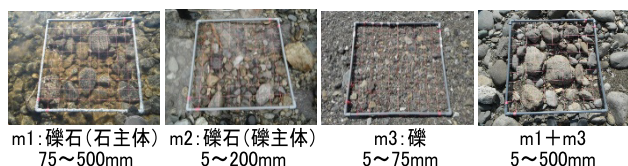


図-2 耳川の代表的な河床材料写真

2. 解析方法

(1) 対象区間・推定する河床材料区分

対象区間は西郷ダム下流約 6km 区間のうち、河原が広い3区間とした(図-1)。

推定する河床材料区分は、以下の6区分とした。

- ①m1(75~500mm) ②m2(5~200mm) ③m3(5~75mm)
④m1+m3(5~500mm) ⑤砂礫 ⑥砂

(2) メッシュ分割・教師データの作成

機械学習を行うにあたり、空撮オルソ画像のメッシュ分割を行い、水中や植生域を除く陸上河原を抽出した。メッシュの大きさは、対象とする河床材料の最大粒径 500mm を考慮し、2m×2m に設定した。

教師データは、多様な河床材料が分布する区間①の調査結果(2018.10 調査)と空撮オルソ画像(2018.10 空撮:撮影高度 30m:約 1cm/画素)から作成した(図-3)。各区分 100 枚程度ずつ教師データを作成したが、砂は分布する範囲が狭く、19 枚のみの教師データとした。

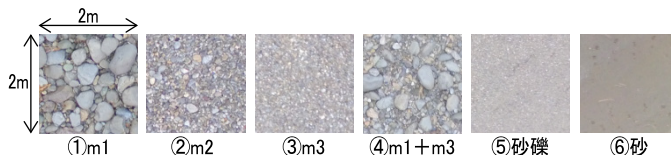


図-3 教師データの例

(3) 機械学習モデル

機械学習は YOLOv3 を用いた。約 350 枚の学習データに対して、イテレーション(学習回数)2万回、バッチサイズ 32 で学習を行い、検証データとして、データ学習時のデータとは異なる約 170 枚を使用した。

その結果、モデル性能として、mAP=87%、loss=0.002 と良好なスコアを得た。(図-4)。



図-4 モデルの学習結果

キーワード 河床材料, 機械学習, 自動分類, UAV, オルソ画像

連絡先 〒810-0004 福岡市中央区渡辺通 1-1-1 電気ビルサニセルコ別館 5 階 TEL 092-781-2867

(4) 検証ケース

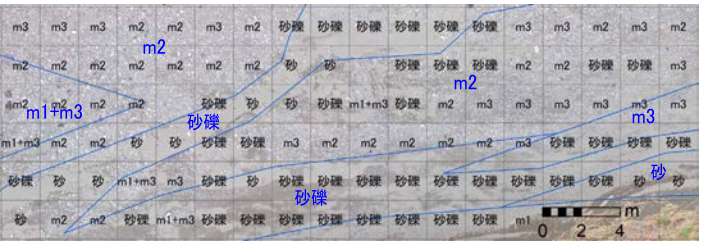
構築したモデルを用いて、表－1 のケースで解析を行い、同時期の現地調査結果と比較して検証を行った。ケース 1 は教師データを作成した画像での検証、ケース 2 は教師データ作成と同区間で異なる時期の画像での検証、ケース 3, 4 は教師データ作成と異なる時期・区間（図－1 参照）・空撮高度（画像解像度）の画像での検証とした。

表－1 検証ケース

ケース		対象画像			検証用 調査年月
		空撮年月	対象区間	空撮高度	
ケース1	教師データと同画像での検証	2018.10	区間①	30m	2018.10
ケース2	異なる時期の画像での検証	2019.10	同上	同上	2019.11
ケース3	異なる時期・区間・空撮高度での検証	2021.10	区間②	60m	2021.11
ケース4	同上	同上	区間③	同上	同上

3. 結果と考察

ケース 1 の結果の拡大を図－5 に示す。多様な河床材料が分布している箇所において、調査結果と概ね整合する結果となった。区間全体の結果（図－6）でも同様に河床材料の分布状況を概ね再現できている。



