

2段階転移学習によるナス病害自動診断システム開発の試み

田邊 肇比古[†]鍵和田 聡[‡]宇賀博之[§]彌富仁[†][†]法政大学 理工学部 応用情報工学科[‡]法政大学 生命科学部 応用植物科学科[§]埼玉県農業技術研究センター

概要

植物病害を画像認識技術を用いて検知し被害を低減しようという試みが行われている。近年の画像認識においては、事前に大量の一般的な画像で学習された深層学習モデルを流用し、新たなモデルを構築する転移学習を用いることで識別精度の向上が図られている。本報告では、植物病害に特化した識別器の実現を目標に、2段階の転移学習を用いた手法を提案する。ナス葉を用いたナス病害識別器に対して植物画像を用いた2段階転移学習を適用することで、精度の向上を確認した。

1 はじめに

現在の植物病害の診断は、豊富な経験や専門的な知識を持つ農家や専門家による目視の診断、遺伝子検査などによって行われているため、人的かつ金銭的コストがかかることが課題となっている。こうした背景から植物病害の被害を抑えるために植物病害の自動診断システムの研究が行われている。近年では画像認識に特化した深層学習手法である convolutional neural networks(CNNs)を用いたシステムが提案されており、キュウリ葉に対する病害診断において高い識別精度を達成している [1]。また、物体検出と認識を同時に行える single shot multibox detector [2] 等を用いたトマトの病害診断の研究でも高い診断精度を達成している [3]。これらの研究で提案されているモデルは転移学習 (fine-tuning) が用いられており、識別精度の向上に大きく貢献している。また利便性とその質的、量的な実用性の高さから、事前学習に用いられる画像は多くの場合、ImageNet と呼ばれる一般物体認識用のデータセットで

Development of Automated Diagnosis of Eggplant Diseases with Two-Step Fine-Tuning

Hatsuhiko TANABE, Satoshi KAGIWADA, Hiroyuki Uga and Hitoshi IYATOMI

Applied Informatics, Science and Engineering, Hosei University

184-8584, Koganei, Tokyo, Japan

{hatsuhiko.tanabe.7n@stu., iyatomi@}hosei.ac.jp



キュウリ

トマト

ナス

図 1: データセットに含まれる植物画像の例

ある。この fine-tuning 手法を工夫し、植物由来のより効果的な局所特徴を得ることができれば、さらなる性能向上が期待できる。本報告では、植物病害診断用の新たな fine-tuning を用いた手法として2段階の fine-tuning を提案し、どのような fine-tuning が効果的かをナス葉を用いた CNNs 病害識別器を構築することで検証した。

2 手法

本研究では、提案手法である2段階 fine-tuning を用いて、ナス葉を基にしたナスの病害識別器の構築を行った。また、提案手法の有用性の検証のためこれまで用いられてきた fine-tuning 手法との比較実験を行った。

2.1 データセット及び前処理

農林水産省委託プロジェクト研究「人工知能未来農業創造プロジェクト」より提供されたナス、トマト、イチゴと、埼玉県で撮影されたキュウリ、小松菜、枝豆、ズッキーニの葉の画像を使用した。

ナスの病害識別器構築のために、1箇所の圃場で撮影された青枯病 223 枚、うどん粉病 1,665 枚、健全葉 303 枚の計 2,191 枚のナス葉画像を用いた。この画像を用いて後述の識別器を構築し、提案する2段階 fine-tuning の効果を評価する。Fine-tuning 用のデータセットとして、「キュウリ葉」と「多種野菜葉」の2つのデータセットを用いた。キュウリ葉データセットは、7種類のウイルス病害と健全各 1,000 枚の計 8,000 枚のキュウリ葉

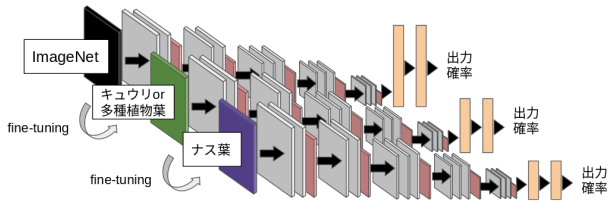


図 2: 2 段階 fine-tuning の流れ図

画像から構成される。多種野菜葉データセットは、キュウリ 8,000 枚、トマト 2,692 枚、イチゴ 579 枚、小松菜 91 枚、枝豆 204 枚、ズッキーニ 65 枚の計 11,631 枚からなる。これらのデータセットに含まれる画像の例を図 1 に示す。

