

DNN を用いたオオムギ領域の抽出および生長推定への活用 Barley Segmentation using DNN and their Application to Estimation of Growth

加藤 有祐[†] 鷲見 典克[†] 服部 公央亮[‡] 田口 亮[†]
保黒 政大[‡] 最相 大輔^{††} 梅崎 太造^{†††} 平山 隆志^{††}

Yusuke Kato Norikatsu Sumi Koosuke Hattori Ryo Taguchi
Masahiro Hoguro Daisuke Saisho Taizo Umezaki Takashi Hirayama

1. まえがき

近年、植物の形態的特徴から生長度合いを測定し、収穫時期を予測するなど植物の生育支援を行う試みがなされている。しかし、生長するにつれて構造が複雑になるため測定箇所が多くなることや、前回の測定との対応確認に時間を要するなど、人手では多大な労力と時間を要する。そのため、センサにより計測されたデータを処理することで、植物の生長指標となる、特徴量抽出の自動化が検討されている。本研究では、オオムギを対象として全体の領域を高精度に抽出することを目的とし、オオムギを播種する段階から経時的に記録した画像データに対して、既存の Deep Neural Network (DNN) モデルによるセマンティックセグメンテーション手法の適用した結果を報告する。先行研究^[1]では屋内の撮影画像を対象としたが、本研究では屋外の画像を対象とし、オオムギ領域を高精度に抽出した。また、経時変化における抽出された特徴と人手により測定された生長情報との相関関係から相関の高い結果となり、抽出された特徴量の有用性を確認した。

2. オオムギ領域の抽出

撮影画像より、DNN を用いたセマンティックセグメンテーションによりオオムギ領域の抽出を行う。セマンティックセグメンテーションは、ピクセル単位でクラスを識別する手法であり、ディープラーニングをベースとした高精度な手法が提案されている。本研究では、ネットワークモデルとして代表的な SegNet^[2]、U-Net^[3]、FCN-8s^[4]をベースとしたモデルを用いる。モデルのタスクとして、撮影画像を入力し、ピクセル単位で前景(オオムギ領域)と背景の 2 クラスに分類する。学習時は画像全体を入力とせず、データ拡張を行った後、256×256[pixel]で切り出した領域を入力とする。切り出し位置はランダムに指定する。推論時は撮影画像を 256×256[pixel]のウィンドウサイズごとに処理し、これを 128[pixel]間隔でオーバーラップしながら行う。最終的な出力において、オーバーラップ部分はその平均を出力とする。

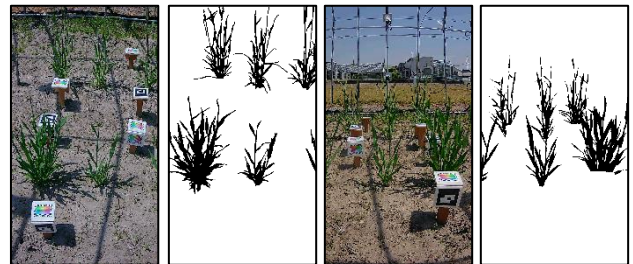
[†] 名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻
Department of Computer Science and Engineering,
Nagoya Institute of Technology
[‡] 中部大学 工学部 宇宙航空理工学科
Department of Astronautics and Aeronautics,
College of Engineering, Chubu University
^{††} 岡山大学 資源植物科学研究所
Institute of Plant Science and Resources,
Okayama University
^{†††} 東京大学 大学院情報学
Interfaculty Initiative in Information Studies,

3. 抽出精度の評価実験

撮影データを用いて各 DNN モデルの学習を行い、オオムギ領域の抽出精度を評価する。各モデルは、屋内で育成したオオムギの撮影画像により事前に学習したモデルを用いる。学習済みモデルは屋内画像のオオムギ領域を高精度に抽出可能なため、画像枚数の少ない屋外のデータセットを用いて学習済みモデルの FineTuning を行い、屋外画像における領域抽出の高精度化を図る。評価データにより FineTuning 後のモデルを評価し、各モデルの抽出精度を比較する。FineTuning では全ての層の重みを固定することなく、学習により更新した。

