

鱗板の画像認識に基づくアオウミガメの個体識別

吉川 周^{1,a)} 鹿嶋 雅之^{1,b)} 福元 伸也^{1,c)} 渡邊 睦^{1,d)} 西 正満^{2,e)} 佐々木 章^{3,f)}

概要: 本研究はアオウミガメ頭部の「鱗板」を用いて個体識別を自動化する手法を提案する。現在、インコネルタグによる識別が行われているが、タグの脱落やウミガメおよび人間へのリスクが課題である。本研究では、鱗板の形状や隣接関係が個体ごとに異なることに着目し、Detectron2 を用いて鱗板を自動推定した。推定した鱗板の面積、目からの距離で並べたときの上位 N 番目までの隣接数を特徴ベクトルとし、ベクトル距離で個体を識別した。評価実験では、目からの距離を用いた識別が最も高い精度を示し、面積順よりも有効であることが確認された。本研究により、ウミガメと人間双方に安全で不変的な個体識別手法の実現が期待される。

Individual Identification of Green Sea Turtles Based on Scale Image Recognition

1. 研究の背景と目的

ウミガメは絶滅の危機にさらされている動物である。環境省のレッドリスト 2020 に基づくと、日本ではアカウミガメ、タイマイが絶滅危惧 IB(EN) に指定されている。また、アオウミガメは絶滅危惧 II 類 (VU) に指定されている [1]。世界中でウミガメを保護する条約や法律が定められているように、ウミガメの絶滅を防ぐための取り組みがなされている。しかしながら、ウミガメの寿命をはじめとする様々な情報が未だに判明していないのが現状である。その原因として、ウミガメは海中を長距離移動する生物類であり、追跡調査が困難となっていることがあげられる。そのため、ウミガメの調査には (1) のような「インコネル」と呼ばれる金属のタグを装着して個体識別を行っている [2]。



図 1 インコネルタグ

¹ 鹿児島大学大学院理工学研究科工学専攻情報生体工学プログラム
Presently with Department of Engineering, Graduate School of Science and Technology, Kagoshima University
² 鹿児島大学大学院理工学系研究科技術部
Presently with Department of Technology, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University
³ いおワールド かごしま水族館
Director of Kagoshima City Aquarium(Io World)
a) k2301322@kadai.jp
b) kashima@ibe.kagoshima-u.ac.jp
c) fukumoto@ibe.kagoshima-u.ac.jp
d) mutuyas256@gmail.com
e) nishi@eng.kagoshima-u.ac.jp
f) a-sasaki@ioworld.jp

インコネルには識別番号が振られており、表記されている国名からどの国で生息しているウミガメかがわかるようになっている。鹿児島県をはじめ、日本各地にウミガメの調査を行っている団体がありこの方法で調査を行っている。しかし、インコネルを装着して個体を識別する方法は様々なデメリットが存在する。まず、インコネルが水中で脱落する可能性があるという点である。インコネルはウミ

ガメの前足に2カ所、後ろ足に1カ所装着している。再漂着したウミガメのタグが脱落していることが多くみられる。そのため不変的な部分による識別方法が求められている。

次に、ウミガメと人間の双方がけがを負うリスクがあるという点である。ウミガメは体に穴が開けられるので体から血が出ることもある。それによってウミガメが暴れることで人間も怪我をするリスクがある。ウミガメは顎の力が非常に強く、噛まれたら大けがを負う危険性がある。ウミガメのタグには海藻や釣り糸などが絡まり泳ぐ際の妨げになることもある。このことから、ウミガメの人間の双方にとって安全な識別方法が求められている。

次に、タグを装着するには技術が必要という点である。ウミガメにインコネルを装着する場所は決まっており、暴れないようになるべく速く装着する必要がある。また、脱落しにくいように装着する必要がある。これには経験や慣れが必要であり、装着する人間によって差が生じてしまう問題が生じている。

以上のことから、不変的な部分を利用した識別、安全な識別、一般的に可能な識別の方法の需要がある。

ウミガメの不変的な部分の例として、ウミガメの甲羅や頭にある「鱗板」と呼ばれる鱗のような模様がある。

本研究では、ウミガメの頭の写真を撮影して鱗板の形を読み取り、形状や面積や隣接数などの情報をもとに個体識別が可能になることを目的とする。これにより、不変的でウミガメと人間の双方にリスクがなく、識別を行う人間により差が生じるといったことがない識別方法が確立できると言える。

