

DeepD381v2 を用いたミカン葉病の自動診断システムの性能調査

○近藤綜太(愛媛大学), Islam Md Parvez, 桐野堇, 松本早織(愛媛大学大学院), 青野光男(愛媛県農林水産研究所), 羽藤聖治(愛媛大学大学院)

AI, Deep Learning, CNN, 画像分類, DeepD381v2

はじめに

日本におけるミカンの栽培面積, 生産量, 出荷額は, 果樹の中で1番多く, 重要な作物の1つである。特に愛媛県は, 様々な品種を栽培している全国有数の生産地であり, より安定した生産が必要である。ミカンの病気診断には, 経験豊富な専門家の知識や時間を必要としており, 新規就農者のような経験の浅い生産者には, 困難である。そのため AI 技術等を用いて, 画像から病気を正確に診断できるシステムが求められている。自動診断技術を活用することで, 早期に適切な防除作業を行うことができ, 病気の蔓延を防ぎ, 損害を抑えることができる。そこで, 本研究では, 事前学習済みネットワーク (CNN) である DeepD381v2 を用いて, ミカン葉の画像から葉病の自動診断システムの性能調査を行った。

材料および方法

本実験では, 健康葉とそうか病葉に焦点を当てた。データセット (DS) となるミカン葉の画像は, 愛媛県農林水産研究所果樹研究センターで栽培しているものを撮影した。撮影した品種は, いよかん (*Citrus iyo horet.ex Tanaka cultivar 'Miyuchi Iyokan'*) の健康葉, 愛媛果試 28 号 (*Cultivar*) の健康葉とそうか病葉, 温州みかん (*Citrus unshiu marc. Cultivar 'Miyagawa Wase'*) の健康葉とそうか病葉, 甘平 (*Cultivar*) の健康葉の 4 品種 6 種類の合計 12,413 枚である。撮影した画像について, 学習時間を短縮するために, 入力画像サイズを 240×240 に変更した。撮影した画像の枚数は葉の種類によってばらつきがあり, 検証精度に影響する恐れがあったため, 少数派のデータを多数派のデータ数に合わせて増やすオーバーサンプリングを行い, ばらつきのない均一なデータセットにした。本研究では, 最もデータ数の多い温州みかん (そうか病葉) の枚数に合わせた。図 1 にオーバーサンプリング前後のデータ数を示す。次に, 均一化したデータセットの 70% を学習用 DS, 15% を検証用 DS, 15% をテスト用 DS とした。

ディープラーニングは, 大量のデータを学習させることで検出精度が高くなるため, 学習用 DS の水増し処理を行った。行った水増し処理は, 画像の反転処理, 回転処理, 拡大縮小, せん断処理, 平行移動処理の 5 種類を行った。水増し処理は, x 軸, y 軸方向それぞれに行い, データ数を 16 倍に増やした。それぞれのデータセット数を表 1 に示す。

表 1. 各データセット数

葉の種類	オーバーサンプリング前 (枚)	オーバーサンプリング後 (枚)	水増し処理前 学習用DS (枚)	水増し処理後 学習用DS (枚)	検証用DS (枚)	テスト用DS (枚)
いよかん (健康葉)	1,423	3,875	2,713	43,408	581	581
愛果28号 (健康葉)	1,850	3,875	2,713	43,408	581	581
温州みかん (健康葉)	2,148	3,875	2,713	43,408	581	581
甘平 (健康葉)	1,987	3,875	2,713	43,408	581	581
愛果28号 (そうか病葉)	1,130	3,875	2,713	43,408	581	581
温州みかん (そうか病葉)	3,875	3,875	2,713	43,408	581	581
合計	12,413	23,250	16,278	260,448	3,486	3,486

物体検出ゴリズムとして, 事前学習済みネットワーク CNN である DeepD381v2 を MATLAB に実装

させた。DeepD381v2 は、トマトの健康葉と黄化葉巻病葉のリアルタイムでの画像分類精度が高いネットワークである²⁾。

CNN の学習用パラメータは、学習回数（エポック数）を 25、一度にパラメータをどの程度変化させるかを定める学習率を 0.0001 に設定した。そして、1 回に処理する画像データの学習量（ミニバッチサイズ）を 32, 42, 52, 62, 72 に変更し、ミニバッチサイズの大きさによる学習精度の違いを調査した。学習結果から学習用 DS と検証用 DS, テスト用 DS の混同行列をそれぞれ作成し、性能調査を行った。

