

機械学習を用いた新しい UAV 河川空撮画像の地被分類手法の検討

芝浦工業大学大学院

学生員

○百瀬

文人

(株)建設技術研究所

正会員

岩見

収二

(株)建設技術研究所

正会員

永矢

貴之

芝浦工業大学

正会員

宮本

仁志

1. はじめに

近年、河川の砂州や高水敷などで安定的な植生域が拡大し、治水と生態系の双方の観点から管理上の問題となっている。これに対して、既往研究¹⁾では UAV(Unmanned Aerial Vehicle)で撮影した RGB 画像に最尤法分類を適用し、河川内の地被分類を行ってきた。しかし、木本-草本や枯草-裸地の間で誤分類が頻出するなど、UAV 画像による植生分類手法の精度向上に課題があった。本研究では、RGB 画像に加えて、UAV 画像から得られる正規化植生指数 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)と数値表面モデル DSM(Digital Surface Model)を合わせて利用し、機械学習を用いた新しい地被分類手法を検討する。

2. 対象地点

本研究では、黒部川の河口から 4-6km の河道区間を対象として、平成 29 年 11 月 28 日に UAV による空撮を行った。ここで解析対象とするのはその内、オルソ画像に水面・裸地・草本・木本が明確に記録されており、かつ DSM に河床縦断勾配の影響が顕在化しない図-1 に示す 17000m²程度の局所的な範囲とした。

3. 解析手法

3.1 UAV 空撮と画像処理による解析データの取得

解析データは上述のように RGB/NDVI/DSM の 3 種類である。これらは、UAV に搭載したマルチスペクトルカメラ(R/G/B/近赤外線/レッドエッジ)で対象河道区間を撮影し、得られた撮影画像に SfM 処理を適用して取得される。

3.2 オブジェクトによる画像分類と地被データ

本研究では、ArcGIS²⁾のセグメント平均シフトツールを用いて RGB 画像で似た特徴をもつピクセルの集合を一つの小領域(以下オブジェクトと呼称)として分割し、それに機械学習のアルゴリズムを適用させる。図-1 に RGB 画像とオブジェクト分割の結果を示す。緑色のラインで示された範囲が作成されたオブジェクトである。さらに機械学習では図-1 の赤枠で示された検証範囲でモデル性能の検証が行われ、一方、それ以外の部分がモデル作成のための教師データとして使用される。

機械学習に用いるための真値は、作成したオブジェクトを手動で地被分類することで得た。各オブジェクト内の RGB/NDVI/DSM の統計情報を機械学習に用いる特徴量にし、表-1 に示す 4 通りのデータセット(以下、セットと略記)を作成した。また、DSM と NDVI の最大、最小値は外れ値の影響を除外するため、各データの最大・最小の各 5%を除く 90%のデータを対象として算出した。

3.3 機械学習による土地被覆分類

学習アルゴリズムには SVM(support vector machine)・ランダムフォレスト・勾配ブースティング回帰木を用いた³⁾。得られた結果を用いて各セット・アルゴリズムの違いが地被分類の同定精度に及ぼす影響を検討した。その比較検討には精度と再現率の調和平均である F 値を用いた³⁾。また、それらの結果のうち最も精度の良いセットを用い

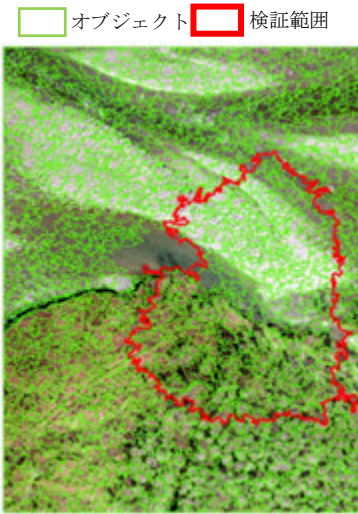


図-1 UAV 空撮による河川の RGB 画像と作成されたオブジェクト

表-1 データセット内訳

セットA	セットB	セットC	セットD
R平均	R平均	R平均	R平均
G平均	G平均	G平均	G平均
B平均	B平均	B平均	B平均
	DSM標準偏差	NDVI標準偏差	DSM標準偏差
	DSM最大	NDVI最大	DSM最大
	DSM最小	NDVI最小	DSM最小
	DSM平均	NDVI平均	DSM平均
			NDVI標準偏差
			NDVI最大
			NDVI最小
			NDVI平均