2. 外部状況

ウミガメの個体により鱗板の形が異なること、顔の左右で鱗板の形が異なること、顔の鱗板の形が生後4か月から変化しないことが分かっている [3]。HotSpotter を用いたウミガメの個体識別に関する研究では、特徴点マッチングによる個体識別を行い水中で撮影された個体は 81.5%、それ以外で撮影された個体の画像では 54.6% の割合で識別できるという結果を示している [4]。本研究では、完全一致した個体を同一個体と判定する。

Mask R-CNN を用いて 95% の精度でアイスウェッジポリゴンのエッジを正しく描画・分類できることが示されている [5]。波面法を用いて一般図形ボロノイ図を効果的に作成することが可能である [6]。また、一般図形ボロノイ図よりアオウミガメの個体識別が可能であることが示されている [7]。

3. 識別対象個体

3.1 撮影個体

本研究の識別対象としてアオウミガメを選定した。鹿児島県で主に生息しているウミガメはアカウミガメとアオウ

ミガメである。アカウミガメは鱗板の色素が出にくく、アオウミガメの方が鮮やかに鱗板を見ることができる。そのため、本実験ではアオウミガメのみを対象とした。アオウミガメの頭部を左右から撮影した。

入手したアオウミガメの個体データは 123 頭である。内訳は以下の通りである。

表 1 保持しているアオウミガメの個体

個体分類	個体数
いおワールド鹿児島水族館にて撮影された個体	12
剥製個体	12
鹿児島県鹿児島市の海中にて撮影された個体	3
鹿児島県奄美市の海中にて撮影された個体	54
鹿児島県南さつま市にて撮影された個体	42

以上のアオウミガメの画像データを基に特徴量推定と個体識別を行った。2023 年までに撮影された個体を識別対象とした。2024 年以降に撮影された個体画像を Detectron2 で鱗板の学習および検出をする際のトレーニングデータとした。

3.2 2年ごとの継続撮影個体

同一個体の判定には鹿児島県奄美市の海中で 2016 年から 2024 年にわたり 2 年ごとに継続撮影が行われた 3 頭の個体を用いた。



図 2 2年ごとに撮影された同一個体

4. 提案手法

4.1 鱗板について

ウミガメの頭には鱗の形をした「鱗板」と呼ばれる模様がある。先行研究から、鱗板の形は生後4か月以降、変化することがなく、不変的な部分といえる。そのため本研究では鱗板から特徴量を求め、それにより個体識別を行うこととした。

ウミガメの鱗板は、「ボロノイ図」に近似される。ボロノイ図とは、母点を中心にどの母点に最も近いかによって

平面を分割した図であり、自然界にも多く存在している。例としてトンボの翅やキリンの模様などがあげられる [8]。本研究では各鱗板のポロノイ領域の隣接関係で個体識別を試みることにした。

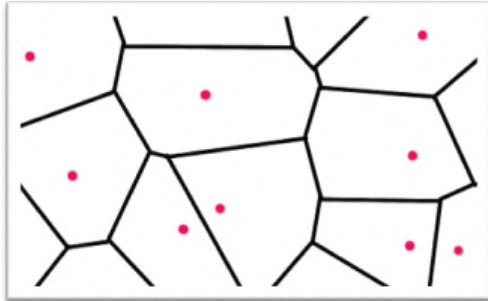


図 3 ポロノイ図

4.1.1 鱗板の隣接数と面積の関係

鱗板の形や面積、隣接数等を調査したところ、鱗板の隣接数は個体により異なること、また、個体ごとに一意に定まることがわかった。そこで鱗板の隣接数に対して特徴量推定を行うことにした。

