

衛星画像データを用いた機械学習による河道内地被分類の自動判読技術の開発

DEVELOPMENT OF AUTOMATIC INTERPRETATION TECHNOLOGY FOR CLASSIFICATION OF LAND COVER IN RIVER CHANNEL BY MACHINE LEARNING USING SATELLITE IMAGE DATA

守屋 博貴*・能美 享*・陰山 建太郎**・野間口 芳希**・メン ヴッティ***
Hirotaka MORIYA, Susumu NOMI, Kentaro KAGEYAMA, Yoshiki NOMAGUCHI and Vuthy MEN

Currently, the condition of trees in river channel is being studied based on the data from the National Census on River Environment in Japan (NCRE), which was conducted once every five years. In this study, we attempt to grasp the state of land cover in river channel in a cost-saving, more frequent, and labor-saving method by applying machine learning technology based on optical satellite images, which have been developing remarkably in recent years. The result revealed that the interpretation can be achieved at a certain accuracy from 85% to 90%. In addition, it is possible to classify the detailed land cover where national census cannot describe, and on top of cost reduction and frequency increase, high accuracy is also expected.

Keywords : *satellite imagery, land cover in river channel, flow capacity, machine learning, automatic interpretation, cost reduction, high frequency, labor saving, national census on river environment*

1. はじめに

近年日本全国各地で毎年のように、豪雨に伴う河川災害が発生している。このような中、河川管理者は適切に河川を管理し、災害を未然に防ぐことが求められている。中でも、河道については、河川計画の基本として、計画高水流量以下の流量を安全に流下させることができるよう計画され、改修が進められている。すでに改修が実施された河川において、河道流下能力を維持し続けることが河川管理上の責務である。

河道内の樹木は、水害防備林等の治水機能、河川の生態系の保全や良好な景観の形成等の重要な機能を有することがある。一方、洪水流下阻害による流下能力の低下、樹木群と堤防間の流速を増加させることによる堤防の損傷、あるいは洪水による樹木の流木化、樹木群が土砂の堆積を促進し、河積をさらに狭めてしまう等の負の側面もある。そこで、流下能力を維持する観点から、まず現状の河道内の樹木の状態を適切に把握したうえで、樹木の経年変化も踏まえて伐採計画を作成し、計画的に樹木を伐採することが重要である。

国が管理する直轄管理河川（以降、国管理河川と称する）における、河道内の樹木に関する状態把握は、5 年に 1 度実施される河川水辺の国勢調査の植物調査（以降、河川水辺の

国勢調査と称する）とこれをベースに抽出された代表箇所のに 1 度の概況把握が実施されている。なお、伐採計画についてはおおそ 5 年に 1 度の頻度で見直しがされているが、出水の有無による計画の見直し等は十分に行われていない。

また、都道府県が管理する河川（以降、県管理河川と称する）においては、河道の管理に費やす予算・人が限られており、伐採計画が作成されていないだけでなく、状態把握も儘ならないことが少なくない状況である。

以上より、河道内の樹木は出水時の流下能力に大きな影響を及ぼす。また、河道の特徴として、出水等のイベントによって、大きな変化が生じることがある。よって、河道内の地被分類について、①面的に、②頻度高く、③安価に状態把握を行い、流下能力の評価、必要に応じて対策を行う PDCA サイクルに基づく河川管理を行うことが必要である。

そこで、本研究チームでは衛星画像に着目し、衛星画像に対し、機械学習を行うことで、河道内の地被分類を面的に推定する。この結果を、水位計算へ粗度や樹木群として反映することで、河道流下能力の評価を行うとともに、要対策箇所の検討を容易に行う技術の検討を行っている。衛星画像は安価に広範囲のデータを取得することが可能であるため、この技術を活用することで、国管理河川でのモニタリングの高頻度化、県管理河川における河道内地被分類の状態把握の実施が可能であると考えられる。

* 流域水管理事業本部 河川水資源事業部 水工インフラマネジメント部

** 基盤技術事業本部 衛星情報サービスセンター

*** 流域水管理事業本部 河川水資源事業部 河川部

衛星や UAV によって撮影された画像を基に、機械学習によって河道内の樹木を判読する方法は既往の研究^{1),2),3)}でも報告されているが、いずれの論文でも、ある単独の河川での検討となっており、教師データもある時期の航空写真のみを用いて作成し、解析が行われている。

一方、河道内の地被は地域性や季節により、葉の有無や色が大きく異なる。そのため、本論文では、衛星画像データを用いた機械学習による河道内地被分類の自動判読技術開発によって得られた複数河川での検討を行うとともに、春夏秋冬の 4 時期の衛星画像の活用や、数値標高データを活用することで、解析精度の高度化の検証を行った。

