

画像処理と深層学習の併用による

キャベツ生育計測に基づく出荷時期予測に関する研究

Research on harvest time prediction based on cabbage growth measurement
by combined image processing and deep learning

住吉 海斗*¹ 福元 伸也*¹ 鹿嶋 雅之*¹ 渡邊 睦*¹ 秋廣 駿*² 佐藤 光徳*²
 Kaito Sumiyoshi*¹ Shinya Fukumoto*¹ Masayuki Kashima*¹
 Mutsumi Watanabe*¹ Shun Akihiro*² Mitsunori Satou*²

1. はじめに

近年、日本の農業分野における人手不足は大きな問題となっている。農林水産省の調査^[1]によると、令和 2 年、農業経営体は 5 年前と比べ 21.9%も減少している。また、農業従事者の中で 65 歳以上が占める割合が 69.8%であることから人手不足は明白である。

特にキャベツ栽培は法人や大規模農家において盛んに行われているが、その多くが契約栽培であり、契約数量を計画通りに出荷する必要がある。しかし、法人や大規模農家では栽培圃場が多く、しかも点在していることから生育状況を正確に把握するだけでも困難となっている。

本研究の目的は、マルチロータによるキャベツ畑の空撮画像からキャベツの検出を行い、多数個体の球径の推定を行い、結球重、積算温度などの推定を通して生育計測システムを構築することである。

提案する検出システムでは、Yolo v3 による手法と、Hough 変換による円検出と HSV 色空間情報を用いた手法を検討した。

また、キャベツの球径はピクセルあたりの大きさから推定をした。空撮画像に写る多数個体の推定が可能である。また、AR マーカーを圃場の 4 隅に置くことで補正を行ってから推定を行う方法も 2021 年度から行っている。

2. 関連研究

2.1 画像によるキャベツ認識技術の開発

圃場の自然光下で撮影したキャベツのカラー画像から結球部及び、球径の推定を行うアルゴリズムである。画像の輝度データを色彩座標系データに変換し、ニューラルネットワークモデルによる二値化で結球抽出を行う。更に 2 枚のキャベツモデルテンプレートとの相関から結球部の 2 次元位置及び球径の推定を行う。約 10 個のキャベツ認識の処理に 8.8 秒ほど要し、収穫適期・不適期の判定精度は約 70%であったとしている。^[2]

2.2 深層学習による作物の検出

Deep learning を用いて作物を検出する研究として、Onishi ら^[3]の研究がある。これは、ロボットアームを使用し果実を検出し、自動収穫をするというものである。物体検出技術である SSD を用い、高速で且つ正確に果実の 2 次

*¹ 鹿児島大学 工学部

School of Engineering, Kagoshima University

*² 鹿児島県農業開発総合センター

Kagoshima Agricultural Development Center

元位置を検出し、ステレオカメラを用いて 3 次元位置まで検出する。果実は信頼度 60%以上のものみの精度は 90%以上であり、一つの果実を収穫するのに要する時間は 19 秒である。

2.3 色空間情報を用いた作物の抽出

農業環境下における背景画像は、非常に複雑である。Xiangqin Wei ら^[4]は、OHTA 色空間の閾値アルゴリズムの改善に基づき、果実の自動抽出方法を提案している。実験結果から成熟した果実を正確に抽出し、精度は約 95%となっている。今後の果実収穫ロボットの視覚システムに効果的である。

2.4 キャベツの結球の形状計測と収穫適期判定

佐藤ら^[5]は、レーザー距離センサによる三次元視覚センサを開発した。それを用いて外葉を含めたキャベツ結球全体の三次元形状を非接触で検出し、結球頂部の反転開葉の状態も計測可能とした。また、レーザー光と同波長の光がセンサに直接入射しない限り自然光環境においても正確に計測可能とした。ただし、大規模な装置を用いて圃場で走行しながら計測を行う必要があるといった課題も挙げられる。