4.1.2 鱗板の隣接数の計測

鱗板から隣接数の分かる鱗板を検出する。本手法では手で鱗板に線を引いた。抽出した鱗板に番号を付けた。

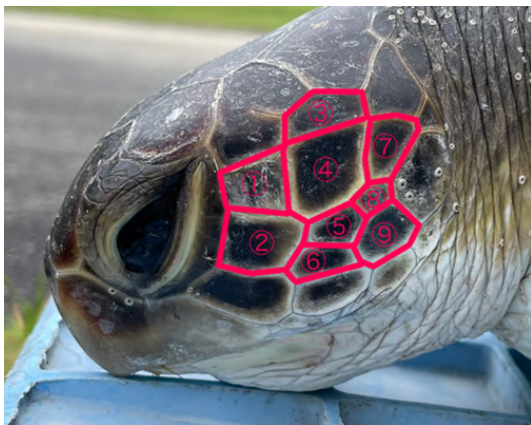


図 4 野間池で撮影されたアオウミガメ

鱗板から隣接数の分かる鱗板を検出する。本手法では手で鱗板に線を引いた。抽出した鱗板に番号を付ける。番号を付けた各鱗板の隣接数を計測する。図 5 は赤く塗りつぶした鱗板の数は 6、図 6 は赤く塗りつぶした鱗板の数は 7 となる。



図 5 鱗板④の隣接数



図 6 鱗板⑤の隣接数

鱗板数をまとめた図は以下のとおりである。

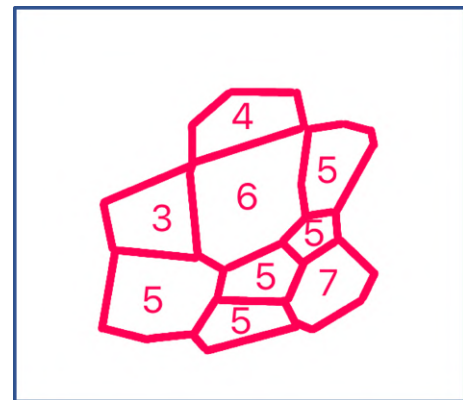


図 7 各鱗板の隣接数

4.1.3 個体識別の手法

アオウミガメの鱗板の隣接数を特徴ベクトルとして個体を識別する。面積や目からの距離から鱗板の ID を作成して、上位 N 個の鱗板の隣接数を N 次元の特徴ベクトルとする。各個体の特徴ベクトルのベクトル距離を求め、ベクトル距離により識別を行う。ベクトル距離が 0 あれば同一個体、0 でなければ同一個体ではないと判断をする。

4.1.4 個体の判定式

個体 A と個体 B の N 次元特徴ベクトル $\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_N)$ 、 $\mathbf{B} = (b_1, b_2, \dots, b_N)$ のベクトル距離 d は、以下の式で求めることができる。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2} \quad (1)$$

4.2 識別の自動化

識別の自動化において提案するシステムの構成について以下に示す。

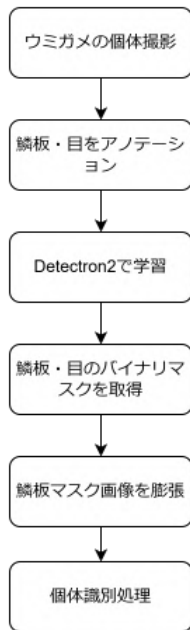


図 8 自動化した個体識別システムの構成

学習フレームワークとして Detectron2 の Mask R_CNN を使用して鱗板のセグメンテーションを行い検出した. Detectron2 は, Facebook AI Research が開発した PyTorch ベースのオープンソースライブラリで, 物体検出やセマンティックセグメンテーション, インスタンスセグメンテーション, ポーズ推定などのコンピュータビジョンタスクを簡単に実装するためのフレームワークである [9]. 本研究では, Detectron2 の Mask R_CNN を用いた物体検出において, 検出結果の信頼性を高めるために閾値を 0.90 に設定した. 複数の閾値 (0.50,0.75,0.85,0.90) を試験し, 誤検出が少なく, かつ鱗板と目が適切に検出される値として 0.90 を採用した. 鱗板を抽出した画像を以下に示す.

