

YOLOv7 によるキクラゲ自動収穫のための画像認識結果の一考察

山田竜輝*¹ 松村遼*² 北風裕教*³

Consideration of Image Recognition Results for Automatic Wood Ear Mushroom Harvesting with YOLOv7

Ryuki YAMADA, Ryo MATSUMURA and Hironori KITAKAZE

Abstract

In recent years, the scarcity of successors for farmers in Japan has emerged as a pressing problem. This issue has drawn the attention of researchers, pushing towards smart agriculture by utilizing robots and other cutting-edge technologies. With cooperation from a local producer, the research team is developing an automated Wood Ear Mushroom harvesting system. In this study, the author conducted an experiment to confirm the extent to which recognition accuracy could be improved by switching the detection algorithm from YOLOv4 to YOLOv7. The results indicated a recognition accuracy improvement of more than 10%.

Keywords: smart agriculture, automatic harvesting system, deep learning, you only look once

1 緒言

近年、農業従事者の労働環境や後継者不足が問題となっている。農林水産省が発表しているデータ¹⁾によると、平成 29 年に約 150 万人いた農業従事者に対して、令和 4 年には約 120 万人となっており、5 年間で全体の 20%にあたる約 30 万人の人が減少したことになる。また、平均年齢も上昇しているため、農業の負担は加速している。

現在、このような問題から注目されているのが、ロボットなどの最先端技術を活用したスマート農業である。デジタルトランスフォーメーション(以下、DX)の導入を進め、労働力の低下部分を補い、農業従事者をサポートすることで、生産性を担保する試みが国内外で行われている²⁾。

著者の研究グループでは、大島商船高等専門学校の近隣地域にあるアラゲキクラゲ(以下、キクラゲ)の生産者と連携して、キクラゲの自動収穫システムの開発を行っている³⁾。このシステムは、人の手によって菌床からキクラゲを摘み収穫作業を、同研究グループで独自開発したロボットアームによって自

動的に行うシステムであり、このシステムの核となるキクラゲの認識部は、ロボットアームに取り付けられているカメラから撮影された画像を用いる仕組みになっている。撮影された画像は、深層学習技術を用いることで人の認識を代行させる仕組みとなっており、ビニルハウス内の気温 40 度、湿度 90%の環境下における労働者の負担に影響はしない。この技術により、作物を 24 時間監視することができ、本来必要な選別や収穫作業を継続的に行うことが可能となる。ここで、ロボットアームの自動収穫を実現するためにはカメラ画像から対象となるキクラゲを高精度に認識しなければならない。しかし、キクラゲは、黒褐色をしておりであり、形状も複雑であるため、その認識は非常に困難である。この問題に対して、田口らは、キクラゲの成長段階を「収穫必要」、「任意収穫」、「収穫不要」の 3 段階に分類し、収穫する大きさを定めることで、出荷する際に作物の大きさを均一化するシステムを開発している⁴⁾。深層学習を用いた物体検出アルゴリズムには、You Only Look Once v4 (YOLOv4) を用いている。しかし、

* 1 電子・情報システム工学専攻 * 2 周南公立大学 * 3 情報工学科

このシステムは成長度の認識率が 70%程度しかなく、認識精度において大きな課題が残っていた⁵⁾。

そこで本研究では、物体検出アルゴリズムの認識精度を飛躍的に向上させた You Only Look Once v7 (YOLOv7) を用いて、認識精度がどの程度上昇するか、確認実験を行った。この結果、正答率において従来の 80%から 90%に近い精度の向上が見られ、全体として 10%向上したので報告する。また、画像認識精度の良し悪しは、キクラゲ画像の何に影響されるのかについて、考察したのであわせて報告する。

2 利用データ

本実験では、認識対象をキクラゲとし、その成長状態を「収穫必要」、「任意収穫」、「収穫不要」の 3 段階に分類し、それぞれの認識精度の確認を行う。そのため、成長度に合わせたキクラゲ画像が必要となるが、大量のキクラゲの画像を取得することは困難であるため、実際に撮影したキクラゲ画像を、Data Augmentation を用いて増加して認識実験に利用した。以下に詳細を記述する。

