

高知県の施設ほ場におけるアザミウマ類の 画像認識 AI の検出精度検証

下村文那・山脇美樹・吉田百花・中石一英*・高山智光**
・杉浦綾**・下八川裕司

Verification of the detection accuracy of image recognition AI for thrips in
greenhouses in Kochi Prefecture

Ayana SHIMOMURA, Miki YAMAWAKI, Momoka YOSHIDA,
Kazuhide NAKAISHI*, Tomohiko TAKAYAMA**,
Ryo SUGIURA**, Yuji SHIMOYAKAWA

要 約

高知県の施設ほ場では、ミカンキイロアザミウマ *Frankliniella occidentalis* (Pergande), ヒラズハナアザミウマ *Frankliniella intonsa* (Trybom), ネギアザミウマ *Thrips tabaci* Lindeman, ミナミキイロアザミウマ *Thrips palmi* Karny, チャノキイロアザミウマ *Scirtothrips dorsalis* Hood などのアザミウマ類が発生し、その被害が問題となっている。アザミウマ類を防除する場合、発生種を明らかにすることが重要であるが、経験の浅い生産者や指導者では種の同定が困難である。そこで、物体検出 AI である YOLO を用いて、これら 5 種アザミウマ類を検出可能な画像認識 AI モデルを開発した。本試験では、このモデルを用いて高知県内の施設野菜および花きほ場で粘着トラップに捕虫された 5 種アザミウマ類の検出精度を検証した。その結果、5 種アザミウマ雌成虫および雄成虫の mAP は 89% であり、県内施設ほ場で粘着トラップに捕虫された 5 種アザミウマの虫数を概ね把握可能であることが明らかとなった。

キーワード：アザミウマ類, AI, 物体検出, YOLO, 発生予察

はじめに

高知県では、冬期の温暖な気候を利用した施設栽培が盛んで、ナス、ピーマン、ニラの野菜類やグロリオサ、オキシペタラムなどの花き類、温州ミカンや文旦などの果樹類などが栽培されている。これらのほ場では、ミカンキイロアザミウマ *Frankliniella occidentalis* (Pergande) (以下、ミカン)、ヒラズハナアザミウマ

Frankliniella intonsa (Trybom) (以下、ヒラズ)、ネギアザミウマ *Thrips tabaci* Lindeman (以下、ネギ)、ミナミキイロアザミウマ *Thrips palmi* Karny (以下、ミナミ)、チャノキイロアザミウマ *Scirtothrips dorsalis* Hood (以下、チャノキ) などのアザミウマ類が発生し、葉や果実、花弁などを加害し商品価値を低下させ問題となっている。また、アザミウマ類は植物病原性ウイルスを

* 現高知県農業技術センター茶業試験場

** 農研機構基盤技術研究本部農業情報研究センター

媒介することが知られており、特に上記 5 種のうち、ミカン、ヒラズ、ネギ、ミナミのウイルス媒介によって引き起こされる感染、発病による減収は大きな問題となっている。これらの被害を防ぐためには、アザミウマ類の発生初期から防除する必要があるが、アザミウマ類は種によって有効な薬剤が異なるため^{5, 6, 7, 9)}、適正な防除のためには発生種を明らかにすることが重要である。しかし、アザミウマ類は体長 1mm 前後と微小(図 1) なうえ、形態的な特徴が似通っているため、経験の浅い生産者や指導者では目視による種の同定が困難である。ほ場内におけるアザミウマ類の発生状況をモニタリングする一般的な方法として、粘着トラップを用いる方法がある。この場合、粘着トラップに捕虫されたアザミウマ類を、実体顕微鏡を用いて 1 頭ずつ、種を分類しながら目視計数する必要があるため、捕虫数が多い際の計数作業は、熟練者であっても粘着トラップ 1 枚あたり 30 分以上の時間を要する場合もあり、簡易な同定手法の開発が望まれている。