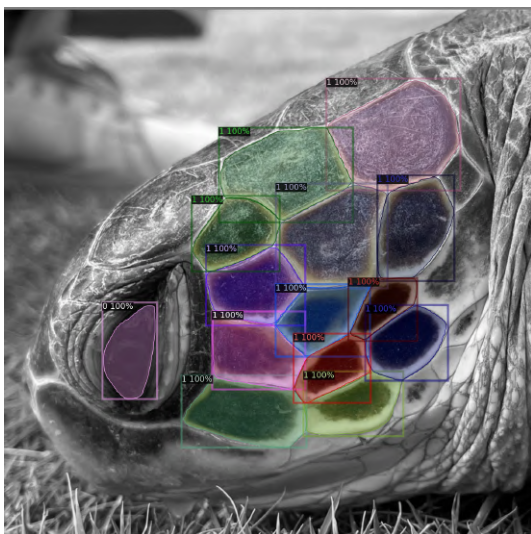


図 9 Mask R_CNN により自動推定された鱗板

4.3 隣接数を計算する手法

本研究では以下の 2 つの手法を提案する. 隣接数を計算するシステムを以下に示す.

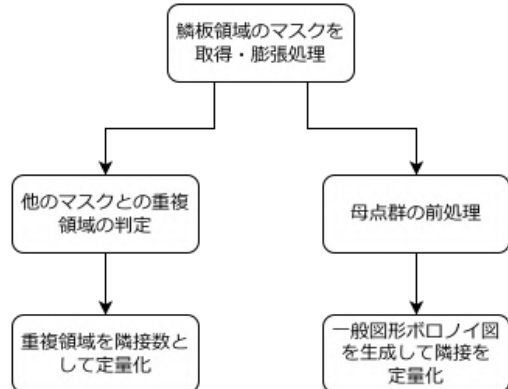


図 10 隣接数を計算するシステムの構成

4.3.1 各マスクの重複を隣接数とした手法

検出されたバイナリマスクに膨張処理を適用し, 鱗板領域を拡張することでマスクを重複させる. 重複している鱗板同士を隣接関係と判定し, 隣接数を定量化する. cv2.dilate 関数を使いマスクを膨張させた. 膨張処理のパラメータを以下に示す.

項目	値
カーネルサイズ	(7,7)
反復回数	5

膨張処理を行った鱗板を以下に示す.

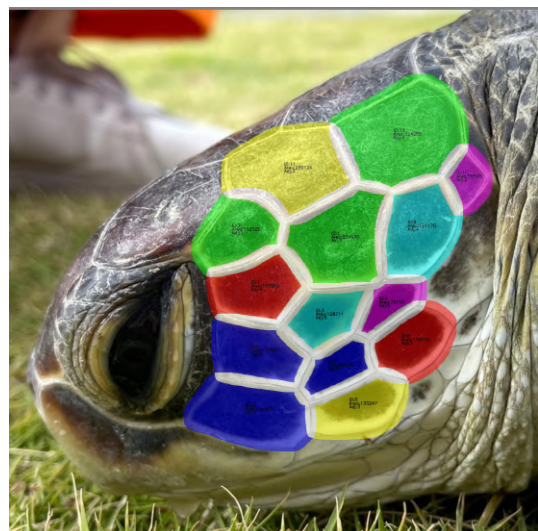


図 11 自動検出の後, 膨張処理を行った鱗板

4.3.2 鱗板を母点群として作成した一般図形ポロノイ図による手法

平面上にいくつかの図形が指定されたとき、どの図形に最も近いかに従って、平面をそれぞれの図形の勢力圏に分割できる。これを、一般図形に対するポロノイ図という。推定した鱗板を母点群とみなし、波面法によって一般図形ポロノイ図を作成し、隣接数を求めた。前処理としてマスク領域を赤く塗りつぶし、隣接関係がある領域を白色で表示する。背景との境界部分を白く塗りつぶす。前処理後の写真と生成した一般図形ポロノイ図を以下に示す。

