

パラゴムノキの病害早期検出のための空撮画像診断の初期検討

除補朋樹[†] 彌富仁[†][†]法政大学 理工学部 応用情報工学科

概要

近年、根白腐病は天然ゴムの原料となるパラゴムノキに大きな被害を与えている病気である。現在の現場での診断手法は葉を目視で確認し、感染が疑われる木の根を掘ることによって行うためコストが高く、また感度が低い。そのため、根白腐病に感染したパラゴムノキを迅速かつ正確に診断するための自動診断手法の開発が求められている。本研究ではドローン空撮画像から最先端の物体検出技術である YOLOv7 に追加のデータ拡張を行うことで根白腐病に感染している木の自動検出手法を提案する。パラゴムノキ 11 圃場で撮影された計 1,312 枚の空撮画像を元に解析を行い、提案手法は学習していない未知の圃場の感染木の検出を F1 値で 80.9% という実用的な病害検出能を実現した。



図 1: 対象とするパラゴムノキの空撮画像の例

1 はじめに

近年、石油由来の合成ゴムに変わり破壊・疲労特性やタイヤの補強材との接着性が優れている天然ゴムの重要性の増加が見込まれている [1]。天然ゴムの原料となるパラゴムノキは根白腐病によって大きな被害を受けており、迅速な対応が必要となっている。初期段階の根白腐病は治療が可能であるため早期発見が重要となる。根白腐病は初期から根に菌糸束が確認できるため診断が可能であるが調査にはコストがかかり、目視が可能な葉の黄化やしおれは部分的にのみ症状が現れるため識別が非常に困難である。そのため迅速かつ正確に診断するための自動化手法の開発が求められている。

この課題に対し、衛星画像の解析による広域の健全度診断システムが開発されている [2]。病害が発生している地域と健全地域を複数の衛星の光学センサーデータを用いて解析し、健全度が低下している地域を特定することが可能である。しかし、解像度の不足などの要因で病気の木を特定することはできない。

Preliminary investigation of aerial imaging for early detection of para rubberwood diseaseTomoki YOSUKE[†], Hitoshi IYATOMI[†][†]Department of Applied Informatics, Faculty of Science and Engineering, Hosei University

{tomoki.yosuke.5j@stu, iyatomi@}hosei.ac.jp

近年、画像診断において物体検出技術は深層学習の急速な発展により飛躍的な進歩を遂げており、農業分野で高い検出精度が報告されている [3]。本研究では、ブリヂストンから提供を受けた 11 圃場で撮影されたパラゴムノキの計 1,312 枚のドローン空撮画像および最先端の物体検出技術である YOLOv7 [4] を利用した根白腐病に感染している木を木単位で検出する手法を提案する。

2 データセット

本研究では、株式会社ブリヂストンより提供を受けた 11 圃場で上空からドローンで撮影した 1,312 枚のパラゴムノキの林の空撮画像を解析に用いた。図 1 に空撮画像の例を示す。各画像は専門家によって事前に診断され、根白腐病であると診断された木が 1~4 本写っており、その合計は 1,743 本である。また根白腐病の進行度によって病状が低、中、高の 3 段階に分けられている。このデータセットに対して、病害部分が全て含まれるよう木単位で YOLO フォーマットのアノテーションを付けた。実験に用いる学習データとテストデータの圃場を異なるように分けたデータセットの詳細を表 1 に示す。

表 1: 異なる圃場の場合のデータセット

	画像 [枚]	病害木 [本]	圃場数
train	819	1,134	4
val	156	190	2
test	337	419	5

表 2: 根白腐病の検出能 [%]

	recall	precision	F1-score
(i)	55.4	76.8	64.3
(ii)	69.2	88.1	77.5
(iii)	64.2	92.8	75.9
(iv)	80.0	81.9	80.9
同圃場	75.8	89.7	82.2 (参考)

3 実験

本研究では高い精度と推論速度を兼ね備えた最先端の物体検出モデルである YOLOv7 のうち、精度が最も良い yolov7-e6e の COCO データセット [5] による事前学習モデルを用いた根白腐病の 1 クラス検出を行った。YOLOv7 には元々 data augmentation として、HSV 補強処理、平行移動処理、スケーリング処理、左右反転処理、mosaic 処理 (4 枚の画像をつなぎ合わせて 1 枚の画像を生成)、mixup 処理 [6] が設定されている。本実験ではこれを元に、いくつかの追加の拡張を行い異圃場データセットを用いた「(i) YOLOv7base」「(ii) +vertical flip」「(iii) +rand rotate」「(iv) +both (proposed)」の 4 つの条件で比較実験を行った。また同じ圃場のデータに対する過学習の検証のため、表 1 の train 画像を 8:2 に分割し、2 割を test として用いた同圃場データセットで YOLOv7base の学習を行った。

評価は validation データを用いた予備実験の結果により定めた信頼度スコアが 0.25 を上回る木の検出を行い、検出能の評価には recall, precision, F1-score を用いた。

4 結果と考察

根腐れ病の検出能のまとめを表 2 に示す。同じ圃場のデータを利用した参考結果は、高い検出能を示しているが、同じ識別モデルでも異なる圃場 (i) に対しては大幅に性能が低下している。そのため YOLOv7 単体の本当の検出能はこの F1=64%程度といえる。また提案手法 (iv) は同圃場の結果の症状が中の木に対する診断性能を向上したと考えられる。

図 2 に、提案法 (iv) の具体的な検出結果の例を示す。



図 2: 検出結果の例 (左: 正解ラベル 右: 検出結果)

表 3: 提案法 (iv) の未検出木の内訳

病状	病害木数	未検出数	未検出割合 [%]
低	166	47	28.3
中	144	18	12.5
高	109	19	17.4

人の目では判別の難しい病害の検出が可能になったことが確認できる。

提案法 (iv) の未検出木の内訳を表 3 に示す。病状が低い木の未検出が多いのは病状が軽い木であるほど症状が出ている部分が少なく、健康な木との差が小さいからだと考えられる。また病状が病状が高いものが低下したのは、葉が落ちるなどの要因で木だと判断できなかったと考えられる。

5 おわりに

今回の実験において、data augmentation の調整によって圃場に依存しない高精度なモデル構築が可能であることを確認した。今後は検出性能の向上と誤検出の減少のための学習手法の模索を行っていく。

6 謝辞

本研究の遂行にあたり、データセットの提供をいただいた株式会社ブリヂストン様に厚く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] 株式会社ブリヂストン, “天然ゴム資源「パラゴムノキ」の簡易病害診断技術を確立,” 2015, <https://www.bridgestone.co.jp/corporate/news/2015113001.html> (参照 2023-12-16).
- [2] 株式会社ブリヂストン, “「ゴムの木」の病害診断,” https://www.bridgestone.co.jp/technology_innovation/natural_rubber/para_rubber_tree/ (参照 2023-12-16).
- [3] M. P. Mathew and T. Y. Mahesh, “Leaf-based disease detection in bell pepper plant using yolo v5,” *Signal, Image and Video Processing*, pp. 1–7, 2022.
- [4] C.-Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors,” in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023, pp. 7464–7475.
- [5] T.-Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollár, and C. L. Zitnick, “Microsoft coco: Common objects in context,” in *Computer Vision–ECCV 2014: 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6–12, 2014, Proceedings, Part V 13*. Springer, 2014, pp. 740–755.
- [6] H. Zhang, M. Cisse, Y. N. Dauphin, and D. Lopez-Paz, “mixup: Beyond empirical risk minimization,” *arXiv preprint arXiv:1710.09412*, 2017.