なお、本研究の一部は国土技術総合研究所の河川砂防技術研究開発による委託研究で実施した成果である。

2. 河道内地被分類の自動判読手法

機械学習のアルゴリズムにはランダムフォレストを用いて、河道内地被分類の自動判読を行った。ランダムフォレストは決定木と呼ばれるある特徴量を閾値で分岐させる分類木を大量に組み合わせる手法である。本研究で用いた解析フローを図-1に示す。

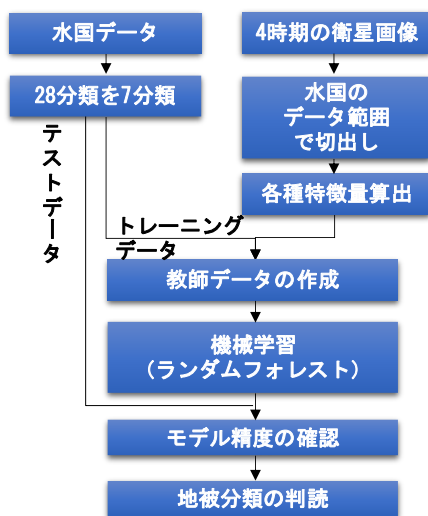


図-1 解析フロー

(1) トレーニングデータ

本解析では衛星画像の各メッシュに対し、既往の河川水辺の国勢調査(植物調査)における調査結果を正解データとして、使用した。河川水辺の国勢調査の植物調査は河川における植物の生育状況を把握することを目的としており、植生基本分類は単子葉草本群落の中でも、ヨシ群落、ツルヨシ群落、オギ群落、その他といった詳細に分類されており、全部で 28 分類(その他、不明を除く)された群落として整理されている。

一方、河川の水理解析では、植生は粗度や樹木群(死水域)として表現されるため、詳細な植物の種類までの判読は

必要としない。そのため、本研究では表-1に示す通り、河川水辺の国勢調査の 28 分類の群落を①草本、②低木、③高木、④竹林、⑤その他植生、⑥裸地、⑦水面の 7 分類に変換し、検討を行うこととした。

表-1 分類項目

水国 28分類	本検討 7分類
1 沈水植物群落	①草本
2 浮葉植物群落	①草本
3 塩沼植物群落	①草本
4 砂丘植物群落	①草本
5 一年生草本群落	①草本
6 多年生草本群落	①草本
7 単子葉草本群落_ヨシ群落	①草本
8 単子葉草本群落_ツルヨシ群落	①草本
9 単子葉草本群落_オギ群落	①草本
10 単子葉草本群落_その他	①草本
11 ヤナギ低木林	②低木
12 ヤナギ高木林	③高木
13 その他の低木林	②低木
14 落葉広葉樹林	③高木
15 落葉針葉樹林	③高木
16 常緑広葉樹林	③高木
17 常緑針葉樹林	③高木
18 植林地(竹林)	④竹林
19 植林地(スギ・ヒノキ)	③高木
20 植林地(その他)	③高木
21 果樹園	③高木
22 畑	⑤その他植生
23 水田	⑤その他植生
24 人工草地	⑤その他植生
25 グラウンド等(ゴルフ場)	⑤その他植生
26 人工構造物	⑥裸地
27 自然裸地	⑥裸地
28 開放水面	⑦水面

(2) 衛星画像

衛星技術は近年大きく進化しており、解像度、撮影頻度が異なる多種多様な衛星が宇宙空間を飛び交っている。

本研究ではより撮影頻度が高く、安価に入手可能な光学衛星画像 Planet Dove を用いた。Planet Dove の概要および撮影画像を表-2、図-2に示す。

表-2 Planet Dove の概要

使用した衛星	Planet Dove
特徴	130 機以上(2019 年 1 月現在)の小型衛星群で全地球を常時撮影
撮影頻度	概ね 1 日 1 回 ※光学衛星のため、曇天、夜間の撮影は不可
解像度	約 3m
アーカイブ	2017 年以降のデータを蓄積 ※新規のリクエスト撮影も可能
価格	約 1,700 円/km ² ※最低購入価格設定あり。 円安等の社会情勢により多少変化



図－2 衛星画像の一例

(3) 特徴量

特徴量は各衛星画像の RGB 情報(可視域赤、緑、青の波長)に加え、NIR (Near-infrared: 近赤外線値)、NDVI (Normalized Difference Vegetation Index: 正規化植生指標)、NDWI (Normalized Difference Water Index: 正規化水指標)、BSI (Bare Soil Index: 裸地化指数)の計 7 個×4 時期の 28 個とした。NDVI、NDWI、BSI は以下に示す数式 1～数式 3 により算出を行った。

