法政大学学術機関リポジトリ
HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-10-01

大規模データセットを用いた植物病害自動診断システムの評価と調査

SHIBUYA, Shogo / 澁谷, 将吾

(出版者 / Publisher)
法政大学大学院理工学研究科
(雑誌名 / Journal or Publication Title)
法政大学大学院紀要. 理工学研究科編
(巻 / Volume)
63
(開始ページ / Start Page)
1
(終了ページ / End Page)
5
(発行年 / Year)
2022-03-24
(URL)
https://doi.org/10.15002/00025378

大規模データセットを用いた植物病害自動診断システムの評価と調査

EVALUATION AND INVESTIGATION OF AN AUTOMATIC PLANT DISEASE DIAGNOSIS SYSTEM USING A LARGE DATASET

澁谷 将吾
Shogo SHIBUYA
指導教員 彌冨仁

法政大学大学院理工学研究科応用情報工学専攻修士課程

Although many image-based plant disease diagnosis systems have reported high diagnostic performance recently, most of them do not seem to have a proper separation between the training and evaluation images. Because of the potential similarity of images taken in the same field, the true performance of a system where the same field is used training and evaluation images is much worse than it appears. However, no systematic evaluation based on large-scale data has been conducted so far. To suppress overfitting due to such similarity, several attempts have been made to detect regions of interest (ROI), such as leaves, in advance, but no systematic studies have been conducted on their effectiveness. In addition, many of our collaborators have reported a decrease in accuracy due to shooting distance. In this study, we used a total of 221,842 leaf images of four crops from 24 prefectures with reliable labels to investigate (i) the performance bias due to evaluation within the same farm, (ii) the effect of the ROI detection on the performance and (iii) the effect of shooting distance compensation. As a result, even if a large number of training images with sufficient resolution are prepared, diagnostic performance for images in fields different from the training images is greatly degraded due to large differences in image characteristics, i.e., covariate shift. In this situation, the benefit of ROI detection became smaller. A slight improvement in accuracy was confirmed by correcting the shooting distance, but it was not a significant improvement.

Keywords *: plant disease diagnosis, convolutional neural networks, image classification, covariate shift*

1. はじめに

植物病害による被害が報告されており，収穫率の減少，商品価値の低下などを引き起こす．国連食糧農業機関（FAO）は，害虫や病気が世界食糧生産の 20〜40 % の損失につながり，食糧安全保障の脅威となっていると指摘している [1].

現在，植物病害の診断には専門知識や経験が必要とされており，経験が豊かな農家や専門家の目視による判断によって行われている．その場で判断できないものもあり，専門機関による遺伝子検査が主な診断方法となる．そのため現在の診断には人的かつ金銭的コストがかかる．また植物病害による被害を最小限に抑えるためには，病害の早期発見が必要不可欠であり，農薬の散布や病害株の除去など病害に応じた適切な処置が求められる．これより，経験が浅く専門知識のない生産者にとって早期発見は困難となる．このような背景から，農業の分野では安価で迅速な植物病害自動診断システムが求められてきた.

植物病害自動診断へのアプローチとして画像診断をベースとした convolutional neural networks (CNNs) を用いた研究が数多く提案されており，数値上では極めて高精度な診断能が報告されている [2][3]．しかしながら報告のほとんどは学習データと検証データを適切に分けて実験が行われていない．同じ圃場環境で撮影された画像は非常に類似した（背景，構図などの）見た目を持つため，識別器は過学習を引き起こしやすい．真の診断精度は報告された数値よりも悪化することが考えられる．これまでこうした評価の不十分さを指摘し，本質的な診断精度は報告されている数値に遠く及ばないことが一部の論文で報告されているが，大規模データに基づく系統的な検証はこれまで行われていない．一方で先行研究の中には異なる環境による背景の違いが識別精度に大きな影響を与えているのではないかという指摘がある．しかし実際に背景の影響を検証している報告はほとんどなく，異なる圃場に対する精度低下を充分に抑えられてはいない疑いがある．一部の実際に検証している報告 [4] も単一の作物（キュウリ葉）のみで実験されており非常に限られた結果である．強く結論付けるためには，単一の作物ではなく大量データでかつ様々な作物を用いて実験を行うことが必要である．さらに本研究プロジェクトの共同研究先より，実際の環境で診断システムによる診断を行ったところ，対象との撮影距離によって精度

