

AI画像解析による汽水性希少ハゼ類の生息状況 の予測手法の開発

DEVELOPMENT OF PREDICTION METHOD FOR HABITAT OF BRACKISH-
WATER RARE GOBIES USING AI IMAGE ANALYSIS

赤松 良久¹・間普 真吾²・大中 臨³・乾 隆帝⁴・小山 彰彦⁵・鬼倉 徳雄⁶
Yoshihisa AKAMATSU, Shingo MABU, Nozomu ONAKA, Ryutei INUI, Akihiro KOYAMA and
Norio ONIKURA

¹正会員 博(工) 山口大学大学院教授 創成科学研究科
(〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

²非会員 博(工) 山口大学大学院准教授 創成科学研究科
(〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

³学生会員 山口大学大学院創成科学研究科
(〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

⁴正会員 博(農) 福岡工業大学准教授 社会環境学部
(〒811-0295 福岡県福岡市東区和白東3-30-1)

⁵非会員 博(農) 熊本大学日本学術振興会特別研究員 先端科学研究部
(〒860-8555 熊本市中央区黒髪2-39-1)

⁶非会員 博(農) 九州大学大学院教授 農学研究院
(〒811-3304 福津市津屋崎4-46-24 九大附属水産実験所)

It is necessary to develop an efficient habitat survey method that does not depend on the surveyor's ability to collect organisms in the tidal flats. We have developed a method to predict the habitat status of goby fishes inhabiting tidal flats by using image analysis, which is one of the specialties of convolutional neural networks, a type of deep learning. The percentage of correct answers for the three species of goby species was relatively high, ranging from 0.72 to 0.74 and the accuracy of identifying them as "absent" was extremely high, ranging from 0.81 to 0.94. This result indicates that AI image analysis makes a significant contribution to the efficiency of habitat surveys in tidal flats.

Key Words : *deep learning, CNN, image analysis, tidal flats, gobiid fish*

1. はじめに

干潟は、直接的あるいは間接的な環境変化により環境が悪化し続けているため、干潟に生息する多くのハゼ類は現在では絶滅危惧種となっている。これらの種の保全・管理のうえで、正確な分布情報を得ることが必須である。しかしながら、過去の研究事例において、ハゼ類を専門とする研究者による調査と、河川水辺の国勢調査(一般的な魚類調査、以下水国調査)の結果を比較したところ、後者において多くの種で著しく採集効率が低下することが明らかになっている¹⁾。したがって、調査者

の採集能力に左右されない、効率の良い調査方法の開発が必要とされている。

一方で、近年、建設分野においても深層学習を用いた効率的な調査や予測手法の開発が進められている。その活用は多岐にわたるが、深層学習を用いた河川水位予測手法²⁾、畳み込みニューラルネットワークCNNを用いた風速・波高の時系列の統計的予測³⁾、深層学習を用いた感潮河川の水質変動予測⁴⁾などの時系列の変化を予測するものと、ひび割れや損傷などを深層学習による画像認識により判別する手法⁵⁾に大別される。後者の画像認識は深層学習がもっとも得意とする解析であり、今日では製造業における不良品検出、医療における画像診断、防



図-1 対象としたハゼ科魚類

表-1 対象としたハゼ科魚類の生態学的特徴

	環境省RL(2019)	生息地の底質	巣穴を利用する無脊椎動物の種類
キセルハゼ	EN (I B類)	泥・砂泥・砂	アナジャコ類
チワラスボ	EN (I B類)	泥・砂泥	利用しない
タビラクチ	VU (II類)	泥・砂泥	テッポウエビ類

犯におけるカメラ画像による不審者検知などにも活用されている。このような深層学習による画像解析は干潟における底質の状態や生物による穴の状態を把握することが可能であると考えられる。また、実際に干潟生物を専門とする熟練の調査者は干潟において特定の生物の在/不在を上記のような底質や生物の穴の状態から予測することができることから、深層学習による画像解析によって干潟の特定の生物の生息状況を予測することが可能であると考えられる。

