

画像解析を用いたハコネサンショウウオ・ホムラハコネサンショウウオの幼生の種判別

大垣北高校 小林祐介・篠原菜々華・岩津奏祐・棚橋洸介・川瀬幸貴・竹内啓太・白木瑛翔・高木雅紀

1. 導入・目的

ハコネサンショウウオ (*Onychodactylus japonicus*) とホムラハコネサンショウウオ (*Onychodactylus pyrrhonotus*) の幼生 (図1) は外見が非常に似ており、目視での識別が困難である¹⁾。そのため、AIを使用することで両種を識別できるのではないかと考えた。



将来的に、希少種であるホムラハコネサンショウウオの保護活動に貢献できる²⁾。



図1: 上がハコネ, 下がホムラハコネ

2. PCR-RFLP法による種判別

画像解析AIに学習させる画像の個体の種判別は、PCR-RFLP法を用いて行った。向井教授の研究から、ハコネは、195bp、191bp、165bp、22bpに、ホムラハコネは、360bp、127bp、64bp、22bpにそれぞれバンドが現れるとわかっている。

2-1. 方法

- ① 現地調査で捕獲した個体の尾部から、約2mm²の組織サンプルを採取し、DNAを抽出した。
- ② Cytochrome b領域の一部の573bpをPCRで増幅した。
- ③ PCR産物を制限酵素で処理した。
- ④ アガロースゲルを用いて、電気泳動を行った。

2-2. 結果

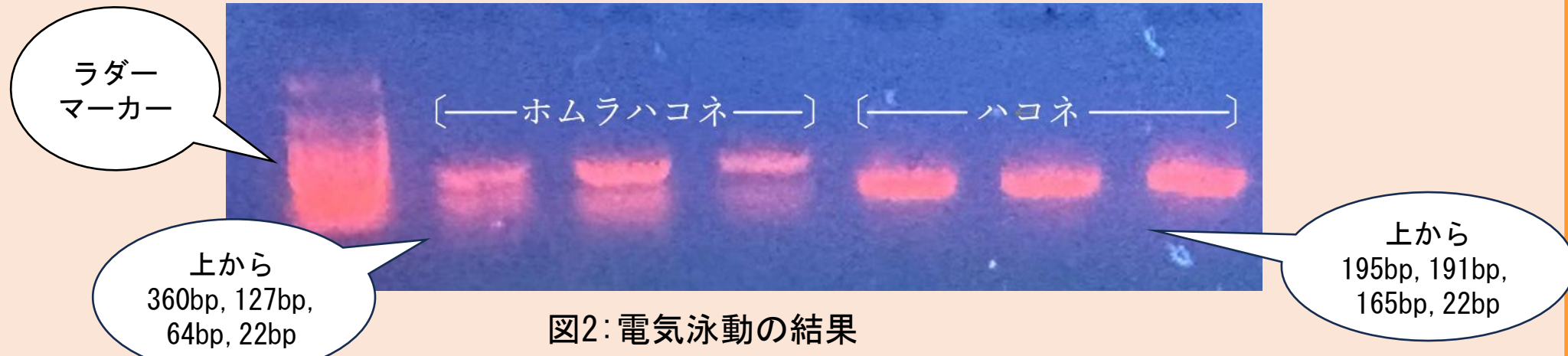


図2: 電気泳動の結果

3. 画像解析 I

DNA解析は手順が多く、多大な費用と時間がかかる。⇒画像解析AIによる正確で、簡便な判別を目標とした。

3-1. 方法

- ① 画像は両種の幼生を白いトレイに乗せ、全身を真上からデジタルカメラで撮影した。
- ② ハコネサンショウウオ334個体分、ホムラハコネサンショウウオ39個体分の画像を訓練データ、検証データ、テストデータに分けた (表1)。
- ③ 画像ごとにサイズが異なっていたため、アスペクト比を維持した状態でパディングを行い、画像を224×224pxに整えた。
- ④ 画像枚数に偏りが大きいため、重み付き学習を取り入れ、両種とも公平に学習できるようにした。
- ⑤ Google Colaboratory³⁾でEfficientNet-B0モデル⁴⁾を用い、画像解析を行った。モデルのコード生成にはMicrosoft Copilotを使用した。
- ⑥ テストデータは固定し、訓練データと検証データの組み合わせをランダムに変えて画像解析を5回実施し、精度の平均値を調べた。

