

# 深層学習を用いた圃場におけるレタスの位置検出

信州大学 工学部 ○出村聡規, 伏木理郎, 山崎公俊, 千田有一

要旨: 本稿では, 深層学習手法を用いたレタス結球部の検出について述べる. 高速かつ高精度なことで知られる物体検出手法 YOLO によって, レタス結球部を検出するための手順を説明する. そして, 高い信頼性で結球部の検出ができることを実データを用いて確認したことについて報告する.

キーワード: レタス, 結球型野菜, 位置検出, 深層学習

## 1. はじめに

農業従事者の減少と高齢化が進む中, 農作物の収穫作業の自動化の要望が高まっている. 本研究グループでは, レタスの収穫作業に着目し, 収穫作業の省力化に向けた研究開発を進めている. レタスの自動収穫については, 従来から開発が進められているものの[1, 2], いまだに課題が多い. 本研究グループでは従来の課題を解決し, さらなる省力化を目指してレタス自動収穫装置の開発を行っている[3].

本研究の目的は, 収穫装置に取り付けたカメラで撮影した画像から, レタス結球部の中心位置を求めることである. 収穫装置で自動収穫を行う際, 圃場に植えられているレタスの結球部に倣って収穫装置を走行させることができれば収穫に有利であると考えられる. そのためには, レタス結球部の正確な位置認識を行う必要がある. しかしながら, レタスが直線上に植えられていたとしても, 生長の過程で列から大きくなりすぎてしまうものも多い. よって, 本研究ではレタス結球部の正確な位置推定を画像データを用いて実現し, 収穫装置の自動走行経路生成の要素技術の確立を目指す.

レタスと同じ結球野菜であるキャベツ結球部の検出では, 結球部と外葉の色彩情報の差異から結球部の抽出を行う手法[4]や, 結球部と外葉の間に生じる影に対し円検出を行うことで結球部を抽出する手法[5]が提案されている. しかし, 前述した手法をレタスに応用するには, レタスの結球部と外葉の色彩情報の差異が少ないことや, 結球部と外葉の間の影を抽出するには特殊な環境を必要とすることから, レタス結球部の検出は困難であると考えられる. 著者らの研究グループでも, 一般化ハフ変換の枠組みにより画像中から結球部の候補領域を絞り込み, そこから得た HOG (Histogram of Oriented Gradients) 特徴量を SVM (Support Vector Machine) に入力することで, 結球部を検出する方式を提案した[6]. 提案方式はキャベツに対しては比較的良好に機能することが確認できたが, レタスの場合は葉の形状が多様であり, 結球部が見えにくいケースが多いことから, 検出成功率が低くなることが課題であった. そこで本研究では, 新たな試みとして, YOLO (You Only

Look Once) [7]を用いた結球部検出を実装し, 評価をおこなった.

## 2. 位置検出手法

### 2.1. YOLO

YOLO とは, Deep Learning を用いた一般物体検出アルゴリズムの一つである. 現在一般的に使われている Faster R-CNN などに比べ高速でありながら同等の精度が得られる. また構造が単純で, ImageNet を用いた事前学習などにより利用しやすいことも特徴の一つである.

検出方法の概要は次のようである. まず入力画像を縦横同数のセルに分割する. 次にセルごとにバウンディングボックスを予測する. その後, バウンディングボックスごとに中心座標や大きさ, 信頼度をそれぞれ保持し, それと同時にバウンディングボックスに含まれているものは何かも予測する. それらの結果をふまえ, 物体の検出や場所を特定する.

一般的に, 物体検出のニューラルネットワークでは, VGG16 と呼ばれる特徴抽出器をベースに学習を行うのだが, YOLO では darknet19 と呼ばれる独自のものを利用する. darknet19 は 22 層の Convolution 層と 5 層の MaxPool 層からできている. 一般的な Convolutional Neural Network (CNN) とは異なり全結合層がないため, 特徴マップの正確な位置情報を保持したまま伝搬することが出来る. 表 1 にネットワーク構造の詳細を示す.

表 1 darknet19

layer	Filters	Size / Stride	Output	layer	Filters	Size / Stride	Output
Convolutional	32	3×3	224×224	Maxpool		2×2 / 2	7×7
Maxpool		2×2 / 2	112×112	Convolutional	1024	3×3	7×7
Convolutional	64	3×3	112×112	Convolutional	512	1×1	7×7
Maxpool		2×2 / 2	56×56	Convolutional	1024	3×3	7×7
Convolutional	128	3×3	56×56	Convolutional	512	1×1	7×7
Convolutional	64	1×1	56×56	Convolutional	1024	3×3	7×7
Convolutional	128	3×3	56×56	Convolutional	1024	3×3	7×7
Maxpool		2×2 / 2	28×28	Convolutional	1024	3×3	7×7
Convolutional	256	3×3	28×28	Convolutional	1024	3×3	7×7
Convolutional	128	1×1	28×28	Convolutional	30	1×1	7×7
Convolutional	256	3×3	28×28				
Maxpool		2×2 / 2	14×14				
Convolutional	512	3×3	14×14				
Convolutional	256	1×1	14×14				
Convolutional	512	3×3	14×14				
Convolutional	256	1×1	14×14				
Convolutional	512	3×3	14×14				