そこで本研究では、深層学習の一つである畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, CNN) が得意とする画像解析を用いて、干潟に生息するハゼ科魚類の生息状況を予測する手法を開発する。

2. 研究対象と解析手法

(1) 研究対象とした干潟生物

本研究では、ハゼ科魚類のうち、キセルハゼ、チワラスボ、およびタビラクチの3種を調査対象とした(図-1)。前述の事例¹⁾において、キセルハゼは、水国調査での採集効率が著しく悪かった種(1/9:水国調査確認河川数/専門調査確認河川数)であり、チワラスボは採集効率がほぼ同じ(7/6)、タビラクチは採集効率が半分以下(3/8)の種である。これらの3種はともに干潟内部に生息しているという共通点を持つが、種によって無脊椎動物の巣穴利用形態や、生息地の底質粒径・泥分等が異なる。それぞれの種の特徴を表-1にまとめて示す^{2) 8)}。キセルハゼは、主に砂泥底に掘られたアナジャコの巣穴を利用して生息し、チワラスボは、主に泥底に自ら巣穴を掘って生息し、タビラクチは、主に泥底に掘られたテッポウエビ類の巣穴に生息するという生態的特徴を持っている。

現地調査は、2015年3月、10月、2016年3月、10月、2017年3月、10月、および2018年10月に熊本県八代市の

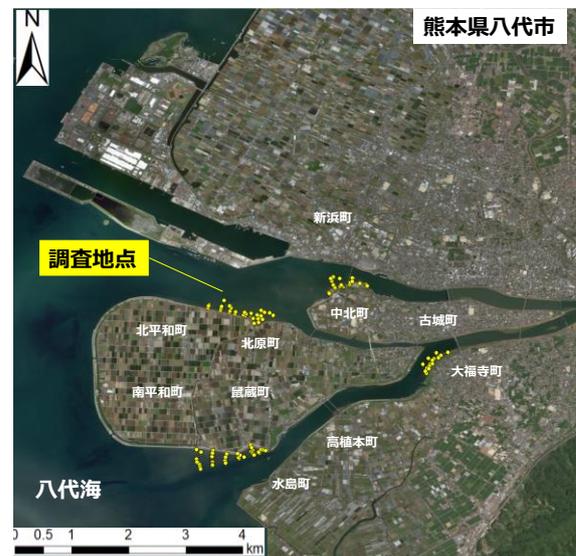


図-2 球磨川河口干潟の調査対象地点

球磨川河口干潟で行われた。図-2に調査対象地点を示す。まず、調査地点の基準点でおよそ胸高から干潟表面をデジタルカメラで撮影後、撮影点を中心に約30 m²の調査範囲を設定し、1地点あたり調査者2から3人で10分間の調査を実施した。調査方法は、直径30 cm、深さ最低30 cmの掘り返し作業を5から7ヶ所行い、底質中の生物を採集した。加えて、掘り返した穴の中をタモ網(目合2 mm)で掬い上げ、可能な限り生物の取りこぼしを排除した。調査は日中の大潮最干時の前後3時間で、調査範囲がおおむね干出した後に実施した。

(2) 画像解析手法

現地調査で得られた在画像100枚、不在画像100枚の合計200枚を機械学習の訓練データおよびテストデータとして利用した。各画像は224×224画素にリサイズを行っている。性能評価は図-3に示すように、100-fold交差検証で行った。すなわち、100試行における各試行におい