2.5 時系列画像を使用したキャベツ成長モニタリング

キャベツ成長を監視するため時系列画像を使用し、実際にキャベツを育てている農家の知識を参照しながら、研究を行っている。成長指数として緑地指数 (GAI) を使用し、HSV 色空間情報を使用してその情報から成長段階を判断していた。屋外での撮影であるため自然光の影響を大きく受けるような課題も挙げられる。^[6]

3. 提案手法

3.1 手法の概要

本研究では、図 1 に示す手法を提案する。

まず、マルチロータ “Phantom4 Pro” による、空撮画像を取得する。高度は 10m で行う。

現在、空撮画像の取得は 2019 年度、2020 年度、2021 年度の 3 度行った。本稿では 2019 年度空撮画像に対しての生育計測の結果を示す。ただし、AR マーカーを用いた補正については 2021 年度からの撮影であるため、2021 年度撮影のものを使用した。

次に、空撮画像からキャベツの検出を行う。キャベツの検出には二つの手法を用いる。一つは、Hough 変換による円検出と HSV 色空間情報を用いた手法。もう一つは、Yolov3 を用いた深層学習による手法である。

Hough 変換と HSV 色空間情報を用いた手法では、まず取得した空撮画像からキャベツの結球のエッジを Canny 処理により取る。その後、その画像から Hough 変換による円検出を行い、結球部分を円として抽出する。

続いて、Yolov3 を用いた手法では、空撮画像からキャベツを手動で個別に切り出して学習させ、キャベツの検出を行う。

次に、球径の推定を行う。二つの手法で検出したキャベツを切り出し、再度 Hough 変換による円検出を行う。結球部分を、より正確に円として検出し、半径を取得する。このピクセル当たりのサイズから実際の球径の推定を行う。その後、結球重を推定し、積算温度から収穫時期の推定までを行う。

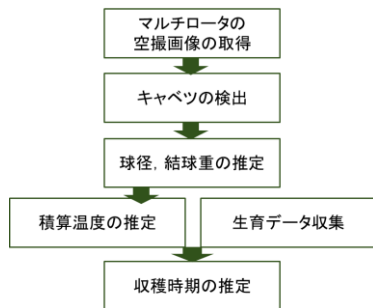


図 1 提案手法の流れ

3.2 キャベツの検出

本手法におけるキャベツの検出について、図 2,3 を用いて説明する。検出するべき結球は著者自身が目で見て明らかに結球が見えているものとした。図 2 では、Canny 処理によるエッジ取得と、Hough 変換による円検出を行っている。Hough 変換による円検出を行った後に、円内部の全画素を HSV 色空間情報によって調べ、全画素のうち 6 割がキャベツの色として判断されたものは青い枠で検出される。しかし、満たしていない場合はキャベツではないとして赤い枠で囲っている。

図 3 では、Yolo v3 による検出の様子である。手動で切り出した 1120 枚のキャベツ画像を学習させて検出を行った。その際、原画像のままではキャベツが小さすぎて検出が困難であることから、図 5 に示すように、12 分割したうえで検出を行うものとする。



図 2 Hough 変換, HSV 色空間情報による検出

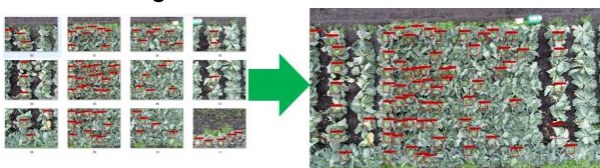


図 3 Yolov3 を用いた検出

3.3 球径の推定

次にキャベツの球径推定について図 4 を用いて説明する。2 通りの手法で検出したキャベツを切り出し、その画像に対して再度エッジ検出と Hough 変換による円検出を行う。結球部をより鮮明にエッジが取れるため、全体画像から検出した円で球径推定を行うよりも、結球部分に対して正確に円を検出できる。



図 4 Hough 変換による球径推定

3.4 結球重推定

結球重の推定は、球径と結球重の相関を基に行う。結球重と球径の実測は鹿児島県農業開発総合センター大隅支場にて行われた。図 5 に球径と結球重の実測値の相関のグラフを示す。