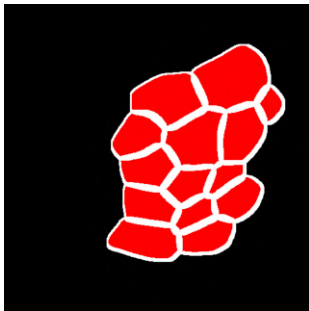


図 12 前処理画像

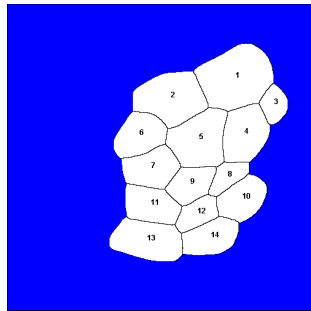


図 13 一般図形ポロノイ図

生成した一般図形ポロノイ図から面積や隣接数などの情報を取得した。

4.4 隣接数をもとに個体を識別する手法

本研究では2つの手法を提案する。システムの構成を以下に示す。

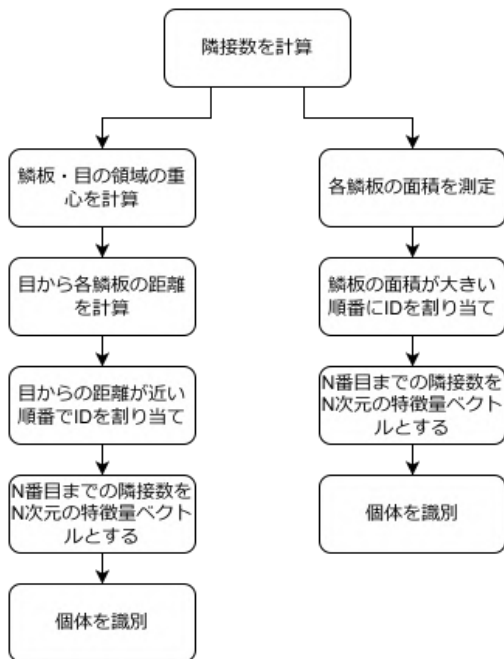


図 14 隣接数から個体を識別するシステム構成

4.4.1 面積を用いた識別

推定した鱗板マスクの面積を計算し、面積が大きい順にIDを割り当て、上位N番目までの隣接数をN次元の特徴量ベクトルとしてベクトル距離を用いて個体を識別した。

4.4.2 各鱗板の目からの距離を用いた識別

推定した目と鱗板のマスクの重心を計算する。目の重心から各鱗板の重心の距離を計算し、距離が小さい順番にIDを割り当て、上位N番目までの隣接数をN次元の特徴量ベクトルとしてベクトル距離を用いて個体を識別した。

隣接数を計算する手法が2通り、隣接数から個体を識別する手法が2通りあり、本研究では合計で4つの手法で個体を識別し、評価した。

5. 学習過程

5.1 モデルの設定

本研究では、アオウミガメの鱗板推定のために Mask R-CNN を用いた。本研究では Detectron2 (Facebook AI Research によるフレームワーク) を使用し、ResNet-50+Feature Pyramid Network (FPN) をバックボーンとする Mask R-CNN を構築した。また、学習時には COCO データセットで事前学習された重みを初期重みとして利用し、転移学習を行った。

5.2 学習データの前処理

画像を 3000 × 3000 ピクセルにリサイズ。手動で目と鱗板のアノテーションを行い、ラベルを付けたものを .json ファイルとして保存した。アノテーションツールとして labelme を使用。対象個体は 2024 年以降に撮影された個体で、70 枚の個体画像をトレーニングデータとした。アオウミガメの「目 (eye)」および「鱗板 (rimban)」の 2 クラスで領域のラベル付けをした。

5.3 ハイパーパラメータの設定

本研究では以下に示すハイパーパラメータを用いて学習を行った。

パラメータ	設定値
バッチサイズ (Batch Size)	4
学習率 (Learning Rate)	0.001
ウォームアップイテレーション (Warm-up Iters)	1000
最大イテレーション (Max Iterations)	10000
学習率の減衰 (Learning Rate Decay Steps)	3000, 6000
クラス数 (Number of Classes)	2
学習データ枚数 (Training Data Size)	70
推定エポック数 (Epochs)	571