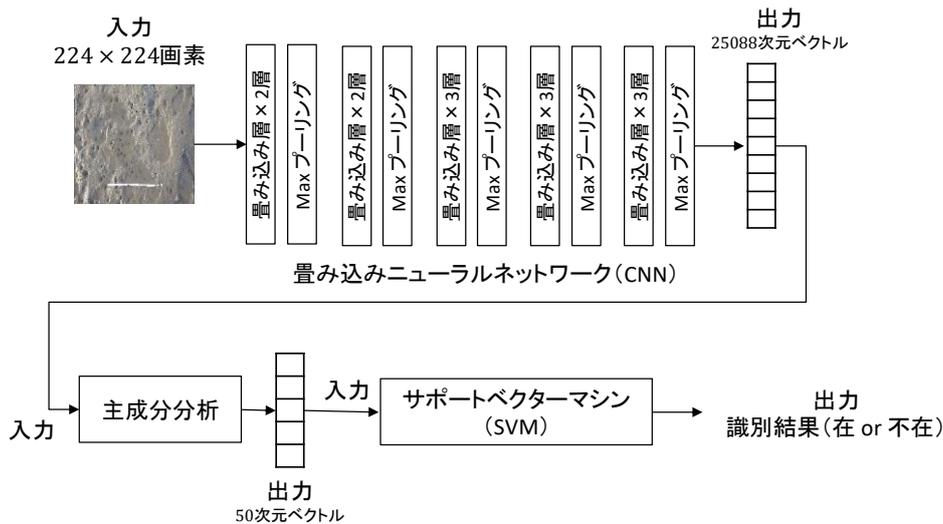


図-4 画像識別システムの概観

て、100枚の在画像のうちの1枚、および100枚の不在画像のうち1枚をテストデータとし、残りの198枚を訓練データとした。さらに各試行では、テストデータとなる在および不在画像を1枚ずつ入れ替えて識別精度を測定し、100試行の平均で評価を行った。

在/不在の識別を行うシステムの概観は図-4のように表され、大きく3つの処理で構成されている。1つ目は、CNNによって画像を特徴量に変換する処理である。2つ目は、CNNで得られた特徴量が25088次元と大きいため、主成分分析で50次元まで次元削減を行う処理である、3つ目は、在/不在の識別をサポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM) で行う処理である。

CNNのモデルは、世界的な画像認識コンテストである、ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2014 (ILSVRC 2014) で高い性能を示したVGG16⁹⁾を用いた。VGG16は、16個の畳み込み層と3個の全結合層で構成されるシンプルなネットワーク構造でありながら性能が高く、使いやすい深層学習モデルである。16層のうち最初の13層が特徴量の抽出を行い、最後の3層が識別を行う層であるため、本論文では最初の13層のみを用いて特徴量の抽出を行った。また、VGG16の重みは、大規模自然画像データセットであるImageNetで訓練済みのものを利用した。次に、VGG16で得られた25088次元の特徴量は、そのまま識別器の入力とすることも可能であるが、一般に、高次元データを扱う場合には大量の訓練データを必要とすることが知られており、本解析では訓練データ数が198と少ないため、識別の前に主成分分析による次元削減を行った。最後に、主成分分析によって得られた50次元ベクトルを入力としてSVMを訓練することで、入力画像が在であるか不在であるかを識別することが可能となる。

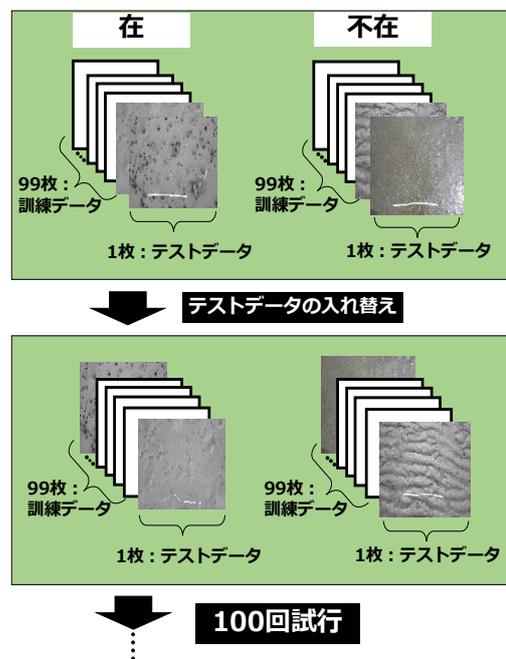


図-3 性能評価法 (100fold交差検証)