が悪化するとの報告があった．これは適切に別環境による評価を行っていない先行研究ではあまり報告されていない．そのため撮影距離による影響も調査する必要があると考えられる．本報告では日本国内計 24 圃場で撮影された独自の 4 作物の葉画像大規模データセットを用いて，(i) こうした過学習の程度，(ii) その原因の一つとして従来先行研究の中でも挙げられてきた画像背景の影響，研究プロジェクト内から報告されている (iii) 撮影距離の影響について検証した．

2. 実験

本実験では，農水省委託プロジェクト参加地域から提供された 4 種類の作物葉の大規模データセットを用いた．正確な学習用教師ラベルを得るために，各植物に対して専門家の手により病害を接種，あるいは虫を介して感染させ，共感染を避けるために隔離された施設で厳重に管理して育成された作物を撮影したものである．また本データセットは典型的な症状だけでなく感染初期の症状画像も含んでいる．本データセットを用いて先にあげた 3 項目の影響を検証するための以下の実験を行う．

- 実験 1: 検証データの独立性による影響
- 実験 2: 背景除去による効果
- 実験 3: 撮影距離の影響

(1) 実験 1: 検証データの独立性による影響

本実験では，性能検証用の画像の取得元の違いによる比較のため，検証用画像に学習画像と同圃場から撮影された画像群と，別圃場で撮影された画像群を用意した．ここで各画像数は，条件を満たしながらできるだけ多くなるように圃場を選択している．各作物の病気とクラス数の内訳は以下のとおりである．(a) トマトのデータセットは 9 種類の病気（うどんこ病 (PM)，灰色かび病 (GM)，すすかび病 (CLM)，葉かび病 (LM)，疫病 (LB)，褐色輪紋病 (CTS)，青枯病 (BW)，かいよう病 (BC)，黄化葉巻病 (YLC)）と健全 (HE) の計 10 クラス，(b) イチゴデータセットは 3 種類の病気（うどんこ病 (PM)，炭疽病 (AN)，萎黄病 (FW)）と健全 (HE) の計 4 クラス，(c) キュウリのデータセットは 9 種類の病気（うどんこ病 (PM)，灰色かび病 (GM)，べと病 (DM)，褐斑病 (CLS)，つる枯病 (GSB)，斑点細菌病 (BS)，退緑黄化病 (CCYV)，モザイク病 (MD)，黄化えそ病 (MYSV)）と健全 (HE) の計 10 クラス，(d) ナスデータセットは 6 種類の病気（うどんこ病 (PM)，灰色かび病 (GM)，すすかび病 (LM)，褐色円星病 (LS)，半身萎凋病 (VW)，青枯病 (BW)）と健全 (HE) の計 7 クラス．

識別モデルには，精度と識別速度の両立の観点から，近年 ImageNet データセットで高精度を達成している EfficientNet-B4 [5] を用いて，入力サイズは 512×512 とした．前処理にはセンタークロップを適用した後 512×512 へのリサイズを用いた．また学習データに対しては，Online Data Augmentation として水平反転，垂直反転，20 度おきに 360 度回転，画像の 8 割以上を含むようなクロップ，明るさ変更をランダムに適用した．

