

# 深層学習を用いた画像分類器による水生昆虫の種同定 Species Identification of Aquatic Insects Using Deep Learning-Based Image Classifiers

○中田 丞治\*, 福田信二\*, 中島直久\*\*

○Joji NAKATA\*, Shinji FUKUDA\*, Naohisa NAKASHIMA\*\*

## 1. はじめに

昆虫は、最大かつ多様な生物分類群である<sup>1</sup>。その中でも、水生昆虫は有機物を処理し、他の水生生物や陸生生物の餌資源にもなっており、水域と陸域の栄養循環における重要な役割を担っている<sup>2,3</sup>。また、環境の変化にも敏感である<sup>4</sup>ことから、水質の指標生物として環境モニタリングや早期警戒システムに活用されている。

生物多様性を評価し、生息環境を管理する上で、水生昆虫の正確な同定が必要不可欠であるが<sup>5</sup>、昆虫の同定には高度な専門性とともにも多大な労力を要するため、種同定や個体数計測の高精度化と自動化が可能になれば大幅な労力削減が実現できる<sup>1</sup>。これまでの研究の中でも、昆虫において画像による種同定は行われており、154万枚の画像を学習することで、2584種の昆虫を分類できたと報告されている<sup>6</sup>。しかし、日本国内の水生昆虫を対象とした画像による種同定モデルの研究はほとんどない。そこで本研究では、水生昆虫の種同定を目的とし、十勝地域の水生昆虫調査の捕獲データにおいて、最も $\beta$ 多様性に貢献している種であったカゲロウ目についてYOLO (You Only Look Once)<sup>7</sup>による検出を試みた。

## 2. 研究方法

データセットとして使用する画像を収集し、YOLO11n<sup>8</sup>を利用して特定の水生昆虫種を検出した。データセット用の画像は北海道十勝地域の60地点にてキック・スイープ法で捕獲した水生昆虫をスマートフォンにより撮影した画像を用いた。水生昆虫の捕獲調査を行った期間は2024年4月29日～9月30日で、各調査地において3回の調査を実施した。

モデルの学習には、収集した画像のうち、カゲロウ目が撮影されていた84枚の画像を使用し、Roboflow<sup>9</sup>を利用してアノテーション作業を行った。アノテーション済みの画像は教師データ66枚、検証データ18枚に分け、テストデータには学習データ（教師、検証）とは異なる画像を7枚使用した。YOLO11nの学習は、Google Colaboratory (T4 GPU) を用いて実施した。学習は、画像サイズ640×640ピクセルにリサイズし、バッチサイズ16、エポック数200、スケール0.5で実行した。損失関数は、予測したバウンディングボックスと正解ボックスの位置ずれを評価するbox\_loss, 検出した物体のクラス分類誤差を示すcls\_loss, およびバウンディングボックスの位置推定誤差を確率分布として評価するdfl\_lossを使用し、いずれの損失関数も教師データと検証データそれぞれについて算出した。また、評価指標は、モデルがPositiveと予測したデータのうち、実際にPositiveであった割合を表すprecision, 実際にPositiveなデータのうち、Positiveと正しく予測した割合を表すrecall, これらから算出される検出精度の指標であるmAP50とmAP50-95を用いた。

\*東京農工大学大学院 先進学際科学府 (Graduate School of Advanced Interdisciplinary Science, Tokyo University of Agriculture and Technology)

\*\*帯広畜産大学 環境農学研究部門 (Division of Environmental Agricultural Sciences, Obihiro University of Agriculture and Veterinary Medicine)

キーワード：深層学習, 水生昆虫, 物体検出

### 3. 結果及び考察

YOLO11n の学習結果を図 1 に示す。教師データに対する `box_loss`, `cls_loss`, `dfl_loss` はいずれもエポックの進行とともに減少し、モデルの検出性能と分類性能は向上した。検証データに対しても同様の傾向が見られ、過学習は生じていない。

モデル性能の評価指標は、`precision` および `recall` が 50 エポック付近まで増加したが、それ以降は不安定に増減を繰り返した。`mAP50` も同様に 50 エポック付近までは増加したが、それ以降は 0.3~0.5 の範囲で増減を示した。一方で、`mAP50-95` は学習全体を通してわずかずつではあるが着実に上昇した。

次に、テストデータを用いたカゲロウの検出結果を図 2 に示す。本研究で作成したモデルを使用して、カゲロウを検出することができた (図 2a, b)。しかし、複数のカゲロウが重なっている場合 (図 2c) や、カゲロウの見逃し、他の種の水生昆虫類も一部をカゲロウとして検出している場合 (図 2d) が見受けられた。原因の一つとしては、データセットの規模が小さいことが挙げられる。学習に使用した画像枚数が限られていたため、個体の重なりなどに対応できなかった可能性が高い。また、他種を誤検出しないために、カゲロウ目以外の水生昆虫類を識別する能力の向上が必要である。

