

# 8バンドマルチスペクトル光学衛星画像を用いた 河道内土地被覆分類法の検討

山口大学大学院 創成科学研究科

○江口 翔紀

山口大学大学院 創成科学研究科

大中 臨

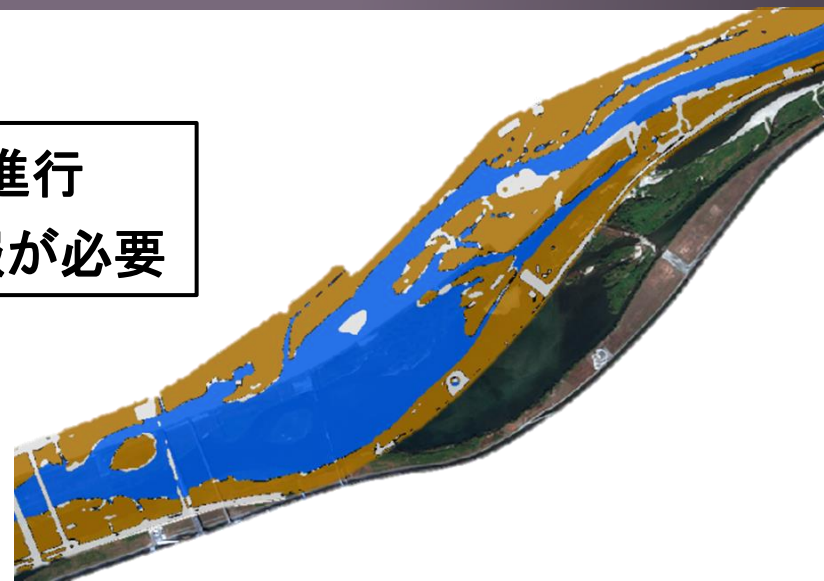
山口大学大学院 創成科学研究科 教授

赤松 良久

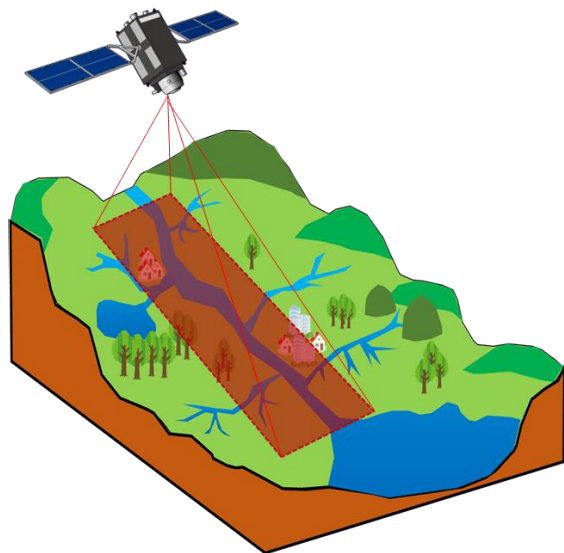
## ！ 現状の課題

- ・河道内の樹林化，藪化，みお筋の固定化の進行
- ・詳細な流れ場の計算のための土地被覆情報が必要

河道内の地被状況とその経年変化の把握は，河川管理上で重要である。



## 衛星リモートセンシング



踏査が不要



長期間および広範囲の定点観測が可能

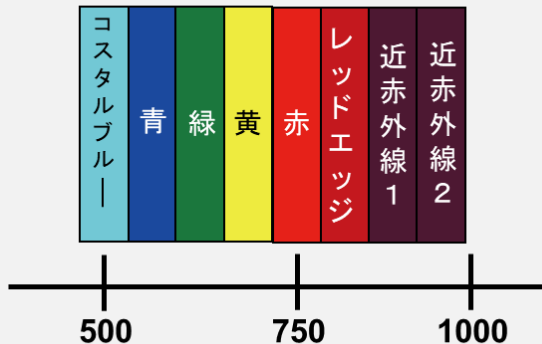


河道内の土地被覆状況の把握・モニタリングに有用である可能性

WorldView-2  
Maxar Technologies  
(地上分解能2.0m)



World view-2 波長域 (8バンド)



## 高解像度

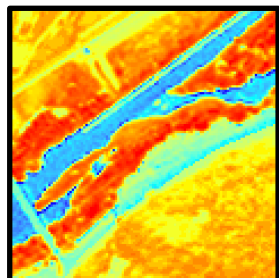
かつ

## 多波長域での観測が可能

しかし、河道内の地被分類の既往研究  
においては使用事例が少ない

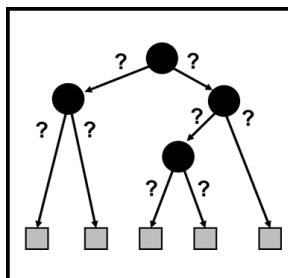
現在に至るまでに、様々な土地被覆分類手法が提案されている

### NDVI 正規化植生指標



適切な閾値による  
土地被覆分類が可能<sup>1)</sup>

### 決定木



### 深層学習 (機械学習)



多くの既往研究で  
活用事例<sup>3),4)</sup>などがある

JAXA高解像度土地利用  
土地被覆図<sup>2)</sup>で活用されている

これらの手法による土地被覆分類の  
詳細な比較検証した例はない

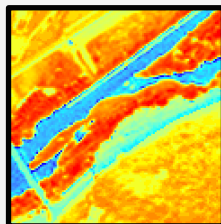


## 研究目的

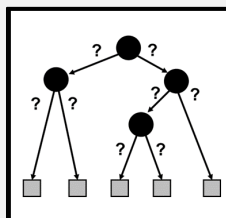
WorldView-2の8バンドマルチスペクトル光学衛星画像を用いた河道内土地被覆分類について, 複数手法による比較検証を実施する.