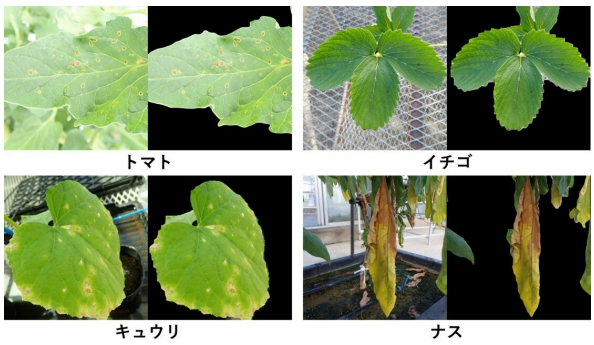

Fig. 1 4 作物対応 AOP の学習に用いた画像ペアの例

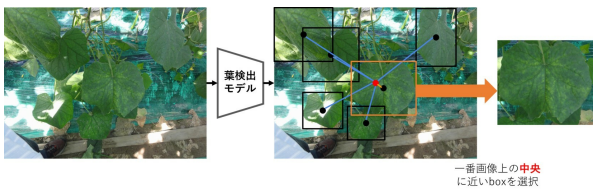

Fig. 2 撮影距離補正の流れ

(2) 実験 2: 背景除去による効果

ROI（＝葉領域）の事前抽出が植物病自動診断において効果があるかどうかを実験 1 で用いた大規模データセットを用いて検証する．ROI の抽出には，高精度な葉領域抽出を実現する Anti-overfitting pre-treatment (AOP) [4] を用いた．AOP は pix2pix [6] を元にした Generative adversarial networks (GAN) [7] に基づく生成モデルである．この葉領域抽出を実現する AOP の学習には，Table 1 で示した学習画像と環境の異なる評価画像に対して排他的なトマト 9,725 枚，イチゴ 2,388 枚，キュウリ 7,881 枚，ナス 8,667 枚の計 28,661 枚の画像を用いた．葉領域抽出の学習に用いた画像のペアの一部を Fig. 1 に示す．実験 1 の学習画像および検証用画像からそれぞれ ROI 抽出を行い，ROI 抽出あり，なしのそれぞれについて，実験 1 と同じ EfficientNet-B4 モデルおよび同じ Data Augmentation を用いて他圃場の画像に対する診断能を比較した．AOP の学習時には，Online Data Augmentation として先行研究でも使用されていた水平反転，垂直反転，回転，クロップ，明るさ変更に加えて，新たに Simple Copy-Paste Augmentation [8] を採用して改良を行った．

(3) 実験 3: 撮影距離の影響

先行研究ではあまり指摘がされていないが，本研究プロジェクトで報告が多い撮影距離の影響について調査をした．実験 3 のみ研究プロジェクトから特に指摘が多かったイチゴとキュウリの 2 作物のみを対象に検証を行った．実験 3 では物体検出手法を用いて葉を検出するモデルを作成する．そしてその葉検出モデルを用いて画像上に写る葉を検出した後に識別対象と思われる葉を選択し，クロップを行う．具体的には Fig. 2 のように葉領域として検出された box の中心点と，入力画像の中心点とのユークリッド距離をそれぞれ計算し，その中で最小である box の中心点を学習および診断対象の葉としてク

Table 1　4 作物の植物病害葉データセット詳細．(*) は撮影された圃場の数を表している．例えば (6) は 6 つの圃場で撮影されたことを示す．

ID /_Name	Tomato			Strawberry			Cucumber			Eggplant		
	Train	Test		Train	Test		Train	Test		Train	Test	
		Same	Other		Same	Other		Same	Other		Same	Other
0_HE	7,307 (6)	813	2,994	9,440 (6)	1,032	578	14,383 (5)	1,633	9,606	9,784 (4)	1,122	831
1_PM	4,009 (5)	481	4,250	1,770 (6)	182	893	6,211 (4)	667	4,265	6,782 (4)	772	861
2_GM	8,427 (3)	900	571				581 (1)	62	196	920 (1)	104	166
3_AN				3,333 (5)	368	609						
4_CLM	3,504 (3)	370	1,809									
5_LM	2,462 (3)	261	151							2,363 (2)	260	326
6_LB	1,841 (1)	198	640									
7_DM							6,244 (3)	709	3,965			
8_CLS							6,864 (4)	701	3,949			
9_CTS	1,547 (2)	185	1,350									
10_LS										4,847 (3)	505	118
11_FW				2,316 (5)	292	227						
12_GSB							1,320 (2)	163	957			
13_VW										2,856 (2)	320	290
14_BW	1,972 (4)	214	412							3,093 (3)	322	450
15_BS							3,914 (2)	414	1,274			
16_BC	3,535 (1)	404	33									
17_CCYV							5,339 (1)	630	444			
18_MD							24,209 (1)	2,651	2,142			
19_MYSV							13,780 (4)	1,576	7,335			
20_YLC	4,044 (4)	469	1,746									
Total	38,648	4,295	13,956	16,859	1,874	2,307	82,845	9,206	34,133	30,645	3,405	3,042