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (1)$$

$$NDWI = \frac{(Green - NIR)}{(Green + NIR)} \quad (2)$$

$$BSI = \frac{((Red + Blue) - Green)}{((Red + Blue) + Green)} \quad (3)$$

3. 国管理河川での試行

(1) 対象河川

対象河川は河川水辺の国勢調査の調査結果が存在する、国管理河川の A 河川(中国地方)、B 河川(中部地方)の 2 河川とした。A 河川の対象区間は 9.0k～32.8k であり、セグメントは 2-1、2-2 に属する。ヤナギ等からなる河畔林が形成され、河川敷には A 河川の代表的な植生であるツルヨシ群落広がっていることが特徴として挙げられる。B 河川の対象区間は 0.0k～27.8k であり、セグメントは 1、2-1、2-2 に属する。中流部～下流部にかけて、高水敷が広がり、ヨシ、オギ群落が多く分布する。中流部ではメダケ、下流部ではセイバンモロコシ群落も分布する。

(2) 使用データ

A 河川では河川水辺の国勢調査の植物調査が平成 31 年度、B 河川では平成 30 年度に実施されており、これらのデータを正解データとして使用した。

また、この調査年度と同様になるよう、それぞれ表－3 に示す 4 時期の衛星画像を使用した。

表－3 使用した衛星画像

	A河川	B河川
春	H31.4.9	H30.4.29
夏	R1.8.5	H30.7.15
秋	R1.10.7	H30.10.29
冬	R2.1.4	H31.1.29

(3) 解析条件

A 河川、B 河川それぞれの河川で教師データを作成し、ランダムフォレスト(教師有機機械学習)モデルの精度確認、自動判読を行った。本検討ではより精度よく推論が可能であった条件(全領域の 75%のデータをトレーニングデータとして使用し、25%をテストデータ)を採用し、精度検証を行った。また、決定木は 150 本とした。

(4) 解析結果

A 河川、B 河川それぞれのモデル精度を表－4、表－5 に示す。また、B 河川の判読結果を図化したものを図－3 に示す。

A 河川における正答率は 90.5%、B 河川における正答率は 86.6%と概ね精度よく再現できていることを確認した。

表－4 A 河川におけるモデル精度

	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面
1.草本	0.90	0.01	0.03	0.00	0.00	0.02	0.02
2.低木	0.19	0.70	0.07	0.01	0.01	0.01	0.01
3.高木	0.17	0.02	0.71	0.02	0.01	0.01	0.06
4.竹林	0.04	0.01	0.03	0.88	0.01	0.00	0.02
5.その他植生	0.05	0.00	0.00	0.00	0.93	0.01	0.00
6.裸地	0.20	0.01	0.02	0.00	0.03	0.69	0.05
7.水面	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.98
	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面

表－5 B 河川におけるモデル精度

	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面
1.草本	0.91	0.02	0.01	0.01	0.01	0.03	0.03
2.低木	0.27	0.64	0.02	0.01	0.01	0.02	0.03
3.高木	0.24	0.05	0.61	0.01	0.02	0.02	0.06
4.竹林	0.03	0.11	0.05	0.76	0.02	0.01	0.03
5.その他植生	0.12	0.01	0.01	0.00	0.83	0.03	0.00
6.裸地	0.15	0.01	0.00	0.00	0.02	0.77	0.06
7.水面	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.95
	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面

一方で、B 河川を例に、流水の流下阻害に最も影響を与える高木、竹林に着目すると、高木の判読率は 61% で 24% を草本、4.8% を低木と判読している。同様に、竹林の判読率は 76% で 11% を低木と判読する等、現在使用している特徴量では表現することができない高さに関する評価に課題が残る結果となった。

4. 県管理河川での試行

(1) 解析条件

次に県管理河川の C 河川(九州地方)で本モデルの適用性の検討を行った。C 河川は市街地を流れる堀込河道であり、対象区間は 0.0k~5.6k とした。当該河川では、既往の植生調査結果が存在しておらず、正解データが存在しない。

そのため、前述の①A 河川で作成した教師データを用いた解析と、②B 河川で作成した教師データを用いた解析、さらに③A 河川・B 河川両方の河川で作成した教師データを用いた解析の 3 ケースを実施し、検証を行った。その他の解析条件は国管理河川での試行と同様の条件である。

(2) 解析結果

県管理河川での解析結果を図-4 に示す。既往の植生調査結果が存在せず、判読率の評価を行うことができないため、航空写真や現地状況と比較して、判読結果を比較した。その結果、教師データの作成方法にかかわらず、水面、裸地、植生の区分は概ね良好に捉えることができています。また、①A 河川の教師データを用いたケースと③A 河川・B 河川両

