

深層学習を用いた果実生育情報抽出 Web アプリケーション

Fruits Growth Information Extracting Application by using Deep Learning Network

小林 一樹^{*1} 中村 俊輝^{*2}
Kazuki Kobayashi Toshiki Nakamura

^{*1}信州大学 学術研究院 ^{*2}信州大学 大学院 総合理工学系研究科
Academic Assembly, Shinshu University Graduate School of Science and Technology, Shinshu University

This paper proposes an apple fruits detection web application that automatically detects apples and its sizes in field monitoring images. The proposed application uses a deep neural network with a way to create massive amounts of artificial training images. We developed two methods to create the training images; an imitation method and a random method. The imitation method creates labeled training images like real field images. The random method creates the training images unlike real field images because it uses random composition parameters. The experimental result showed that the imitation method achieved an F-measure of 72.1.

1. はじめに

近年, ICT や IoT を活用して農作物の生育状態を把握し, 生産性の向上をめざす研究が行われている. たとえば, 深層学習を用いた果樹の果実検出 [Bargoti 17] に関する研究では, 深層学習の一手法である Faster R-CNN を用いてリンゴやマンゴー, アーモンドの果実の部分を画像から検出している. 現状では果実の検出率に着目されているが, 果実サイズは生長を把握する上で重要な指標であり, 大量の高精細画像から生長曲線を抽出する試みも提案されている [源野 17]. 特に, 多くの果樹は果実を覆い隠すように葉を茂らせているため, 観測画像から葉で隠れた果実のサイズを把握することは困難である.

そこで本研究では, 定点観測装置から取得した可視光画像を用いて, 果実の一部が隠れている対象物であってもサイズ推定が可能な生育情報抽出アプリケーションを提案する. ここでは, 深層学習を用い, そのための効率的な訓練画像生成システムの開発と, 果実サイズの統計的情報を得るシステムの開発とを行った. 以下では, 提案する Web アプリケーションについて説明する.

2. 果実生育情報の抽出

果実生育情報として果実の直径を対象とした. ほ場モニタリング画像から, 果実サイズを自動的に抽出するために畳み込みニューラルネットワークによる物体検出アルゴリズムの 1 つである Yolo9000 [Redmon 17] を用いた. Yolo9000 を用いることで, 画像からリンゴ果実の検出と位置の特定とを行うことができる. この果実検出時の境界領域のサイズを果実サイズとして抽出し, 時系列で並べて生長曲線を生成する.

2.1 訓練画像の合成

果実サイズを画像から自動で抽出するために, 本研究では訓練画像を自動的に生成するアプローチをとる. 訓練データは人間が確認してラベル付することが一般的であるが, 多くの訓練データを生成するには多大な労力を要する. ここでは複数の農園モニタリング画像 (5184 × 3456 px) から, リンゴ果実部分 60 枚, 背景画像 (1088 × 1088 px, 晴れ, 曇り) 24 枚, 葉画像



図 1: ランダム合成 (左 4 枚) と模倣合成 (右 4 枚)

10 枚を抽出し, 背景画像に対して葉画像や果実画像の輝度や角度, 拡大率をランダムに変更したものをランダムな位置に配置して訓練画像を合成している. このとき, 葉画像を配置してから, 果実画像を配置し, 最後に再び葉画像を合成することで果実の一部が葉によって隠される画像を生成している. 実際には, この 1088 × 1088 px の画像が 416 × 416 px に縮小され入力層に渡される.

訓練画像の合成には 2 つの方針を採用した. 1 つは切り出し画像をランダムに変換と配置するランダム条件であり, もう 1 つは, 現実の農園画像を模倣するような範囲に変換と配置を行う模倣条件である. 図 1 に合成画像例を示す.

2.2 学習条件の比較実験

高い検出率を得るための条件を特定するために, 要因を設定して深層学習を行った. 表 1 に学習条件と, 未学習のデータに対するテスト結果を示す. テスト用のデータには, 手作業でバウンディングボックスを作成した 3 枚のモニタリング画像から切り出した 33 枚の画像 (果実数 353 個) を用いた. すべてのテスト画像サイズは 1088 × 1088 px であり, 学習時と同様に 416 × 416 px に縮小され入力層に渡される.