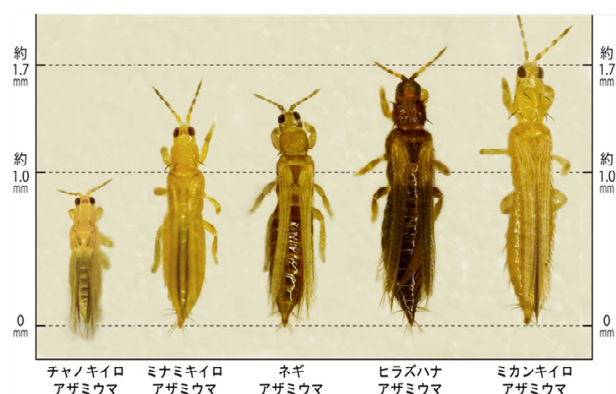


図 1 検出対象の 5 種アザミウマ雌成虫の体長

近年、AI を用いた画像認識技術は大きく進歩しており、YOLO などの物体検出 AI では動画や静止画の中から対象とする物体を高精度かつ高速に検出することが可能となっている⁸⁾。しかし、体長 1mm 前後と小さなアザミウマ類の特徴を捉えるためには、高解像度で撮影した画像が必要である。池本ら⁴⁾はアザミウマ類を画像処理により分類する際、1200dpi の高解像度でスキャンした画像を用いている。一般的な物体検出技術では、高解像度の画像はデータ量が大きいため、並列演算を担う GPU(Graphical Processing Unit)のメモリサイズに合わせて、ある程度処理しやすい大きさに画像をリサイズしてから検出を行う。この場合、高解像度でなければ映

らないような小さな物体の検出は難しいが、洞井ら³⁾は、高解像度画像を分割して物体検出することで小さな物体の検出が可能であることを報告している。また、昆虫の識別においては、スキャナを用いて高解像度で画像化した粘着トラップの画像を分割して検出することで、物体検出 AI を用いたイネウンカ類の发育ステージ毎の種の分類および計数作業の自動化が高精度で実現されており¹⁰⁾、検出対象としては小さな昆虫の種識別についても AI の利用が進みつつある。

そこで筆者らは、高山ら¹⁰⁾の手法を応用し、粘着トラップをスキャナを用いて高解像度で画像化し、粘着トラップに捕虫されたミカン、ヒラズ、ネギ、ミナミ、チャノキの 5 種アザミウマ類を種別に検出可能な画像認識 AI モデルを開発した。本試験では、開発した AI モデルを用いて、高知県内の施設野菜および花きほ場で粘着トラップに捕虫された 5 種アザミウマ類の検出精度を検証した。

材料および方法

AI モデルの学習

ほ場内に設置し、アザミウマ類を捕虫した黄色粘着トラップ(ホリバーYellow, アリスタライフサイエンス株式会社)を食品保存用ラップ(サランラップ, 旭化成ホームプロダクツ株式会社)で包み、両面を縮小光学系のフラットベッドスキャナ(GT-X830, EPSON)を用いてアザミウマの種毎の特徴を判別可能な解像度である 2400dpi で画像化した。これを 864×864 画素になるように 264 分割(縦 24 分割, 横 11 分割)し、分割した画像 26,512 枚(粘着トラップ約 50 枚, アノテーションした 5 種アザミウマ類 9,724 個体分)を用いて YOLOv7¹⁾の学習済みモデルを再学習することで、アザミウマ類の AI モデルを作成した。学習時のパラメーターは、ネットワーク入力サイズ(入力画像サイズ)864×864 画素, バッチ数(batch)64, バッチの分割数(subdivisions) 16, 学習の回数(イテレーション数) 24,000 回とした。この AI モデルを用いて次の試験を実施した。なお、本試験における検証時の閾値は、YOLOv7 の既定値である 0.25, および、実用時の設定値を想定した 0.5(F 値が最も高い値を示した時の閾値)の 2 通りで検証した。いずれの試験も NVIDIA TITAN RTX(24GB)の GPU を搭載したパソコンを用いた。