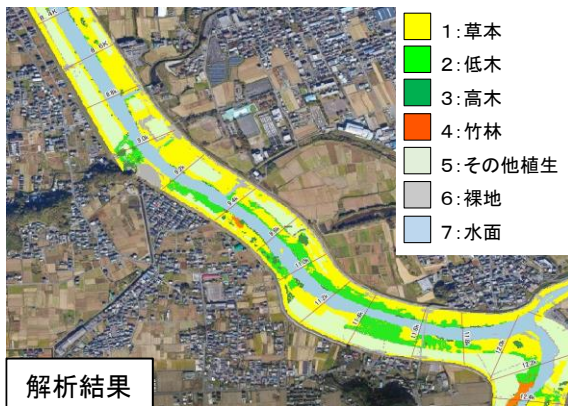
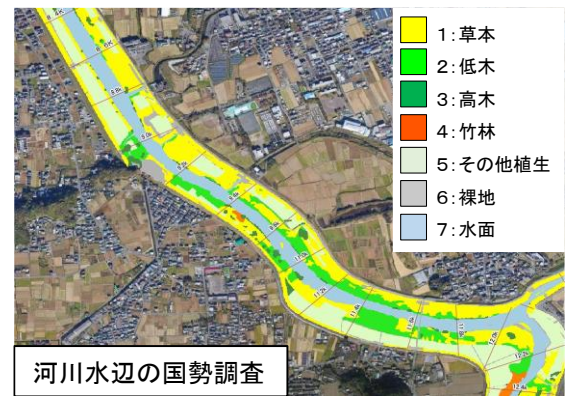


図-3 B 河川における判読結果

方の教師データを用いたケースでは、高水敷の公園内(図中赤丸)に存在する低木、高木を判読することができた。

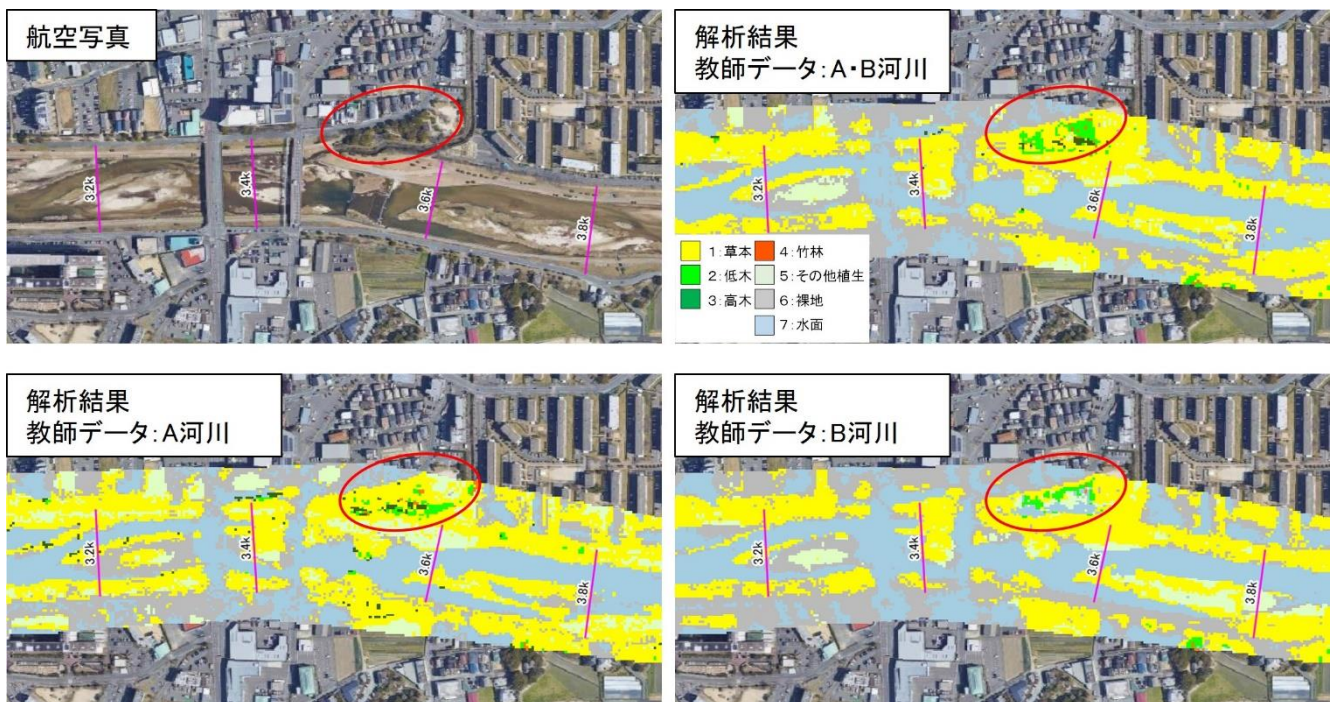


図-4 判読結果

今回対象とした河川では、河道内に特筆した樹木群が存在せず、低木、高木、竹林等の判読精度に関する検討を行うことができなかったが、河道内の大まかな地被区分(水面、裸地、植生)を把握可能であることを確認した。今後、対象河川を拡大したうえで、詳細な考察を行っていく。

