

## UAV 空撮画像の判別による台風出水前後の土砂移動評価

宮崎大学工学部 学生会員 ○周藤智規  
宮崎大学工学部 正会員 入江光輝

### 1. はじめに

河床材料は、水生昆虫や魚類の生息環境としての役割を担うとともに、その粒径は掃流力を反映している。したがって、河川管理において河床材料粒径は治水・環境の面において重要な情報源である。

一方、UAVの空撮と人工知能を用いた判別分類手法が様々な分野で利用されている<sup>1)</sup>。Takechi et al.<sup>2)</sup>はUAVを用いて陸上にある河床材料を空撮し、畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network: 以下、CNN)でその粒径を分類することを試み、既存の画像判別用のCNNに転移学習させることで河床粒径を精度よく分類できることを示した。さらに、昨年の報告で新垣ら<sup>3)</sup>は水中にある河床材料の粒径も水面の多様な波の状態を考慮して学習をさせることで高い精度で河床粒径の判別が可能であることを示した。対象領域を自動航行で隙間なく撮影し、こうした画像判別技術を適用すれば粒度の空間分布図の作成が可能である。しかし、両岸に急峻な斜面がせまる峡谷部では、粒径判別に十分な写真解像度を得れるようUAVを低空飛行させるとGNSSの受信が不足し、自動航行させた際に撮影の欠損が生じた。そこで、本研究では撮影欠損した地点を手動で撮影し、その撮影角度の情報から判別結果を地図上に再配置する手法を検討し、台風出水前後の河床材料粒径の空間的分布を抜けがなく示すことを試みた。

### 2. 調査・解析手法

#### (1) 現地調査

解析対象は、耳川水系西郷ダムの下流である。耳川では、総合土砂管理計画<sup>4)</sup>により通砂事業が令和4年度より本格的に実施され、早速、台風14号の襲来を受けて大規模な土砂移動が生じた。現地調査はその台風の前後で、令和4年6月4日と11月12日の2回行った。空撮には、DJI社製Phantom4 pro V2.0を用いて、まずは自動航行により対象範囲を10mの高さから撮影した。

その結果、図-1に示すように、撮影がスキップされた地点が見られた。これらは峡谷部での低空飛行ゆえ、GNSSの受信不足で自動航行の計画経路を誤ったためと考えられる。また、当初の航行計画において、河岸の崖や河畔林近傍は機体の安全を考慮して自動撮影範囲に含めていない。こうした画像が得られていない領域に対して手動で飛行・撮影をした。

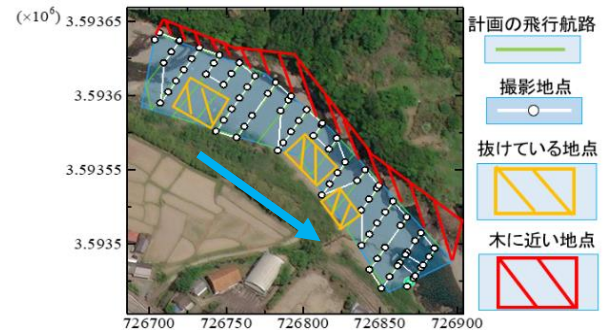


図-1 計画と実際の航路

#### (2) CNNによる粒径判別と地図上への判別結果の配置

新垣ら<sup>3)</sup>に倣い、画像上で個々の粒子が確認できる中粒径(64.5mm~24.5mm)および小粒径(24.5mm~2mm)については陸上と浅い水中の河床とをそれぞれ別カテゴリーとして計4カテゴリー、個々の粒子が画像上で判別できない砂質(ここでは細粒径とする)は陸上と水中の分別をせず、1カテゴリーとした。さらに、広域撮影した際に多く含まれた植生域と、水深が深く河床が写っていない水中域の2カテゴリーを加え、7つのカテゴリーで分類した。

1回の撮影で得られた元画像(5472×3648 pix)を1m四方に相当する374×374 pixの正方メッシュに分割し、各メッシュ画像をCNNにより判別した。メッシュ毎の判別結果を地図上に配置する際には撮影時に取得されたGNSSによる位置情報とXMPMetadata内に格納されている機体角度を示すYaw角を用いた<sup>5)</sup>。各メッシュ中央の写真局所座標の値(元画像中心を原点とする)をYaw角に基づき回転するとともに、位置情報から地図座標上に投影した。

### 3. 結果と考察

#### (1) 分類結果の精度検証

GoogleNet<sup>6)</sup>に転移学習させ、複数行った試行の中で最も高い学習精度を得られたバッチサイズ26、エポック数21で学習させたネットワークで、計497枚のテストデータを分類した結果についての混同行列を表-1に示す。中粒径と小粒径は分類上陸上と水中を分けているが、混同行列上では陸上・水中の区別はせず、粒径のみに着目して分類し、示している。全体のTotal Accuracyは91.3%、粒径の分類(3カテゴリー)だけに着目しても89.5%と高い分類精度を得ることができた。

表-1 7つのカテゴリーへの分類結果

分類結果	ふるい分け結果					適合率	F-score
	中粒径	小粒径	細粒系	水	植物		
中粒径	134	16	1	0	0	88.7%	93.7%
小粒径	1	144	17	2	0	87.8%	88.3%
細粒系	0	1	56	5	0	90.3%	81.2%
水	0	1	2	73	0	96.1%	93.6%
植物	0	0	0	0	80	100.0%	100.0%
再現率	99.3%	88.9%	73.7%	91.3%	100.0%		
合計	91.3%						
合計(粒径の)	89.5%						