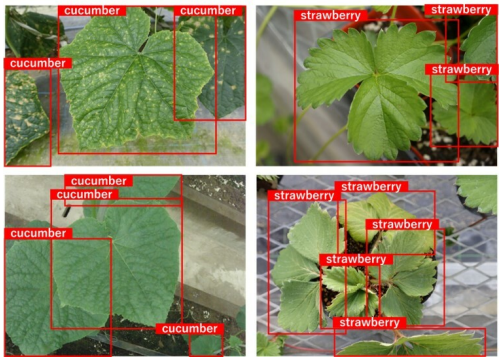

Fig. 3　葉検出のためのデータセットの例

ロップする．物体検出モデルの学習には同様に Table 1 で示した各テスト画像とは完全に排他的なイチゴ 1,323 枚，キュウリ 41,035 枚を用いた．葉検出の学習に用いた画像と，検出ラベルである Bounding Box の例を Fig. 3 に示す．本実験では葉検出モデルとして yolov5[9] を採用した．

3.　結果・考察

学習画像に対して同じ圃場と異なる圃場の評価データそれぞれに対する識別精度の比較を Table 2 に示す．また背景除去による効果も同様の Table 2 に示す．

(1)　実験 1・2 の結果

Table 2 より，同一圃場画像での評価では正解率，F 値ともに他の文献で報告されているものと同様，約 99% となったが，別圃場についてはどの作物においても大幅に低下している．植物病の画像診断は，病徴が小さくあいまいで，covariate-shift が顕著であることに起因する学習データへの過学習が明らかになった．同じ圃場を評価画像とした場合の診断精度は，こうした covarieate-shift の影響を受けないため，極めて高い診断精度を実現できているが，これは明らかに現実的なシナリオとは異なり，学習データに類似したケースにのみ達成できる“本物ではない”性能である．

また AOP による葉領域の抽出により正解率，F 値ともに若干の改善が確認される作物もあるが劇的な改善はなく，過学習の主な原因であるとは言えない．一部の画像に対して背景に過学習し，それを遮断することで一定の精度向上が得られていたと考えられる．

(2)　実験 3 の結果

検出モデルを活用した撮影距離の補正による結果を Table 3 に示す．キュウリ葉は距離補正によって若干の精度向上が確認され，AOP と同等の改善が見られた．イチゴ葉は AOP での場合診断精度は低下してしまったのに対し、距離補正を行うことで精度の改善が確認できた．AOP では背景の影響を抑えることができても複数の葉をまとめて注目領域として出力してしまう．それに対し撮影距離の補正は注目すべき葉を絞っているため

Table 2　診断精度の比較．(+ROI) は AOP による背景除去を前処理として用いた場合を表している．

Metric	Test Field	Tomato (10 class)	Strawberry (4 class)	Cucumber(10 class)	Eggplant (6 class)
Micro Acc. [%]	same farm	99.1	99.6	98.8	98.9
	other farm	84.1	88.3	61.7	81.6
	other farm (+ROI)	83.6	86.5	63.9	82.2
Macro F1. [%]	same farm	99.0	99.5	98.2	98.9
	other farm	65.2	87.6	45.3	76.3
	other farm (+ROI)	66.4	85.0	48.1	76.0