3. 結果および考察

キセルハゼ、チワラスゴと、タビラクチに関する在・不在の予測を、干潟の在の写真100枚、不在の写真100枚を教師データとしたニューラルネットワークを用いた画像判別により行った。画像判別の結果は、予測が在で実際も在の結果 (Case1)、予測が在で実際は不在の結果 (Case2)、予測が不在で、実際は在の結果 (Case3)、予測が不在で、実際も不在の結果 (Case4) に分類した。

図-5はキセルハゼに関する画像判別の結果であり、図-5(a), (b), (c), (d)は、それぞれCase1~Case4に分類さ

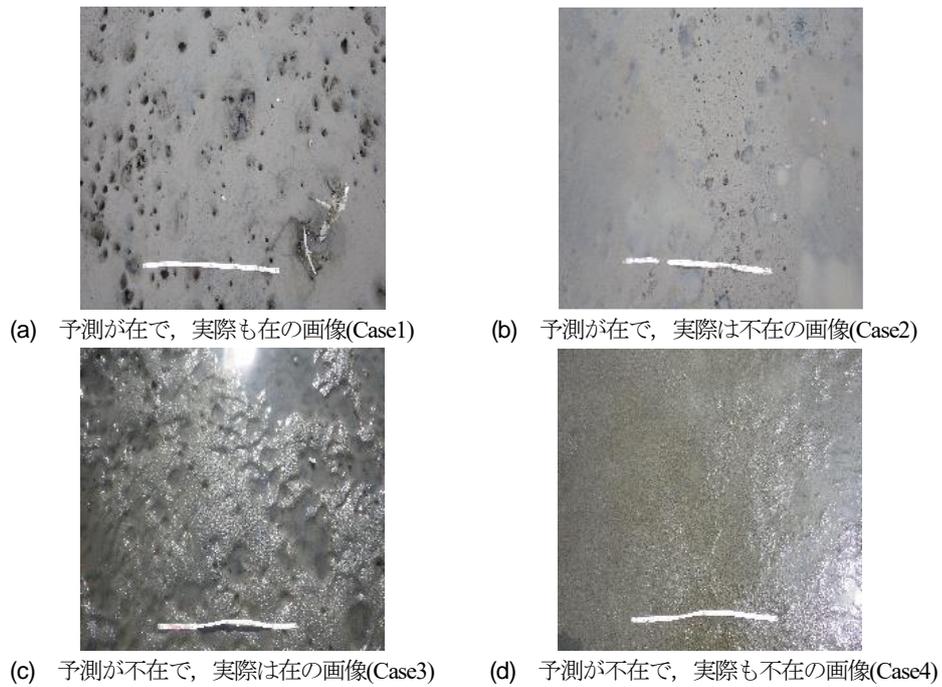


図-5 キセルハゼの画像判別結果の一例

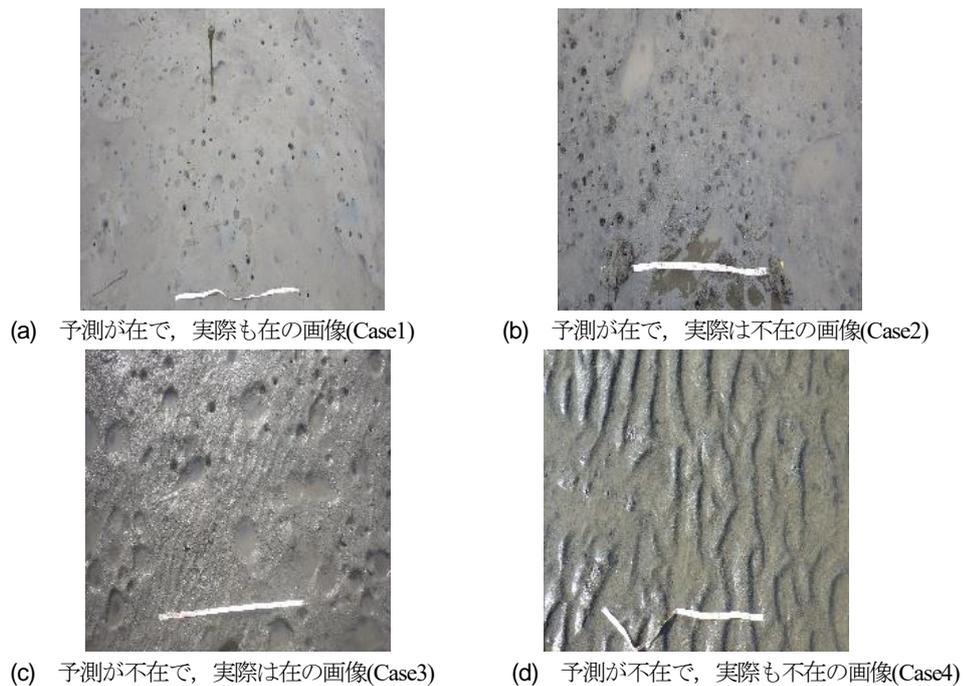


図-6 チワラスボの画像判別結果一例