試験 1 モデルの検出精度の検証

開発したモデルの精度を検証するため、次の方法で試験を行った。2023 年 4～6 月にアザミウマ類が発生している高知県内の施設野菜 10 ほ場および施設花き 4 ほ場に 3～10 枚の黄色粘着トラップを 7～12 日間設置した。粘着トラップは、モデルの学習用画像と同様、食品保存用ラップに包んで回収し、各ほ場から任意の 1 枚の粘着トラップを対象に、両面をフラットベッドスキャナを用いて解像度 2400dpi で画像化した。これら 28 枚のスキャナ画像を 864×864 画素になるように粘着トラップの粘着部分を格子状に 264 分割した。分割後の 7,392 枚の画像について、ミカン、ヒラズ、ネギ、ミナミ、チャノキのそれぞれの雌成虫と、これら 5 種の雄成虫を 1 クラスにまとめた計 6 クラスに分けてアノテーションし、正解データを作成した。なお、雄成虫で種の区別をしなかったのは、スキャナ画像上では雄成虫の種判別は困難であることと、雄成虫は次世代の個体数変動への影響が小さいことから、種毎のほ場内密度のモニタリングや発生予測を目的とした場合は、実用上は雄成虫を 1 クラスにまとめても特に問題ないと考えられるためである。これを開発した AI モデルを用いて推論を実行し、アザミウマ類の正解データに対する検出精度を検証した。精度検証には、クラス毎の平均適合率(Average Precision, 平均適合率 $=\int_0^1 p(r)dr$, 平均適合率が高いことはモデルの性能が高いことを示す), mAP(mAP は平均適合率の平均値を示す), 適合率(Precision, 適合率=真陽性/(真陽性+偽陽性), 適合率が高いことは誤検出が少ないことを示す), 再現率(Recall, 再現率=真陽性/(真陽性+偽陰性), 再現率が高いことは見落としが少ないことを示す), F 値 (F1-score, F 値は適合率と再現率の調和平均を示す)を用いた。なお、正解データにおける種毎のアノテーション数は、ミカン 54, ヒラズ 759, ネギ 850, ミナミ 121, チャノキ 92, 雄 1,872 であった。

試験 2 アザミウマ類の発生状況の異なるほ場における検出精度の検証

アザミウマ類の発生状況が異なるほ場において、検出精度の違いがあるのかを検証するため、次の方法で試験を行った。試験 1 で作成した 14 ほ場分の粘着トラップの分割画像 7,392 枚を、各ほ場の粘着トラップ毎になるように 528 枚ずつに分け、試験 1 と同様に正解データを作成した。これを開発した AI モデルを用いて粘着トラ

ップ毎に推論を実行し、アザミウマ類の正解データに対する検出精度を検証した。精度検証には、適合率、再現

結 果

試験 1 モデルの検出精度の検証

アザミウマ類に対する平均適合率はミカン、ヒラズ、ネギ、ミナミ、雄でそれぞれ 95%, 96%, 94%, 82%, 96%と高かったものの、チャノキは 73%とやや低かった。5 種雌成虫および雄成虫の mAP は 89%と高かった。適合率、再現率、F 値については、閾値(AI モデルが意思決定を行う際の基準として、確信度が閾値以上であれば特定のクラスであると判断するための値)0.25 のときそれぞれ 81%, 93%, 87%で、実用時の設定値を想定した閾値 0.5 では、それぞれ 89%, 88%, 89%といずれも高かった(表 1)。

試験 2 アザミウマ類の発生状況の異なるほ場における検出精度の検証

閾値 0.25 における粘着トラップ毎の適合率は 73～90%と一部でやや低い事例も見られたが、再現率は 90～100%と高かった。F 値は 82～94%であった。閾値 0.5 における適合率は 83～100%, 再現率は 80～100%, F 値は 82～100%と、いずれも 80%以上を示した(表 2)。なお、虫種毎の発生ほ場数は、ミカン 1 ほ場、ヒラズ 12 ほ場、ネギ、10 ほ場、ミナミ 7 ほ場、チャノキ 3 ほ場であった。