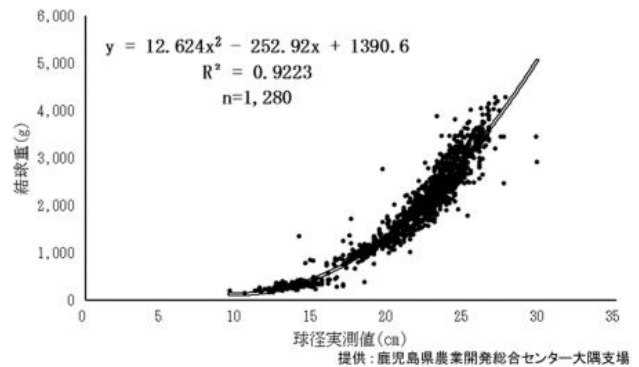


図 5 結球重と球径の相関

3.5 収穫時期推定

収穫時期推定には、積算温度を用いて推定を行う。ここで、積算温度とは“ある期間の 1 日あたりの平均温度を合計したもの”のことである。野菜の収穫期の判断に利用されることが多く、その作物によって収穫するべき積算温度が決まっている。また、積算温度と結球重には相関がみられることが実測した図 6 のグラフからわかっている。

本研究では、気温、日照時間、球径、結球重など複数のデータを用いた推定方法の検討を行う。

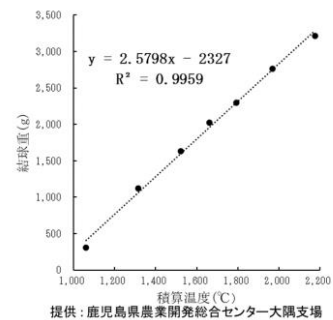


図 6 結球重と積算温度の相関

表 3 球径推定の結果

	and	or
平均絶対誤差	0.89cm	1.29cm
平均絶対誤差率	4.0%	5.5%
最大誤差	1.35cm	3.46cm
最小誤差	0.45cm	0.01cm

and における結果では、平均絶対誤差率が 4.0%と、or による結果よりも小さい誤検出となった。また、平均絶対誤差率 MAPE は全体の数を n 、実測値 a_i 及び、推測値 f_i より、以下の式で算出される。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{a_i - f_i}{a_i} \right|$$

4. 評価実験

本研究の評価実験は、鹿児島県農業開発総合センター大隅支場で撮影された 2019 年度の画像に対して行う。キャベツの検出を、Hough 変換と HSV 色空間情報を用いた手法と、Yolov3 を用いた手法 2 通りで行った。検出するべきキャベツを著者自身の目で見て決定した。また、球径推定に関しては同じく鹿児島県農業開発総合センターが実測したデータを基に、本研究での推定値と比較し、評価を行った。同様に、収穫時期推定についても生育時における日照時間、気温を鹿児島県農業開発総合センターの実測値を用いて推定し、評価を行う。

4.1 実験結果

4.1.1 キャベツ検出

前項で示した通り、2 通りの手法でキャベツ検出を行った。以下の表 1 に結果を示す。Hough 変換と HSV 色空間情報による検出手法を画像処理、Yolov3 を用いた手法を深層学習として示す。

表 1 キャベツ検出の結果

	正	誤	検出精度
画像処理	38 個	28 個	57.6%
深層学習	62 個	8 個	88.6%

深層学習による手法での検出は、誤検出も少なくなっているが、まだ見落としているキャベツもあるため、二つの手法を併用することとした。

画像処理を用いた手法、または深層学習による手法のどちらか一方で検出されている結球を“or”とし、二つの手法のどちらとも検出した結球を“and”とし、この結果を以下の表 2 に示す。

表 2 “or,”and”別のキャベツの検出結果

	and	or
検出率	67.3%	95.9%
誤検出率	6.1%	40.0%

and では、取るべき結球 49 個に対して 33 個を検出。検出率が低い分、誤検出率も低くなった、or は、取るべき結球 49 個に対して 47 個を検出。検出率が高い分、誤検出率も高くなった。

