

転移学習を用いた植物病害自動診断システムの試み

藤田恵梨香[†] 川崎雄介[†] 宇賀博之[‡] 鍵和田聡[†] 彌富 仁[†]法政大学[†] 埼玉農業技術研究センター[‡]

概要

現在の植物病害の診断には専門知識が必要であり、主に専門家の目視による観察により行われている。この診断方法には時間やコストを要するため、農業現場では簡単で安価に診断を実施できる方法の確立が求められている。我々はこれまでキュウリを対象に深層学習を用いた病害自動診断システムを構築してきたが、他の農作物も対象にできる汎用的な識別枠組みの開発が求められている。本研究では転移学習を利用し、キュウリの病害識別で用いた畳み込みニューラルネットワークを、トマトの病害識別問題への適用を試み、汎用的な植物病害診断システムの実現可能性について検討する。

1 背景

植物病害は収穫量の減少、商品価値の低下などを引き起こすとされており、被害の大きい病害の一つであるウイルス性植物病害のみにおいても年間被害の試算額はおよそ1,000億円といわれている [1]。植物病害の被害を最小限に抑えるためには速やかに病害株を発見し、適切な処置を施すことが求められる。一方で現在の主な植物病害の初期診断は専門家や農家の目視による観察、あるいは専門機関での遺伝子検査などにより行われている。このような診断方法には専門知識が必要であるため、時間や費用、人的コストが掛かるなどの問題がある。このような背景から、農家や専門家の負担を最小限に抑えるために機械学習を用いた様々な自動診断システムが提案されてきた。しかしながら、いずれにおいても従来の機械学習手法に基づくシステム構築であるため、システム構築者が識別するタスクに応じて有効な特徴量の設定を行う必要があった。また画像認識においては、特徴量抽出のための前処理として領域分割など、様々な手間や問題が伴っていた。近年、深層学習という機械学習手法

が提案されており、その一つである convolutional neural networks(以下 CNNs)[2] は、従来の手法では困難とされてきたこれらの問題を大きく軽減することができる。我々の先行研究 [3] では、「植物病害の診断に伴う生産者、専門家の負担を減らすシステムの構築」を最終的な目標とし、それを実現する第一段階として CNNs を用いてキュウリ葉の画像から植物病害を診断するシステムのプロトタイプを構築した。この先行研究では、キュウリの感染する7種のウイルス病害と健全の8クラス分類において4-fold cross validationによる評価のもと平均正解率83.2%を達成し、農業現場における制約の少ない画像取得法に基づく診断手法が可能であることが示唆された。一方でこのシステムには識別可能な植物がキュウリに限定されているなどの問題があった。そこで本研究では、キュウリ以外の植物病害の診断への拡張を行うため、先行研究で構築したキュウリの植物病害自動診断システムで得られた特徴量を利用し、PlantVillage[4]に含まれているトマト葉の画像を用いてトマトの植物病害自動診断システムを構築した。この実験により、キュウリ葉画像による学習済みモデルを用いることで、新しく植物の診断システムを構築する際に、目的とする植物のデータが少ない場合でも効率的にシステムの構築が可能であるかを検証した。

2 方法

2.1 データセットの作成および前処理

本研究では PlantVillage に含まれているトマト葉画像からデータセットを構築した。このデータセットは Bacterial 感染葉 530 枚, Early Blight 感染葉 230 枚, Late Blight 感染葉 430 枚, Leaf Mold 感染葉 30 枚, Septorial Leaf Spot 感染葉 350 枚, Target Spot 感染葉 750 枚, Yellow Leaf Curl Virus 感染葉 330 枚, 健全葉 540 枚の画像、計 3,400 枚から構成される。各画像は異なる大きさ、アスペクト比の画像が混在していたため、224×224 pixels となるようリサイズ処理をした。また、学習画像に対しては左右反転画像を追加し学習画像の増加をすることで、正解率の向上を図った。前処理の流れ

Basic Investigation on a Plant Diagnosis System using Transfer Learning

[†] Erika Fujita, Yusuke Kawasaki, Satoshi Kagiwada, Hitoshi Iyatomi (Hosei University)

[‡] Hiroyuki Uga (Saitama Agricultural Technology Research Center)

