トマト葉症害の自動分類における Mobilenetv2_07 の性能評価

○ 桐野　菫（愛媛大学），Islam Md Parvez，羽藤堅治（愛媛大学）

キーワード：性能評価，Deep Learning，Mobilenetv2，トマト葉障害，評価指標

はじめに

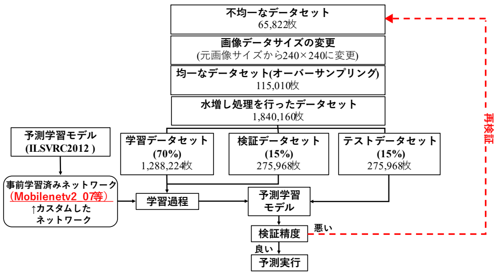
農作物の安定供給を行う一つの手段として，太陽光植物工場が注目されている．特に，太陽光植物工場の中でも問題となっているのが，植物の病気への対応である．そこで，植物の病気を早期発見し，病気の種別を的確に判断して，適切な対応をすることが求められている．この問題を解決するための有力な手段として，AI 技術等を用いて画像から病気を的確に判断させるような技術が必要とされている．近年，AI 技術の進歩により，病気の症状と葉の色の違いがそれほど大きくない場合でも，特徴を抽出することが可能である [1)]．これまでの研究では，Mobilenetv2 を用いて，学習用画像データとしてインターネットからダウンロードしたトマト葉病の画像と，リアルタイムで撮影したトマト葉の画像を用いて検証精度の比較を行った．リアルタイムの画像では背景などによるノイズの影響で検証精度が下がることが分かった [2)]．本研究では，学習データでリアルタイムの画像を用いた場合の検出精度向上に向け，Mobilenetv2 を基に自身で作成したネットワーク Mobilenetv2_07（Mobilenetv2GeluReLUBNCNNFilterGlobalAvgPoolDropoutplus）を提案し，ネットワークの汎用性調査と性能評価を行う．

材料および方法

本研究の解析には，Math Works 社の MATLAB を使用した．Mobilenetv2 は低性能なパソコンや携帯でも高性能な CNN を実装させることができるため，手軽に病気診断を行い，早期発見を可能とする．トマト葉症害の自動分類を行うためのデータセット作成のため，トマトの葉症害 14 種類の画像を 65822 枚取得した．取得方法として，インターネットからダウンロードしたものと，愛媛大学農学部内の植物工場 B 棟で実際に栽培しているトマト葉を撮影した．

まず，Mobilenetv2 と Mobilenetv2_07 のネットワークの汎用性の比較検証のため，ILSVRC2012 データセット(Russakovsky O et al, 2015) [3)]をインターネットから用いて行う．ILSVRC2012 データセットとは，事前学習済モデルを作成するときによく用いられている画像データセットである．

ディープラーニングは，データにばらつきがあると検証精度に影響する場合がある．ランダムで画像を収集したため，オーバーサンプリングを行い，不均一なデータを均一化させ，バランスの良いデータを作成する．オーバーサンプリングとは，少数派のデータを多数派のデータ数に合わせて増やす手法である．最も多いうどんこ病の 8215 枚と同じ枚数になるように行い，不均一なデータセット 65,822 枚から均一なデータセットとして 115,010 枚に増やした．



図, 1　学習データのためのデータセットの概略図

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，データの水増し処理を行い，学習データ量を変化させて学習させた．データの水増し方法として，反転，回転，中心移動，引き伸ばし，平行移動 の 5 つの処理を行い，画像データを 115,010 枚から 1,840,160 枚に増やした．また，図 1 に示すように，水増しさせた画像を学習データセットに 70%の 1,288,224 枚，検証データセットに 15%の 275,968 枚，テストデータセットに 15%の 275,968 枚に分けた．

