植物防疫所

病害虫情報

No.122

AI を活用した病害虫識別技術の開発と今後の展望

農業・食品産業技術総合研究機構 農業環境変動研究センター環境情報基盤研究領域農業空間情報解析ユニット長 岩崎 亘典

■はじめに

病害虫の迅速な識別は、営農における適切な防除のために必要であるとともに、植物防疫上も重要である。そのため、ICT (Information and Communication Technology: 情報通信技術)を活用した病害虫診断の効率化が強く求められている。こうしたなか、農林水産省人工知能未来農業創造プロジェクト「AI を活用した病害虫診断技術の開発」が2017年に開始され、筆者らの所属するコンソーシアムにより、5年で人工知能(以下、AI)を活用した病害虫診断を可能とするためのプロジェクト研究を進めている。本プロジェクトでは、以下の3つを達成目標とした。

- 1. 主要野菜で発生する重要病害虫による時系列被害の電子画像取得とデータベースの構築
- 2. データベース化した電子画像を利用し、病害 虫識別を実現する高精度 AI の開発
- 3. AI を用いて生産現場で使用可能な高精度病害 中識別アプリの開発

さらに本プロジェクトでは、広く AI を用いた 病害虫診断技術の普及に貢献するために、構築 した病害虫被害画像データベース(以下、病害 虫被害画像 DB)については改変や再配布さらに は商業利用も可能なオープンデータとして、病 害虫識別 AI については学習のためのプログラム を商業利用可能なオープンソースソフトウェア として、公開することとした。

これにより、病害虫被害画像 DB はデータ活用型農業の基盤情報としての利用が、病害虫識別 AI については他の作物への応用が期待される。本稿では、プロジェクトの現在までの開発の概要と今後の展望について紹介する。

■主要野菜類を対象とした病害虫被害画像 DB の構築

AI にも様々な技術があるが、本プロジェクトでは深層学習の一つである畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Networks, CNN)を用いることとした。CNN は特に画像の分類に広く使われ、高精度の識別が可能であるが、学習には大量の画像が必要である。そこで多種多

様な学習用画像を収集するため、日本各地の24 府県で、トマト、イチゴ、キュウリ、ナスを対象として、約80種(品目間の重複あり)の病害虫被害画像の収集を実施した。画像の収集にあたっては、単離、同定した病原菌や害虫を用いて接種試験を行うことで、高品質の画像データを収集した。収集した画像には、撮影対象となった作物や病害虫名、撮影部位などAIの学習のために必要となる情報を付与した。さらに、収集した被害画像を蓄積、管理するための病害虫被害画像DBを構築し、作業の効率化を図った。2020年9月までに、約30万枚の画像が収集され、AI学習に供されている。

■病害虫識別AIの構築とアプリケーションの開発

前述のように収集、構築した病害虫被害画像 DBを用いて、病害虫識別を行うAI(以下、識別器)の開発を進めている。識別器の開発にあたっては、病害と虫害で被害の様態、識別すべき対象が異なるため、個別のモデル開発を行った。

プロジェクト開始当初に開発したキュウリの病害の識別器では、7種のウイルス病とべと病、そして健全体の8クラスについてそれぞれ約1,000枚の画像を用いて識別器を構築した。構築した識別器の識別感度は、全体で93.6%と高い識別精度を示した(Fujita et al., 2018)。

このように CNN では高い識別精度を示すが、これが「正しく」病害を識別できているとは限らない。図1に、Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) という技術によって、学習済のAI が分類の際に画像のどこに注目しているか可視化した例を示す。

これは識別感度 99.6%のべと病の識別器での注目領域を示したもので、赤や黄色が分類にあたり着目した部分である(青→緑→黄→赤の順に注目度が高いことを示す)。このように、べと病の病徴だけでなく背景やキュウリの茎にも注目していることがうかがえる。これは過学習と呼ばれる現象で、AI が対象とする病害虫の特徴でなく、映り込んでいる背景等の、無関係な特徴を学習してしまったものである。言い換えれ

ば、ハウス A でべと病の被害画像を撮影した場合に、べと病の病徴でなく、ハウス A の特徴を学習してしまった状態である。そのため、異なる条件、例えばハウス B で撮影された画像の識別精度は低下する。

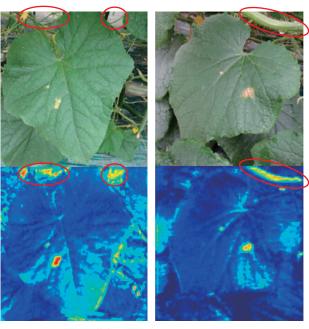


図1 CNN による分類 (注目領域の可視化結果。赤丸で示した背景や茎にも注目している事がうかがえる。)

本プロジェクトでは、識別モデルの改良と、多様な学習データの収集を進めることにより、どのような状態であっても80%以上の識別感度を示す、頑健性の高い識別器の構築を進めている。

■病害虫識別アプリケーションの開発と検証

主に一般農業者向けに、病害虫識別アプリケーションの開発を行っている。アプリの開発にあたっては必要最低限の機能を実装するとともに、直感的な操作が可能なユーザインターフェイスを構築することとした。図2にプロトタイプア



図2 プロトタイプアプリケーションの画面 左:初期画面、右:識別例

プリの初期画面と識別結果を示す。

初期画面は大きなアイコン、文字、背景色を使うことにより、明瞭に機能を区別でき、利用したい機能が直感的に理解できるようにした(図2左)。診断結果については、単独の結果を示すのではなく、確率の高いものから候補が表示される。また、参考となる被害画像例や、防除に使用できる農薬等の情報も表示される予定である。

今年度からは、開発した識別器とアプリを用いて、現地ほ場等での検証作業を行っている。一般農業者や普及指導員にアプリを試験的に使ってもらい、使用感や改善点等について意見を求めるとともに、現場に近い環境での識別精度について検証を進めている。その際、図3に示すように識別器がどこに注目したかを示すWebサイトを併用し、AIが病害虫の特徴に注目した識別を行っているのか確認することで、「正しい識別」を行えているかどうかも、検証している。

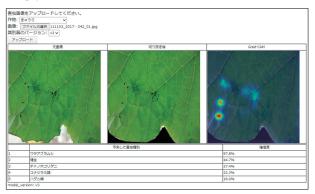


図3 病虫害識別用Webサイトでの注目箇所の表示

■今後の展望

本プロジェクトで利用した深層学習では、学習用データの収集が最も重要である。これまでは、参画機関の専門家による画像収集を行うことで高品質の学習データを収集した。一方で、専門家による収集のため、対象とする作物、病害虫の数が限定されるという問題があった。そこで2019年度からは、内閣府の官民研究開発投資拡大プログラム(略称 PRISM: プリズム)の予算により、一般農業者からの画像収集も可能となる仕組みの構築を進めている。同じく PRISMの課題として、AI による病害虫識別機能を農業データ連携基盤(WAGRI)から提供する準備も進めている。

今後、識別に供された画像を学習用の画像としても利用することにより、対象となる品目や病害虫の拡大、識別器の精度と頑健性の向上が進むことが期待される。

参考文献:

Fujita, E., Uga, H., Kagiwada, S., Iyatomi, H. (2018): A practical plant diagnosis system for field leaf images and feature visualization, Int. J. Eng. Technol., 7(4): 49-54.