5. 判読技術の高精度化に向けた検討

(1) 使用画像枚数の比較

1) 検討方針

河道内の植生の特徴として、草本、広葉樹林は夏季繁茂し、冬季は枯死し、竹林は 1 年中通して青々としている等、四季により状況が異なることが挙げられる。今回、この点に着目し、解析に用いる衛星画像の枚数(季節)を変化させ、解析精度に与える影響を評価した。今回は B 河川をモデルに、表 6 に示す 4 ケースで比較検討を行った。

2) 検討結果

夏(Case1、表 7)、冬(Case2、表 8)の画像をそれぞれ単独で使用した場合判読精度はそれぞれ 74.9%、74.0%であったが、夏・冬の 2 時期の画像(Case3、表 9)を用いることで、81.9%、春・夏・秋・冬の 4 時期の画像(Case4、表 10)を用いることで 86.6%まで精度が向上しており、解析に用いる画像を増やすことで、特徴量も増加し、解析精度の向上につながることを示された。

区分ごとに着目すると、夏のみ(Case1、表 7)の画像を使用した場合、竹林の判読精度が低く、39%で草本、低木、高木に判読する結果となった。一方、冬のみ(Case2、表 8)の画像を用いた場合、判読精度は 58%、2 時期(Case3、表 9)、4 時期(Case4、表 10)の画像を用いることでそれ

表 6 使用画像枚数の比較結果

Case	画像枚数	春	夏	秋	冬	全体判読精度
Case1	1 枚		●			74.9%
Case2	1 枚				●	74.0%
Case3	2 枚		●		●	81.9%
Case4	4 枚	●	●	●	●	86.6%

表 7 Case1 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面
Predicted label	0.83	0.03	0.01	0.00	0.04	0.05	0.04
2.低木	0.56	0.29	0.04	0.03	0.02	0.02	0.04
3.高木	0.30	0.07	0.45	0.05	0.03	0.02	0.09
4.竹林	0.23	0.15	0.16	0.39	0.02	0.00	0.05
5.その他植生	0.43	0.01	0.01	0.01	0.46	0.07	0.01
6.裸地	0.23	0.00	0.00	0.00	0.03	0.65	0.08
7.水面	0.03	0.00	0.01	0.00	0.00	0.03	0.93

ぞれ 69%、76%まで精度が向上した。これは、草本や広葉樹林と異なり、竹林の年中青々と繁茂している特徴を基に、精度が向上していると考えられる。

表 8 Case2 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面
Predicted label	0.84	0.03	0.01	0.00	0.03	0.04	0.05
2.低木	0.44	0.39	0.04	0.03	0.02	0.02	0.05
3.高木	0.38	0.11	0.34	0.02	0.02	0.03	0.11
4.竹林	0.08	0.23	0.07	0.58	0.01	0.00	0.03
5.その他植生	0.44	0.02	0.01	0.00	0.44	0.07	0.02
6.裸地	0.25	0.01	0.01	0.00	0.03	0.58	0.13
7.水面	0.05	0.00	0.01	0.00	0.00	0.03	0.90

表 9 Case3 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面
Predicted label	0.88	0.02	0.01	0.00	0.02	0.03	0.03
2.低木	0.38	0.50	0.04	0.02	0.02	0.02	0.03
3.高木	0.27	0.06	0.54	0.02	0.02	0.02	0.07
4.竹林	0.05	0.15	0.06	0.69	0.01	0.00	0.03
5.その他植生	0.25	0.01	0.01	0.00	0.68	0.05	0.01
6.裸地	0.19	0.01	0.00	0.00	0.02	0.71	0.06
7.水面	0.03	0.00	0.01	0.00	0.00	0.02	0.94

表 10 Case4 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他植生	6.裸地	7.水面
Predicted label	0.91	0.02	0.01	0.01	0.01	0.03	0.03
2.低木	0.27	0.64	0.02	0.01	0.01	0.02	0.03
3.高木	0.24	0.05	0.61	0.01	0.02	0.02	0.06
4.竹林	0.03	0.11	0.05	0.76	0.02	0.01	0.03
5.その他植生	0.12	0.01	0.01	0.00	0.83	0.03	0.00
6.裸地	0.15	0.01	0.00	0.00	0.02	0.77	0.06
7.水面	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.95

(2) 数値標高モデルを活用した判読

1) 検討方針

国管理計算での試行において、高木を草本や低木、竹林を低木に判読する等、画像上に現れる数値では表現することができない、高さに関する評価に課題が残る結果となった。この課題に対し、衛星データから得られる数値標高モデルを活用し、判読技術の高精度化を試みた。ここでは、数値条項

モデルとして、DSM データ(Digital Surface Model)、DTM データ(Digital Terrain Model)、の差分値が植生の高さを概ね表現していることに着目した。本検討では、AW3D の DSM、DTM データを用い、この差分値を特徴量に追加した解析を行った。

また、機械学習の精度向上を図るためには、教師データの高精度化も求められる。そこで、この差分値を教師データ作成の際の閾値として採用し、低木の教師データは差分値が 4m 未満、高木の教師データは差分値が 4m 以上のもののみとして解析を行った。