①以下の手法による河道内の土地被覆分類を実施

NDVI  
正規化植生指標



決定木



深層学習  
(機械学習)



②リーチスケールでの検証



詳細な空間スケールでの検証

③広域での検証

モデル作成  
に用いた  
衛星画像

&

異なる  
衛星画像

各手法の汎用性の検証

# 研究対象

本研究では、反射率変換後の2種類のWorldview-2(Maxar Technologies)衛星画像を用いた。

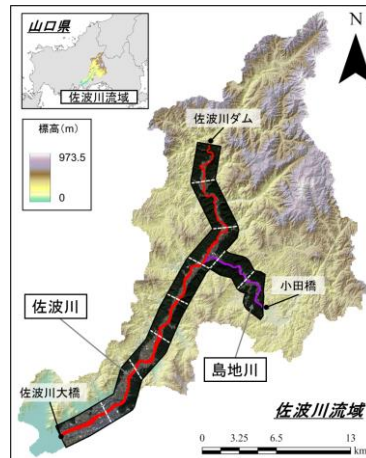
## 共通

波長域: 8バンド(右表)

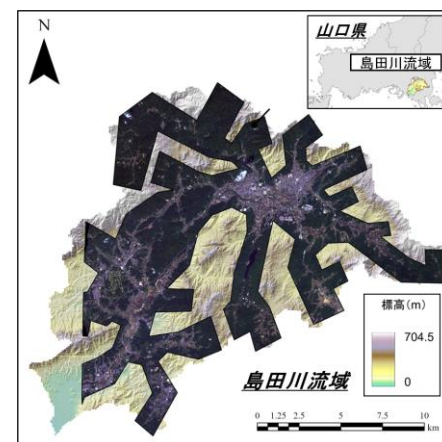
画質: 16bit

COASTAL	400 - 450 nm
BLUE	450 - 510 nm
GREEN	510 - 580 nm
YELLOW	585 - 625 nm
RED	630 - 690 nm
RED EDGE	705 - 745 nm
NIR1	770 - 895 nm
NIR2	860 - 1040 nm

## ①佐波川衛星画像



## ②島田川衛星画像



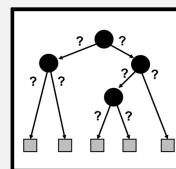
## ①佐波川衛星画像

撮影範囲: 佐波川本川および島地川沿い

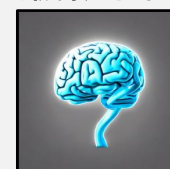
撮影日: 2021年11月7日

地上分解能: 2.0m

決定木



深層学習  
(機械学習)



