

トンボを自動モニタリングできるか？—— 深層学習を用いた自動検出・種判定システム

森大佑(宮城大学食産), 藤本泰文(伊豆沼財団), 後藤勲(宮城大学食産)



目的

省労力・短時間・高精度を目指したトンボの自動検出・種判定システムを開発する。

背景

従来手法は時間・労力・精度の面で課題を抱えている。

□ 抜け殻の収集



- ・毎日調査を行う。
- ・天候不良でも決行する。
- ・抜け殻を保存する必要がある。

□ ラインセンサス



- ・精度の面で個人差が生じる。
- ・時間と労力の負担が大きい。

先行研究

自然環境下で検出と判定を行なうシステムはない。

Table 1 Summary of some preceding studies.

	背景差分法	カメラの利用	深層学習
手法			
解像度	最大12Mpx(魚眼レンズ)	不明	128×128pix
検出	○	○	×
判定	×	×	○
撮影環境	自然環境下	自然環境下	プロの撮影
クラス	赤色のトンボ全類	トンボ全類	94種類
精度	93%(Accuracy)	49.5% (Precision)	61.4% (Accuracy)

材料・方法

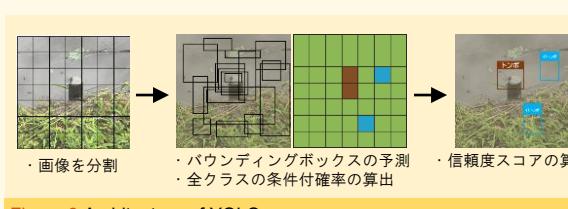
オリジナルデータを用いて、物体検出モデルYOLOを学習した。

□ 宮城県の伊豆沼・内沼でデータを収集した。



Figure 2 A part of the dataset.

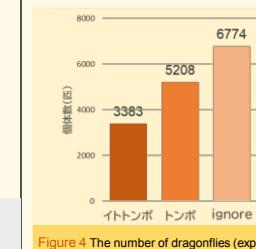
□ モデルはYOLOv3を使用した。



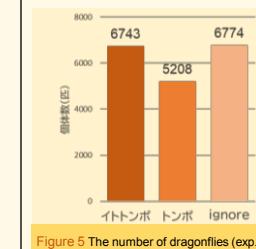
- ・リアルタイムで検出と判定を同時にできる。
- ・物体を一般化して学習できる。
- ・スマートフォンで運用できる。

実験・結果

□ 実験1 オリジナルデータ+誤検出領域



□ 実験2 オリジナルデータ+誤検出領域+データ拡張



考察・展望

□ 汎用性について課題が得られた。

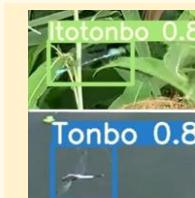


Figure 6 Detection results.

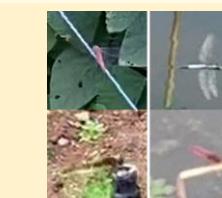


Figure 7 Types of background differences.

- ・自然環境下でトンボを自動で検出・判定できた。
- ・背景の違いがモデルの汎用性に影響を与えた。
- ・背景領域を差し替えて学習することで、多様な環境で検出できる汎用性を高める。

Table 2 Confusion matrix (exp.1).		
ラベル	イトンボ	トンボ
イトンボ	0.78	0.10
トンボ	0.93	0.10
b9FN	0.22	0.07
個体数	338	506

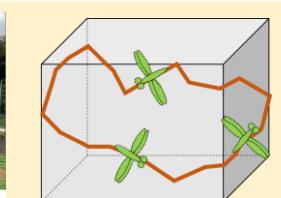
- ・全ラベルにおける検出率は、イトトンボ類78%，トンボ類93%となった。

Table 3 Confusion matrix (exp.2).		
ラベル	イトンボ	トンボ
イトンボ	0.84	0.11
トンボ	0.93	0.09
b9FN	0.16	0.07
個体数	722	529

- ・全ラベルにおける検出率は、イトトンボ類84%，トンボ類93%となった。



Figure 8 Application using the system developed on the study.



- ・ドローンと組み合わせることで、調査の省力化・自動化をさらに進める。
- ・トンボを追跡し、複数軸でとらえることで、なわばりを仮想空間上で表現する。