また、データセットの各画像は、224×224pixels にリサイズした。さらに、学習画像を 10 度刻みに 360 度回転と水平反転処理を加え、学習画像を 72 倍にするかさ増しを行った。

2.2 2 段階 fine-tuning

本実験の識別器は、VGG16 [4] を参考に構築した。まず、1 段階目として ImageNet を用いて事前に学習されたモデルを上記のいずれかのデータを用いて fine-tuning し、キュウリ葉の病害識別モデル、もしくは野菜葉の識別モデルを構築する。次に、2 段階目として、1 段階目により得られたモデルをさらにナス葉の画像を用いて fine-tuning し、ナス葉の病害識別器の構築を行う。この際、識別器の全ての重みを固定せずに更新する。性能評価は 4-fold cross validation により評価した。2 段階 fine-tuning の流れを図 2 に示す。

3 結果

キュウリ葉、多種野菜葉を使用し 1 段階目で構築した識別器の識別結果を表 1 に示す。また、2 段階目で構築したナス葉の病害識別器の性能評価を行った結果を、fine-tuning で使用したデータセットの種類毎に表 2 に示す。

4 考察

表 2 より ImageNet のみを用いた従来の fine-tuning よりも、植物データを用いた 2 段階 fine-tuning の方が高い精度が得られた。もとより fine-tuning は、Im-

表 1: 1 段階目で構築したモデルの識別結果

| | キュウリ葉 | 多種野菜葉 |
|---------|-------|-------|
| 正解率 [%] | 85.1 | 99.8 |

表 2: Fine-tuning を用いたナス葉の病害識別結果

| データ | 感度 [%] | | 特異度 [%] | 精度 [%] |
|----------------|--------|-------|---------|--------|
| | 青枯病 | うどん粉病 | | |
| ImageNet のみ | 95.5 | 97.3 | 70.8 | 93.2 |
| ImageNet+キュウリ葉 | 96.3 | 97.8 | 80.8 | 95.3 |
| ImageNet+多種野菜葉 | 94.5 | 96.3 | 88.0 | 95.0 |

ageNet といった識別対象とは全く異なるデータセットで学習したものを流用することで精度の向上を図るものであるが、1 段階目で植物のデータセットを使用した fine-tuning を行ったこと。これにより、葉を利用する識別に適した局所特徴を獲得できたことで、2 段階 fine-tuning したナス葉の病害識別の精度、特に特異度（健全葉に対する精度）が大幅に向上したと考えられる。さらに、1 段階目でキュウリ葉データセットを用いた場合、葉の病害部位といった特徴を捉えるようになったことで、感度が向上したと考えられる。一方、多種野菜葉データセットを用いた場合では、複数枚の葉が写り込んでいるものや背景が大きく写り込んだ画像を使ったことにより、葉の形状や生え方といった特徴を捉えるようになったことで、病害に対する感度は若干低下したが、特異度がより向上したと考えられる。

5 おわりに

ImageNet により学習されたモデルを fine-tuning することに加え、植物画像により学習させたモデルを fine-tuning することで、植物病害により特化した識別器の構築が可能であることが示唆された。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 基礎研究 (C) 17K08033、(2017-2020) の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] E. Fujita, Y. Kawasaki, H. Uga, S. Kagiwada, and H. Iyatomi, “Basic investigation on a robust and practical plant diagnostic system,” *Proc.15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, pp. 989–992, 2016.
- [2] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg, “Ssd: Single shot multibox detector,” *European conference on computer vision*, pp. 21–37, 2016.
- [3] A. Fuentes, S. Yoon, S. C. Kim, and D. S. Park, “A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition,” *Sensors*, vol. 17, no. 9, p. 2022, 2017.
- [4] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition,” *CoRR abs/1409.1556*, 2014.