2. 1 キクラゲの実写画像の取得

図 1 にキクラゲのビニルハウス内で撮影した画像を示す。キクラゲの生産者である株式会社藤本コーポレーション（柳井市）で撮影したキクラゲの菌床画像約 2,500 枚である。

2. 2 学習用データセットの準備

撮影したキクラゲ画像に対して左右反転の処理を施し、さらにそれらの画像にインパルスノイズを付加した画像を組み合わせる Data Augmentation を行い、データを 4 倍の約 1 万枚に増加する。図 2 に、Data Augmentation 後の画像の例を示す。

ここで、Data Augmentation 後の画像のうち、5000 枚は深層学習の訓練用データとして利用する。また、残りの 1500 枚ほど抜き出して検証用データとする。

また、キクラゲのサイズが、収穫した方が良い段階に達している『収穫必要』、ベストな収穫サイズに近い『任意収穫』、成長を待つ必要がある『収穫不要』の 3 段階に分けアノテーションを行う。ここで、アノテーションは、すべて目視で確認して設定を行う。

3 深層学習による検出

学習用のキクラゲデータを利用し、物体検出アルゴリズム YOLOv7 を用いて深層学習を行う。以下



図 1 菌床から生えるキクラゲの実写画像



図 2 増加画像（左：反転，右：ノイズ付加）

に、YOLO (You Look Only Once) についての詳細と、実験パラメータについて詳細を記述する。

3. 1 物体検出アルゴリズム YOLOv7

YOLO は、一般的に利用される深層学習アルゴリズム Mask R-CNN や SSD よりも推論速度において高速な物体検出アルゴリズムである。また、YOLO は、各バージョンによって作成者が異なる特徴を持つが、YOLOv7 は先行研究で用いた YOLOv4 の系列であり作成者が同じであることから、従来システムとの比較を容易にする。モデルの規模にもよるが、基本的には 3 段階に分かれるピラミッド構造を持ち、第 1 段階のピラミッド構造において、画像の畳み込みにより入力画像を縮小した特徴量マップを構成し、第 2 段階目のピラミッド構造でアップサンプリングにより逆に画像を拡大した特徴量マップを構成する。第 3 段階目のピラミッド構造において再度縮小処理を行う構造が取られており、最終的には第 2 段階の最終層と第 3 段階の特徴量マップを利用して 3 種類の解像度の特徴量マップに対して、各 anchor box を割り当てる構造も持つ (図 3)。

YOLOv7 では畳み込みの基本アーキテクチャに ELAN (図 4)、E-ELAN を使用しており、DenceNet や CSPDarknet などの concatenate ベースのモデルを進化させたものである。また、concatenate モデルに適した複合スケールリング法の提案をしている。