比較実験の結果, 実際の圃場に近い設定で輝度や角度, 果実色などを組み合わせて訓練画像を生成する模倣条件で, 3000 枚の学習, 輪郭処理は低精度な場合に最も F 値が高くなることが分かった. ここで, 輪郭処理精度とは, 上記の訓練画像合成用に切り出した果実画像や葉画像の輪郭部分の切り出し精度を意味する. 訓練画像を自動的に生成するが, 画像の切り出し作業は人間が手作業で実施する必要がある, この精度が低いこ

連絡先: 小林一樹, 信州大学 学術研究院 工学系, 長野県長野市若里 4-17-1 信州大学 工学部 電子情報システム工学科, 026-269-5456, kby@shinshu-u.ac.jp

表 1: 学習条件の違いと検出精度 [%]

	ランダム				模倣			
	3000		30000		3000		3000	
学習枚数	3000	30000	3000	30000	3000	30000	3000	30000
輪郭処理精度	高	低	高	低	高	低	高	低
再現率	58.6	43.6	62.9	42.8	44.5	63.7	55.8	44.5
適合率	67.7	65.8	30.2	84.4	76.2	69.7	63.3	89.2
F 値	62.8	52.5	40.8	56.8	56.2	66.6	59.3	59.4

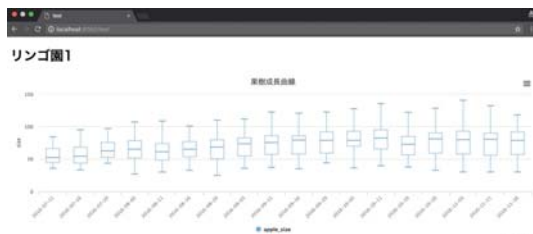


図 2: 果実生育情報抽出 Web アプリケーション

とは画像編集ソフトウェアの習熟度を必要としないことに相当する。

最終的に、この条件を用いて既存の COCO データセット^{*1}に対して、生成した訓練画像を追加学習させたところ、F 値 72.1（適合率 71.0, 再現率 73.4）となり、元の COCO データセットによる F 値 59.9 を上回る結果となった。すべての検出時において、Yolo の検出しきい値は 0.1 としている。

3. 果実生育情報抽出 Web アプリケーション

上記のように、COCO データセットに追加学習したネットワークを用いて、果実の生育情報を抽出するアプリケーションを開発した。

図 2 に提案する果実生育情報抽出 Web アプリケーションの画面を示す。Web アプリケーションの初期画面では、生長曲線表示モードとなっており、画像から抽出した果実サイズを、時系列順で箱ひげ図によって示している。箱ひげ図を用いることで、抽出されたサイズの分布を容易に把握することができる。また、特定の日の箱ひげをクリックすることで、図 3 に示すようにサイズ分布表示モードとなり、サイズ区分ごとのヒストグラムを表示できる。ページ下部には、検出部分をアノテーションした画像が表示され、検出されたリンゴ果実の境界領域を画像上で確認できる。

4. 考察

提案手法では、画像から抽出した果実サイズの分布を求めることで、果樹全体の生育状態の把握を試みている。この手法によって時系列での分布の推移を把握することができるが、より厳密に時系列データとして扱うのであれば、同じ果実を時系列で追跡して可視化することが望ましい。現状では、果実の個体識別が実現できていないが、定点観測画像という撮影画像が固定されていることの特徴を活かし、座標情報を利用したシンブルな手法によって実現できる可能性がある。このとき、果樹の重さで枝が下に垂れ下がったり、生産者が枝を支える支柱を追加して果実の位置が変化することがある点に注意する必要がある。



図 3: ヒストグラム表示モード

5. まとめ

本研究では、定点観測画像から果樹の生長把握を容易に行うアプリケーションを実現するために、深層学習を用いたリンゴ果実サイズの自動抽出と、その情報を用いた統計的情報の提示および、生長曲線の生成を行うアプリケーションを開発した。リンゴ果実の検出精度は F 値 72.4 であり、果実の生長を把握する上で実用的な値だと考えらえる。今後、テスト画像数を増加させるとともに、抽出した果実サイズの精度評価を行う予定である。

参考文献

- [Bargoti 17] Suchet Bargoti, James Underwood: Deep fruit detection in orchards, In Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.3626-3633 (2017)
- [源野 17] 源野 広和, 小林 一樹: 大量高精細画像からの果実生育情報の抽出, 農業情報研究, Vol.26, No.4, pp.100-114 (2017)
- [Redmon 17] Joseph Redmon, Ali Farhadi: YOLO9000: Better, Faster, Stronger, In Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.6517-6525 (2017)

^{*1} <http://cocodataset.org>