5.4 学習の推移

Detectron2 で学習した際の総損失、識別精度の推移を以

下に示す。

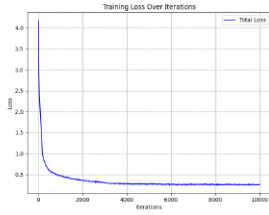


図 15 学習損失

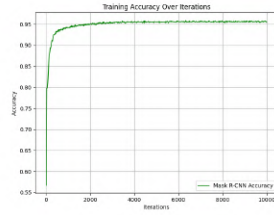


図 16 識別精度

6. 評価実験

6.1 手動での識別

第3章で述べた対象個体を用いて識別を行った。面積順に並べた鱗板上位5枚の鱗板の隣接数による識別を行った。2023年までに入手した51頭分の個体で識別をした。面積順に並べた上位5枚の隣接数により5次元のベクトル距離を測定した結果、ベクトル距離が0の個体はなく、すべて別個体であるという判定となった。

いおワールドかごしま水族館で飼育されているアオウミガメを毎月撮影して、鱗板の隣接数と面積の関係について調査し、個体を識別したところ、全ての個体で同一個体であると判定された。

6.2 自動化した識別の評価手法

本実験の評価として混同行列を用いた。

表 4 TP, FP, FN, TN の定義

指標	定義
True Positive (TP)	同一個体で、正解したペアの数
False Positive (FP)	異なる個体で、正解したペアの数
False Negative (FN)	同一個体で、不正解だったペアの数
True Negative (TN)	異なる個体で、正解したペアの数

混同行列は以下のように表記できる。

$$C = \begin{bmatrix} TP & FN \\ FP & TN \end{bmatrix} \quad (2)$$

これに基づいて以下の4つの精度指標を算出する。

- 正解率 (*Accuracy*) : 全ペアのうち正しく識別された割合。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (3)$$

- 適合率 (*Precision*) : 同一個体と判定されたペアのうち実際に同一個体であった割合。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

- 再現率 (*Recall*) : 同一個体のうち、正しく識別できた割合。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

- F_1 -score 値 : 適合率と再現率の調和平均。

$$F_1\text{-score} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

N次元の特徴量ベクトルによるベクトル距離の計算を行い同一個体かどうかを判定する。最も F_1 -score が高い N を特徴量ベクトルの次元数とする。

6.3 各マスクの重複を隣接数とした識別手法の結果

6.3.1 面積を用いた識別

最適な特徴量ベクトルは次元 N は 4 となった。分類結果の混同行列と評価結果を以下に示す。

$$C = \begin{bmatrix} 2 & 32 \\ 7 & 6980 \end{bmatrix}$$

表 5 本手法における個体識別の評価

Accuracy	Precision	Recall	F_1 -score
0.994	0.222	0.059	0.093

6.3.2 各鱗板の目からの距離を用いた識別

最適な特徴量ベクトルは次元 N は 5 となった。分類結果の混同行列と評価結果を以下に示す。

$$C = \begin{bmatrix} 14 & 20 \\ 22 & 6272 \end{bmatrix}$$

表 6 本手法における個体識別の評価

Accuracy	Precision	Recall	F_1 -score
0.993	0.389	0.412	0.400

6.4 鱗板を母点群として作成した一般図形ボロノイ図による識別手法の結果

6.4.1 面積を用いた識別

最適な特徴量ベクトルは次元 N は 3 となった。分類結果の混同行列と評価結果を以下に示す。

$$C = \begin{bmatrix} 4 & 30 \\ 41 & 6366 \end{bmatrix}$$

表 7 本手法における個体識別の評価

Accuracy	Precision	Recall	F_1 -score
0.989	0.089	0.118	0.101

6.4.2 各鱗板の目からの距離を用いた識別

最適な特徴量ベクトルは次元 N は 5 となった。分類結果の混同行列と評価結果を以下に示す。

$$C = \begin{bmatrix} 5 & 24 \\ 25 & 6269 \end{bmatrix}$$

表 8 本手法における個体識別の評価

Accuracy	Precision	Recall	F ₁ -score
0.992	0.286	0.294	0.290

7. 考察

7.1 鱗板の自動推定に関する考察

7.1.1 学習損失の考察

学習の進行に伴い、損失が急速に減少し、約 0.3 以下で収束している (図 15)。これは、モデルが適切に学習し、損失が最小化されていることを示唆している。過学習が発生している兆候は見られない。

7.1.2 識別精度の考察

識別精度は初期段階で急激に精度が上昇し、その後 95% 以上の精度で安定している (図 16)。この結果から、モデルは学習データの特徴を適切にとらえ、高い識別精度を実現していることがわかる。また、学習が進んでも精度の低下がみられないため、過学習の兆候は確認できない。検出したインスタンスセグメンテーションは鱗板と目の箇所を正確に検出していた。