3.1 データセット

屋外でのオオムギの生長過程において、複数個体を撮影した画像を実験対象とする。上方、斜め上、横の 3 視点から撮影した 10 日分(計 224 枚)のデータを実験に使用する。オオムギ個体は 4 品種を対象としており、画像は多視点で撮影されているため、個体差や視点における多様性を含んでいる。教師データとして、オオムギ領域を手手によりラベル付けを行い、教師画像を作成した。また、撮影したカメラ視点のうち半分(112 枚)を学習データに、残り半分を評価データとした。図 1 に屋外環境における撮影画像の例を示す。



(a) 視点 1 (b) (a)ラベル (c) 視点 2 (d) (c)ラベル

図 1 屋外環境における撮影画像例

3.2 評価結果

図 2 に各モデルでの mIoU の経時変化を、図 3 に各モデルでの出力画像例を示す。図 2 から、生長して葉の色・形状が鮮明になるに従い mIoU が増加し、最大値が FCN で 0.715、U-Net で 0.718、SegNet で 0.736 であることを確認した。また、時間変化における mIoU の平均は FCN で 0.495、U-Net で 0.534、SegNet で 0.552 である。いずれのモデルにおいても、細い葉や茎の部分ではオオムギ領域を背景と判定されるピクセル数の割合が多く、mIoU が大きく変動した。また図 3 では、いずれのモデルにおいてもオオムギ領域をおおむね抽出可能であることがわかる。SegNet では背景の雑草を抽出しておらず、精度の高さがうかがえる。

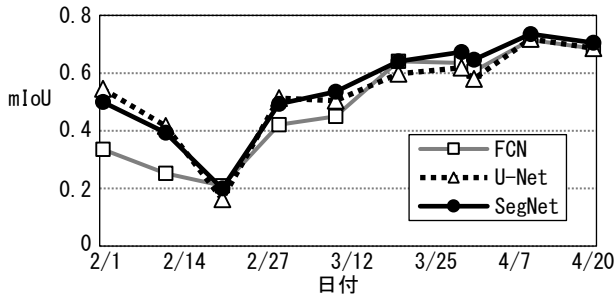


図2 mIoUの経時変化

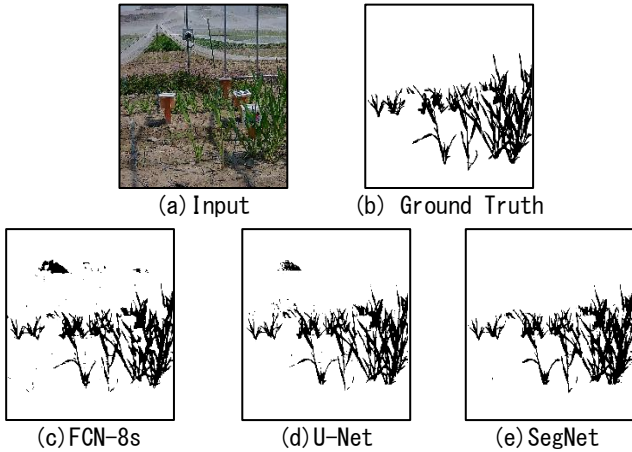


図3 各モデルでの出力画像例

4. 生長指標との相関関係

学習済みモデルによる特徴抽出結果の有用性を考察する。経時的な撮影画像から領域抽出を行い、その領域の面積を特徴としたときの生長指標との相関関係を確認する。

4.1 データセット

屋内環境で生育した3個体を評価対象とする。撮影は育成用照明を備えた屋内環境で、アルミラックに14台のカメラを設置し、1個体ずつ経時的に27日分行う。撮影する際、人手により草丈の長さも計測し記録する。このデータセットでは、暗幕をかけているため、領域の抽出誤りがないものとして、相関を評価できる。図4に屋内環境における撮影画像の例を示す。