れた画像の一例を示している。Case1に分類された画像は、図-5(a)のようにアナジャコ類の巣穴が多く空いている画像が多かった。Case2に分類された画像は、図-5(b)のようなテッポウエビ類の巣穴や、スナモグリなどの巣穴が撮影されている写真であった。当該種の巣穴を誤判別したと考えられる。Case3に分類された画像は、図-5(c)のように水に覆われている画像や、反射が強い画像、

アナジャコ類の巣穴は空いているが、地盤が高く乾燥しているところが撮影されている画像であった。Case4に分類された画像は、図-5(d)のように何も巣穴が空いていない箇所その他、干潟表面の起伏や礫による起伏が撮影されている写真であった。以上の結果から、巣穴や起伏が明確に撮影されている画像に関しては、正しく在、不在の判別が出来たが、アナジャコの巣穴と非常に似ている

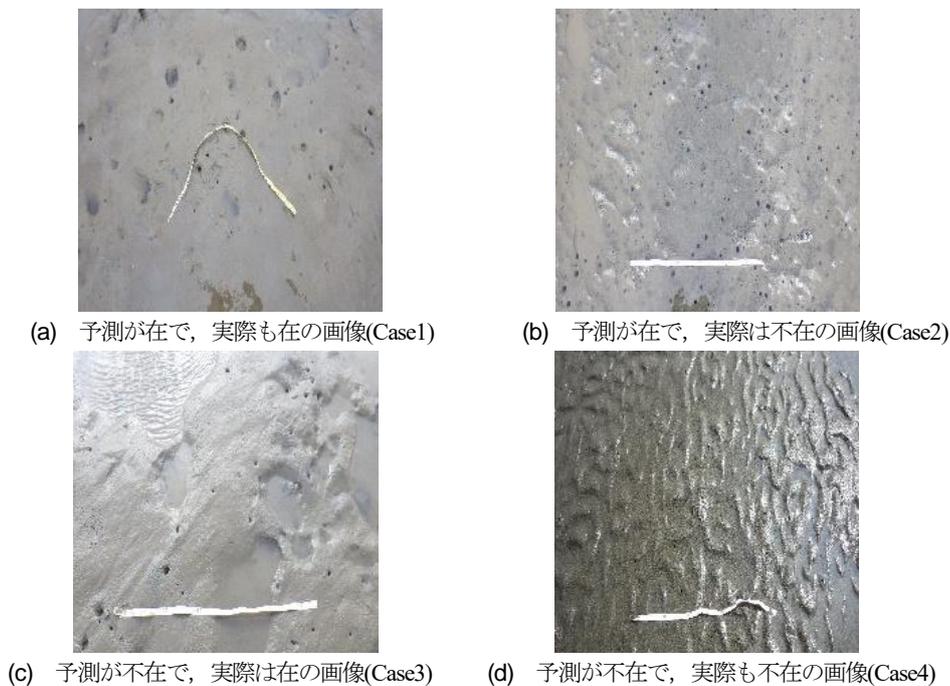


図-7 タビラクチの画像判別結果一例

生物の巣穴が撮影された画像や、太陽光の反射が強い画像、水に覆われている画像、また、地盤が高く乾燥しているところまで撮影されている画像に関しては、誤判別することがあることが示された。