2) 検討結果

教師データ作成方法による判読精度の比較結果を表 11 に、各ケースの詳細な結果を表 12～表 14 に示す。全体精度は DSM と DTM を考慮する前後で判読率は 86.6% から 89.0%に向上した。一方、高木と低木の閾値を設定しても、判読率は 89.2%で大きな変化は現れなかった。これは、河川水辺の国勢調査では 10m オーダーの群落として地被分類を評価しているが、自動判読では衛星画像の解像度単位 (Planet Dove: 3m 解像度) で評価を行っている。そのため、草本群の中に生えている高木等で河川水辺の国勢調査結果と自動判読結果で判読精度という観点では課題が生じ、判読率が高止まりしていると考えられる。

また、Case6 と Case7 を比較すると、低木を高木、高木を低木と判読することがなくなり、高木の判読精度は 68%から 94%に大きく向上した。判読した樹木群を水位計算に反映する際に、高木を低木と判読してしまうと、流下能力評価のうえでは、危険側の計算結果となってしまうため、高木の判読率の向上は大きな効果があると考えられる。

表 11 教師データ作成方法による判読精度の比較

Case	特徴量	教師データ作成	全 体 判 読 精度	高木 判読 精度
Case5	画像値	全体データの 75%	86.6%	61.0%
Case6	画 像 値 + (DSM- DTM)	全体データの 75%	89.0%	63.0%
Case7	画 像 値 + (DSM- DTM)	全体データの 75% のうち、4m を低 木、高木の閾値と して採用し、該当 したもののみ、教 師データとして使 用	89.2%	94%

表 12 Case5 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他 植生	6.裸地	7.水面
1.草本	0.91	0.02	0.01	0.00	0.01	0.03	0.03
2.低木	0.27	0.64	0.02	0.01	0.01	0.02	0.03
3.高木	0.24	0.05	0.61	0.01	0.02	0.02	0.06
4.竹林	0.03	0.11	0.05	0.76	0.02	0.01	0.03
5.その他 植生	0.12	0.01	0.01	0.00	0.83	0.03	0.00
6.裸地	0.15	0.01	0.00	0.00	0.02	0.77	0.06
7.水面	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.95
Predicted label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他 植生	6.裸地	7.水面

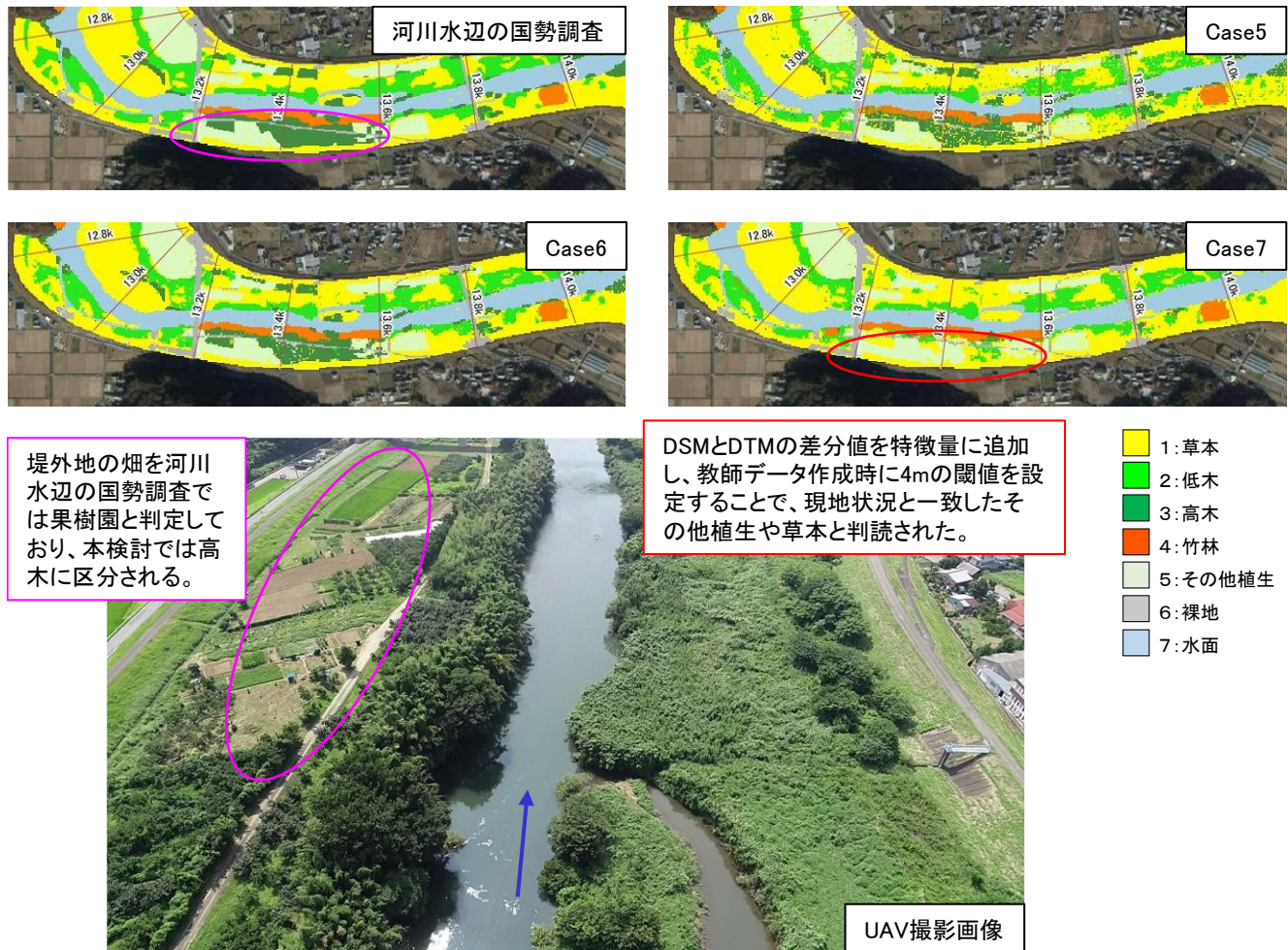
表 13 Case6 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他 植生	6.裸地	7.水面
1.草本	0.93	0.01	0.01	0.00	0.01	0.02	0.02
2.低木	0.22	0.70	0.02	0.01	0.01	0.02	0.03
3.高木	0.19	0.04	0.68	0.01	0.02	0.02	0.05
4.竹林	0.02	0.05	0.05	0.84	0.01	0.00	0.02
5.その他 植生	0.09	0.01	0.01	0.00	0.87	0.02	0.00
6.裸地	0.12	0.01	0.00	0.00	0.02	0.81	0.05
7.水面	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.96
Predicted label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他 植生	6.裸地	7.水面