表 1 開発した AI モデルの検出精度

平均適合(%)	ミカン	95
	ヒラズ	96
	ネギ	94
	ミナミ	82
	チャノキ	73
	雄	96
mAP(%)		89
閾値0.25	適合率 (%)	81
	再現率 (%)	93
	F値 (%)	87
閾値0.5	適合率 (%)	89
	再現率 (%)	88
	F値 (%)	89

表 2 各ほ場に設置した粘着トラップの検出精度

ほ場	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
品目	ナス	キュウリ	キュウリ	ピーマン	ピーマン	ピーマン	ピーマン	ニラ	ニラ	ニラ	グロリオサ	トルコギキョウ	オキシペタラム	オキシペタラム
主な発生種	ヒラズ'	ミナミ	ミナミ	ヒラズ'	ミナミ	ヒラズ'ミナミ	ミナミ	ネギ'	ネギ'ヒラズ'	ヒラズ'ネギ'	ミカン	チャノキヒラズ'ネギ'	ヒラズ'	ヒラズ'
正解ラベル数	ミカン	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54	0	0	0
	ヒラズ'	9	2	1	135	0	3	0	4	29	330	2	46	194
	ネギ'	0	0	1	2	0	2	1	539	38	223	0	39	4
	ミナミ	0	21	78	1	8	3	9	0	0	0	0	0	1
	チャノキ	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	89	0	0
	雄	21	41	326	280	15	11	19	182	37	107	116	558	157
	合計	30	64	408	418	23	19	29	725	104	661	172	732	356
閾値0.25	適合率 (%)	73	82	75	86	85	83	79	84	90	77	75	81	84
	再現率 (%)	97	97	90	96	96	100	90	95	97	90	95	92	95
	F値 (%)	83	89	82	91	90	90	84	89	94	83	84	86	89
閾値0.5	適合率 (%)	88	91	84	92	88	89	81	91	95	87	83	90	91
	再現率 (%)	93	92	80	95	91	89	90	90	94	85	91	87	92
	F値 (%)	90	92	82	93	89	89	85	90	95	86	86	88	91

考 察

高山ら¹⁰⁾はAIによる画像認識技術を用いて、粘着板に捕獲したイネウンカ類の自動計数について報告している。それによれば、トビイロウンカおよび若齢幼虫の検出精度は平均適合率が90%以上でF値も86%以上であったことから良好な結果であったとしている。試験1において、チャノキの平均適合率は73%とやや低かったものの、mAPおよび閾値0.25におけるF値は89%および87%であったことから、モデルとしての精度は良好な結果が得られたと考えられる(表1)。また、閾値0.25における粘着トラップ毎のF値はいずれも80%以上を示したことから、県内施設ほ場において、このモデルを用いることにより粘着トラップに捕虫された5種アザミウマの虫数を概ね把握できると考えられた(表2)。また、実用時を想定した閾値0.5においても閾値0.25の時以上の精度を確保できており、実用上でも粘着トラップに捕虫された5種アザミウマの虫数を概ね把握できると考えられた。

試験1の種毎の平均適合率において、チャノキは73%とやや低かった(表1)。チャノキは雌成虫の体長が約0.8mmと他のアザミウマ4種に比べて小さいことから(図1)、他のアザミウマと比較して画像上でのpixel数が少ないため情報が乏しく、認識しづらかったことが原因の一つであると考えられる。ただし、YOLOでは16×16pixel以上あれば、検出可能であるとされており²⁾、

チャノキ雌成虫をアノテーションした場合の矩形は約35×75pixel程度あるため、今後、学習データ数をさらに増やせば、他のアザミウマと同程度の検出精度を確保できる可能性も考えられる。

試験2では、複数の種が混発している場合、アザミウマ類の発生種の違いや発生密度の差が検出精度に影響するのかを検証した。その結果、閾値0.25における粘着トラップ毎の適合率は73~90%と一部でやや低い事例も見られたが、実用時を想定した閾値0.5における適合率はいずれの粘着トラップにおいても80%以上であった。また、再現率およびF値についても80%以上であったことから、いずれの粘着トラップにおいてもアザミウマ類の発生予測に実用可能な検出精度であった。また、発生種の違いや発生程度の差が検出精度に及ぼす影響は小さかった(表2)。