3-2. 結果

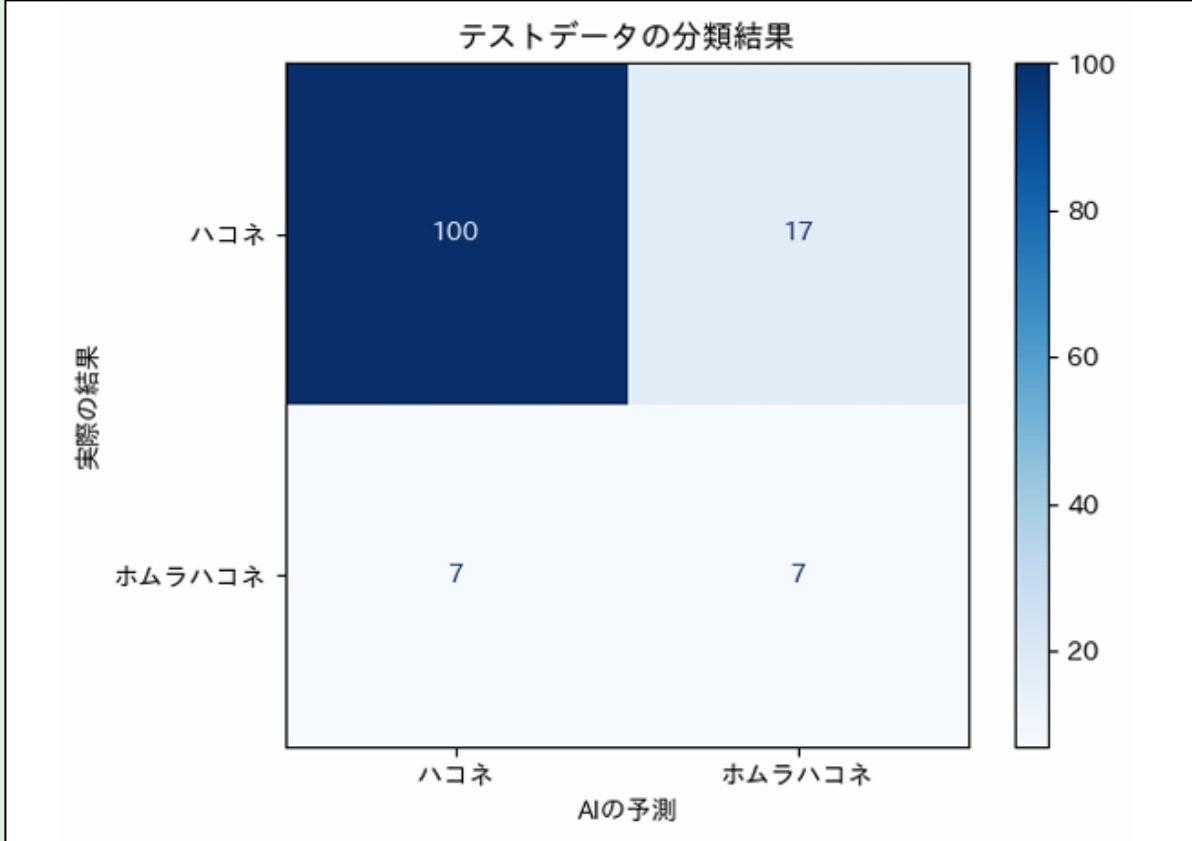


図3: テストデータの分類結果 (混同行列) の一例

表2: 精度の平均値

	ハコネ	ホムラハコネ
当たりやすさ(Precision) * ¹⁾	0.931	0.277
見逃しにくさ(Recall) * ²⁾	0.851	0.471
総合評価(F1) * ³⁾	0.889	0.343

*¹⁾...AIがAと判別したうちの、実際Aであった割合

*²⁾...実際にAであるうちの、AIがAと判断した割合

*³⁾...PrecisionとRecallの調和平均
 $F1=2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$

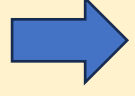
3-3. 考察

ハコネは高精度で分類できる。一方で、ホムラハコネは十分な分類精度に至らなかった。⇒ホムラハコネの画像数が少ないことが原因であると考えられる。

▲ 希少種であるホムラハコネを大量に捕獲することは難しい。

4. 画像解析 II (データ拡張)

