

深層学習モデルを用いた 広角画像からのブドウ葉検出手法の検討

0312021150 三浦 怜

目次

- 研究背景
- 研究目標
- 先行研究
- 関連研究
- 研究の流れ
- 使用技術
- 再現実験
- 誤検出と未検出の調査
- 考察
- 今後の展望
- まとめ
- 参考文献

研究背景

- 近年、農業従事者の人手不足が深刻な問題となっている
- ドローン等を用いた農作業の代替の試みが盛んに行われている
- 先行研究では果樹園の圃場内の作業通路を巡回するドローンにより撮影された広角画像に対して、YOLOとSAHIを用いてブドウ葉の検出を行っていた
- YOLOとSAHIによるブドウ葉検出は改善の余地があった
- ブドウ葉検出精度の向上を目指す

研究目標

ドローンにより撮影された広角画像に対し
深層学習モデルを用いたより高精度の葉の検出手法を提案し、
農業従事者の負担軽減を目指す

先行研究

YOLOとSAHIを用いた広角画像からのブドウ葉検出手法の検討 (齊藤悟, 2024)

- YOLOとSAHIを組み合わせることでブドウ葉検出精度の向上を図る
- SAHIとは、広角画像を切り分け拡大することで、画像内の物体サイズを元画像に比べて相対的に大きくする手法
- 切り分け、拡大した画像をデータセットに追加し、YOLOで学習
- YOLOとSAHIにより、ブドウ葉を検出
- YOLOとSAHIを組み合わせることでブドウ葉検出精度が向上
- 検出漏れや誤検出が確認された

関連研究

A comparable study: Intrinsic difficulties of practical plant diagnosis from wide-angle images (Katsumasa Suwa, Quan Huu Cap, Ryunosuke Kotani, Hiroyuki Uga, Satoshi Kagiwada, Hitoshi Iyatomi, 2019)

- 農場で撮影された広角画像における効果的な病害診断システムを検討
- 葉検出と病害葉診断を一つのモデルで同時に行う場合 (一段階のシステム) と、葉検出と病害葉診断を別のモデルで行う場合 (二段階のシステム) を比較
 - 一段階: SSD512, Faster-RCNN(葉検出と病害葉診断)
 - 二段階: SSD512, Faster-RCNN(葉検出) -> VGG16の改良モデル(病害葉診断)



- 二段階の検出システムの方が、未知のデータに対する精度が高い
- 単一葉の収集が一段階のシステムと比較して容易
- 二段階のシステムの方が適していると考えられる

研究の流れ

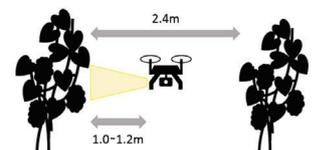


ドローンによる広角画像の撮影

ブドウ園の圃場の作業通路場をドローンが飛行して撮影を行う

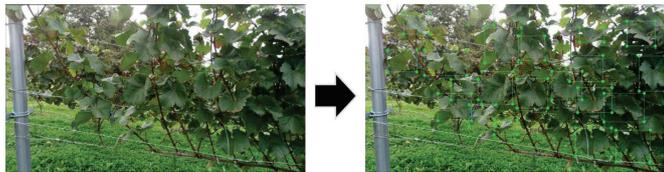
作業通路の幅2.4m
ドローンとブドウ間1.0~1.2m

撮影した動画から広角画像を切り出す



アノテーション

広角画像中のブドウ葉を矩形領域で囲み、ブドウ葉の位置情報データを作成

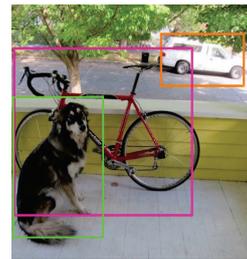


8

YOLO

YOLO(You Only Look Once)
リアルタイム物体検出アルゴリズム

- 検出と識別を同時に行うため処理速度が速い
- 画像全体を学習するため背景と物体の区別がしやすい
- YOLOv8
 - 2023年、ultralytics
 - 新しいbackboneや損失関数、anchor-free detection headの導入
 - 異なるバージョン間の切り替えや性能比較が容易



9

SAHI

SAHI(Slicing Aided Hyper Inference)

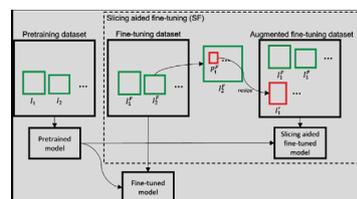
- 小さな物体をより精度良く検出するための手法
 - 事前学習モデルの学習に使われるデータセットの多くが物体のサイズが大きい傾向
 - 物体が小さい場合、精度が悪化する
- ↓
- 画像内の物体が小さくなることを避けるために画像を切り出して拡大
 - 物体のサイズが本来の画像内での比率よりも大きくなる

10

SAHI

学習時: SF(Slicing Aided Fine-tuning)

- 元画像の一部を切り出し、切り出した画像をアスペクト比を維持したままサイズを変更、リサイズした画像をデータセットに追加
- 相対的な物体のサイズが大きくなる

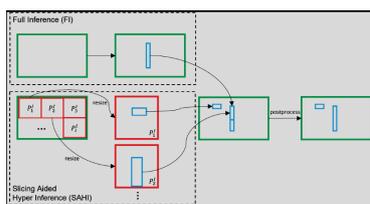


11

SAHI

推論時: SAHI(Slicing Aided Hyper Inference)