キーワード 地被分類, UAV, 機械学習, 河川植生, 河道地形

連絡先：〒135-8548 東京都江東区豊洲 3-7-5 芝浦工業大学 宮本仁志 miyamo@shibaura-it.ac.jp

て図-1 に示す検証範囲を分析し、各アルゴリズムでの地被状態の分類性能を比較・検証した。

4. 結果と考察

4.1 データセットごとの同定精度の比較

表-2 にアルゴリズム別の各セットの地被状態分類の F 値を示す。セット A とセット B の比較から、DSM の利用で裸地・木本の F 値が 2~7% 向上する。これは、木本部分の DSM は他の土地被覆よりも相対的に大きい値をとり、一方、裸地部分 DSM は同一砂州内では変化が小さいなど、DSM が RGB からの情報不足部分をうまく補完できたことが要因と推察される。一方、水面と草本では F 値が 1~2% 低下した。これは、水面の DSM は波の影響によりオブジェクトごとの統計情報がランダムになるため、分類に貢献できなかったと考えられる。セット A とセット C の比較では、RGB に NDVI の情報を加えることで全般的に F 値が 4~6% 向上した。本研究での NDVI の算出には近赤外線の反射率が用いられている。近赤外線は水に吸収されやすい特徴をもち、NDVI にもその特性がある程度反映されることから、水面・植生の双方で F 値が向上したと考えられる。さらに、セット C とセット D の比較では、草本・木本の F 値がさらに 3~4% 向上した。これは、RGB と NDVI のみでは検出できなかった草本と木本の差異が、DSM で補完されたことが要因と判断される。

表-2 各データセットにおける地被状態分類の F 値 (%)

(a) ランダムフォレスト				
	セットA	セットB	セットC	セットD
水面	87	87	96	96
裸地	93	95	95	95
草本	91	89	92	95
木本	84	87	93	96
計	89	89	94	95

(b) SVM				
	セットA	セットB	セットC	セットD
水面	87	87	95	94
裸地	93	95	95	94
草本	90	89	93	96
木本	80	87	94	97
計	88	89	94	95

(c) 勾配ブースティング回帰木				
	セットA	セットB	セットC	セットD
水面	89	87	96	96
裸地	94	95	94	96
草本	92	89	93	95
木本	85	87	93	97
計	90	89	94	96

4.2 機械学習アルゴリズム間の地被状態分類検証結果の比較

図-2 にセット D に対する各アルゴリズムの地被分類結果を示す。図の左端には UAV 空撮画像も併示した。分類対象範囲は図-1 の赤枠で示された検証範囲内のオブジェクトである。これより、各アルゴリズム間の結果に大差はないことがわかる。表-2 より、同一セットでのアルゴリズム間の差は F 値で 1~4% である。さらに、本研究でのランダムフォレスト・SVM・勾配ブースティング回帰木の解析時間はそれぞれ数秒・約 3 分・約 15 分であった。解析時間の差は、後者になるほど設定パラメータ数が多くなり、推定時間がかかってしまうためである。以上より、本研究で検討した UAV 画像に機械学習を用いて地被分類を行う場合、機械学習のアルゴリズムとしてはランダムフォレストを利用し、分類に有効な特徴量を組み合わせて使用することがより効果的であることが確認された。

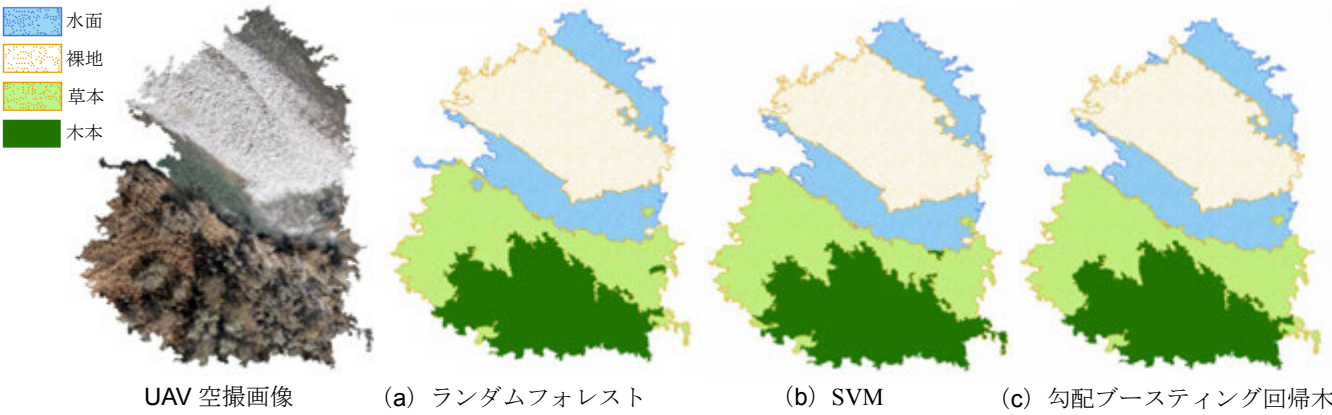


図-2 データセット D による分類結果

【参考文献】 1) 飯村, 宮本, 井上, 千ヶ崎, 浜口: UAV 計測による洪水インパクトが鬼怒川の河道植生に与えた影響評価, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.73, No.4, I_1069-I_1074, 2017. 2) 地理情報システムソフトウェア(2018/1/20 接続確認): <http://www.esri.com/products/arcgis-for-desktop/>. 3) Andreas C. Muller, Sarah Guido 著, 中田秀基 訳: Python ではじめる機械学習, 373p, 株式会社オライリー・ジャパン, 2017.