データ拡張を実施し、ホムラハコネの精度を向上させたい



画像の反転を実施すると、訓練データの数が2倍に増え、データの多様性も高まるため、精度が向上するのではないかと考えた。

4-1. 方法

- ① 反転画像のみを学習させた画像解析 (反転によって重要な情報が失われていないことの確認)
- ② 前述のモデルに画像を反転させるコード (訓練データのみ適用) を追加した画像解析

表3: 両種の画像数②

	ハコネ	ホムラハコネ
訓練データ	368	42
検証データ	33	4
テストデータ	117	14

4-2. 結果

画像解析 I との比較

- ① 両種とも精度はほとんど変わらなかった。
- ② ハコネ: 精度はほとんど変わらなかった。
ホムラハコネ: すべての指標が0.07以上高くなった。特に見逃しにくさ (Recall) は0.586と高い数値となった。

表4: 精度の平均値①

	ハコネ	ホムラハコネ
当たりやすさ(Precision)	0.927	0.327
見逃しにくさ(Recall)	0.872	0.428
総合評価(F1)	0.896	0.357

表5: 精度の平均値②

	ハコネ	ホムラハコネ
当たりやすさ(Precision)	0.945	0.350
見逃しにくさ(Recall)	0.848	0.586
総合評価(F1)	0.892	0.424

4-3. 考察

- 画像の反転はデータ拡張として有効であり、少数クラスの精度を向上させることができる。
- ホムラハコネの見逃しが少ないことは、希少種ホムラハコネの保護活動において大きな利点となりうる。
- さらに精度向上のためには、より多様なデータ拡張を行うことが有効である。