- 元画像を切り分け、アスペクト比を維持しながらサイズを変更する
- 画像全体の推論結果と、各切り分け画像に対する推論結果を、NMSを使用し統合

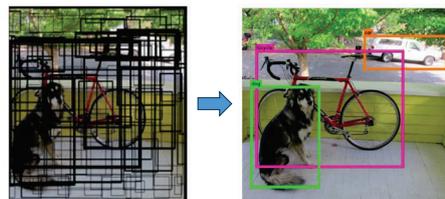


12

SAHI

NMS(Non-Maximum Suppression)

- 検出された多数の物体検出候補の矩形のうち、最も信頼度の高い矩形を残して、他の矩形をすべて除去する



13

再現実験

「YOLOとSAHIを用いた広角画像からのブドウ葉検出手法の検討」の再現実験

1. YOLOのモデルごとのブドウ葉検出精度の比較

- 画像サイズごとのYOLOによるブドウ葉検出精度の比較実験
- SAHIによるブドウ葉検出精度の比較実験

14

再現実験

YOLOのモデルごとのブドウ葉検出精度の比較

- YOLOv8を使用
- YOLOv8には{n,s,m,l,x}の5種類のモデルがある
- これらのモデルは80のクラスを含むCOCOデータセットで訓練済み
- アノテーション済みの広角画像データセットを、モデルごとに学習させ、ブドウ葉検出精度を比較

15

再現実験

データセット

- 先行研究で使用していたデータセットを使用
- アノテーション済みの広角画像49枚のうち、33枚を学習用、6枚を検証用、10枚を評価用に分割した
- 学習用データはデータ拡張を施し、297枚に拡張

データ拡張手法	効果
LUT 変換を用いたコントラスト強調	LUT 変換で画像の輝度値を増加
LUT 変換を用いたコントラスト低減	LUT 変換で画像の輝度値を低減
平滑化	画像の輝度値を平均化
ガウシアンノイズ付加	正規分布表を用いて輝度を変換
Salt&Pepper ノイズ付加	白と黒の点をランダムに付加
ガンマ変換を用いた輝度値増加	ガンマ変換で画像の輝度値を増加
ガンマ変換を用いた輝度値低減	ガンマ変換で画像の輝度値を低減
ヒストグラム均一化	輝度値のヒストグラムを均一化

16

再現実験

学習条件

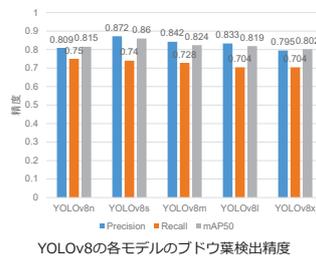
学習画像枚数	297枚
検証画像枚数	6枚
評価画像枚数	10枚
学習回数 (エポック数)	500
バッチサイズ	16
クラス数	1

17

再現実験

実験結果

- YOLOv8sが最も精度が高い
- 先行研究では、YOLOv8nの精度が最も高かった
- 実験環境の違いや、初期パラメータの違いが原因の可能性はある



18

誤検出と未検出の調査

- 評価用データセットでブドウ葉検出を行い、誤検出と未検出のケースを調査
- 学習済みのYOLOv8sを使用
- 評価用データセットには、計577枚のブドウ葉が含まれる
- 誤検出106枚、未検出115枚

評価用データセットにおけるブドウ葉検出結果

		正解ラベル	
		ブドウ葉	背景
予測ラベル	ブドウ葉	462	106
	背景	115	0

19

誤検出と未検出の調査

誤検出のパターン



20

誤検出と未検出の調査

未検出のパターン



21

考察

- 誤検出と未検出の葉のうち、アノテーションミスが約50%の割合で含まれていた
 - テストデータで正しくモデルを評価できない
 - ランダムにデータの分割をしたため、学習用データにもアノテーションミスが含まれていると考えられる
 - 誤検出の原因になる
 - アノテーションの改善が必要
- 未検出の葉のうち、アノテーションは正しいが未検出の葉が約50%ある
 - 未検出の原因調査が必要

22

今後の展望

- データセットの拡張
 - 現在使用しているデータセットは画像が計49枚
- アノテーションの改善
 - アノテーションミスとアノテーション漏れの除去
- アノテーションは正しいが未検出になる原因の調査・対策

23

まとめ

- 深層学習モデルを用いた広角画像からのブドウ葉検出手法の検討
- 先行研究の再現実験を行った
- 誤検出と未検出のパターンを調査した
- 誤検出と未検出のうち、アノテーションミスが約50%含まれていることが分かった
- データセットの拡張とアノテーションの改善、未検出の原因調査・対策

24

参考文献

1. 齊藤悟:YOLOとSAHIを用いた広角画像からのブドウ葉検出手法の検討
岩手県立大学2023年卒業論文(2024)
2. Katsumasa Suwa, Quan Huu Cap, Ryunosuke Kotani, Hiroyuki Uga, Satoshi Kagiwada, Hitoshi Iyatomi: A comparable study: Intrinsic difficulties of practical plant diagnosis from wide-angle images(2019)
3. JosephRedmon, SantoshDlvala, RossGirshick, AliFarhadi:You Only Look Once:Unified,Real-Time Object Detection, Proc of the IEEE on CVPR, pp.779-788 (2017)
4. Fatih Cagatay Akyon,Sinan Onur Altinuc,Alptekin Temizel Slicing Aided Hyper Inference and fine-tuning for small object detection(2022)
5. ultralytics:ultralytics NEW – YOLOv8 <https://github.com/ultralytics/ultralytics>

25