モデル作成に使用

リーチスケール  
での検証

+

広域での検証

## ②島田川衛星画像

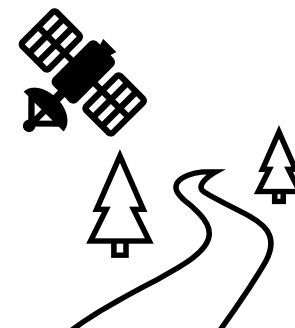
撮影範囲: 島田川流域

撮影日: 2022年5月27日

地上分解能: 2.4m

広域での検証

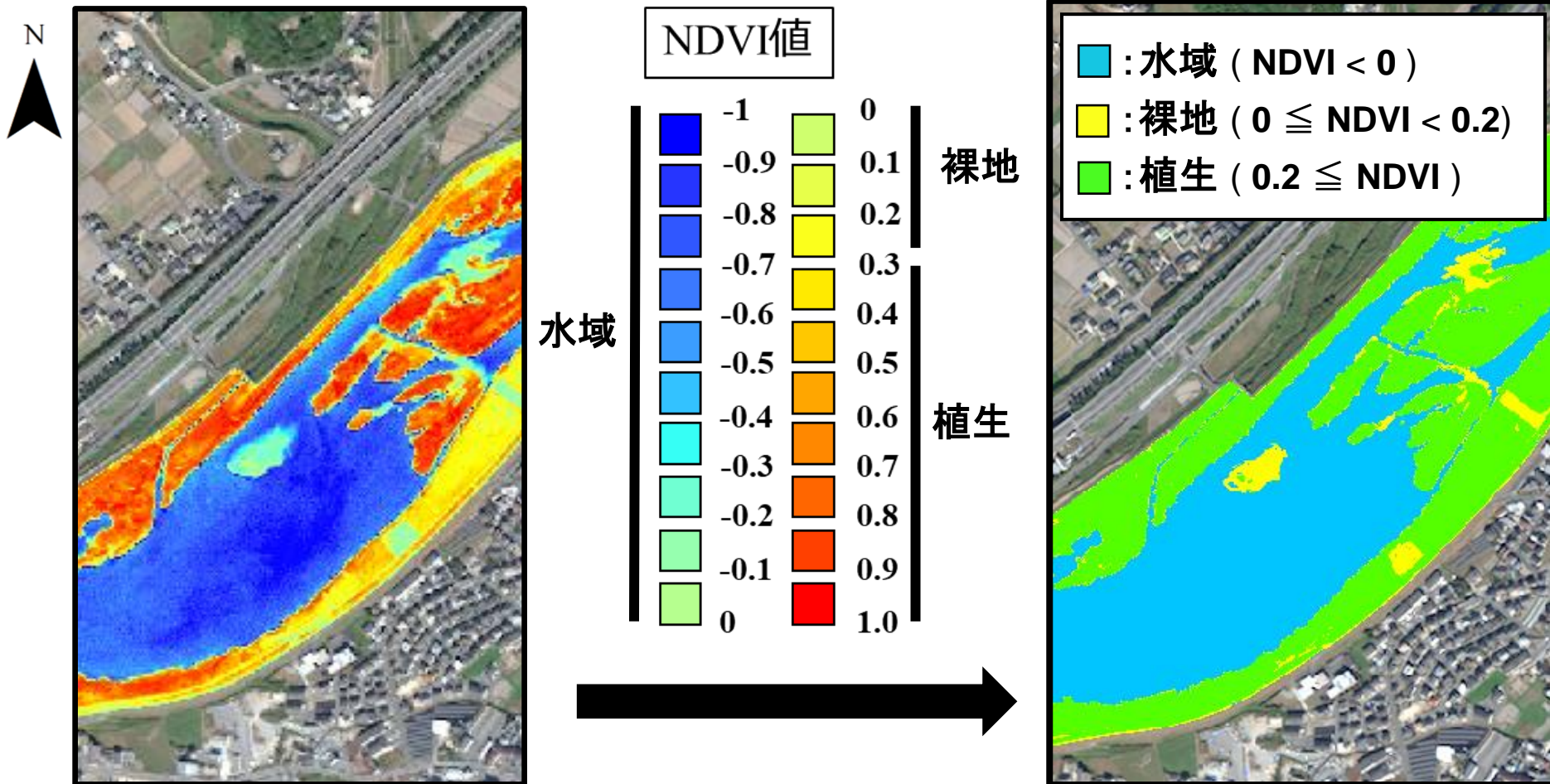
検証のみに使用  
(汎用性の検証)



以下の手順で、NDVIを用いて分類した。(閾値は既往文献<sup>1)</sup>を参考とした。)

正規化植生指標:  $NDVI = \left( \frac{NIR2 - RED}{NIR2 + RED} \right)$

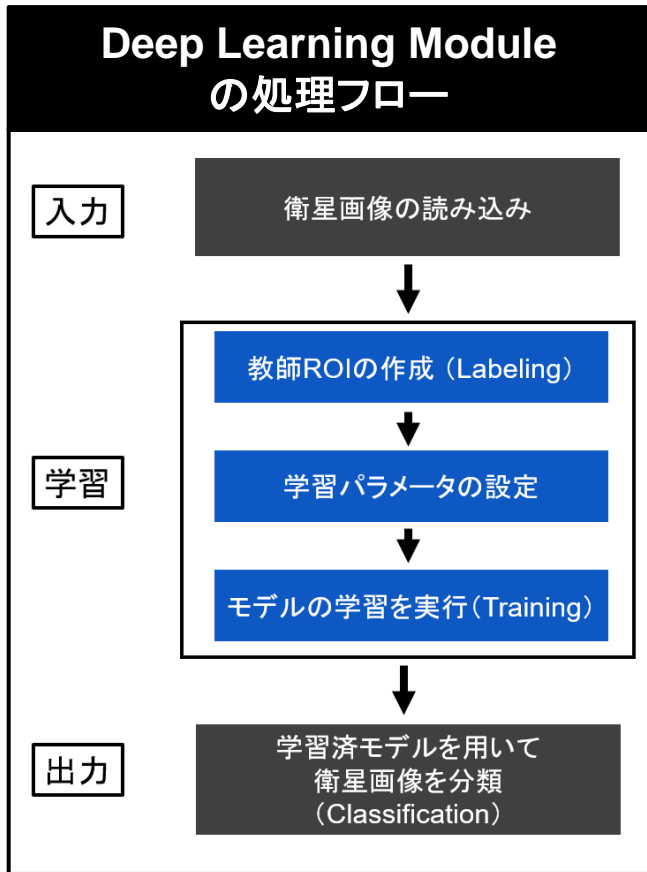
RED: 赤のDN(反射率),  
NIR2: 近赤外1のDN(反射率)



4) H.G.Jones・R.A.Vaughan: 植生のリモートセンシング, 森北出版株式会社, pp.210-221, 2013

## ENVI(Harris Geospatial社)のDeep Learning Moduleを用いて分類した.

※本モジュールはCNNをベースとした地被分類が可能である.

