

令和 5 年 6 月 12 日現在

機関番号：24405

研究種目：若手研究

研究期間：2018～2022

課題番号：18K18074

研究課題名（和文）画像を用いた学習に基づく屋外植物の形態計測手法の開発

研究課題名（英文）Learning-based outdoor plant trait measurement method using images

研究代表者

内海 ゆづ子 (Utsumi, Yuzuko)

大阪公立大学・大学院情報学研究科 ・講師

研究者番号：80613489

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,200,000円

研究成果の概要（和文）：単子葉植物の枝分かれの数を表す分げつという形質データに着目し、横から植物を撮影した1枚の画像から、分げつ数を推定する手法を提案した。分げつ数は非破壊で数えにくく、大量に学習データを収集できない。そこで、学習データが少ない場合であっても深層学習を適用できるpretext taskやpre-trained modelを利用して、単子葉植物の分げつ数推定を行った。結果、従来の画像を用いた推定手法よりも精度が改善した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

農学では、フェノタイピングを目的として、植物の形質を大量に計測する必要性が高まっている。しかし、現在多くの計測は人手に頼っており、大きな労力と時間がかかることから、研究のボトルネックとなっている。特に、分げつ数は、成長の初期段階から生育の追従をする必要があることから、大量の植物を計測することができなかった。本研究では、1枚の画像から自動で分げつを推定することから、作業負荷軽減と大量の個体の計測が可能となる。このことから、本研究は、フェノタイピングのボトルネック解消に貢献できると考えられる。

研究成果の概要（英文）：We proposed a method for estimating the tiller number, which is the number of branching segments in grass plants, from a single image of the plant taken from the side. The tiller number is difficult to count nondestructively, and collecting a large amount of training data is impossible. Therefore, we estimated the tiller number of grass plants using a pretext task and a pre-trained model, which can be applied to deep learning even when training data is limited. As a result, the accuracy was improved compared to the conventional estimation method using images.

研究分野：画像認識

キーワード：植物形態計測 深層学習 分げつ Pretext task 単子葉植物

## 1. 研究開始当初の背景

農学では農産物の栽培のしやすさや、生産効率性、最適な生育方法を評価するのに、圃場で生育された植物の形態(形状、サイズなどの外見的特徴)が重要視されている。大気や土壌の自然環境に対して作物がどのように生育するのかを調査する作物学や、作物の品種改良の方法や理論を研究する育種学では、環境が植物に与える影響の評価や植物の選抜のために、形態の計測が必要である。また、作物学や育種学への応用を目的として、表現型(植物の遺伝子が表現された形態、構造、生理的性質のこと)を遺伝子型と環境の両面から研究する植物フェノミクスが注目を集めている。植物フェノミクスでは、さまざまな遺伝子を持つ植物をさまざまな環境で生育し、その大量の表現型を調査する必要があるが、表現型の一部である形態も計測対象となっている。このように、農学では、植物の形態を大量に計測する要求が高まっている。

しかし、現在の屋外での植物形態計測は人手に頼っており、計測には非常に大きな労力と時間がかかる。例えば、草丈(植物の丈)を計測する場合には、株1つ1つにものさしを当てて計測するしかなく、作業が非常に困難である。また、葉の総面積は、植物から葉1つ1つを切り出し、2次元スキャナを使ってデータを取り込んで計測するため、労力と時間がかかる上、植物の破壊を伴う。これらの手動計測では、計測できる形態に限界がある上、現在の計測方法では客観的な計測ができていない。例えば、葉の空間的配置や、分枝などの3次元構造は作物学、育種学で重要であると認識されているものの、手動での計測は困難な上、数値化しづらい。さらに、屋外で利用可能な3次元計測センサは非常に高価で導入が容易ではないため、現在、これらの形態は、計測者の達観をもとに相対評価がされている。そのため、客観的なデータとして計測されていない。これらのことから、植物の形態計測は農学研究のボトルネックとなっており、この問題を解決することで、さらなる植物生産の効率化や生育方法の最適化を図るブレークスルーが期待できる。

