

背景があるブドウ葉画像の 病気識別に関する研究

2025/7/28

小嶋研4年

工藤俊作

研究の背景

- 農業従事者が年々減少しており、人手不足の状態
- ドローンを含むロボット、AI、IoTなど先端技術を活用した「スマート農業」が行われている
- ブドウの木をドローンで撮影した広角画像から、ブドウ葉を抽出し、抽出したブドウ葉の健康状態を識別する
- 本研究では、病害葉検出ではなく、ブドウ葉画像からブドウの**病気の種類の識別**を行う(*)

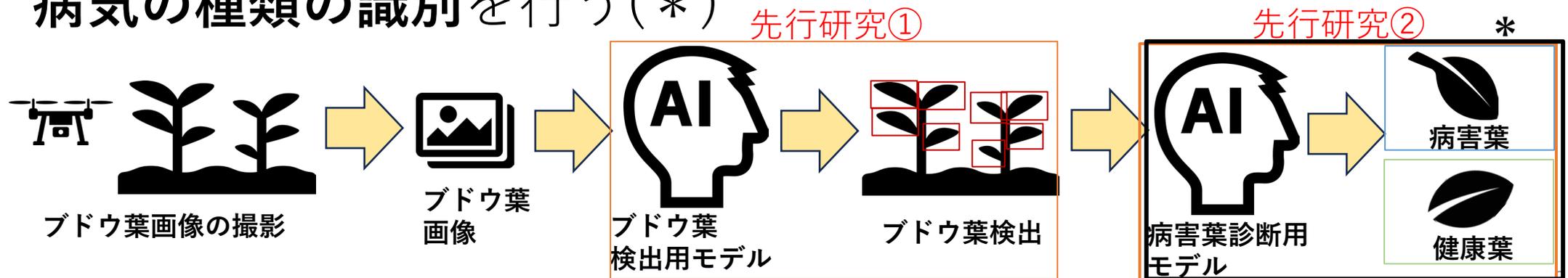


図1. ブドウ葉識別までの流れ

先行研究①

複数の物体検出手法と半教師あり学習によるブドウ葉検出(三浦 怜,2025)[1]

- 複数の物体検出モデルを学習用広角画像で学習する
- ラベルなし広角画像にラベルを付与する
- 物体検出モデルを学習用画像と疑似ラベル付き画像で再学習する
- 広角画像を用いてブドウ葉を検出する

先行研究②

複数の異常検知手法を組み合わせたブドウ葉の健康状態識別手法
(下總有芽,2025)[2]

- 複数の異常検知手法でヒートマップを出力する
- U-Netで異常箇所を予測マスクを出力する
- ヒートマップと予測マスクを結合し、新しいヒートマップを作成する
- そのヒートマップを用いて、ブドウ葉の健康状態を識別する
- **病気の種類までは識別していない**

病気の種類識別についての関連研究

Advancements in deep learning for accurate classification of grape leaves and diagnosis of grape diseases[3]

- PlantVillageデータセット（背景なし）を使用
- 3種類の病気（黒腐病、エスカ病、褐斑病）と健康の計4つのクラスに分類

関連研究で使用されているデータセット

PlantVillageデータセット

- 3種類の病気（黒腐病、エスカ病、褐斑病）と健康の4つのクラスからなるブドウ葉画像データセット
- 背景が単一色（**背景がない**）の一枚のブドウ葉の画像

表1. PlantVillageデータセットの内訳

クラス名	枚数
黒腐病	1180
エスカ病	1383
褐斑病	1076
健康葉	423
合計	4062



図2. PlantVillageデータセットの一例

表2. PlantVillageデータセットにおけるCNNモデルの結果(一部抜粋) [3]

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
VGG-19	1.000	1.000	1.000	1.000
Resnet-50	0.995	0.996	0.996	0.996
Resnet-101	0.995	0.996	0.996	0.996
Efficientnetv2-M	0.996	0.995	0.997	0.996
Efficientnetv2-L	1.000	1.000	1.000	1.000

- どのCNNモデルも 1 に近い精度となっている

研究の目的

- PlantVillageデータセットは、**背景がない**ブドウ葉画像で構成されており、現実の環境に適しているか疑問である
- そこで、現実の環境に近い背景があるブドウ葉画像を用いて病気の識別を行う

背景がある画像での実験①

- Augmented Grape Leaf Disease dataset(AGLD)を使用
- PlantVillageのブドウ葉を背景画像に貼り付けた画像で構成されている**背景あり**のデータセット
- ResNet-50を使用
- 学習率 = 10^{-5} 、エポック数 = 20、50

表3. Augmented Grape Leaf Disease datasetの内訳

クラス名	枚数
黒腐病	4720
エスカ病	4800
褐斑病	4304
健康葉	4230
合計	18034



図3. Augmented Grape Leaf Disease datasetの一例

ResNet[4]