ネットワークモデルの性能評価を行う評価指標として，正解率，再現率，特異率，適合率，F 値，相関係数，J 統計量を用いて行った．

<u>結果および考察</u>

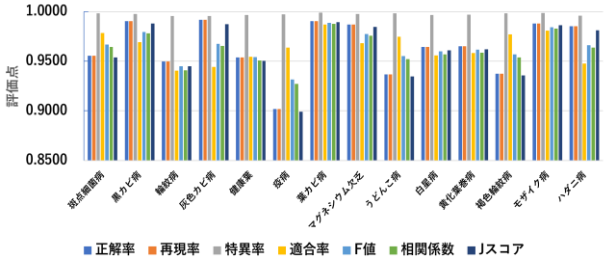
Mobilenetv2 と Mobilenetv2_07 のパラメータを比較したところ，Mobilenetv2 は学習パラメータ 3.5×10^6，レイヤー数 154 に対し，Mobilenetv2_07 は学習パラメータ 4.7×10^6，レイヤー数 208 である．ILSVRC2012 データセットを用いてそれぞれのネットワークの Top-5 精度と Top-1 精度を比較した．Top-1 精度は，予測したクラスが正しければ 1，間違っていれば 0 とし，それをデータ間で平均を取ったものである．Top-5 精度は，予測上位の 5 クラスの中に正しいクラスが入っていれば 1，そうでなければ 0 と示す．　Mobilenetv2 は <u>Top-1 精度 0.711</u>，<u>Top-5 精度 0.724</u> であり，Mobilenetv2_07 は <u>Top-1 精度 0.786</u>，<u>Top-5 精度 0.839</u> である．よって，Mobilenetv2_07 の精度が高いということが言える．

トマト葉病を用いて学習した場合の Mobilenetv2 と Mobilenetv2_07 の検証精度と最適なパラメータを表 1 に示す．Mobilenetv2_07 は，Mobilenetv2 より精度がよいことが分かる．

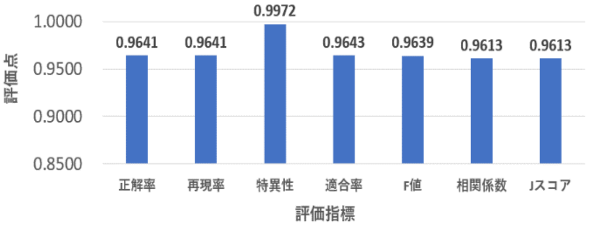
表, 1 ネットワークの最適パラメータ

ネットワーク	ミニバッチ	エポック	学習率	学習時間(分)	学習精度	検証精度	テスト精度	学習損失	検証損失	Top-1精度
Mobilenetv2	62	15	0.001	368.32	99.12	98.89	98.87	0.06	0.07	0.93
Mobilenetv2_07	62	6	0.0001	294.29	99.57	99.13	99.13	0.13	0.07	0.85

評価指標による Mobilenetv2_07 の性能評価として，正解率，再現率，特異率，適合率，F 値，相関係数，J スコアと各トマト葉病の比較を図 2 に示す．これらの評価指標は 0～1 の範囲で表され，1 に近づくほどより精度が良いとされている．各トマト葉症害の違いにより評価点の違いはあるが，ほとんどの評価点が 0.9 以上あり，1 に近いため精度が高いことが言える．各トマト葉症害を平均化した評価指標の比較を図 3 に示す．評価指標の平均の評価点が 0.95 以上であり，精度が高いことが言える．これより，ネットワークのパフォーマンス精度が高くなったため，リアルタイムでも精度がよくなる可能性があることが分かる．



図, 2 評価指標と各トマト葉症害の比較



図, 3 各トマト葉症害を平均化した評価指標の比較

今回，自身で作成したネットワークのパフォーマンス精度について調査した．今後の展望として，リアルタイムのみの画像を用いて，パフォーマンス精度の調査を行いたい．

引用文献

1) J. Li, Y. Tang, X. Zou, G. Lin, H. Wang, Detection of fruit-bearing branches and localization of litchi clusters for vision-based harvesting robots, IEEE Access 8 (2020) 117746–117758,　doi:10.1109/ACCESS.2020.3005386.

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 Agriculture Technology 2 (2022) 100054, doi.org/10.1016/j.atech.2022.100054.

3) Russakovsky O., Deng J., Su H., Krause J., Satheesh S., Ma S., Huang Z., Karpathy A., Khosla A., Bernstein M., Berg A. C. and Fei-Fei L. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *IJCV*, 2015.