## 2. 研究の目的

本研究では、植物の形態情報のうち、単子葉植物の枝分かれの数である分げつ数に注目する。分げつ数は単子葉植物の収穫量を決定する指標であり、単子葉植物のフェノタイピングにおいて分げつ数を数えることは重要な役割を担う。しかし、分げつ数を手作業で数えることは時間がかかる、破壊調査が必要で継続的な調査ができないといった問題がある。そのために、非破壊かつ自動的分げつ数推定手法が望まれている。そこで、本研究では、非破壊かつ自動的分げつ数推定を画像認識によって実現する。

## 3. 研究の方法

画像認識の分野では、Deep Neural Network (DNN) に基づく手法が圧倒的な性能を発揮している。DNN では、画像から直接特徴量を学習するため、見た目の特徴を十分に反映させた特徴が得られることから、分げつの推定に対しても、DNN を用いることが有効であると予測できる。しかし、DNN の性能を最大限発揮するには、大量の学習データが必要である。上で述べた通り、分げつ数を数えることは非常に手間がかかることから、大量のラベル付学習データを用意することが困難であるため、DNN を直接利用することは難しい。

そこで、大量のラベル付き学習データを用意できない分げつ数の推定に対して、DNN を用いた手法を提案する。提案手法では、ラベル付きの学習データが大量に用意できないことから、pre-trained model や pretext task を用いることで、DNN を用いた分げつ数の推定を実現する。

提案手法は、特徴抽出をする CNN モデルと、分げつ数の推定をする回帰モデルからなる DNN に基づく分げつ数の推定手法を提案する。本稿で特徴抽出に用いる CNN モデルは以下の通りである。

- 一般物体認識用に学習された pre-trained モデル
- Pretext task を解いたモデル

また、用いる回帰モデルは以下の通りである。

- サポートベクタ回帰 (Support Vector Regression: SVR)
- 線形回帰分析 (Linear Regression: LR)

以下、特徴抽出に用いた2つのモデルと、提案手法での分げつ数の推定方法について説明する。

### (1) 特徴抽出の Pre-trained モデル

ラベルが付与された学習データが少ない場合、DNN は性能を十分に発揮できない。この、ラベル付き学習データが少ない場合の対象方法の1つに、予め学習されたモデルを用いることが挙げられる。一般的に、目的のタスクに近いタスクで学習されたモデルは、高精度な結果をもたらす特徴量を抽出できると考えられている。このことから、植物を撮影した画像から分げつ数を推定する我々の問題では、自然画像を用いたタスクを解いた pre-trained モデルを特徴抽出に用いるのがふさわしい。そこで、本稿では、ImageNet dataset で学習した VGG 16 の pre-trained モデルを用いる。

## (2) Pretext task で学習されたモデル

分げつ数推定の精度向上のため、pre-trained モデルだけでなく、pretext task を解いたモデルを用いて特徴抽出をする。本研究では、VGG 16 を用いて、画像処理を用いて自動で算出可能な植物の見た目の特徴量を予測する問題を解くことで、特徴量の学習する。提案手法では、画像中の植物の面積と縦横比を予測する pretext task を用いて特徴量を学習することにした。植物の面積と縦横比は、従来手法での分げつ数の推定のための回帰モデルの中で説明変数として用いられている。本研究では、植物の面積や縦横比を予測するのに、2 つの方法を用いた。1 つは、面積は縦横比を  $n$  段階の離散値に量子化し、入力画像の値がどれにあたるかを推定する。これは、識別問題を解いているとみなすことができる。もう 1 つの方法は、値そのものを推定した。これは、回帰を用いた推定である。