- CNN（畳み込みニューラルネットワーク）は、層を深くすると性能は向上するが、勾配消失問題や劣化問題が発生する
- ResNetは、これらの問題を解決するために、残差ブロックを導入している
- 残差ブロックは、スキップ接続によって入力をそのまま次の層に加算する

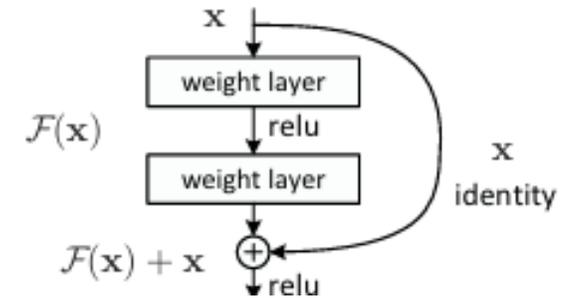


図4. 残差ブロックの構成要素

- 画像認識タスクにおいて大きな影響力を持つモデルかつ、基本的なモデルであるため、本研究ではResNet-50を使用して実験を行う

表4. Augmented Grape Leaf Disease datasetにおける病気の種類ごとの実験結果(エポック数 = **20**)

	precision	recall	F1-score
黒腐病	0.96	0.96	0.96
エスカ病	0.98	0.96	0.97
褐斑病	0.98	1.00	0.99
健康葉	1.00	1.00	1.00

表5. Augmented Grape Leaf Disease datasetにおける病気の種類ごとの実験結果(エポック数 = **50**)

	precision	recall	F1-score
黒腐病	0.98	0.98	0.98
エスカ病	0.99	0.97	0.98
褐斑病	0.99	1.00	0.99
健康葉	1.00	1.00	1.00

表6. PlantVillageデータセットにおける関連研究と再現実験(エポック数=20)の結果及び Augmented Grape Leaf Disease datasetにおける実験結果

	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
関連研究(PlantVillage)	0.995	0.996	0.996	0.996
再現実験(PlantVillage)	0.988	0.990	0.990	0.990
AGLD(エポック数=20)	0.976	0.976	0.977	0.977
AGLD(エポック数=50)	0.986	0.987	0.987	0.987

- 背景なし (PlantVillage) での結果に比べ、背景あり (AGLD) は低い結果となった
- Augmented Grape Leaf Disease datasetは、背景に緑色のブドウ葉が含まれていないため、現実の環境とは少し異なる

実環境に近い背景ありデータセットの作成

- 研究室で所有しているブドウ葉画像を背景にし、PlantVillageの画像を貼り付け、実環境に近い**背景がある**データセットを作成

表7. 作成したデータセットの内訳

クラス名	枚数
黒腐病	2500
エスカ病	2500
褐斑病	2500
健康葉	2500
合計	10000



図5. 作成したデータセットの一例

背景がある画像での実験②

- 作成したデータセットを使用
- 学習率 = 10^{-5}
- エポック数 = 10、20

表8. 作成したデータセットにおける実験結果(エポック数=10)

	precision	recall	F1-score
黒腐病	1.00	0.80	0.89
エスカ病	0.98	0.80	0.89
褐斑病	0.67	1.00	0.80
健康葉	0.99	0.91	0.95
Accuracy	0.876		
Recall	0.876		
F1-score	0.881		

- 褐斑病のprecision、黒腐病とエスカ病のrecallが低くなっている

表9. 作成したデータセットにおける実験結果(エポック数=20)

	Precision	recall	F1-score
黒腐病	1.00	0.84	0.91
エスカ病	1.00	0.80	0.89
褐斑病	0.78	1.00	0.87
健康葉	0.92	1.00	0.96
Accuracy	0.908		
Recall	0.908		
F1-score	0.908		

