

G-5

## AI 画像認識を用いた植物の葉領域の高精度自動抽出の研究

### A Study on High-Precision Automatic Extraction of Leaf Regions Using AI Image Recognition

○森勇起<sup>1</sup>, 西脇大輔<sup>2</sup>

\*Yuki Mori<sup>1</sup>, Daisuke Nishiwaki<sup>2</sup>

**Abstract:** This paper describes a system that enables quantitative quality assessment by automatically extracting leaf regions of ornamental plants using AI image recognition. We proposed machine learning-based approach, Mask R-CNN, to detect the reasons, As a result, the effectiveness of the proposed method was confirmed.

#### 1. 研究背景

近年、園芸分野においてスマート化が期待されている。植物の品質は生産者個人の主観によるところが大きく、培ってきた経験と知識が必要不可欠となっている。一方で生産者の高齢化、新規参入者が僅少であるといった課題がある。コンピュータによる画像認識を用いて、花および葉領域を高精度かつ自動的に検出することで属人性を排除した定量的な品質評価が可能となる。それによって、植物製品の品質向上が実現でき、生産者並びに購入者に新たな価値の提供が期待できる。

本報告では、花き園芸における観葉植物の花および葉領域の AI 画像認識を用いた自動検出システムを提案する。

#### 2. 葉領域の自動検出システム概要

本システムは花き園芸における観葉植物の画像から花および葉領域の自動検出を実現することで、素人でも専門家と変わらない評価が可能となるシステムを目指す。植物は生育状況によって、Figure1(a)のような葉の重なりによる隠れ(Occlusion), Figure1(b)のような変色(Discoloration)がみられる。



(a)Occlusion

(b)Discoloration

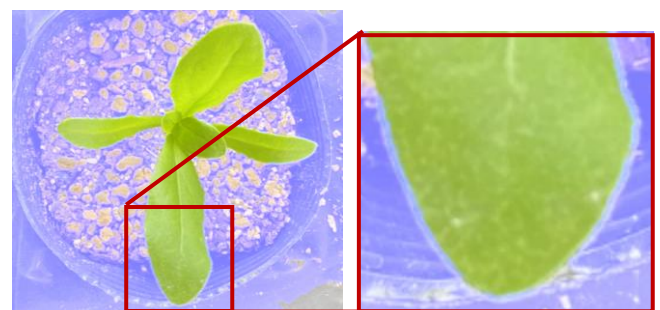
**Figure1.** Characteristic of *Calendula officinalis*

そのため、それぞれが検出できるようなアプローチを開発する必要がある。当面の目標としては葉領域の検出にフォーカスし、葉領域から生育状況の評価を目

指す。Figure1のキンセンカでは生育が進むごとに葉が交差するようにして増えることから、葉の重なりにも対応可能な葉の枚数計測方法の実現も望まれる。

#### 3. 提案手法

本研究では、葉領域の学習、検出には Mask R-CNN<sup>[1]</sup>を用いる。Mask R-CNN は葉領域に相当する部分をピクセル単位で検出することが可能な Instance Segmentation 機能を備えている。予備実験として、Mask R-CNN を用いず、画像処理のみで葉領域を検出することを試みた。具体的には、減色処理を用いて葉領域の抽出を行った。Figure2 に結果を示す。



(a) Color Reduction image

(b)Enlarged image

**Figure2.** Color Reduction results

Figure2(a)(b)のように背景である土壌との境界において葉領域の抽出が行われていないことが分かる。よって、ピクセル単位での検出が可能である Mask R-CNN が有効であると考えた。

葉領域の検出において使用した観葉植物はキンセンカである。画像内には葉領域、土壌、園芸シート(黒)、ラベル(白)、マーク(赤)が含まれる。マークは縦 1cm、横 1cm であり、葉領域の面積計算に用いる。Figure3 に画像例を示す。



Figure3. Example of *Calendula officinalis*

#### 4. 葉領域の検出実験

大小さまざまなキンセンカの葉画像 50 枚を用意し、学習を行った。画像サイズは 3024×4032 であり、epoch 数は 300 回とした。作成したモデルを用いた葉領域の検出結果を Figure4 に示す。赤色に塗られた領域が検出結果である。



Figure4. Detection result

検証データの mAP(mean average precision)は 0.26 であった。Figure4 のように葉の大部分は検出することができたが、葉の先端および茎に近い葉の集合部分において未検出が起きていることが分かる。

#### 5. 考察

未検出の原因として前処理の不足、茎部分の形状が細かい点が考えられる。データ数の不足や学習過程における畳み込みによって細かい部分の情報消失が考えられる。今後、データ数を増強し、改善を試みる。画像処理での抽出では失われてしまう縁や茎の情報を本研究で示した手法である Mask R-CNN を用いることで補

完して抽出できる可能性が確認できた。減色処理やエッジ強調などの前処理をあらかじめ行い、境界を明確にすることで精度向上が図れると考える。また、本報告では画像数が 50 枚であったが植物は生物であることから一様ではないためデータ数の増強が必要となる。AI による画像認識を用いた植物種別判別手法<sup>[2]</sup>の先行研究においては 8000 枚の画像を用いていることから高精度で求めるための必要画像枚数に達していないと考えられる。データ数増強による課題として学習時間の増加が挙げられる。本実験における学習にかかった時間は 5 時間程度であったが画像枚数の増加、エポック数の調整によってさらに計算量が増え処理時間が増加すると考えられる。そのため、Figure3 のマーク(赤)を基準として処理領域を絞り込むステップを加えることも必要である。葉領域の数値化はマーク(赤)のピクセル数と検出した葉領域のピクセル数の比較から推定可能であると考えている。

#### 6. まとめ

本報告では花き園芸における観葉植物の花および葉領域を機械学習を用いて高精度に自動抽出することで属人性を排除した定量的な品質評価を可能とするシステムを目指す中で、まず葉領域の自動検出にフォーカスし、Mask R-CNN を用いた基礎的検討を行った。その結果、mAP が 0.26 と高い精度は得られなかった。今後は葉画像データの増強および前処理の強化、Mask R-CNN の最適化を行い、葉領域検出精度向上を目指す。また、葉領域の面積を求める方法は確認できたが、それに加えて葉同士の Occlusion の影響を受けない葉枚数の計測方法について考えていく。

#### 謝辞

実験にあたって、本学生物資源生産科学部窪田研究室より画像の提供を受けました。ここに記して感謝いたします。

#### 参考文献

- [1] Kaiming He, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, Ross Girshick: "Mask R-CNN", IEEE International Conference on Computer Vision, pp2961-2969 (2017).
- [2] 進藤 隆史, 星野 洋平, 楊 亮亮, 曹 贏: 「AI による画像認識を用いた植物種判別法の基礎的研究」, 自動制御連合講演会講演論文集, Vol. 61, pp175-179 (2018).