開発したAIモデルは、施設ほ場で発生するアザミウマ類のモニタリングを想定したものであるため、学習データには施設ほ場に設置した粘着トラップのデータのみを用いている。しかし、野外に設置した粘着トラップで利用する場合は、未学習の種のアザミウマ類や他の虫種、葉片、土塊などの異物も付着することが想定される。このような未学習の種のアザミウマ類などの異物は5種アザミウマ類に誤検出される可能性があり、検出精度が低下すると考えられる。今後は、野外に設置した粘着トラップの画像データを追加して学習させることで、野

外におけるアザミウマ類の発生活動調査などへの活用にも期待できる。

開発した AI モデルを搭載したアザミウマ検出ソフト「AZdetector」を用いて検出すると、GPU メモリ 6GB のパソコンでは、AI による検出時間は粘着トラップ片面あたり約 15 秒であった。スキャナでの読み取りは、2400dpi という高解像度での画像化が必要なため、粘着トラップ片面あたり 5 分程度を要するものの、これまでの顕微鏡下における目視調査と比較すると、大幅な労力軽減が見込める。また、スキャナでの読み取り作業や検出ソフトの操作は非常に簡便で、作業者のパソコンスキルやアザミウマ同定技術の熟練度に関係なく、アザミウマ類の発生状況を簡単に把握することが可能である。

利益相反の有無

すべての著者は開示すべき利益相反はない。

引用文献

- 1) Chien-Yao Wang, Alexey Bochkovskiy, and Hong-Yuan Mark Liao(2022). YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors. <https://arxiv.org/pdf/2207.02696>, Accessed 18. May. 2024.
- 2) Darknet/YOLO FAQ https://www.coderun.ca/programming/darknet_faq/, Accessed 18. May. 2024.
- 3) 洞井晋一・小林美貴・沼田直樹(2020). 高解像度画像からの物体検出高速化手法の検討. 情報処理学会, 「マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOM2019)シンポジウム」.
- 4) 池本直矢・寺田賢治・高科勇太・中野昭雄(2016). 画像処理による色や形が類似した微小害虫の高精度分類. 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌). 136(8):1120-1127.
- 5) 古味一洋(2003). 高知県におけるミナミキイロアザミウマの薬剤感受性の状況. 高知県農業技術センター研究報告. 12:21-25.
- 6) 中石一英・近森ちさこ・戸梶加奈子・下元満喜・山下泉 (2019). 高知県の IPM 技術を導入している施設栽培野菜類で問題となっているアザミウマ類とカスミカメムシ類. 植物防疫. 73(7):15-18.
- 7) 西本周代・柿元一樹・井上栄明・柏尾具俊(2006). 鹿児島県内の花きほ場で発生する主要アザミウマ類 3 種 に対する各種薬剤の殺虫効果. 九病虫研会報. 52:49-53.
- 8) Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. <https://arxiv.org/pdf/1506.02640v5.pdf>, Accessed 18. May. 2024.
- 9) 十川和士・渡辺丈夫・伊藤政雄・武智和彦・三浦一芸(2013). 四国におけるネギアザミウマ生殖系統の分布とその薬剤感受性. 植物防疫. 67(12):18-23.
- 10) 高山智光・矢代敏久・真田幸代・桂樹哲雄・杉浦綾 (2021). 粘着板に捕獲したイネウンカ類の自動計数に向けた画像認識技術の検出精度検証. 農業情報研究. 30(4):174-184.

Summary

We developed an AI model that can detect five species of thrips using YOLO which is an object detection AI. In this study, we used this AI model to verify the accuracy of detecting five species of thrips caught in sticky traps at vegetable and flower greenhouses in Kochi Prefecture. As a result, the mAP of female and male adults of the five species of thrips was 89%, and it became clear that it was possible to roughly estimate the number of thrips of the five species caught in sticky traps in the greenhouses.

Key words: Thrips, AI, object detection, YOLO, forecasting