を図1に示す。

2.2 CNNsの概要, 学習

本研究で使用したCNNsは、識別に必要な特徴量を自動的に学習し、それをもとに高い識別精度を実現する[2]。今回用いたCNNsは先行研究[3]で提案したモデルを拡張し、入力層、畳込み層4層、全結合層1層、出力層から構成される。先行研究で提案したモデルに全結合層を追加し、学習時に全結合層の各ノードを $\frac{1}{2}$ の確率で0にするdropoutを実装することにより過学習の抑制を図った。実験に用いたCNNsの構成を図2に示す。CNNsへの入力は 224×224 pixelsのRGB画像であり、出力層では入力が各クラスであると推定される事後確率を得る。本研究では、キュウリ葉から各病害か健全を識別するタスクと本実験のタスクが類似していることから、キュウリ葉により学習されたモデルのパラメータが適応するタスクに対して適していると想定して転移学習を行った。今回、畳込み層の各パラメータは学習済みモデルの値を使用し、学習時には全結合層のパラメータの更新をした。

3 結果

10-fold cross validationの下で評価した結果を表1に示す。表1の()内は、転移学習を行うことで少ないデータセットでも有効に学習出来ることを確認するために10-fold cross validationの学習データと評価データを入れ替えて評価した結果である。また表1の比較手法ではCNNsを学習する際の各パラメータの初期値を平均0分散0.01に基づく値に、提案手法ではキュウリ葉に

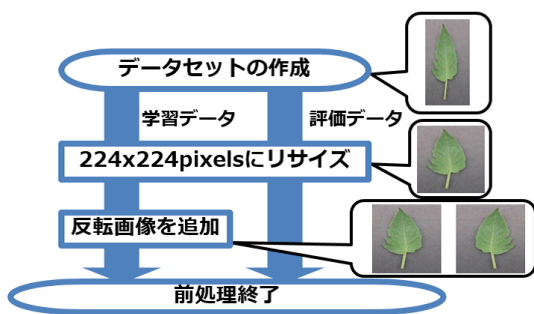


図1 画像の前処理

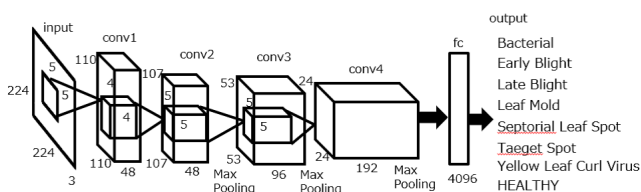


図2 実験に使用したCNNsの構成

表1 トマトの植物病害自動診断システムの識別結果

評価指標	従来手法 [%]	提案手法 [%]
正解率	69.0 (93.0)	83.7 (94.5)
感度 Bacterial	75.3 (96.2)	88.5 (97.8)
感度 Early Blight	18.6 (75.1)	37.0 (75.5)
感度 Late Blight	50.0 (89.2)	73.6 (90.7)
感度 Leaf Mold	41.9 (95.8)	72.9 (91.8)
感度 Septorial Leaf Spot	75.1 (97.3)	93.1 (96.4)
感度 Target Spot	86.9 (93.9)	95.1 (97.4)
感度 Yellow Leaf Curl Virus	57.0 (89.3)	69.5 (93.6)
特異度	88.8 (97.5)	97.7 (98.9)

より学習されたモデルのパラメータとした。表1から10-fold cross validationの下で評価した場合提案手法と比較手法で識別精度に差は見られないが、10-fold cross validationの学習データと評価データを入れ替えて評価した結果から、提案手法である学習済みのモデルを転移学習したモデルのほうが、少ないデータにおいても高い精度での診断を実現できることが示唆された。

4 結論

本研究では転移学習を用いてキュウリ病害識別の学習済みCNNsをトマトの病害識別問題へ適応した結果、7つの病害と健全の8クラス分類において83.7%の平均正解率を達成した。加えて、学習済みCNNsを用いることで目的とする植物のデータが少ない場合でも効率的にシステムの構築が可能であることを示した。

参考文献

[1] K.Ohshima, "Plant potyvirus evolution: the survey of the genetic structure of populations," Uirusu, Vol.62, No.2, pp.151-160, 2012.

[2] A.Krizhevsky, I.Sutskever, G.E Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," Adv. in NIPS, Vol.25, pp.1106-1114, 2012.

[3] E.Fujita et al., "Basic investigation on a robust and practical plant diagnostic system," IEEE Proc. on ICMLA, pp.989-992, 2016.

[4] D. P Hughes, M. Salathe, "An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics," CoRR, abs/1511.08060, 2015.