7.2 手動の識別手法に関する考察

2023 年までに入手した個体データ 51 頭分の画像から、鱗板を手動で推定し、面積順にソートしたときの隣接数による個体識別を行ったところすべての個体が別個体だと判定できた。これから、隣接数を用いた識別の自動化の可能性があるとと言える。

7.3 自動化した手法に関する考察

7.3.1 鱗板の重複を隣接数として面積順に並べたときの N 番目までの、隣接数で識別する手法に関する考察

本手法では、Accuracy が 99.4% という非常に高い値を示した。全体として正しく識別された個体の割合が高いことを意味する。しかし Accuracy は True Negative の影響を大きく受けるため他の指標と合わせて評価する必要がある。Precision は 0.222, Recall は 0.059 という非常に低い値を示した。これは False Positive, False Negative が多いことを意味している。F₁-score も 0.093 という低い値をしてしており、総合的な識別精度が低いことを示している。原因として面積順に並べた際に、同一個体の異なる画像での鱗板の面積比に違いが生じていることが考えられ

る。写真の角度によって鱗板の面積が変化するため、False Negative が高くなったと考えられる。

7.3.2 鱗板の重複を隣接数として目の重心から鱗板の重心の距離が近い順番に並べたときの、 N 番目までの隣接数で識別する手法に関する考察

本手法では正解率が 99.3% と非常に高い値を示した。Precision は 0.390 と比較的低い値を示した。これは False Negative が多いことを示している。Recall は 0.412 であり比較的低い値を示した。F₁-score は 0.400 であり、識別精度が一定のレベルであることを示したが、さらなる向上が必要である。提案手法の中では最も F₁-score が高く、面積が大きい順番に鱗板を並べたときの、 N 番目のベクトル距離を計算すると比べても高いという結果となった。このことから、目の重心から鱗板の重心の距離が近い順番に並べたときの、 N 番目までの隣接数で識別する手法の方が有効であることを示した。

これには二つの理由が考えられる。一つ目の理由は角度による変化を受けにくいからであると推測される。写真の角度が変わることで、各鱗板の面積比が変化し、面積が大きい順番に鱗板を並べたときの配列が異なる問題が発生した。本研究では特徴ベクトルの完全一致で個体を識別しているため、角度による面積比の変化が False Negative の数値を増やす原因になったと考えられる。二つ目の理由は首の皮膚が鱗板を覆っている際に検出されない鱗板が生じるが、目からの距離が近い順番に並べると影響を受けにくいからであると推測される。(図 17) に示した通り、赤い線で囲まれた箇所が首の皮膚に覆われており、鱗板の検出が不可能であった。目の重心から鱗板の距離が近い順番に並べたときの、 N 番目までの隣接する手法を用いることで、この問題の影響を受けにくくなると考えられる。



図 17 首の皮膚が鱗板に覆いかぶさっている個体

7.3.3 一般図形ポロノイ図を生成して面積順に並べたときの、N 番目までの隣接数で識別する手法に関する考察

本手法では Accuracy が 98.8%と 7.3.1, 7.3.2 と比較すると低い値を示した。Precision は 0.089, Recall は 0.118, F₁-score は 0.101 であり総合的な識別精度が低いことを示している。7.3.1 と同様に同一個体の異なる画像での鱗板の面積比の違いの影響を受けていると考えられている。

7.3.4 一般図形ポロノイ図を生成して目からの距離順に並べたときの、N 番目までの隣接数で識別する手法に関する考察

本手法では Accuracy は 99.2%, Precision は 0.286, Recall は 0.294, F₁-score は 0.290 となった。7.3.1, 7.3.3 と比較して高いことから距離での識別が有効であることを示している。7.3.2 と比較して F₁-score が低くなった原因として、(図 18), (図 19) のように一般図形ポロノイ図を生成した際に、同一個体間で隣接数が一意に定まらなかったことがあげられる。画像はそれぞれ 2020 年と 2022 年に撮影された同一個体である。線で囲われた部分の隣接関係が異なっているため別個体と認識されていることが確認された。