表 14 Case7 におけるモデル精度

True label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他 植生	6.裸地	7.水面
1.草本	0.92	0.02	0.00	0.00	0.01	0.03	0.03
2.低木	0.29	0.65	0.00	0.00	0.01	0.02	0.04
3.高木	0.02	0.00	0.94	0.03	0.00	0.01	0.00
4.竹林	0.04	0.06	0.04	0.81	0.02	0.00	0.03
5.その他 植生	0.12	0.01	0.00	0.00	0.84	0.03	0.00
6.裸地	0.14	0.00	0.00	0.00	0.02	0.79	0.05
7.水面	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.96
Predicted label	1.草本	2.低木	3.高木	4.竹林	5.その他 植生	6.裸地	7.水面

上述の判読精度には表れてこないが、判読結果が向上した例を図 5 に示す。河道内に位置する畑を河川水辺の国勢調査では果樹園の群落として判定しており、本検討の 7 分類では高木と区分される。実際の現地の状況も畑として利用されており、樹木は確認できない状況である。教師データ作成の際に低木、高木の閾値を設定する前は異なった学習をしているため、自動判読結果も高木となっていたが、4m の閾値を設定することで、高木として判読することなく実際の利用状況に即した、その他植生や草本として判読された。



図ー5 現地状況に即した判読結果の例

6. 本技術により期待される効果

本研究より、衛星画像を用いて機械学習を行うことで、河道内地被分類を概ね判読できることが示された。以下に本技術を用いることで、期待される効果を示す。

(1) モニタリングの省コスト化・省力化・高頻度化

河川水辺の国勢調査は5年に1度の頻度で実施されているが、本技術は衛星画像の購入のみで河道内のモニタリングが可能のため、年に1度のように高頻度な状況把握の実施が可能となる。また、従来の調査では、はじめに机上で空中写真を基に判読素図のベース図を作成、その後、現地確認を行い、地被分類の判読を行っている。本手法では、衛星画像の購入と解析費用のみで地被分類の判読が可能となり、判読素図の作成や現地調査、地被分類等の技術者による作業に係る費用が大きく縮減可能であると考えられる。

(2) ミクロな視点での評価

現状、河川水辺の国勢調査等の調査は目視で実施されており、数十メートルオーダーの群落での評価にとどまってい

る。一方、本技術を用いることで、衛星画像の解像度（Planet Dove: 3m 解像度）に応じた評価を行うことができる。

よって、前述のように、河川水辺の国勢調査が群落として評価をしている場合や公園やゴルフ場として利用されている高水敷内の樹木の評価も可能となる。（図ー6）

また、判読結果がまばらになっているかどうかを確認することで、粗密の評価も併せて可能となり、水位評価を行う際のデータとして活用することができる。

(3) 県管理河川への適用

現在、河道内の状態把握を十分に実施することができていない県管理河川において、既往の調査結果が存在する国管理河川で作成した教師データを用いた解析を行うことで、地被分類を把握することが可能となる。