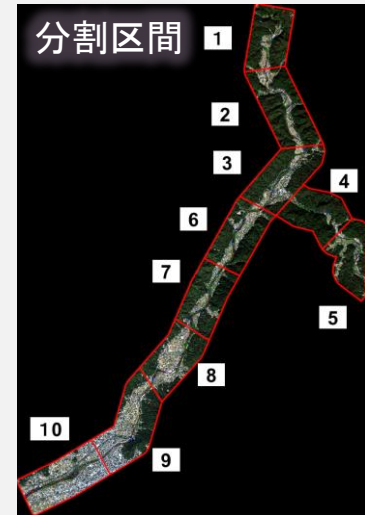


### ◆教師ROI※について

水域: 河道250mごとに2個作成  
(計300個)

植生・裸地: 1区間につき100個作成  
(計1000個)

※ Region of Interest  
(関心領域)



### ◆学習パラメータについて

右表のように設定した.

Tensor Boardで学習曲線を確認しながら, 学習状況が良好であったものとした.

Patch Size パッチサイズ	208
Training / Validation Split (%) 学習データとバリデーションデータの比	90
Number of Epochs エポック数	100
Number of Patches per Image 1画像あたりのパッチの数	100
Augment Scale and Rotation スケール変化や回転によるデータの増し	Yes
Shuffle Rasters 画像間のシャッフル	On
Blur Distance ROI周辺へのブラー処理	0
Class Weight クラス間の重みに関するパラメータ	Min:2, Max:3
Loss Weight 損失関数に関するパラメータ	0.9



Rのrpartライブラリにより作成した決定木を用いて分類した。

## 決定木を用いた地被分類のフロー

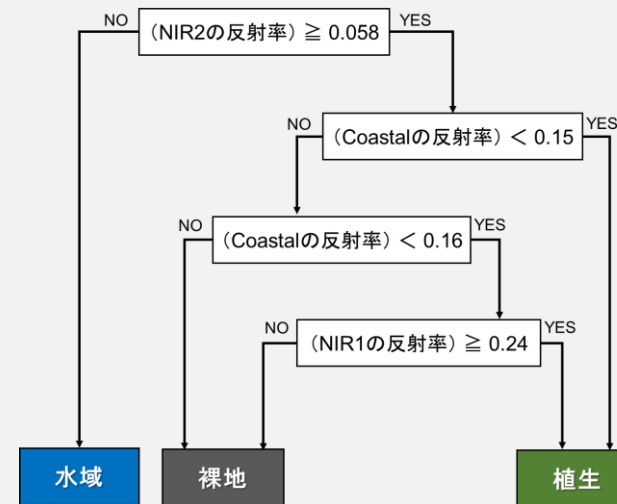
佐波川衛星画像内で無作為に選定した  
1000ポイント上で、各バンドの反射率を抽出

当該ポイント上で目視による地被分類を実施

目的変数: 目視により判読した地被カテゴリー  
説明変数: 8バンドの反射率  
として決定木分析を実施

得られた決定木を  
ENVIのDecision Treeに適用し、  
地被分類を実施する。

## ◆作成した決定木の概要



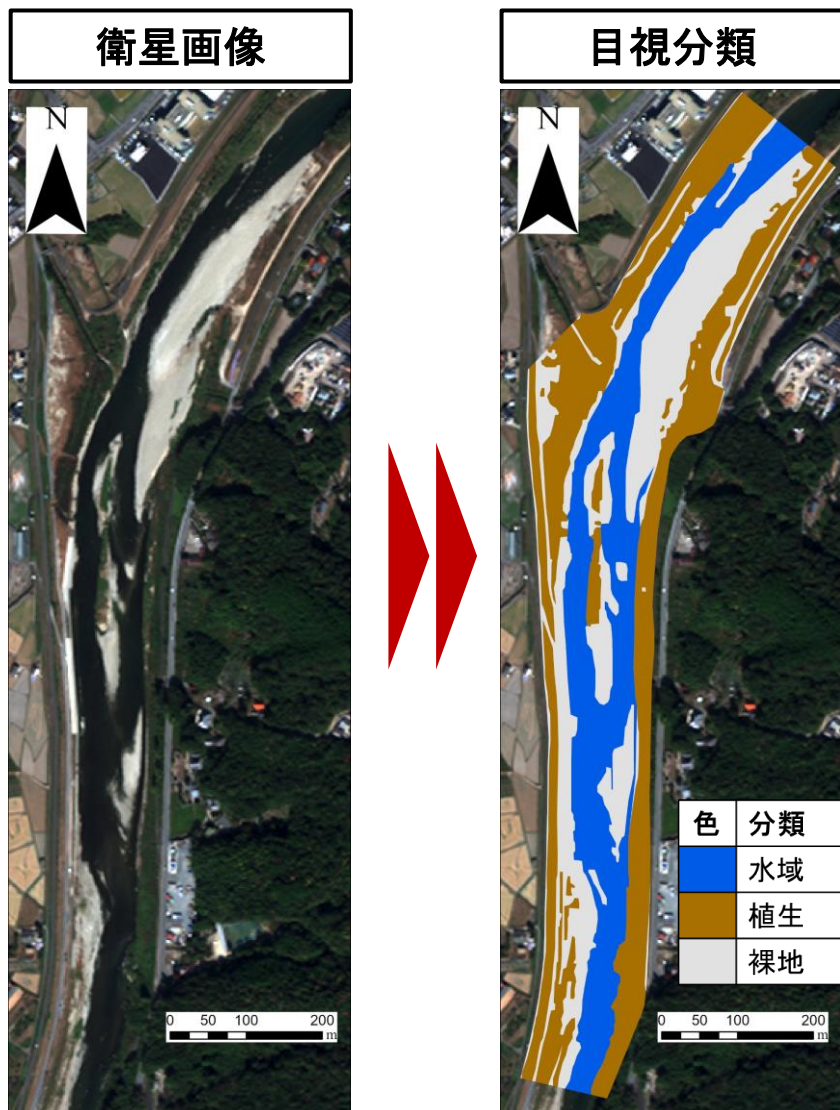
最も波長が短い、  
**Coastal Blue**のバンドと、  
近赤外波長域である、  
**NIR1, NIR2**が選定された。

