

UAV 画像のあいまい部分を区別した機械・深層学習による河川土地被覆分類手法の精度検討

芝浦工業大学大学院
(株)建設技術研究所
(株)建設技術研究所

学生員
正会員
正会員

○百瀬 文人
佐藤 拓也
永矢 貴之

元芝浦工業大学
(株)建設技術研究所
芝浦工業大学

近藤 大樹
岩見 収二
宮本 仁志

1. はじめに

近年、砂州や高水敷に安定的な植生域が拡大繁茂し、治水と生態系の双方の観点から河川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)で得られる河川空間情報に機械学習を適用することで、河道内土地被覆の自動判別手法を提案した。そこでは RGB 画像上での類似ピクセルを一つのオブジェクト(小領域)としてまとめて分類を行った。しかしながら、影や木本・草本の混在など、画像のもつ「あいまい」性が介在する部分において誤分類となるなど課題が残っていた。そこで本研究では、黒部川の 4~6km 区間を対象として、この UAV 画像のあいまい性に着目し、それらを陽に区別した新しい土地被覆分類を定義してあいまい性の有無が機械・深層学習に及ぼす影響を検討した。

2. 解析手法

2.1 現地観測・SfM 処理と画像の前処理

黒部川の対象区間を UAV 搭載のマルチスペクトルカメラで撮影し、PIX4D²⁾による SfM 処理により RGB 画像と正規化植生指数 NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)、数値表層モデル DSM(Digital Surface Model)を算出した。DSM はさらにウェーブレット変換を用いて河川縦断勾配を除いた標高データに加工し、ラプラシアンフィルタを用いて DSM のエッジを抽出した³⁾。

2.2 あいまい性を考慮した土地被覆分類の定義

既往研究¹⁾では土地被覆の真値として RGB 画像を元に手動で水面・裸地・草本・木本に分類していた。本研究ではそれらに加えて、あいまい部分を考慮した新しい分類を定義した。分類は基本的に RGB 画像の目視によって行った。表-1 に目視判断基準を示す。目視判断基準には、当該オブジェクト内において明確に土地被覆分類が可能な面積占有率を用いた：80%以上;明確な分類，60~80%;あいまいな分類，60%未満;モザイク。目視での判断が困難な場合は、機械・深層学習で使用する特徴量（NDVI/DSM 高波数）のしきい値を各土地被覆で定義し、それを判断基準とした。その上で、データセット作成に際してこれらの組み合わせにより正確真値・中間真値・あいまい真値を設定した：正確真値；表-1 の①~④，中間真値；これに⑥~⑨を追加したもの，あいまい真値；さらに⑤および⑩~⑬を追加したもの。なお、機械・深層学習を行う際には、例えば、「あいまい水面」は「水面」として学習させた。

2.3 データセットの作成

既往研究¹⁾と同じく、ArcGIS³⁾で RGB 画像からオブジェクトを作成し、そこに含まれる特徴量の平均・標準偏差を機械・深層学習で使用した。表-2 に検討するデータセットの内訳を示す。教師データは、あいまい真値・中間真値・正確真値と変化させた。一方、テストデータは一貫して正確真値を用いた。

2.4 機械・深層学習アルゴリズムと判断基準

学習アルゴリズムには、RF(Random Forest)と DNN(Deep Neural Network)を用いた⁴⁾。分類結果の比較には正解率と再現率の調和平均である F 値に加え ArcGIS での画像出力も用いた。これらによって UAV 画像のあいまい性の有無および学習アルゴリズムの相違が河道内の土地被覆分類結果へ与える影響を比較検討する。

表-1 RGB 画像の目視判断基準

占有率	80%以上	60%~80%	60%未満
土地被覆分類	①水面	⑥あいまい水面	⑪モザイク
	②裸地	⑦あいまい裸地	⑫その他、河川構造物
	③草本	⑧あいまい草本	⑬定義外
	④木本	⑨あいまい木本	
	⑤影	⑩あいまい影	

表-2 データセット内訳

	セットA	セットB	セットC
教師データ	あいまい真値	中間真値	正確真値
テストデータ	正確真値	正確真値	正確真値

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

3. 結果と考察

3.1 あいまい性の有無による影響

図-1 に各データセットを用いた学習アルゴリズム別の分類結果を示す。この図の縦軸はF値であり、それぞれの棒グラフは土地被覆の分類精度となる。図-2 は学習アルゴリズムごとの分類結果を平面出力したものである。図中の赤四角の枠中はテストデータである。

図-1 より、RF ではF値がセット A から C で草本 4%、裸地・木本で 1%増加している。これは図-2 の丸枠内で示すように、裸地中にまばらに草本が侵入している部分の判別性能が向上したことに起因する。一方、セット B と C の比較では全ての土地被覆でF値の変化はなかった。以上より、RF において精度向上に寄与した要因は、⑥～⑨で定義されたあいまい分類ではなく、モザイクや影などを分けて学習させたことによると判断される。一方、図-1 の DNN においてセット A から B, C へのF値変化を比較すると、段階的に草本が 3%増加し、木本が 3%低下した。これは、DNN では RF と違い、学習に及ぼすあいまい分類の影響が草本と木本で反対の効果をもつことを示す。特に、河川の樹林化に関係する木本判別への影響を把握することは土地被覆の自動判別手法の確立に向けての今後の課題である。