## (3) 回帰モデル

予め学習された CNN モデルや、pretext task により学習されたモデルを用いて特徴抽出を行い、得られた特徴量に対して回帰モデルを適用し、分げつを推定する。本稿では、SVR と LR を用いて推定をする。SVR はサポートベクタマシン (Support Vector Machine: SVM) を回帰に応用したものである。SVR の最大の利点は、カーネルトリックを用いて非線形問題を線形問題として扱うことが可能となる点である。SVR では、カーネル関数を用いて特徴空間を高次元の空間に写像する。この際、カーネル関数が非線形であれば、SVR は非線形回帰問題を扱うことが可能となる。これに加えて、SVR は、DNN で用いるよりもはるかに少ない学習データで学習が可能である。SVR に加えて、本研究では LR を用いた。LR は最も単純な回帰モデルで、隠れ層がない全結合のネットワークと同等である。特徴抽出に CNN モデルを用いているので、特徴抽出をしたネットワークに全結合層を加えるだけで簡単に実装ができることから、回帰モデルとして用いた。

## 4. 研究成果

提案手法を評価するため、実験を行った。本稿では、単子葉植物のうち、エノコログサの分げつ数を推定し、推定結果を従来手法で、画像を用いて分げつ数の推定をする Fahlgren らの手法と比較した。

実験には、Fahlgren らの手法で用いられたデータセットを利用した。このデータセットは、屋内の照明条件が一定の環境で撮影された 25,570 枚の鉢植えのエノコログサの画像で構成されており、データセットのうち、576 枚の画像に手動で数えた分げつ数が付与されている。画像は RGB カラーで、解像度は 2,454x2,056 pixels である。実験では、植物の横方向から撮影され、分げつ数が付与されていない画像のうち、80% を pretext task の学習データとし、20% を評価用データとした。分げつ数が付与されたデータから、576 枚を回帰に用いた。すべての画像は、画像の縦横比を保ったまま、解像度を 224x224 pixels に正規化して用いた。正規化は、画像中の鉢を固定している金属製の治具をたよりに行った。実際の治具の一边の長さは全て等しいと仮定し、この長さを基準に画像サイズを変更する。基準にした治具の下部や、バックスクリーンの外側の部分をトリミングした後、基準にした治具の一边の長さが全て同じになるように画像を縮小した。そして、治具の位置を中央下に揃え、画像が正方形になるように余白部分を白で塗り潰すことで、倍率による写り方の違いを最小限にした。最終的に、DNN モデルの入力層に合うように、224x224 pixels に画像を縮小した。

Pretext task で推定した画像に占める植物の面積や縦横比は、PlantCV を用いて計算した。面積や縦横比を量子化する際の量子化レベル  $n$  は 4, 8 とした。分げつ数の精度評価には、6-fold cross validation を用い、それぞれの平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE) を用いて評価をした。Pretext task を用いた特徴量の学習はそれぞれ 4 回行い、それぞれで 6-fold cross validation を行って精度を評価した。Pre-trained モデルによる特徴抽出、pretext task による特徴量と学習と特徴抽出、LR の実装は Keras を用いて行い、SVR の実装は scikit-learn を用いた。回帰モデルには予備実験の結果から、radial basis function カーネルの SVR を使用し、コストパラメータ  $C = 100$ 、許容交差  $\epsilon = 1.0$  とした。回帰推定のためのデータセットには、分げつ数のラベルのついた画像データ 576 枚を使用した。言及していないハイパーパラメータは全てデフォルト値である。計算機は GPU に NVIDIA TITAN RTX TM を使用した。

分げつ数の推定結果の平均絶対誤差 (MAE) を表 1 に示す。また、SVR, LR を用いた場合の個々の分げつ数の推定結果について、分げつ数の実測値を横軸、推定値を縦軸としてプロットしたグラフを図 1, 2 にそれぞれ示す。

表 1 より、提案手法で最も精度がよい推定結果が 0.57 であった。Fahlgren らの手法の精度が 1.187 であることから、提案手法は Fahlgren らの手法よりもより高精度に分げつが推定可能であった。Pretext task の違いによる精度の違いを比較すると、多くの手法では、pretrained model よりも高精度に推定が可能であった。このことから、pretext task により、特徴表現を

表 1 : SVR と線形回帰を用いて分けつ数を推定した際の絶対平均誤差 ( MAE ).