水域や植生域での感度が高い



## ◆旧金波堰付近(9.4kpから10.8kp, 河道幅121mから234m)での詳細な検証

対象地点内で、目視による分類結果と各手法による分類結果を比較した。



### 各手法, 各地被カテゴリー(X)ごとに算出

#### 適合率 (*precision*)

$$= \frac{\text{目視と予測によりXと分類された面積}}{\text{予測によりXと分類された面積}}$$

#### 再現率 (*recall*)

$$= \frac{\text{目視と予測によりXと分類された面積}}{\text{目視によりXと分類された面積}}$$

$$F\text{値} (F1\_score) = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision}$$

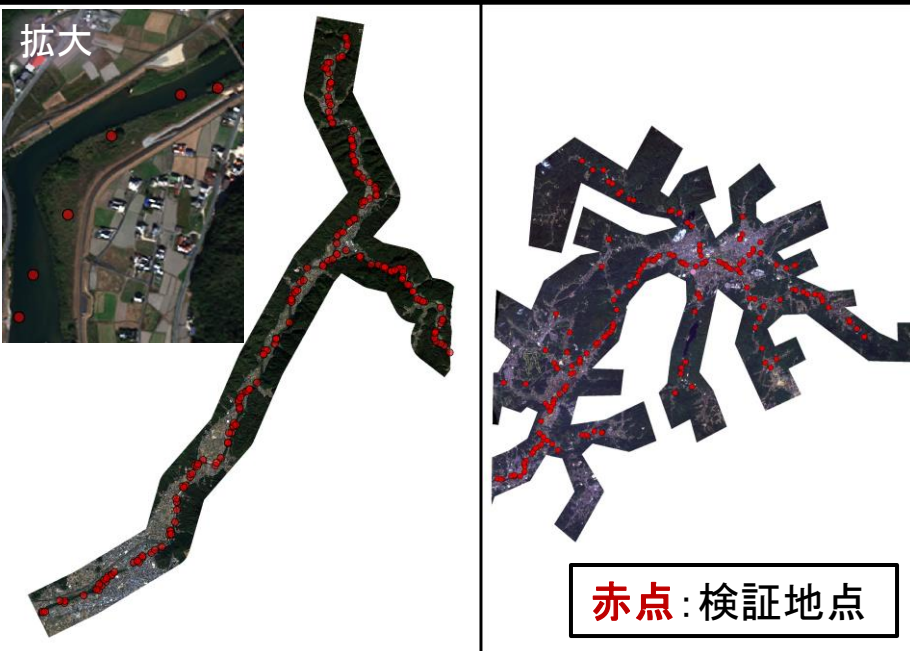
### 各手法で算出

平均F値 ... 各地被カテゴリーのF値の平均値

## ◆衛星画像の全体を対象とした広域における検証

各衛星画像で無作為に200地点を選定し、目視および各手法による分類結果を比較した。

無作為に選定した地点



### 各手法, 各地被カテゴリー(X)ごとに算出

適合率 (*precision*)

$$= \frac{\text{目視と予測によりXと分類された地点数}}{\text{予測によりXと分類された地点数}}$$

再現率 (*recall*)