図－5 結果拡大（黒：解析結果、青：調査結果）

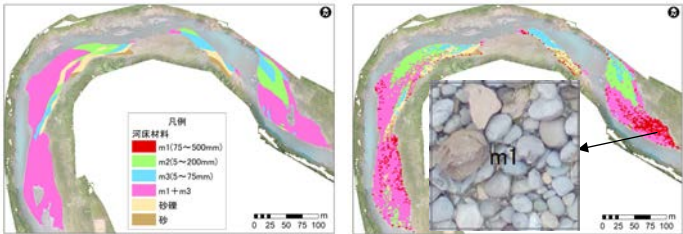
ケース 2 においてもケース 1 と同様に調査結果に近い解析結果を得た（図－7）。なお、図中に拡大した地点では、調査結果は m1+m3 であるのに対し、ケース 1 では m1、ケース 2 では m2 という解析結果となった。m1+m3 は粒径の大きさが幅広く、m1 と m2 の粒径も含むため、現地での判断も困難な場合がある。画像を確認すると、解析結果の分類は正しいと考えられる。

ケース 3、ケース 4 においても全体的に調査結果と整合する解析結果となった（図－8、図－9）。

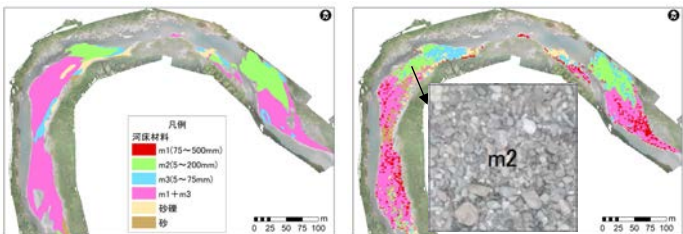
ケース 3 において、調査結果で砂の範囲を解析結果では砂礫と分類する結果となった。これは、砂の教師データが少ないことが原因と考えられる。さらに、対象範囲は、泥状の砂であり、画像から動物の足跡等が多く確認され、これらがモデルで十分に学習できていなかったことも原因と考えられる。

ケース 4 では、調査結果が m1+m3 の範囲の多くが解析結果で m1 と分類された。これは、教師データを作成した画像の空撮高度よりも高い高度で撮影した画像を対象としており、画像の解像度が影響していると考え

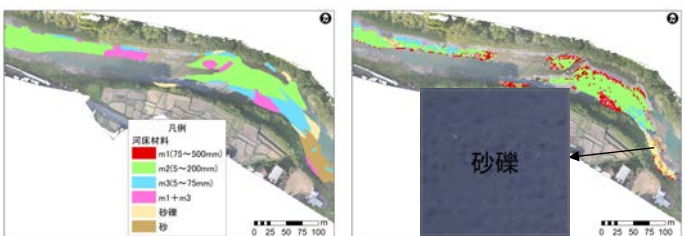
られる（教師データ画像解像度の約 2 倍）。対象範囲の画像を確認すると、m1+m3 に分類すべき画像を m1 として分類していた。



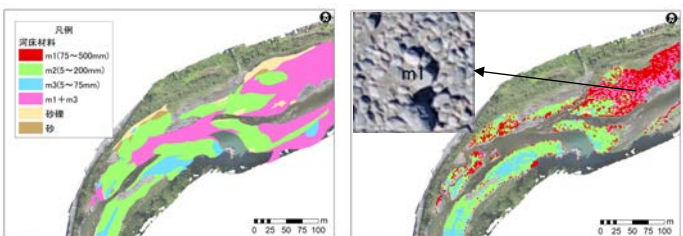
図－6 ケース 1（左：調査結果、右：解析結果）



図－7 ケース 2（左：調査結果、右：解析結果）



図－8 ケース 3（左：調査結果、右：解析結果）



図－9 ケース 4（左：調査結果、右：解析結果）

4. まとめ

本研究では、空撮画像を用い、機械学習により河床材料区分を自動分類し、その平面分布状況を推定した。教師データを作成した画像とは異なる時期や区間、空撮高度（画像解像度）の画像に対して、調査結果と概ね整合する解析結果を得た。一方で、教師データの数や画像の解像度によっては推定精度が劣ることが確認された。また、陸上河原を対象としたため、水中部の河床材料を分類することができないという課題がある。今後は、水中部の河床材料を含め、より幅広いパターンの教師データを作成し、モデルの精度を向上させる予定である。

参考文献

1) 川上馨詞, 吉村健, 新屋裕生: 耳川水系ダム通砂に向けた河川環境調査結果に基づくモニタリング計画の概要, 河川技術論文集, 第 22 巻, pp. 115-118, 2016. 6.