- エポック数を増やすことによって精度は上がったが、エポック数=10と同様に、褐斑病のprecision、黒腐病とエスカ病のrecallが低い結果となっている

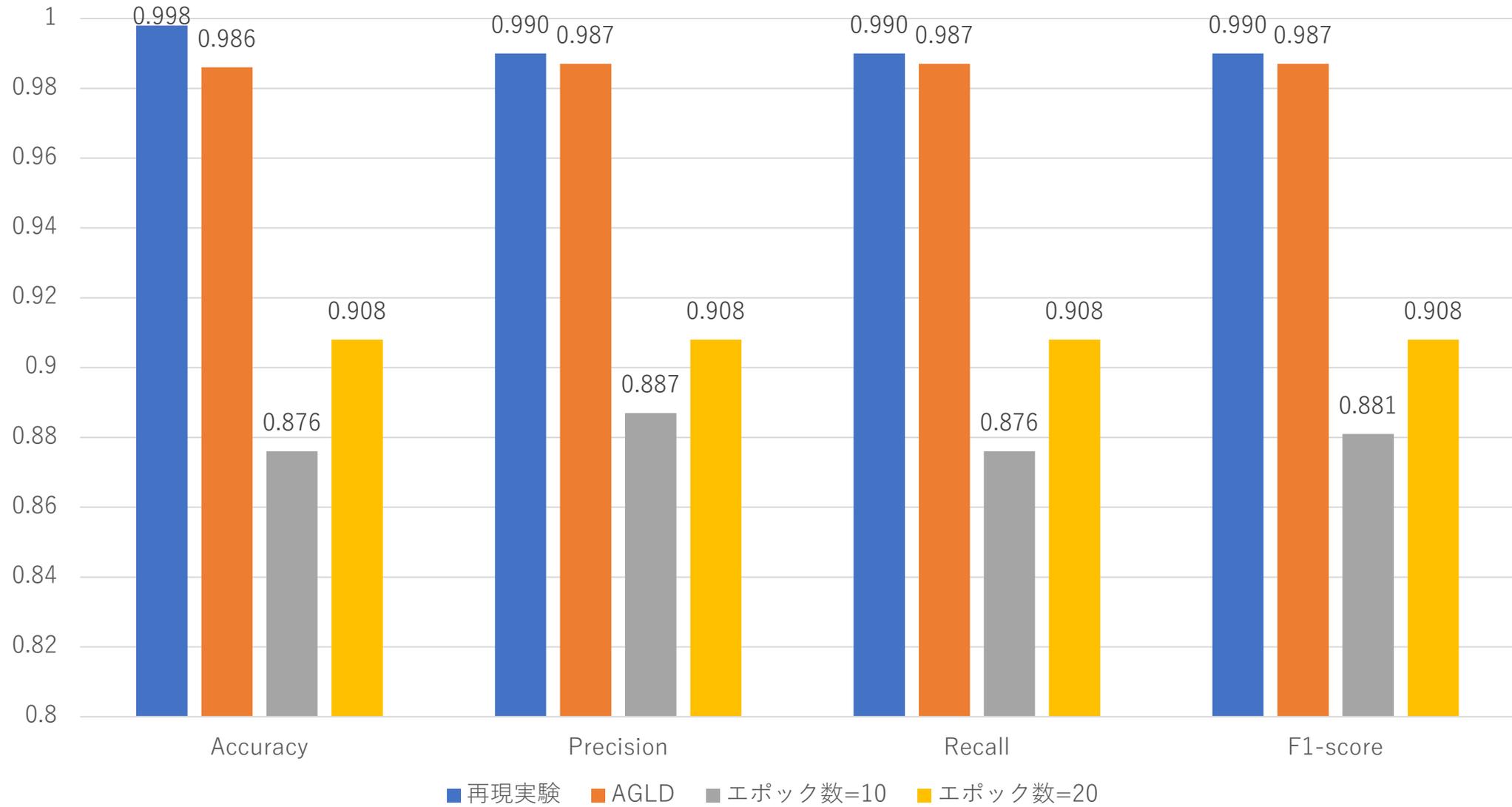


図6. 再現実験、AGLD(エポック数=50)、作成したデータセット(エポック数=10、20)の実験結果の比較

結果の考察

- トレーニングデータには、背景に空が映っている画像が少ないが、テストデータに空が画像半分を占める背景が使用されており、これが原因でうまく分類できていないのではないか
- PlantVillageの画像は256x256、背景画像は400x400のため、葉の周辺以外の特徴を学習しているのではないか

まとめ

- ブドウ葉画像からブドウの病気の識別を行う
- 背景なしと背景ありのデータセットでそれぞれ実験を行った
- 背景ありの方が背景なしに比べ、精度が下がった

今後の展望

- 空が映っている背景画像をトレーニングデータに追加する
- データセットを葉の周辺（256x256サイズ）で作成し、実験を行う
- 葉をマスクして識別する方法の検討

参考文献

[1]三浦怜. 複数の物体検出手法と半教師あり学習によるブドウ葉検出. 岩手県立大学2024年度卒業論文(2025).

[2]下總有芽. 複数の異常検知手法を組み合わせたブドウ葉の健康状態識別手法. 岩手県立大学2024年度博士前期課程論文(2025).

[3] Kunduracioglu, I., Pacal, I. Advancements in deep learning for accurate classification of grape leaves and diagnosis of grape diseases. *J Plant Dis Prot* **131**, 1061–1080 (2024).

<https://doi.org/10.1007/s41348-024-00896-z>

[4] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition.

<https://arxiv.org/pdf/1512.03385>