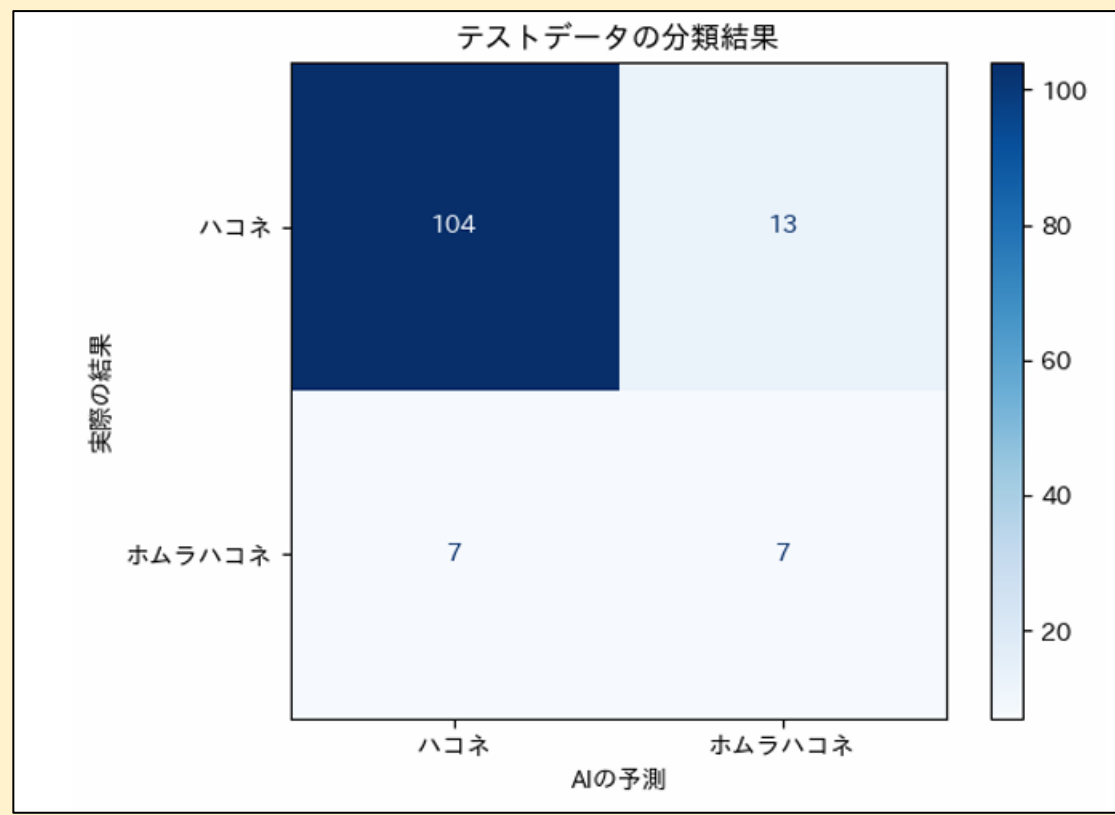


図4: ②におけるテストデータの分類結果 (混同行列) の一例

5. Grad-CAMを用いたAIの注目箇所分析

Grad-CAM⁵⁾ = 画像解析において、ヒートマップによりAIの注目した箇所が可視化されるプログラム

5-1. 方法

前述のモデルにGrad-CAMのコードを追加した。

5-2. 結果

正しく分類された画像: サンショウウオの体全体を注目している傾向にあった。
誤分類された画像: 後肢のような、特定の部位のみが注目される傾向にあった。

5-3. 考察

誤分類の原因として、局所的な特徴を偏って学習してしまったことが考えられる。

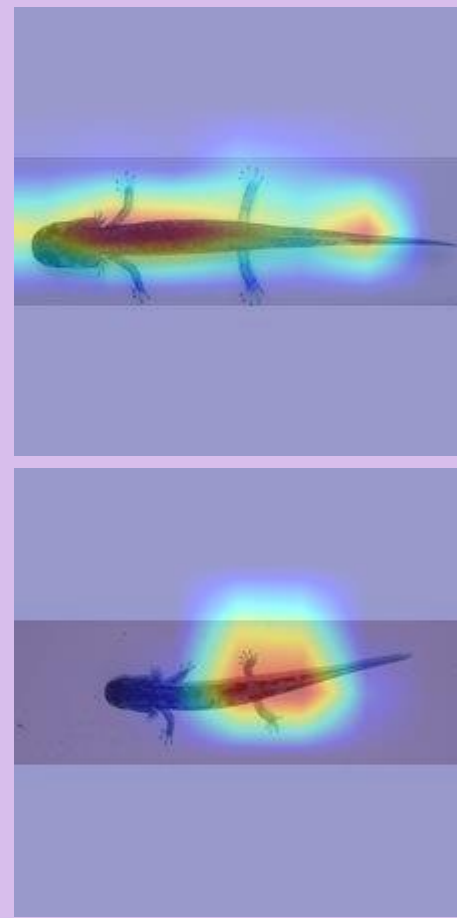


図5: Grad-CAMの処理済画像の一例 (上は正しい分類, 下は誤分類)

6. まとめ・今後の展望

6-1. まとめ

1. 画像解析: ハコネは高精度だが、ホムラハコネはハコネに比べて分類精度が低かった。反転した画像も学習させることで、ホムラハコネの分類精度の向上が見られた。
2. Grad-CAM: サンショウウオの体全体に注目することで、正しく分類できる傾向にある。
3. モデルの公開: Hugging Face上に作成したモデルを公開した。

6-2. 今後の展望

- ・画像解析の精度向上。
⇒・ホムラハコネの画像数を増やしたい。
・画像を様々な角度から撮影し、学習データの多様性を高めたい。
- ・両種の違いの明確化
⇒AIの注目箇所を数値で定量化したい。



本モデルは以下より利用可能

7. 謝辞・参考文献

株式会社日立製作所 研究開発グループの北村拓斗さんには、Google Colaboratoryの操作をはじめご指導を賜った。岐阜大学地域科学部 向井貴彦教授にはハコネサンショウウオ、ホムラハコネサンショウウオの遺伝子解析や画像の提供についてお世話になった。その他、多くの方々にご協力いただいた。厚く御礼申し上げます。

以下に本稿における登場順に参考文献を掲載した。

1. Natsuhiko YOSHIKAWA, Masafumi MATSUI. 2022. A New Salamander of the Genus *Onychodactylus* from Central Honshu, Japan (Amphibia, Caudata, Hynobiidae). *Current Herpetology* 41 (1): 82-100.
2. <https://laws.e-gov.go.jp/law/404AC0000000075>
3. Google. Colab (Colaboratory). Retrieved from <https://colab.research.google.com/>
4. Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning* (Vol. 97, pp. 6105-6114). PMLR.
5. Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D., 「Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization」, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017, pp.618-626.
6. Sun, C.; Shrivastava, A.; Singh, S.; Gupta, A. 2017. Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era. In *Proceedings of ICCV 2017*, pp. 843-852. PDF: https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2017/papers/Sun_Revisiting_Unreasonable_Effectiveness_ICCV_2017_paper.pdf