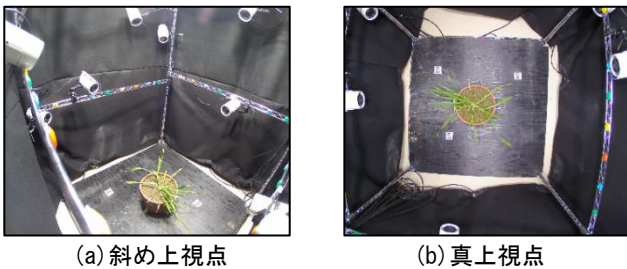


図4 屋内環境における撮影画像例

4.2 評価方法

抽出した領域面積と測定した生長指標の経時変化における相関係数、決定係数を算出する。屋内画像のみで事前に学習したU-Netモデルにより画像からオオムギ領域を抽出し、領域ピクセル数を面積とする。生長指標は草丈の長さとし、実際のオオムギから人手により測定した値を用いる。

表1 相関関係

	個体1	個体2	個体3	全体
相関係数	0.895	0.942	0.941	0.874
決定係数	0.802	0.887	0.885	0.764

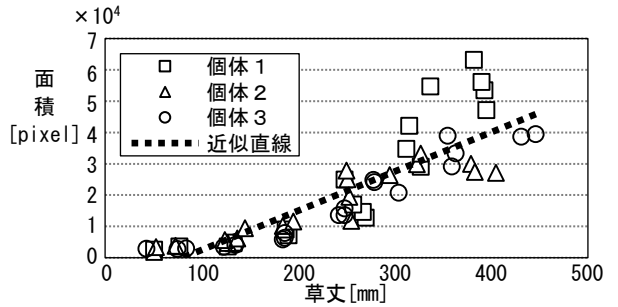


図5 草丈とオオムギ面積の相関

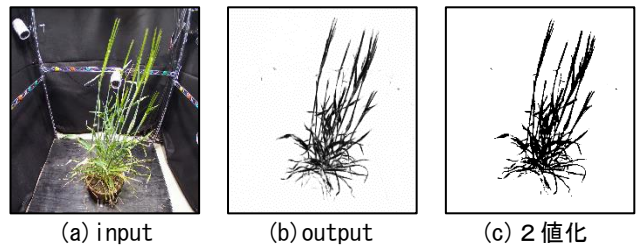


図6 DNNによる出力

4.3 評価結果

表1に相関関係を、図5に面積と草丈の長さのグラフを、図6にDNNによる0~1の出力と出力を閾値0.5で2値化し画像化した例を示す。グラフは斜め上視点から撮影した3個体のオオムギ領域と草丈の長さ、それら全ての近似直線をプロットしている。同一視点における異なる個体において、個体に依らず高い相関係数・決定係数を確認した。抽出した面積の大きさから草丈の長さを算出し、オオムギの生長段階推定への実利用に足る精度が検証したい。

5. まとめ

本研究では、DNNを用いた既存のセマンティックセグメンテーション手法によりオオムギ領域を抽出した。複数のモデルで精度比較を実施し、mIoUがFCNで0.715、U-Netで0.718、SegNetで0.736となり、SegNetの抽出精度が高いことを確認した。また、学習後のモデルを用いて抽出した領域特徴と他の生長指標の相関が高いことを示した。今後は学習データを増やし、屋外環境におけるノイズに対応するなど、屋外データへの汎用性を高めていく。

謝辞

本研究は、JST、CREST (Grant 番号 JPMJCR1604) の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 加藤, 鷲見, 服部, 田口, 保黒, 最相, 梅崎, 平山, “セマンティックセグメンテーションを用いたオオムギ領域の抽出”, DIA 講演概要集, pp.116-117(2018).
- [2] V.Badrinarayanan, A.Kendall, R.Cipolla, Senior Member, IEEE, “SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation”, CVPR(2015).
- [3] O.Ronneberger, P.Fischer, T.Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Bio-medical Image Segmentation”, MICCAI(2016).
- [4] J. Long, E.Shelhamer, T.Darrell, “Fully convolutional networks for semantic segmentation”, CVPR(2015).