Reg. model	Pretext task						
	Pretrained	Area		Aspect ratio			
		4 cls.	8 cls.	Reg.	4 cls.	8 cls.	Reg.
SVR	0.80	0.74	0.78	0.91	0.73	0.73	1.00
LR	0.79	0.74	0.71	0.57	0.96	1.06	0.62

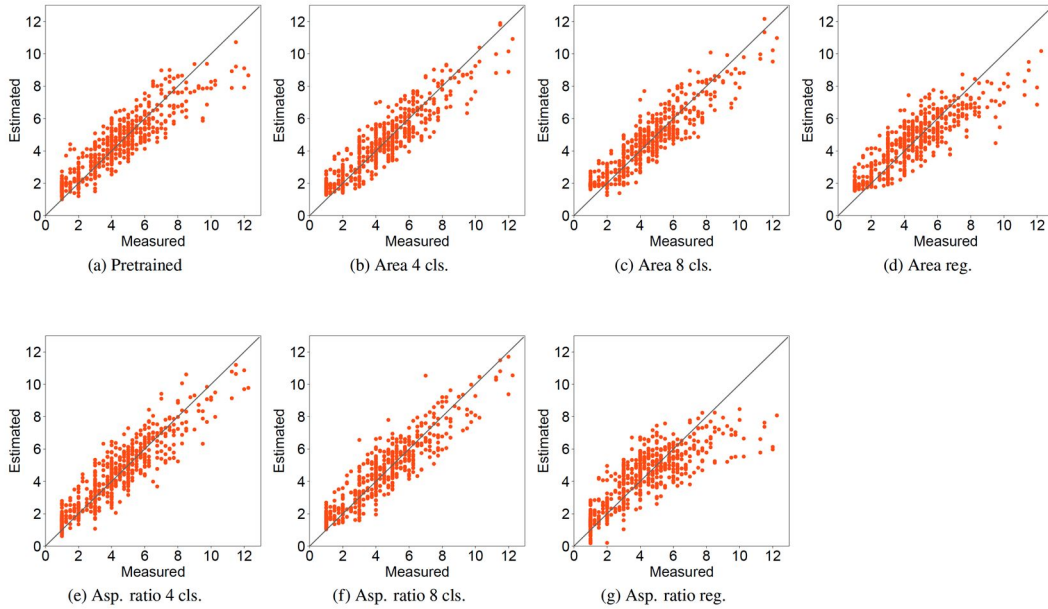


図 1 : 分けつ数の推定に SVR を用いたときの分けつ数の計測値 ( 横軸 ) と推定値 ( 縦軸 ) のグラフ

学習することで、分けつ数の推定に有効な特徴量を抽出することが可能となったと考えられる。また、線形回帰、SVR を分けつ数の推定に用いた双方で、Pretext task の正解に面積を用いた方が、縦横比を使った時よりも精度が良かった事がわかる。そのため、分けつ数の推定には、面積を予測する pretext task の方が有効であることが分かる。また、SVR では、pretext task に classification を用いた方が、また、線形回帰では pretext task に回帰を用いた方が、精度がよかった。

また、図 1 から、LR を分けつ数の推定に用いると、分けつ数の実測値が大きい推定精度が低いことがわかる。また、Pretext task に回帰を用いた場合、分けつ数の実測値の大小にかかわらず全体的に精度が改善しており、特に分けつ数の大きい場合が改善している。一方で、pretext task に識別を用いた場合、pretext task と比較して精度がほぼ変化がないか、悪化している。特に、aspect ratio の識別を用いた時、分けつ数の実測値にかかわらず、実測値よりも小さく推定して識別精度が低下していたことが分かった。

図 2 からは、SVR では、学習をする前の pretrained モデルでは、実測値の大きい場合の推定値が実際よりも小さく推定される傾向があった。pretext task に classification を用いた場合、分けつ数が大きいサンプルの予測精度が pretrained モデルと比較して良い改善しており、pretext task による学習で、この部分が改善されたことがわかる。pretext task で regression を用いた場合、分けつ数が大きいものの予測に関して、実際の値よりも小さく値を予測する傾向が見られ、pretrained モデルよりも精度が悪化していた。