$$= \frac{\text{目視と予測によりXと分類された地点数}}{\text{目視によりXと分類された地点数}}$$

$$\text{F値 (F1\_score)} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}}$$

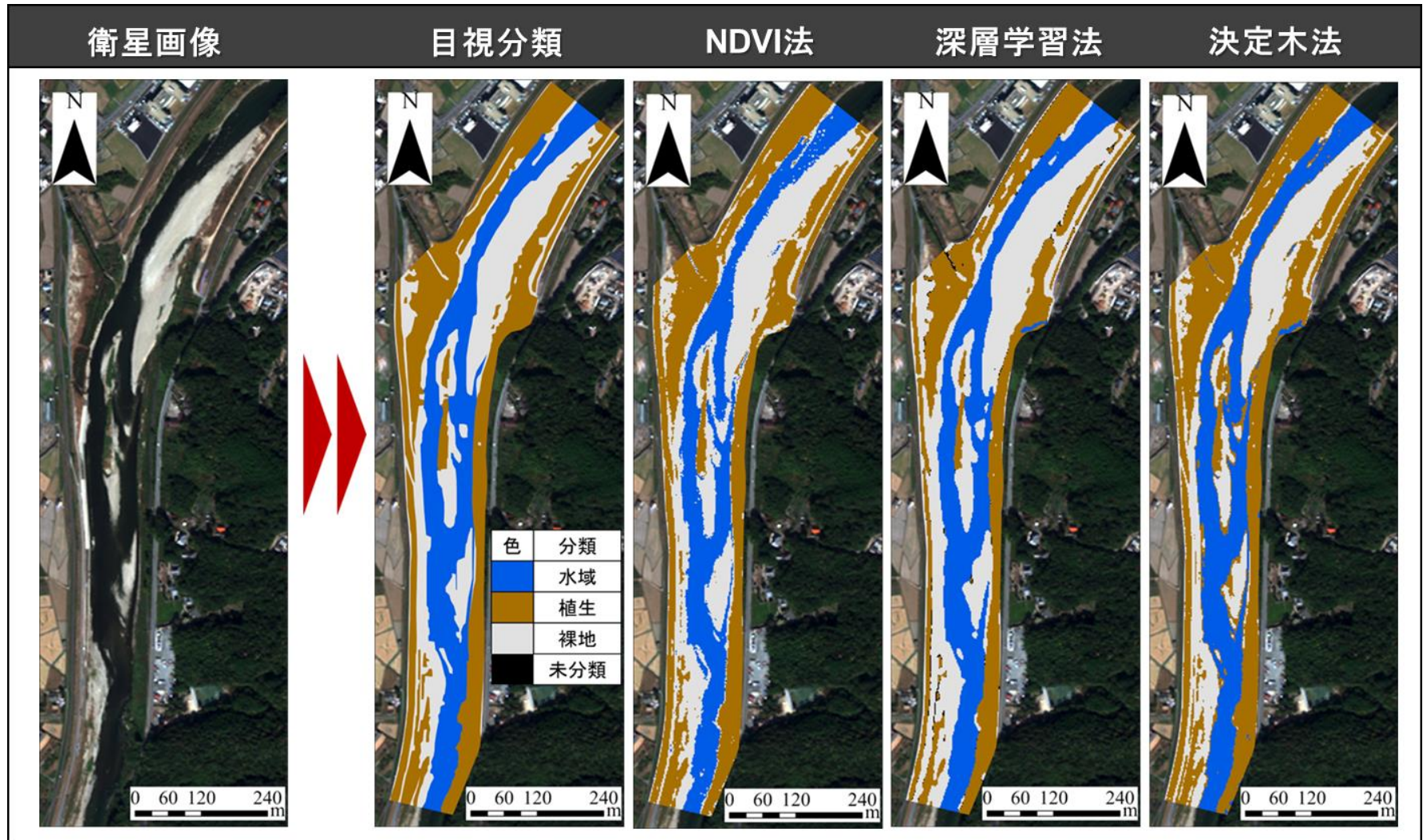
### 各手法で算出

平均F値 ... 各地被カテゴリーのF値の平均値

- ✓ 各手法の広域における適用性の検証
- ✓ 各手法の異なる画像への汎用性の検証



☑分類結果を見ると、各手法の分類精度は非常に良好であることが分かった。



## ◆クロス集計表と各評価指標値

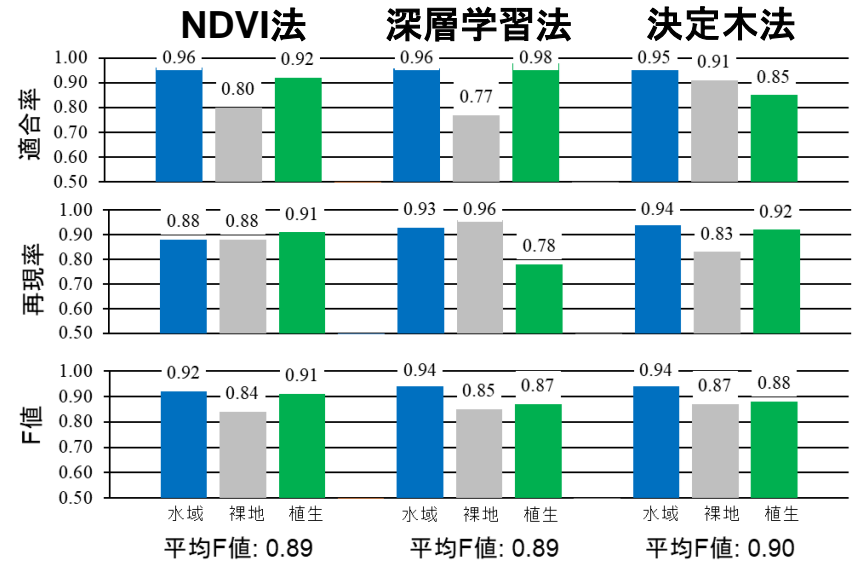
(単位: m <sup>2</sup> )		NDVI法			
		水域	裸地	植生	未分類
目視分類	水域	54822.46	7159.62	405.76	0
	裸地	1866.24	58313.70	6280.11	0
	植生	291.78	7110.87	74775.69	0

(単位: m <sup>2</sup> )		深層学習法			
		水域	裸地	植生	未分類
目視分類	水域	58216.78	3887.58	194.09	89.39
	裸地	1397.86	63589.03	1194.50	278.67
	植生	1076.22	15311.26	64277.14	1513.71