## 2.2. 訓練データの収集と転移学習

深層学習を用いた認識器の構築では、大量の訓練データを必要とすることが知られている。YOLOにおいても、多数の畳み込み層における適切な重みを獲得するためには、相当量のレタスの画像を用意する必要がある。ただし、この負荷を緩和できる技術として、転移学習がある。これは、すでに学習したモデルを別の領域に適応させる技術のことである。YOLOを利用する場合においては、一般的な事物を撮影した大量の画像データセットによって検出器を一度構築しておき、その後、レタス検出のための少数の訓練データを用いて、レタス識別に適したかたちネットワークの重みに調整する。

レタスの結球部を検出するための訓練データは、レタス結球部を中心に映した画像と、そうではない画像の2種類である。それぞれ、圃場で撮影した画像の一部を切り取ることで生成する。ここで工夫を要する事柄は、結球部とその周辺を、切り出す領域にどの程度含めるかである。結球部のみを切り取れば、データ量は少なく済むが、適切な特徴抽出ができない恐れがある。一方で結球部以外を多く含むすぎると、特定の背景でのみ機能するような汎化されていない検出器になる可能性がある。そのような想定のもとで、切り出し領域の大きさを検討した結果、背景がなるべく映り込まないように、かつ、なるべくレタス全体を映るように切り取り、訓練データを作成した。図1は検出結果の例である。ここで示されている長方形と同等の大きさで、訓練データを生成した。

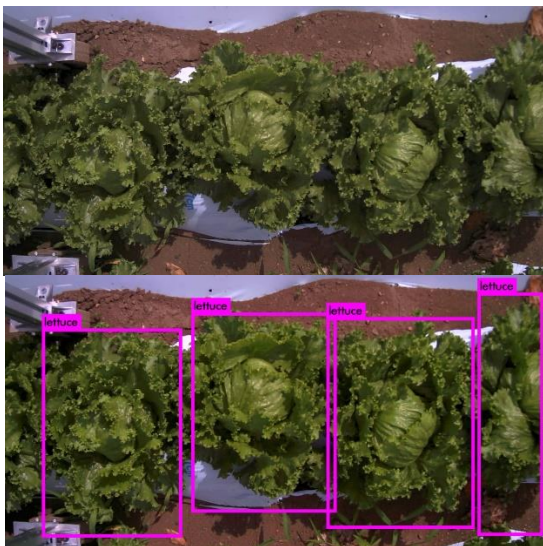


図1 認識結果

## 3. レタス検出実験

### 3.1. 検証用データ

検証に利用した画像は2016年9月5日に長野県野菜花き試験場にて撮影したものである。レタスの品

種は‘シナノホープ’であり、カメラは畦から約1600mm上方に鉛直下向きに固定した。取得する画像サイズは720×540pixelとし、107枚撮影を行った。撮影した画像の内75枚を識別器作成用のデータとし、32枚を検証用のデータとして用いた。

## 3.2. 検証結果

検証用画像32枚に写るレタス58個全ての検出が行えたことを確認した。また、結球部以外（外葉、マルチシート等）を誤って検出する例は無いことを確認した。

次に、結球部の検出された位置について検証を行った。提案手法によりレタスとして検出されたバウンディングボックスの中心位置と人手で得た結球部の中心位置の誤差を評価する。この誤差が、開発中の収穫装置による収穫作業に影響を与えないと考えられる25.5pixel以内であれば正しく位置の検出が行えたとした。検証の結果、結球部58個の内51個、約87.9%が収穫に影響を与えない誤差の範囲で位置検出が行えたことを確認した。また、誤差が大きく検出された原因として、レタスとして検出するバウンディングボックスは外葉も含めた状態で検出を行っているため、外葉の広がり方の影響を受けてしまったものと考えられる。

## 4. まとめ

本稿では、深層学習手法を用いたレタス結球部の検出について述べた。実データを用いて高い信頼性で検出ができることを確認した。

### 参考文献

- [1] 鈴木尚俊, 他, レタス収穫機の開発 (第4報), 農業機械学会誌, 2003, 165(6), 141-148.
- [2] 貝沼秀夫, 他, レタス収穫機の開発 (第3報), 農業機械学会誌, 2002, 64, 157-158.
- [3] 吉村達也, 他, レタス自動収穫装置における茎切断制御, 2017年度農業食料工学会関東支部第53回年次報告, (2017), pp.12-13.
- [4] 村上則幸, 他, 画像によるキャベツ認識技術の開発, 農業機械学会誌, 1997, 59(2), 65-72.
- [5] 林茂彦, 他, 画像処理によるキャベツ結球抽出, 1996, 植物工場学会誌, 8(1), 20-27.
- [6] 伏木理郎, 山崎公俊, 白井啓一郎, 千田有一: 「二次元画像処理を用いたキャベツ結球部の中心位置推定」, ロボティクス・メカトロニクス講演会2016, 講演番号2A1-09a6, 2016.
- [7] Joseph Redmon, Ali Farhadi: “YOLO9000: Better, Faster, Stronger,” arXiv:1612.08242, 2016.