図-6はチワラスポに関する画像解析の結果であり、図-6(a), (b), (c), (d)は、それぞれCase1~Case4に分類された画像の一例を示している。Case1に分類された画像は、図-6(a)の泥底の画像が多かった。Case2に分類された画像は、図-6(b)のような砂底の上に薄く泥が乗ったような画像や、水に覆われている画像や、反射が強い画像であった。これらを泥底と誤判別したと考えられる。Case3に分類された画像は、図-6(c)のように水に覆われている画像や、反射が強い画像が中心であったが、この写真の直下ではチワラスポは採集できない、つまり画像範囲外で採集したのではないかと考えられる画像も多く含まれていた。Case4に分類された画像は、図-6(d)のように何も巣穴が空いていない箇所その他、干潟表面の起伏や礫による起伏が撮影されている写真であった。以上の結果から、泥底は明確に撮影されている画像に関しては、正しく在、不在の判別が出来たが、太陽光の反射が強い画像、水に覆われている画像に関しては、誤判別することがあることが示された。

図-7はタビラクチに関する画像解析の結果であり、図-7(a), (b), (c), (d)は、それぞれCase1~Case4に分類された画像の一例を示している。Case1に分類された画像は、図-7(a)のように泥底でテッポウエビ類の巣穴が多く空いているような画像が多かった。Case2に分類された画像の多くは、図-7(b)のようなアナジャコ類が撮影されている写真であった。当該種の巣穴を誤判別したと考え

られる。Case3に分類された画像は、図-7(c)のようにテッポウエビ類の巣穴が空いているものの開口部がやや不明瞭な画像や、水に覆われている画像や、反射が強い画像であった。Case4に分類された画像は、図-7(d)のように何も巣穴が空いていない箇所その他、干潟表面の起伏や礫による起伏が撮影されている写真であった。以上の結果から、巣穴や起伏が明確に撮影されている画像に関しては、正しく在、不在の判別が出来たが、テッポウエビ類と似ている生物の巣穴が撮影された画像や、巣穴開口部が不明瞭な画像、太陽光の反射が強い画像、水に覆われている画像に関しては、誤判別することがあることが示された。

表-2に対象とした3種のハゼ科魚類の画像識別結果を示す。また、表-3には正解率 (AR) , 適合率 (PR) , 再現率 (RR) , 特異率 (SR) という評価指標を用いた評価結果を示す。ここで、TP : 実際に在である画像を正しく在と識別した画像枚数、FP : 実際は不在である画像を間違っ在と識別した画像枚数、FN : 実際は在である画像を間違っ不在と識別した画像枚数、TN : 実際は不在である画像を正しく不在と識別した画像枚数、とすると、四つの評価指標はそれぞれ式(1)~(4)のように表される。

$$AR=(TP+TN)/(TP+FP+FN+TN) \quad (1)$$

$$PR=TP/(TP+FP) \quad (2)$$

$$RR=TP/(TP+FN) \quad (3)$$

$$SR=TN/(TN+FP) \quad (4)$$

キセルハゼ、チワラスポ、タビラクチの正解率はそれぞれ0.72, 0.74, 0.72と高く、ハゼ科魚類に関しては画像解析によって概ね生息の有無を識別できることが明らか

表-2 対象としたハゼ科魚類の画像識別結果

キセルハゼ		予測 (枚数)		計
		在	不在	
正解 (枚数)	在	61	39	100
	不在	17	83	100
計		78	122	200
チワラスボ		予測 (枚数)		計
		在	不在	
正解 (枚数)	在	53	47	100
	不在	6	94	100
計		59	141	200
タビラクチ		予測 (枚数)		計
		在	不在	
正解 (枚数)	在	62	38	100
	不在	19	81	100
計		81	119	200