4.1.2 球径推定

検出された結球一つ一つに対して、エッジ検出及び、Hough 変換による円検出によって半径をピクセル当たりで取得した。この際、Hough 変換で用いるパラメータはより細かく調整を行った。12 個のキャベツに対して球径推定を行い実測値との比較を行った。表 3 に“or”と“and”で分けた結果を示す。

キャベツ検出、球径推定の結果から検出に関しては or を用い、球径推定には and で検出された結球に対してのみ行うものとする。

4.1.3 AR マーカーによる補正

2022 年に撮影したキャベツ画像から、図 7、8 で示す通り、圃場の四隅に AR マーカーを設置した。それぞれの距離は、横 8.5m、縦 6m で統一して撮影を行った。また、マーカーには aruco の AR マーカーを用いた。マーカー検出後に真上から見た画像として補正を行い、マーカーの端の位置で画像を 5472×3648 のサイズに切り出した。これにより、ピクセル数と、実距離を比較することで、キャベツの実際の高さを推定することができる。

このマーカー補正を行った手法による球径推定と、マーカーを使わずに推定を行った結果の比較は発表時に示す。

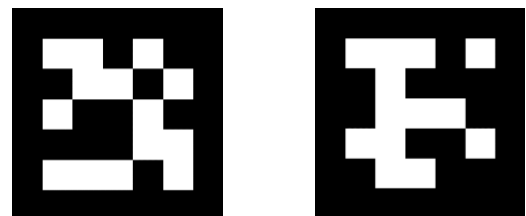


図 7 aruco AR マーカー

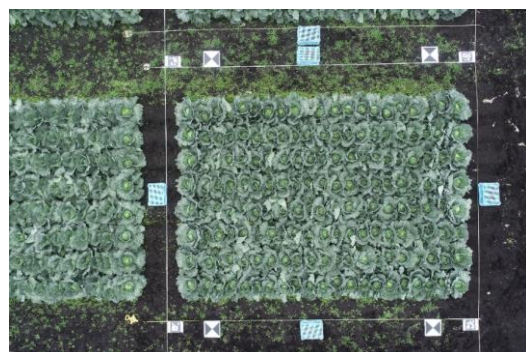


図 8 AR マーカーを含めた空撮画像

4.1.4 収穫時期推定

これまで、図 6 で示すように結球重と積算温度による相関から積算温度を推定していた。

しかし、収穫時期推定の精度向上のため、説明変数として結球重に加えて、球径、日照時間という複数の説明変数を用いることとした。

図 8、図 9 に単回帰分析、重回帰分析による予測の結果を示す。縦軸は積算温度であり、横軸は割り当てたキャベツの個体番号である。また、predict で表される点が予測値、target であわされる点が正解値であり、この点が近いほどより良い予測が行われていることが読み取れる。

単回帰分析の自由度調整済み決定係数は、0.95。重回帰分析の自由度調整済み決定係数は、0.97 であった。このことから、一変数のみによる推定よりも高い推定結果がみられた。