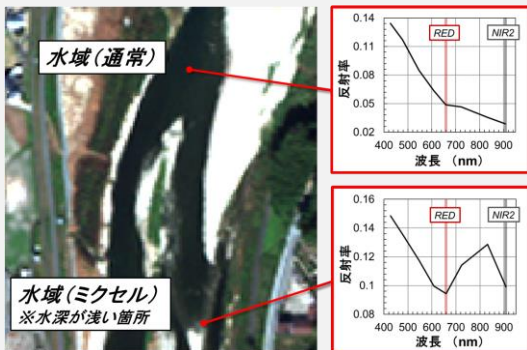
(単位: m <sup>2</sup> )		決定木法			
		水域	裸地	植生	未分類
目視分類	水域	58411.08	260.87	3715.89	0
	裸地	1788.30	54991.62	9680.13	0
	植生	1045.51	5455.65	75677.17	0



☑平均F値は全手法で0.90程度となっており、分類精度が非常に高い。

### NDVI法 🍃

- 植生域の分類精度が高い。
- 水深が浅い箇所での誤分類が多い傾向であった。

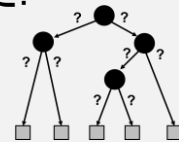


### 深層学習法 🧠

- 水域の分類精度が高い。
- 枯草などの植生の活性が低いピクセルで裸地と誤分類する傾向であった。
- どの地被にも分類されないピクセルがわずかに存在した。
- ミクセルにおいても、誤分類が少ない傾向であった。

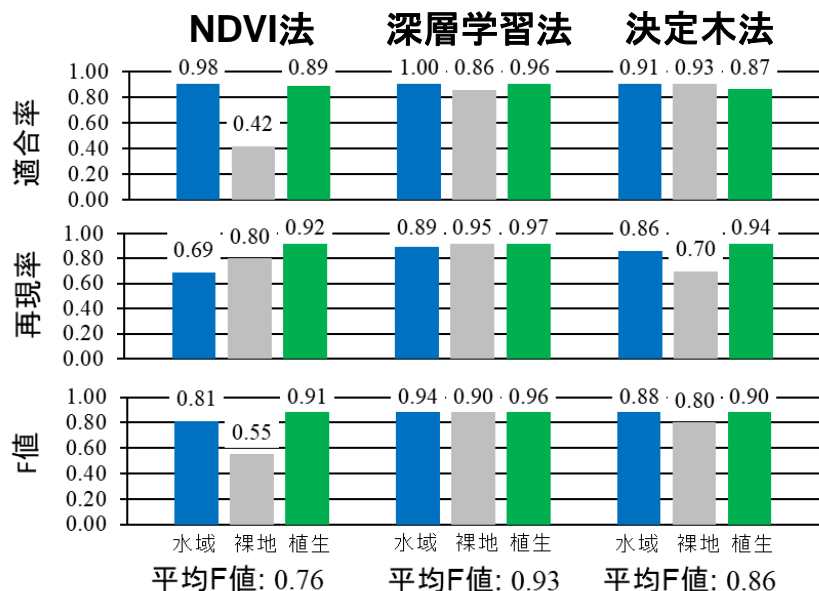
### 決定木法 🌲

- 水域の分類精度が高い。
- 異なる地被カテゴリーの境界付近(ミクセル)での誤分類が多い傾向であった。  
※特に植生⇄裸地
- 平均F値が他手法と比較して、最も高い結果であった。