3.2 学習アルゴリズム間の比較

図-2 の丸枠内より、RF ではセット C の方がセット A より真値に近い分布を示す。一方、DNN ではセット A から C で相対的に変化が小さく、さらに真値と大きく異なる分布を示す。これより RF ではあいまい性の排除が精度向上に直結することが確認できる。

次に、DNN における木本の分布に焦点を当てて真値と比較すると、逆に、あいまい性の存在が判別性能の向上に貢献したことがわかる。これら学習アルゴリズム間におけるあいまい性の寄与の違いは、RF と DNN の分類方法の違いに起因すると考えられる^{1),4)}。すなわち、RF では入力に対して分類結果がどの土地被覆に属するのかを決定論的に判断するのにに対して、DNN では分類の選択肢ごとに確率論的に判断している^{1),4)}。この違いがあいまい性の有無に対して両学習アルゴリズムでの精度変化の相違に繋がった可能性があると考えられる。

謝辞：本研究の一部は戸田育英財団の研究助成金によりました。記して謝意を表します。

【参考文献】 1)百瀬,宮本,岩見,永矢,ウェーブレット変換と機械学習を用いた UAV 河川空撮画像の地被分類手法の検討,土木学会論文集 B1(水工学)Vol.74, No.5, I_607-I_612,2018. 2)2次元オルソモザイク・3次元処理ソフトウェア(2019/1/16 接続確認): <https://pix4d.com/>. 3)地理情報システムソフトウェア(2019/1/16 接続確認)<http://www.esri.com/products/arcgis-for-desktop/>. 4)斎藤著,ゼロから作る Deep Learning,オライリージャパン.

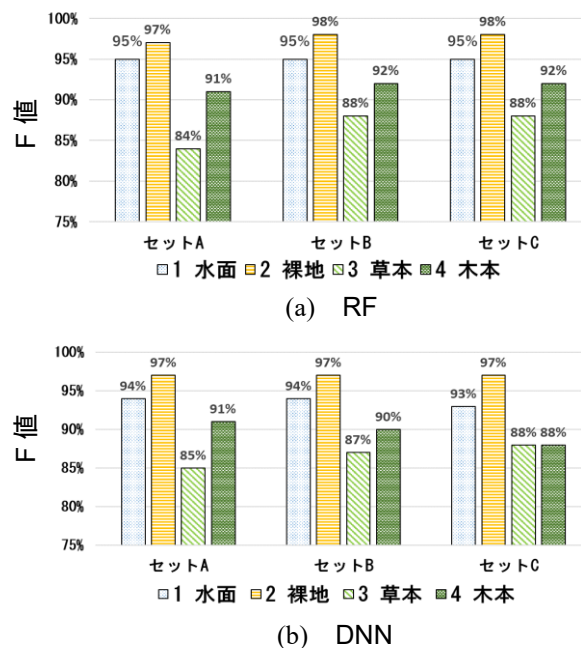


図-1 学習アルゴリズムごとの土地被覆分類結果

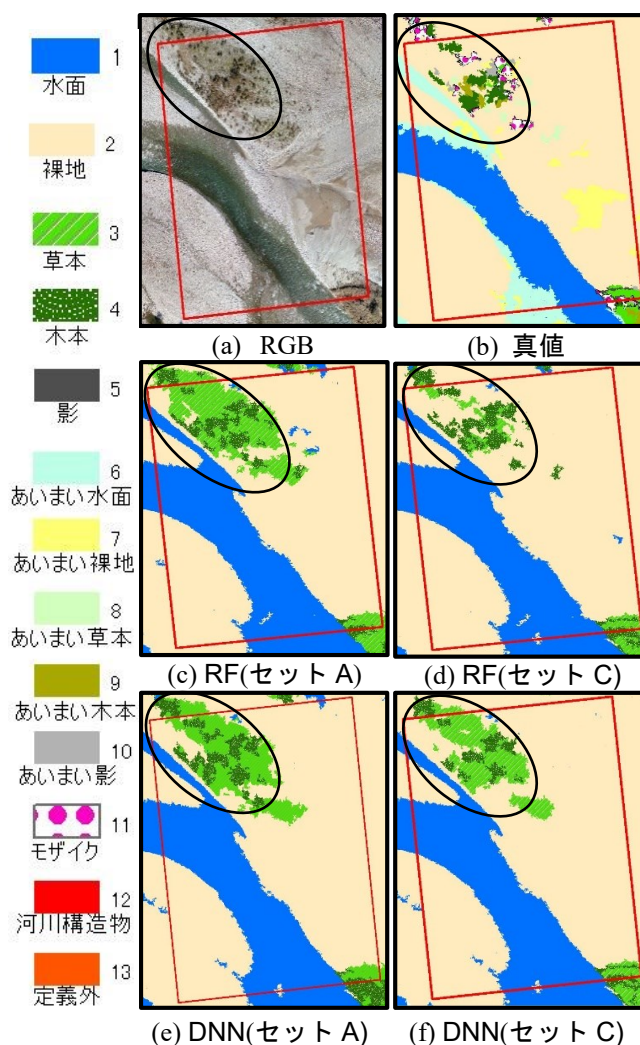


図-2 アルゴリズム別の分類結果