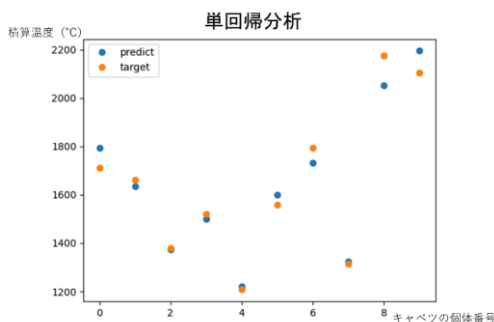


図 9 単回帰分析の結果

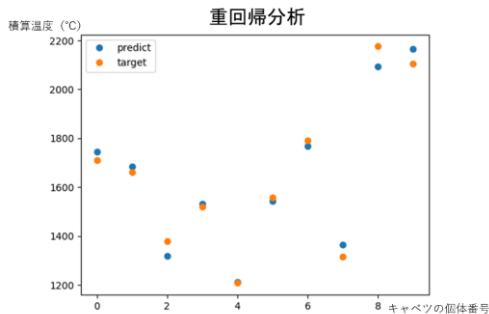


図 10 重回帰分析の結果

5. 考察

Hough 変換と HSV 色空間情報という画像処理による手法と、Yolov3 という深層学習による手法の併用による検出を行った。Hough 変換を用いた手法では、キャベツの外葉部分も円として検出されてしまうことから誤検出が多くなったと考える。HSV 色空間情報を用いて、キャベツ結球部分のみを検出しようと試みたが、結球部分と外葉部分の違いはあるが、どうしても似ているため完全に除去することはできなかった。Yolov3 を用いた手法では、誤検出は非常に少なかった。学習の際は、全体画像からアノテーションを行うのではなく、結球一つ一つを切り出してアノテーションを行ったため、クリアな画像から学習できた。また、検出を行う際にも全体画像ではキャベツが小さすぎて検出率が悪かった。そのため、全体画像を縦 3 列、横 4 列の全 12

分割して検出を行ったことも検出率の向上及び誤検出の低減の要因であると考えられる。この二つの併用によって一方による検出よりも高い検出精度が結果として得ることができた。

球径推定は、or、and ともに誤差は小さくなった。球径推定の際の一つ一つを切り出して、Hough 変換のパラメータを細かく調整した結果外葉部分ではなく結球部分の半径を取得できたことが要因であると考えられる。

これらの結果から、結球の検出には or の手法を用いることで、より多くのキャベツ検出を行う。また、球径推定の際には and で検出された結球部が鮮明で且つ、誤検出の少ない結球に対して行うものとする。これにより生育計測の精度が向上するため妥当であると考えられる。

しかしながら、2019 年度では比較可能な実測値データのある結球の個数が 12 個と少なかったことから、精度として正確ではないことも考えられる。2021 年度では実測値データが多く収集できているので、推測値と比較可能な結球が増加している。今後、その解析を進め、より評価の信頼が高い結果を出す。

次に、収穫時期推定については、これまでの結球重という一つの説明変数による推定から複数の説明変数によるマルチモーダルな推定を行った。結果としてはわずかに精度の向上がみられた。本稿では、結球重、球径、日照時間を用いたが、降水量など他の要因も検討しながら最適な収穫時期推定の手法を検討し、安定した出荷量の推定に繋げたいと考える。

6. おわりに

本稿では、マルチロータによるキャベツ畑の空撮画像からキャベツの検出手法、多数個体の球径推定の手法及び、収穫時期推定の手法を提案した。キャベツ検出に関しては or の手法では、96% という検出率で、検出を可能とした。また、球径推定に関しても評価個体数は少ないものの、十分適用可能な精度での推定を行えることを確認した。

今後の課題として、収穫時期推定は、今後も様々な説明変数を用いながら最適な収穫時期推定の手法を検討していく。また、球径推定の精度向上のため AR マーカーによる補正後の推定の評価を行っていき、システム確立に向けて研究を進めていく。

参考文献

- [1] 農林水産省, “2020 年農林業センサス結果の概要 (既数値) (令和 2 年 2 月 1 日現在)”, 2020-11-27 公表
- [2] 村上則幸, 大塚寛治, 井上慶一, 杉本光穂”画像によるキャベツ認識技術の開発”, 農業機械学会誌, vol.59 no.2, pp. 65 - 72, 1997.
- [3] Onishi, Y., Yoshida, T., Kurita, H. et al. An automated fruit harvesting robot by using deep learning. Robomech J 6, 13, 2019.
- [4] Xiangqin Wei, Kun Jia, Jinhui Lan, Yuwei Li, Yiliang Zeng, Chunmei Wang, "Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot", Optik, vol.125 no.19 pp.5684-5689, Oct 2014.
- [5] 佐藤 禎稔, 宮本 啓二, 松田 清明, “三次元視覚センサによるキャベツ結球の形状計測と収穫適期判定”, 農業機械学会誌 vol.63 no.1 pp.87-92, 2001.
- [6] J. J. Low and L. C. Tay, "Cabbage Growth Monitoring using Time Series Images," 2019 IEEE 9th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET), 2019, pp. 6-10, doi: 10.1109/ICSEngT.2019.8906367.