現時点では一般図形ポロノイ図を生成して隣接数を計算する手法よりも、画像を膨張させて重複を隣接と判定して隣接を計算する手法の方が有効であると考えられる。

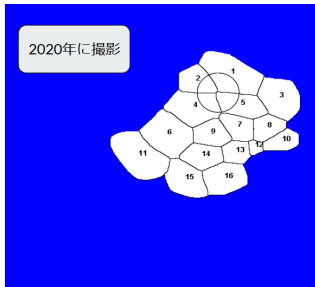


図 18 2020 年に撮影した個体の一般図形ポロノイ図

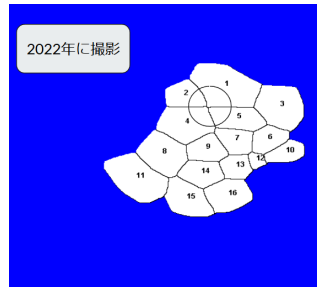


図 19 2022 年に撮影した個体の一般図形ポロノイ図

8. まとめ

8.1 結論

本研究では画像からアオウミガメの個体を自動で識別することを目的とした。画像からアオウミガメの個体を識別する手法を確立することで、ウミガメと人間の双方にデメリットがある従来のインコネルによる識別に代替することができると考えられる。本論文では鱗板の自動推定システムと個体識別の手法を提案した。個体識別の精度を混同行列を用いて評価を行った。目の重心と鱗板の重心の距離・鱗板の面積を用いて鱗板を並べたときの上位 N 番目までの隣接数を特徴ベクトルとし、ベクトル距離によって個体を識別するシステムを開発した。

8.2 今後の課題

本研究の精度向上の余地はまだ多く存在すると考えられる。False Negative が多いという課題を解決するための手法の改善が必要であると考えられる。本研究では、面積・隣接数・目の重心から鱗板の重心までの距離という情報をもとに特徴量を推定し、個体を識別した。これに加えて鱗板同士の相対的な位置関係や形状の相似性などを導入することでより精度の高い識別が可能であると考えられる。

本研究の評価実験に用いた同一個体データセットは 3 個体と、非常に少ない。システムの精度を正確に評価するために継続撮影が行われた同一個体の画像を追加する必要がある。

鱗板の面積を使用する場合、画像の角度によって鱗板の面積が大きく変化するので、角度を補正する必要がある。

9. 謝辞

本研究は、「いおワールド かごしま水族館」の支援により実施した。

参考文献

- [1] 環境省 (2020) 「環境省レッドリスト 2020」. <https://www.env.go.jp/content/900515981.pdf> (最終閲覧: 2023 年 2 月 19 日)
- [2] NPO 法人 日本ウミガメ協議会 (2021) 「プラスチックタグの廃止について」. <http://www.umigame.org/katsudoushoukai/chousakenkyu.html> (最終閲覧: 2023 年 2 月 19 日)
- [3] Carpentier, A. S., et al. (2016). "Stability of facial scale patterns on green sea turtles *Chelonia mydas* over time: A validation for the use of a photo-identification method." *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 476, 15-21.
- [4] Dunbar, S. G., et al. (2021). "HotSpotter: Using a computer-driven photo-id application to identify sea turtles." *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, 535, 151490.
- [5] Zhang, W., et al. (2018). "Deep convolutional neural networks for automated characterization of arctic ice-wedge polygons in very high spatial resolution aerial imagery." *Remote Sensing*, 10(9), 1487.
- [6] 淵田孝康, 森邦彦, 村島定行. (2000). "波面法を用いた 2 次元一般図形離散ポロノイ図の作成." *電子情報通信学会論文誌 D*, 83(9), 927-935.
- [7] 宮島櫻子, 鹿嶋雅之, 福元伸也, 渡邊睦, 佐々木章. (2022). "鱗板の画像認識に基づくアオウミガメの個体識別に関する研究", 第 62 回日本動物園水族館教育研究会, p.48
- [8] 杉原厚吉. *なわばりの数理モデル—ポロノイ図からの数理工学入門—*. 共立出版, (2009).
- [9] Facebook Research (2021) 「Detectron2 (Facebook AI Research)」 <https://github.com/facebookresearch/detectron2>