

YOLOv3 を用いた圃場におけるレタスの位置検出と精度評価

信州大学 工学部 ○松浦良, 山崎公俊, 千田有一

要旨: 本稿では, 収穫作業中に撮影した画像からレタス結球部を自動検出する方法について述べる. 結球部の位置を適切に検出するにあたり, 高速かつ高精度なことで知られる物体検出手法 YOLOv3 を用いることとし, 特に学習データの生成方法について検討した. 実画像を用いて評価したところ, 結球部のみを切り出して学習させることにより, 精度よく検出できた. 以上について報告する.

キーワード: レタス, 結球型野菜, 位置検出, YOLOv3

1. はじめに

近年, 農業従事者数の減少や高齢化に伴い, 従事者への負担が増加し, 農作物の自動収穫装置の需要が高まっている. 様々な自動収穫装置が開発されているものの[1, 2], レタスの自動収穫装置は課題が多く, いまだに製品化には至っていない. 筆者らの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の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を用いて, レタス結球部と全体, それぞれから結球部の中心位置検出を行うことである. 収穫装置によって自動で収穫作業を行う際, 適切に作業を進めるためには, レタスの結球部に倣った走行経路の生成が必要である. しかし, レタスが直線に植えられたとしても, 生長の過程でその直線から大きくずれてしまうものも多い. このため, 生長後のレタス結球部の正確な位置推定が必要である.

筆者らによる先行研究として, YOLO(You Look Only Once) 9000[4]を用いて, レタス全体から結球部の位置検出を行う手法[5]が提案されている. この方式により, レタス結球部を高い信頼性で検出できることが確認できたが, 外葉の広がり方の影響を受けて, 推定誤差が大きくなるケースが多いことから, 推定精度が低くなるのが課題であった. そこで本研究では, 検出精度が向上した YOLOv3[6]を用いて, 結球部と全体, それぞれから結球部の位置検出を画像データを用いて実現し, 精度評価を行うことで, 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.

2. 結球部の中心位置推定法

2.1. YOLO

YOLO は, 深層学習を用いた一般物体検出アルゴリズムの一つである. end-to-end の学習によって, 高速かつ高精度な物体検出を実現している. また, ImageNet を用いた事前学習によって転移学習を容易におこなえる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. まず入力画像から特徴量を抽出し, 縦横同数のセルに分割する. 次に, セルごとに物体のクラスとバウンディングボックスを予測する. これらの結果をふまえ, 物体検出をおこなう.

YOLOv3 は YOLO9000 と比べて, 検出精度が向上している. 新たな変更点として, YOLOv3 では三つの異なる大きさでセル分割を行い, バウンディングボックスを予測している. つまり, 小さい物体を予測する際, より細かいセル分割をした画像を使い, 大きい物体はこれまでと同数のセル分割をした画像で予測するため, 検出精度が向上している. さらに, YOLOv3 は darknet53 と呼ばれる独自の特徴抽出機をベースに学習をおこなう. darknet53 は Residual Block を導入することで層が深くなり, 検出精度の向上に寄与している. 表 1 に darknet53 のネットワーク構造の詳細を示す.

表 1 darknet53

Type	Filters	Size/Stride	Output	Type	Filters	Size/Stride	Output
Convolutional	32	3x3	256x256	Convolutional	512	3x3/2	16x16
Convolutional	64	3x3/2	128x128	Convolutional	256	1x1	
Convolutional	32	1x1		Convolutional	512	3x3	
Convolutional	64	3x3		Residual			16x16
Residual			128x128	Convolutional	1024	3x3/2	8x8
Convolutional	128	3x3/2	64x64	Convolutional	512	1x1	
Convolutional	64	1x1		Convolutional	1024	3x3	
Convolutional	128	3x3		Residual			8x8
Residual			64x64	Avgpool		Global	
Convolutional	256	3x3/2	32x32	Connected		1000	
Convolutional	128	1x1		Softmax			
Convolutional	256	3x3					
Residual			32x32				

2.2. 中心位置と検出対象範囲

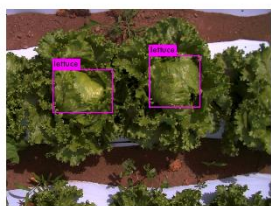
本研究では, YOLOv3 から得られたバウンディングボックスの中心位置をレタス結球部の中心位置として採用する. 図 1 の下段左は, レタス結球部のみを検出対象とした場合の検出結果, 下段右はレタス全体を検出対象とした場合の検出結果の例である.

いずれの場合も, バウンディングボックスの中心位置が結球部の中心位置とおおむね一致していることがわかる. ただし, どの範囲までを検出対象とするかによって, 検出性能は上下すると考えられる. 例えば, 結球部中心のみを検出対象とする場合, 画

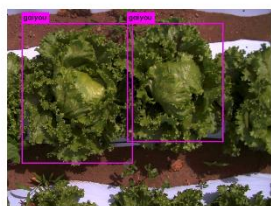
像領域が小さくなるために情報量が少なくなり、検出に失敗するかもしれない。一方で、範囲を広くとると、それに比例して中心位置の誤差が大きくなるかもしれない。これらは、提供される画像データの難易度と検出器の性能に基づいて調整されるべき項目である。そこで本研究では、適切な検出範囲を実データを用いて調査する。



(a) 元画像



(b) 結球部の検出結果



(c) 全体の検出結果

図1 検出結果

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。これらの条件は筆者らによる先行研究[5]と同じ条件である。

3.2. 物体検出精度の検証

検出対象をレタス結球部のみとした場合と、外葉を含めたレタス全体とした場合のそれぞれについて、検出精度の検証を行った。提案手法により得られたバウンディングボックスと、人手で得たバウンディングボックスを比較し、検出精度を評価した。評価指標として、検出誤りの少なさを表す適合率(Precision)、検出漏れの少なさを表す再現率(Recall)、およびPR曲線(Precision-Recall Curve)によって、適合率と再現率を平等に評価した平均適合率(Average Precision)を使用した。

検証結果を表2に示す。表2に示すとおり、結球部から検出した場合は、全体から検出した場合と比べて、適合率、再現率、平均適合率の全てが大きく、検出精度が高いことを確認した。

表2 物体検出精度の評価結果

	適合率	再現率	平均適合率
結球部	0.859	0.968	0.869
全体	0.796	0.860	0.840

3.3. 中心位置の推定精度の検証

レタス結球部と全体、それぞれから検出された位置について検証を行った。提案手法により得ら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検出が行えたとした。

検証結果を表3に示す。表3に示すとおり、結球部から推定した場合は、全体から推定した場合と比べて、推定誤差が収穫に影響のない範囲であると判断されたレタスの割合が大きく、推定精度が高いことを確認した。

表3 推定精度の評価結果

		収穫可能	合計
結球部	数	60	61
	割合	0.984	
全体	数	35	43
	割合	0.814	

4. まとめ

本稿では、YOLOv3を用いたレタス結球部の検出と精度評価について述べた。レタス結球部を元におこなった検出が優位性を持つことを実データを用いて確認した。

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] Joseph Redmon, Ali Farhadi: "YOLO9000: Better, Faster, Stronger," arXiv:1612.08242, 2016.
- [5] 出村聡規, 他, 深層学習を用いた圃場におけるレタスの位置検出, 計測自動制御学会中部支部シンポジウム2017, 講演番号PD-3, 2017.9.15.
- [6] Joseph Redmon, Ali Farhadi: "YOLOv3: An Incremental Improvement." arXiv:1804.02767, 2018