かとなった。また、「在」に対する正答率である再現率に比べて、「不在」に対する正答率である特異率の方が顕著に高いことから、本手法では「不在」を予測する精度の方が高いことがわかる。種間を比較すると、チワラスボは他の2種に比べて、正解率がわずかに高く、特異率に関しては明らかに高くなっている。これは、チワラスボは他の2種と違い無脊椎動物の巣穴の有無が生息に関係ないため(表-1)、底質の状態のみで判別できるためであると考えられる。

4. まとめ

本研究では近年広く活用されている深層学習の一つである畳み込みニューラルネットワークを用いて、干潟のハゼ科魚類の在/不在を干潟の画像から判別する方法を開発した。ハゼ科魚類の3種の判別の正解率は0.72~0.735と比較的高く、さらに「不在」に対する正答率である特異率は0.81~0.94と極めて高い結果となった。したがって、この手法により明らかに3種が生息していないエリアを判別して、野外調査を省力化することが可能になると考えられる。また、今回は胸高から撮影したデジカメ画像を用いているが、これを一定高度から撮影したUAV空撮画像に置き換えて、質の高いインプットデータを用意することが可能である。このような改善によって「在」に対する正答率も向上が期待され、より実用的な干潟生物の生息状況の予測手法を確立できると考えられる。

表-3 評価指標を用いた評価結果

	正解率	適合率	再現率	特異率
キセルハゼ	0.72	0.78	0.61	0.83
チワラスボ	0.74	0.90	0.53	0.94
タビラクチ	0.72	0.77	0.62	0.81

謝辞：本研究は山口大学・データサイエンス文化醸成のためのAI技術研究交流促進プロジェクト「UAV画像と環境DNA情報を統合した水生生物生息場の識別システムの構築(代表：間普真吾)」の助成を受けた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 乾 隆帝, 小山彰彦: 本州・四国・九州の河口干潟に生息するハゼ類(シリーズ 日本の希少魚類の現状と課題), 魚類学雑誌, Vol.61, pp.105-109, 2014.
- 2) 一言 正之, 櫻庭 雅明, 清 雄一, 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集B1(水工学), 2016, 72巻, 4号, p. I_187-I_192
- 3) 荒木 裕次, 森 信人, 安田 誠宏, 畳み込みニューラルネットワークCNNを用いた風速・波高の時系列の統計的予測, 土木学会論文集B2(海岸工学), 2019, 75巻, 2号, p. I_139-I_144
- 4) 中谷 祐介, 石崎 裕大, 西田 修三, 深層学習を用いた感潮河川の水質変動予測, 土木学会論文集B1(水工学), 2017, 73巻, 4号, p. I_1141-I_1146
- 5) 田畑 佑, 党 紀, 春田 大二郎, Ashish SHRESTHA, 松永 昭吾, 全 邦釘, UAV撮影と深層学習を用いた橋梁損傷の自動検知に関する検証, 土木学会論文集F4(建設マネジメント), 2018, 74巻, 2号, p. I_62-I_74
- 6) A. Koyama, R. Inui, K. Sawa, & N. Onikura: Symbiotic partner specificity and dependency of two gobies (*Apocryptodon punctatus* and *Acentrogobius* sp. A) and four alpheid shrimps inhabiting the temperate estuary of southern Japan, *Ichthyological Research*, Vol.64, pp.131-138, 2017.
- 7) Inui, R., Koyama, A., & Akamatsu, Y.: Abiotic and biotic factors influence the habitat use of four *Gymnogobius* (Gobiidae) species in riverine estuaries in the Seto Inland Sea, *Ichthyological Research*, Vol.65, pp.1-11, 2018.
- 8) Koyama, A., Ryutei, I., Iyooka, H., Akamatsu, Y. & Onikura, N.: Habitat suitability of eight threatened gobies inhabiting tidal flats in temperate estuaries: model developments in the estuary of the Kuma River in Kyushu Island, Japan, *Ichthyological Research*, Vol.2, No.2, pp.307-314, 2015.
- 9) Karen Simonyan & Andrew Zisserman: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv:1409.1556v6, 2015.

(2020. 4. 2受付)