また、対策対象箇所を検討する際には、判読結果を基に、詳細な状況把握を必要とする区間のスクリーニングを行い、ピンポイントに現地確認を行うことで、作業の効率化が期待される。

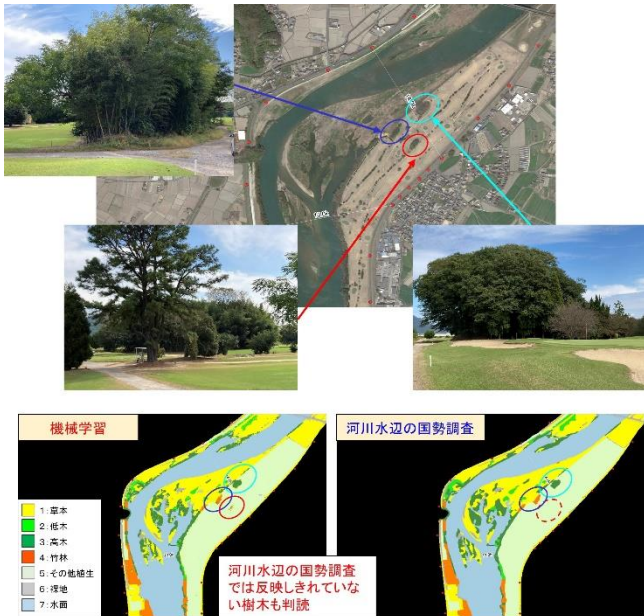


図-6 詳細な判読例

7. 結論

本論文で得られた成果と課題を以下に示す。

(1) 成果

- ① 衛星画像を用いて、機械学習を行い、河道内地被分類の自動判読を行う技術の検討を行った。
- ② 本解析を国管理河川で試行し、河川水辺の国勢調査結果と判読結果を比較すると、85%～90%の解析精度が確保できており、一定の精度で判読が可能であることを示した。
- ③ 既往の調査結果が無い県管理河川において、直轄管理河川で作成した教師データを用いて自動判読を行った結果、教師データの作成方法を工夫することで、河道内の大まかな状況を再現可能であることを示した。
- ④ 4 時期の衛星画像を用いて自動判読を行うことで、広葉樹林等の季節変化をより正確に捉えることが可能となりより精度よく判読が可能となることを示した。
- ⑤ 数値標高モデル(DSMとDTMの差分値＝植生高さ相当)を特徴量や教師データ作成の際の閾値として活用することで、より実現象に即した判読結果を得ることを示した。
- ⑥ 今後対象河川を拡大したうえで、さらなる検討を進めることで、適切な河道管理を行うための河道内の現状把握が、より安価に頻度高く実施できることを示した。

(2) 課題

- ① 教師データの高精度化を行うことが、判読結果の向上に大きく影響を与えると考えられる。精度の低い情報を教師

データから除外することで、さらなる精度の向上が期待される。

- ② 現在は国管理河川 2 河川、県管理河川 1 河川の計 3 河川のみの検証であり、検証ケースが不足している。今後、複数の河川で試行を行うことで、さらなる精度の向上、課題の解決を行うことが必要である。
- ③ 現在は教師データの作成と地被分類の判読を同一の河川で行っている。今後、複数の河川で教師データを作成し、蓄積することで、その都度教師データを作成する必要がなくなり、省力化が期待できる。
- ④ 衛星画像は平成 28 年ごろから本格的に撮影が開始されており、画像の蓄積がされている。河川水辺の国勢調査は 5 年に 1 度行われていることから、衛星画像が普及してからの調査はいまだ、1 度しか行われていない河川がほとんどである。今後、前回の河川水辺の国勢調査結果を基に、同時期の衛星画像の教師データを作成し、最新の河川水辺の国勢調査時の衛星画像での解析を実施、最新の河川水辺の国勢調査結果を基に精度検証を行う。これにより、2 時期比較での精度検証が可能となり、モニタリングへの適用性評価をより詳細に行うことができる。

謝辞: 本研究の一部は国立研究開発法人宇宙航空研究開発機構との共同研究で実施した。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 藤井純一郎、吉田龍人、天方匡純、山下隆義: UAV 写真測量と深層学習を活用した河道管理手法の研究、AI・データサイエンス論文集、巻(2020)J1 号
- 2) 百瀬文人、佐藤拓也、岩見収二、永矢貴之、宮本仁志: 機械学習による複数時期での 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) Vol75、No.2、I_667-I_672、2019
- 3) 宮脇成生、伊川耕太、鈴木研二、鈴置由紀洋、池内幸司: 高解像度人工衛星画像と AI を用いた河川植生図作成手法の開発、河川技術論文集、第 26 巻、2020 年 6 月