結果及び考察

各ミニバッチサイズで学習させた結果を下の表 2 に示す。5 つの条件の内、ミニバッチサイズが 32 の時に、テスト用データの正解率が 97.33%、損失が 0.0091 であり、最も学習精度が高くなっている。

表 2. 各ミニバッチサイズにおける学習精度

ネットワーク	画像サイズ	補間方式	水増し処理	ミニバッチサイズ	エポック数	学習率	正解率 (%)			損失		時間 (分)
							学習	検証	テスト	学習	検証	
DeepD381v2	240x240	バイキュービック	5種類(16倍)	32	25	0.0001	99.59	97.13	97.33	0.088	0.091	531.9
DeepD381v2	240x240	バイキュービック	5種類(16倍)	42	25	0.0001	99.55	96.99	96.93	0.016	0.0948	437.6
DeepD381v2	240x240	バイキュービック	5種類(16倍)	52	25	0.0001	99.7	97.16	97.1	0.029	0.102	440.5
DeepD381v2	240x240	バイキュービック	5種類(16倍)	62	25	0.0001	99.69	96.84	96.82	0.014	0.1082	403.3
DeepD381v2	240x240	バイキュービック	5種類(16倍)	72	25	0.0001	99.58	96.5	96.44	0.015	0.1238	440.5

最も学習精度の高かった条件での学習用 DS, 検証用 DS, テスト用 DS の混同行列を下の図 1 に示す。対角線上の色の濃い部分が正しく分類された部分で、対角線上以外の部分は誤って分類されたものである。学習用 DS, 検証用 DS, テスト用 DS の全てにおいて、適合率が 95%以上あり 6 種類の葉が高い精度で分類できていることが分かる。しかし、図 1 上中○で囲った 3 つのパターンについて間違いが多かった。1 つ目は、予測したクラスが温州みかん（健康葉）で、真のクラスが温州みかん（そうか病葉）であるパターン。2 つ目は、予測したクラスは温州みかん（そうか病葉）で、真のクラスが温州みかん（健康葉）であるパターン。3 つ目は、予測したクラスが愛果 28 号（健康葉）で、真のクラスが温州みかん（健康葉）である。これは、撮影したデータ数や撮影時間、対象物までの距離や撮影角度などを変えた写真パターンが少なかったことが原因として考えられる。今後は、更に画像の種類とデータ数、撮影パターンを増やすとともに、ミニバッチサイズ以外のパラメータを変更し、最適な学習パラメータを調査したい。

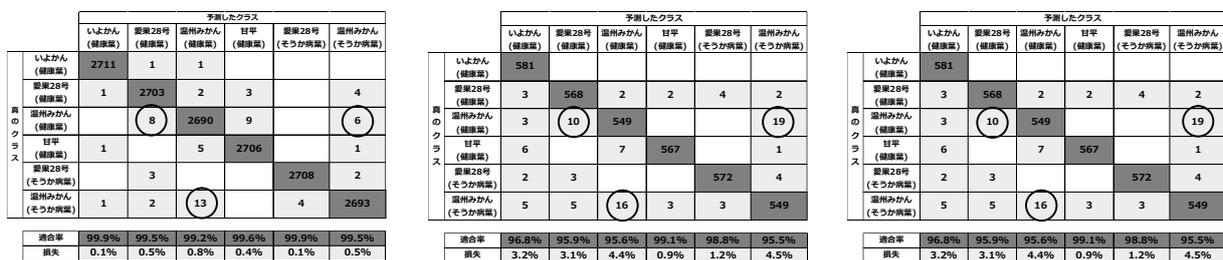


図 1. 各データセットの混同行列

参考文献

- 1) Md Parvez Islam, Kenji Hatou. Performance evaluation of DeepD381v2 for automatic classification of tomato leaf abnormalities, *JSAI.2023*
- 2) M.P.Islam, K.Hatou, T.Aihara, S.Seno, S.Kirino, S.Okamoto. Performance prediction of tomato leaf disease by a series of parallel convolutional neural networks, *Smart Agricultural Technology 2,2022, 100054*