Table 3　距離補正による診断精度の比較．(+ 距離補正) は前処理として撮影距離補正を行った場合を示す．

Metric	Test Field	Strawberry(4 class)	Cucumber(10 class)
Micro Acc. [%]	other farm	88.3	61.7
	other farm (+ROI)	86.5	**63.9**
	other farm (+ 距離補正)	**89.5**	63.6
Macro F1. [%]	other farm	87.6	45.3
	other farm (+ROI)	85.0	**48.1**
	other farm (+ 距離補正)	**88.8**	47.9

AOP よりも安定して精度が向上できるのではないかと考えられる．しかしながら本手法でも大幅の改善は見られなかったため，過学習の主原因とはいえない．

4. おわりに

大規模な植物病害データセットを作成し，(i) 別環境データを用いた実用的な評価，(ii) 背景の影響，(iii) 撮影距離の影響について調べた．数多くの報告が学習データと評価データの類似性により正しく評価が行われていないことを複数作物のデータを用いて強く結論付けることができた．我々が目指すべき目標は様々な環境の変化にも対応できる頑健な植物病害自動診断システムであり，適切な評価データで提案手法などを模索していくべきである．

また本報告では過学習の抑制として先行研究で懸念されていた背景の影響，共同研究先より指摘のあった撮影距離の影響について調査した．どちらも大幅な改善が確認できなかったことより過学習の主原因ではなかった．別環境データによる精度の低下は特定の問題が主原因という訳ではなく，様々な原因が少しずつ積み重なっていると考えられる．そのため背景の抑制や撮影距離の補正などは全く意味のないものではなく，組み合わせて用いることで積み重なる過学習の一要因を抑制する有効な手段になると考えられる．

謝辞

本研究は JSPS 科研費 基盤研究（C）17K08033, (2017-2020) の助成を受けたものである．

参考文献

[1] J. Boulent, S. Foucher, J. Théau, and P.-L. St-Charles, “Convolutional neural networks for the automatic identification of plant diseases,” *Frontiers in plant science*, vol. 10, 2019.

[2] S. P. Mohanty, D. P. Hughes, and M. Salathé, “Using deep learning for image-based plant disease detection,” *Frontiers in plant science*, vol. 7, p. 1419, 2016.

[3] T. Hiroki, R. Kotani, S. Kagiwada, U. Hiroyuki, and H. Iyatomi, “Diagnosis of multiple cucumber infections with convolutional neural networks,” in *2018 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR)*, pp. 1–4, IEEE, 2018.

[4] T. Saikawa, Q. H. Cap, S. Kagiwada, H. Uga, and H. Iyatomi, “Aop: an anti-overfitting pretreatment for practical image-based plant diagnosis,” in *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 5177–5182, IEEE, 2019.

[5] M. Tan and Q. V. Le, “Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks,” *arXiv preprint arXiv:1905.11946*, 2019.

[6] P. Isola, J.-Y. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, “Image-to-image translation with conditional adversarial networks,” *IEEE Proc. CVPR*, pp. 1125–1134, 2017.

[7] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, “Generative adversarial nets,” *Advances in neural information processing systems*, pp. 2672–2680, 2014.

[8] G. Ghiasi, Y. Cui, A. Srinivas, R. Qian, T.-Y. Lin, E. D. Cubuk, Q. V. Le, and B. Zoph, “Simple copy-paste is a strong data augmentation method for instance segmentation,” in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and*

Pattern Recognition, pp. 2918–2928, 2021.

[9] G. Jocher, A. Stoken, A. Chaurasia, J. Borovec, NanoCode012, TaoXie, Y. Kwon, K. Michael, L. Changyu, J. Fang, A. V, Laughing, tkianai, yxNONG, P. Skalski, A. Hogan, J. Nadar, imyhxy, L. Mammana, AlexWang1900, C. Fati, D. Montes, J. Hajek, L. Diaconu, M. T. Minh, Marc, albinxavi, fatih, oleg, and wanghaoyang0106, "ultralytics/yolov5: v6.0 - YOLOv5n 'Nano' models, Roboflow integration, TensorFlow export, OpenCV DNN support," Oct. 2021.