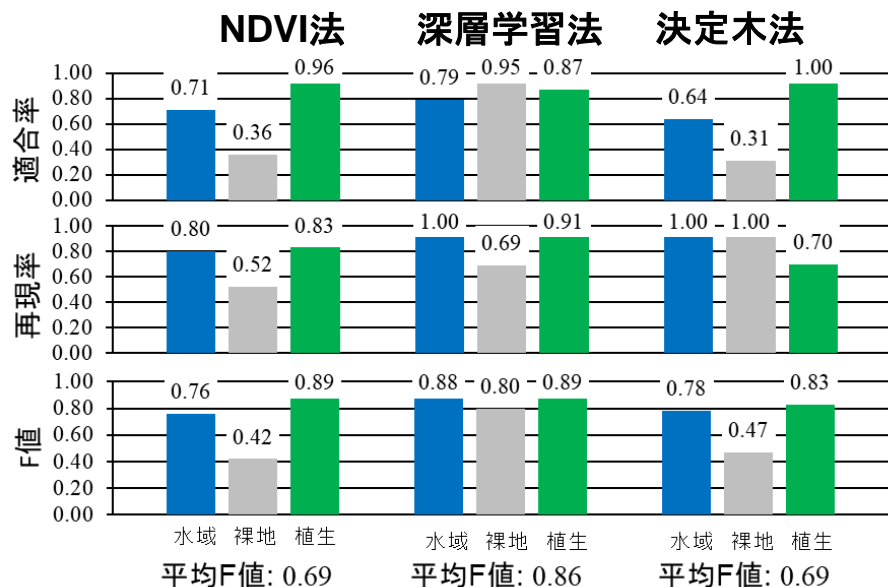


## 佐波川衛星画像での検証結果



佐波川本川と主要な支川である島地川を撮影している。

## 島田川衛星画像での検証結果



島田川流域内の本川および複数の支川を撮影している。

全体的に島田川衛星画像での検証結果の方が分類精度が低かった。

考えられる理由 ... モデル作成に用いていないため / 解像度が粗いため / 多くの支川を含むため 等

### NDVI法

- 植生域の分類精度が高い。
- 前検証と同様に、水深が浅い箇所での誤分類が多い傾向であった。

### 深層学習法

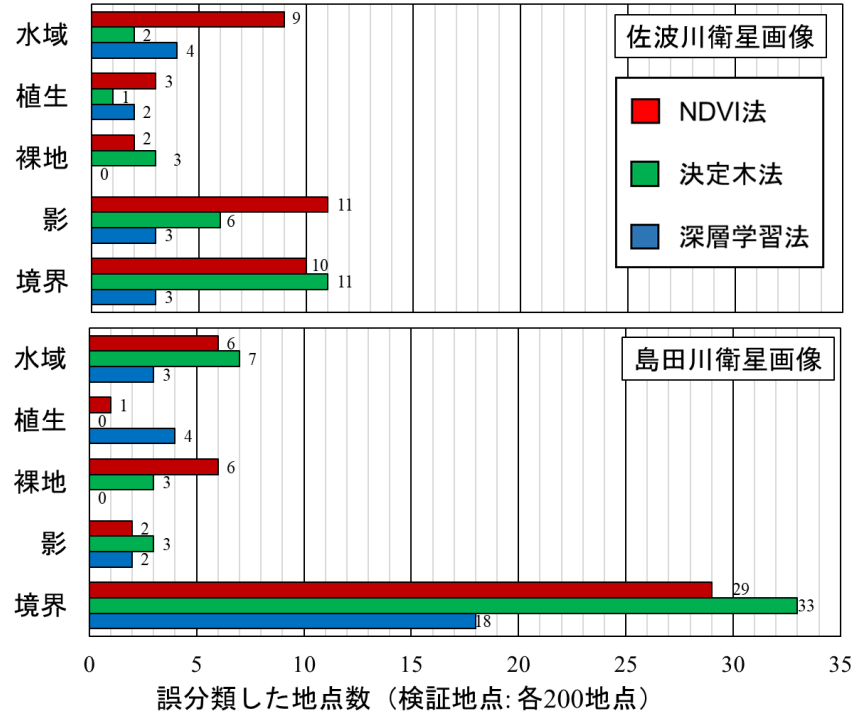
- **他の手法と比較して分類精度が最も高い。**
- 島田川衛星画像へ適用した際も、分類精度が高い。

### 決定木法

- 佐波川衛星画像での分類精度は高いが、島田川衛星画像での分類精度は非常に低い。
- 裸地の誤分類が多い。

## ◆誤分類した地点数の概要

各地被カテゴリーの境界付近のピクセル【境界】、  
河畔林や人工構造物の影のピクセル【影】  
を各地被カテゴリー(目視判読)と別に集計した。



(例:影)

(例:境界)

### NDVI法

- 影や境界での誤分類が多い。
- 他の手法と比較すると、水域での誤分類が多い傾向である。

### 深層学習法

- 佐波川衛星画像では、境界での誤分類が少なかった。
- 島田川衛星画像では、境界での誤分類が多い傾向であった。

### 決定木法

- 影や境界での誤分類が多い。
- 佐波川衛星画像では各地被カテゴリーでの誤分類が少ない。

☑深層学習法は、教師データ中のミクセルについては高精度な分類が可能であり、モデル作成に用いていない衛星画像においても、分類が比較的高精度であった。


NDVI法 

✓ 植生域における分類精度が最も高かった。

決定木法 

✓ 教師データとした衛星画像内では比較的分類精度が高かった。

これらの手法は、細かな反射率の影響を受けやすく、複数の地被カテゴリーの反射特性が含まれるミクセルでの誤分類が多い傾向であった。

深層学習法 

- ✓ 今回検討した手法の中で、最も分類精度が高かった。
- ✓ 多様な教師データを作成することで、他の地被カテゴリーの反射特性が含まれるミクセルについても比較的高精度で分類可能であった。

深層学習法は分類精度、汎用性ともに比較的優れていることが示された。

また、地上分解能2m程度の衛星画像であれば、リーチスケールでの検証区間のような河道幅100m以上の河道区間においては、全ての手法で高精度な地被分類が期待できる。

## ◆本資料中の参考文献

- 1) H. G. Jones, R. A. Vaughan(監訳: 久米篤, 大政謙次): Remote sensing of vegetation, 森北出版株式会社, pp. 216-221, 2017.
- 2) 高橋陪夫, 奈佐原顕郎, 田殿武雄: 日本におけるJAXA高解像度土地利用土地被覆図, Map, 51, 2号, pp. 44-49, 2013.
- 3) 佐藤拓也, 岩見収二, 百瀬文人, 宮本仁志: 衛星画像とUAV空撮画像を併用した機械学習による河川地被分類手法の検討, 河川技術論文集, 第25巻, pp. 199-204, 2019.
- 4) Xiaxue Wang, et al.: Land-Cover Classification of Coastal Wetlands Using the RF Algorithm for Worldview-2 and Landsat 8 Images, Remote sensing, 11( 16), 2019.