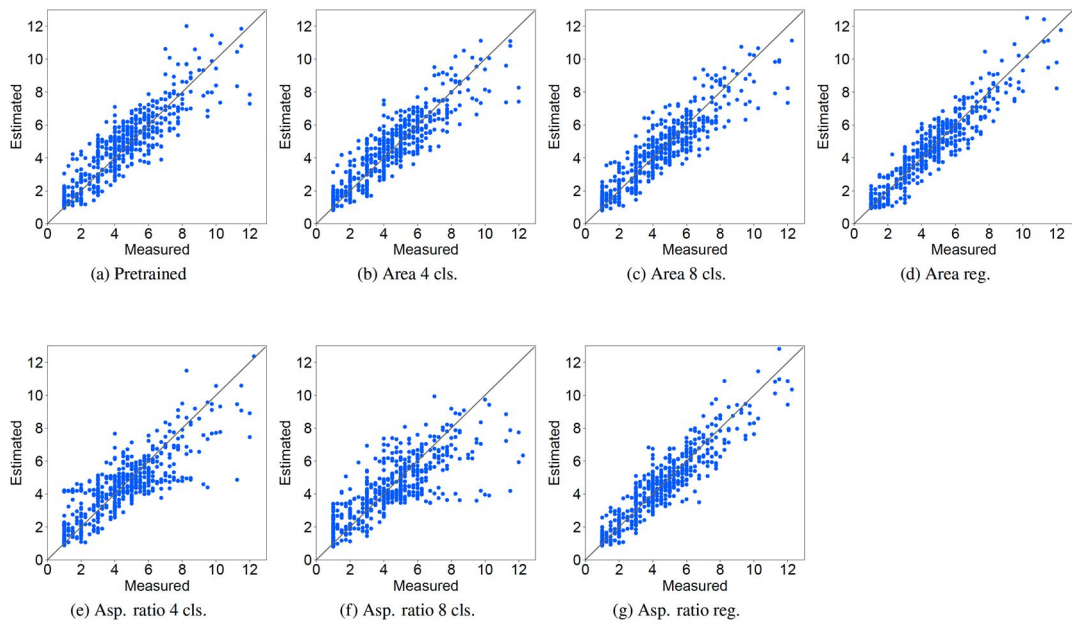


図 2 : 分げつ数の推定に LR を用いたときの分げつ数の計測値 (横軸) と推定値 (縦軸) のグラフ

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件／うち国際共著 0件／うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Kinose Rikuya, Utsumi Yuzuko, Iwamura Masakazu, Kise Koichi	4. 巻 13
2. 論文標題 Tiller estimation method using deep neural networks	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Frontiers in Plant Science	6. 最初と最後の頁 1-11
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.3389/fpls.2022.1016507	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 1件／うち国際学会 2件）

1. 発表者名 Yuzuko Utsumi
2. 発表標題 DNN-based plant phenome estimation with small data
3. 学会等名 2020 JST The Second International Workshop on Field Phenotyping and Modeling for Cultivation（招待講演）（国際学会）
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 黄瀬陸哉, 内海ゆづ子, 岩村雅一, 黄瀬浩一
2. 発表標題 Self-supervised Learning を用いた画像からの単子葉植物の分けつ数推定
3. 学会等名 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 中村浩一朗, 内海ゆづ子, 岩村雅一, 黄瀬浩一
2. 発表標題 小規模な正解ラベル付きデータを用いたCNN に基づくエノコログサの分けつ数の推定
3. 学会等名 農業情報学会2019年大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 内海ゆづ子, 中村浩一郎, 岩村雅一, 黄瀬浩一
2. 発表標題 Pretext taskを用いた植物画像からの分けつ数の推定
3. 学会等名 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU研究会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Yuzuko Utsumi, Koichiro Nakamura, Masakazu Iwamura and Koichi Kise
2. 発表標題 DNN-Based Tiller Number Estimation for Insufficient Training Data
3. 学会等名 Computer Vision Problems in Plant Phenotyping (CVPPP) 2019 (国際学会)
4. 発表年 2019年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------