今後は、分類群ごとに多様な個体画像を収集し、データセットを拡充することで識別性能と検出精度の向上を図り、トンボ目やゲンゴロウ科など他の分類群にも対応可能なモデルの構築を目指す。

#### 4. 参考文献

1. van Klink, R. et al. Emerging technologies revolutionise insect ecology and monitoring. *Trends in Ecology & Evolution*, 37, 872 (2022).
2. Wagner, D. L. (2020). Insect declines in the Anthropocene. *Annual Review of Entomology*, 65, 457–480.
3. Martin-Creuzburg, D., Kowarik, C., & Straile, D. (2017). *Cross-ecosystem fluxes: Export of polyunsaturated fatty acids from aquatic to terrestrial ecosystems via emerging insects*. *Science of the Total Environment*, 577, 174–182.
4. Sánchez-Bayo, F. & Wyckhuys, K. A. (2019). *Worldwide decline of the entomofauna: A review of its drivers*. *Biological Conservation*, 232, 8–27.
5. Teixeira, A. C., Ribeiro, J., Morais, R., Sousa, J. J., & Cunha, A. (2023). A systematic review on automatic insect detection using deep learning. *Agriculture*, 13(3), 713.
6. Venverloo, T., & Duarte, F. (2024). Towards real-time monitoring of insect species populations. *Scientific Reports*, 14, 18727.
7. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* 779–788 (2016).
8. Sharma, S., Rajput, H., & Sharma, A. (2024). Fire classification using YOLO11n model with high accuracy. *Fire*, 8(1), 17.
9. Kakani, P., & Vyas, S. (2023). Automated catalog generation using deep learning. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*. <https://doi.org/10.56726/irjmets44010>

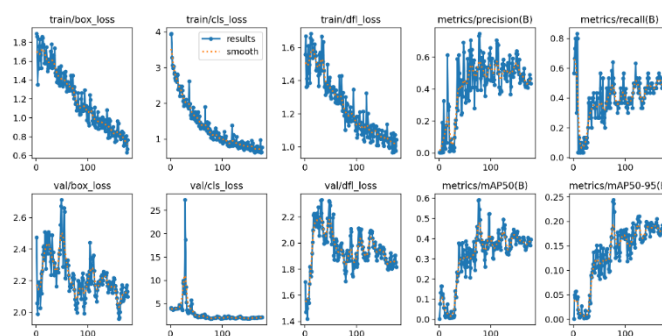


図 1 YOLO11n の学習過程における損失曲線および評価指標  
Loss Curves and Performance Metrics in the Training Process of YOLO11n

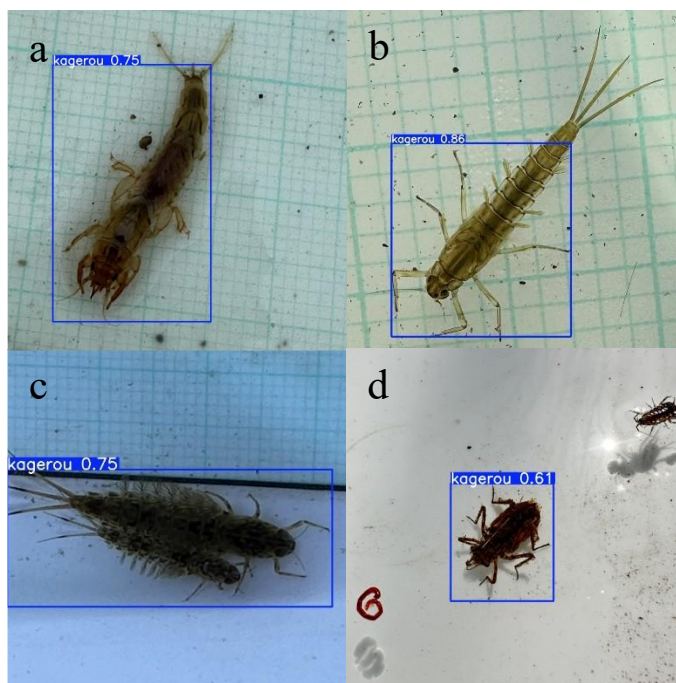


図 2 YOLO11n によるカゲロウの検出結果  
Detection results of *Ephemeroptera* using the YOLO11n.