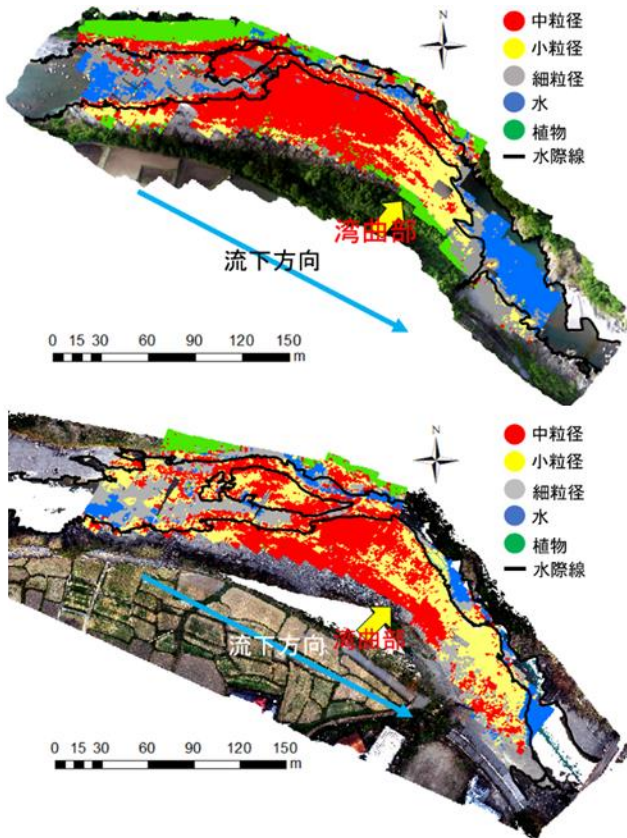


図-2 河床粒径の空間分布

(上) 令和4年6月4日：台風前  
 (下) 令和4年11月11日：台風後

(2) 台風14号前後の空間分布の比較

台風14号前後の河床粒径の空間分布図を図-2に示す。3種の粒径と水と植物を5色の点で表示し、低水時の水際線を黒色の線で表わしている。流下方向は下の水色矢印に示すとおり、左上から右下に水が流れている。

図-2の台風前後の分布図に共通して低水時の水深が浅い地点は問題なく粒径判別できていることが確認できる。また、領域中央付近の屈曲部より上流ではその流路上に広く細粒分が分布している。これは屈曲内側の右岸に土砂が堆積し、出水通減期には流路が徐々に左岸に絞られていくが、その際に細粒土砂が移動・堆積してきた結果であると推測される。

台風前後の分布図を比較すると下流端付近の湛水部が縮小している。これは撮影領域より下流側の瀬が流去

し、堰上げがなくなって滞りが消えたものと考えられる。一方、台風前にその湛水部の右岸側にあった細粒分は流去し、代わって小粒径域が広がっている。

このように、出水の前後で河床材料粒径の空間分布を比較することで土砂移動の詳細な考察が可能となった。

4. おわりに

本研究では撮影欠損した地点を手動で撮影し、その撮影角度の情報から判別結果を地図上に再配置する手法を検討し、現地の河床材料粒径の空間的分布を抜けがたく示すことを試みた。さらに、陸上・水中の河床粒径に加え、水面と植物を学習させたCNNは高い精度で5つのカテゴリーに分類できることを確認できた。以上の2つを組み合わせ、網羅的に河床材料粒径の空間分布図が作成できるようになった。

さらに、台風出水前後に空撮された画像をもとに、河床材料粒径の空間分布を比較して、詳細な土砂移動が把握できた。紙面の都合で割愛したが、講演会ではダムから離れたもう一地点の解析結果についても紹介する。

参考文献

- 1) 大中臨, 赤松良久, 間普慎吾, 安木進也: 機械学習を用いた画像解析による湖沼浅水域の底質識別手法の検討, 土木学会論文集, Vol77, No2, I\_1093-I\_1098, 2021
- 2) Takechi, H.; Aragaki, S.; Irie, M.: Differentiation of River Sediments Fractions in UAV Aerial Images by Convolution Neural Network. Remote Sens., 13, 318, 2021
- 3) 新垣俊介: 画像判別技術を用いた水中河床材料の粒径評価, 土木学会西部支部研究発表会, II-20, PP 157-158, 2022
- 4) 第10回耳川水系総合土砂管理に関する評価・改善委員会 山地・ダム・河道・河口領域ワーキンググループ問題・課題評価資料(案)【ダム領域】, [http://www.pref.miyazaki.lg.jp/documents/4360/4360\\_20211005182929-1.pdf](http://www.pref.miyazaki.lg.jp/documents/4360/4360_20211005182929-1.pdf) (閲覧日 R5.01.06)
- 5) 藤原和史, 杉浦 綾, 鶴田克之: 畳み込みニューラルネットワークを用いた寒地型イネ科 牧草採草地におけるギシギシ類検出手法の開発, 日本草地学会誌, pp 81-90, 2020
- 6) 山田 朋奈, 李鎔範, 長谷川 晃: 深層学習を用いた前腕 X 線画像における腕の左右と向き自動分類, 医用画像情報学会雑誌, Vol. 36, No. 2, pp 83-87, 2019