3. 2 YOLOv7 で用いるパラメータ

本手法におけるパラメータは、基本モデルの値を

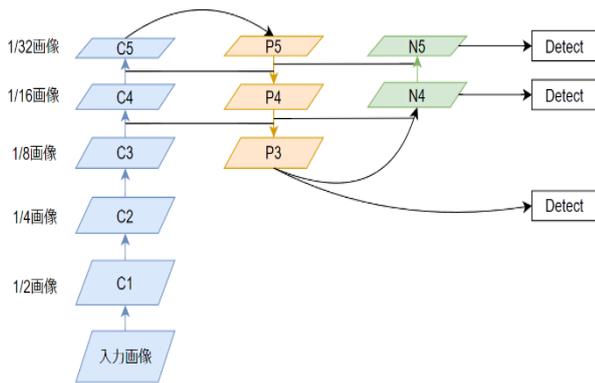


図3 YOLOv7 のモデル構造

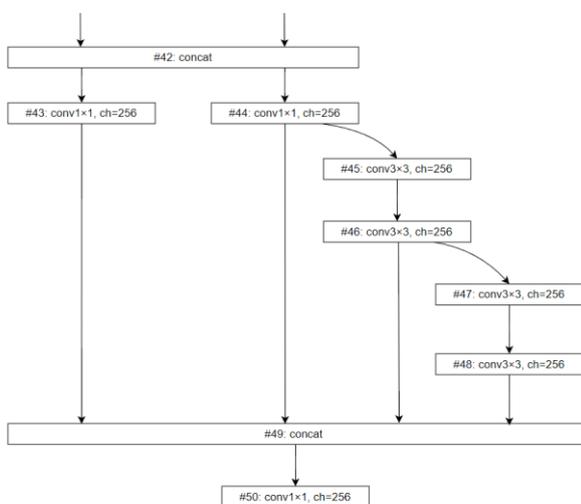


図4 ELAN の構造

変更しないで利用する。利用する画像に対してフィッティングを行えば更なる結果の向上も期待できる。

4 認識実験による精度評価方法

YOLOv7 の学習回数を増加させることによる、認識率の違いについて適合実験と認識実験を行い精度の確認を行った。学習回数は、100epoch、200epoch、400epoch、800epoch と 2 倍ずつ増やし、それぞれで適合実験、認識実験での結果に変化が出るのか、正答率、適合率、再現率、F 値によって評価を行う。各評価についての算出方法を以下に示す。

4. 1 正答率・精度 : Accuracy

全サンプルのうち、分類したクラスと正解クラスが一致する数の割合を正答率・精度 (式 1) で表す。

Accuracy =

$$\frac{\text{True Positive} + \text{True negative}}{\text{Tru Positive} + \text{False Positive} + \text{Turu Negative} + \text{False Negative}} \quad (\text{式 1})$$

表 1 認識実験の結果 (100epoch)

	正答率	適合率	再現率	F 値
収穫必要	0.73	0.21	0.72	0.33
任意収穫	0.68	0.47	0.79	0.59
収穫不要	0.73	0.67	0.71	0.69

表 2 認識実験の結果 (200epoch)

	正答率	適合率	再現率	F 値
収穫必要	0.86	0.78	0.71	0.74
任意収穫	0.86	0.83	0.75	0.79
収穫不要	0.88	0.85	0.66	0.74

表 3 認識実験の結果 (400epoch)

	正答率	適合率	再現率	F 値
収穫必要	0.85	0.74	0.72	0.73
任意収穫	0.86	0.83	0.83	0.83
収穫不要	0.85	0.83	0.76	0.79

表 4 認識実験の結果 (800epoch)

	正答率	適合率	再現率	F 値
収穫必要	0.88	0.83	0.80	0.81
任意収穫	0.90	0.83	0.78	0.80
収穫不要	0.87	0.84	0.78	0.81

4. 2 適合性の評価 : Precision (適合率)

物体検出における適合性の評価には Precision (適合率) を用いる。Precision は式 2 に示すように全ての検出数のうち正しく検出できた数 (True Positive) が占める割合で表されるため、対象物以外を検出する誤検出の割合を評価することができる。

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{Number of detection}} \quad (\text{式 2})$$

4. 3 再現性の評価 : Recall (再現率)

物体検出における再現性の評価には Recall (再現率) を用いる。Recall は式 3 に示すように、実際の正解中の正しく検出できた数が占める割合で表されるため、対象物体を検出していない未検出の割合を評価することができる。

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{Number of answer}} \quad (\text{式 3})$$

4. 4 総合評価 : F-score (F 値)

Precision と Recall はそれぞれ異なる評価目的を持つため、モデルの総合的な評価を行うための指標が必要となる。F-score (F 値) は式 4 に示すように

う、条件を記憶させる必要があると考える。

7 結言

本研究は、独自に開発をしているロボットアームを用いたキクラゲの自動収穫システムに搭載するキクラゲ判別機において、先行研究で用いた YOLOv4 と同じ著者によって開発された YOLOv7 を用いて改めて学習を行い、認識精度にどの程度の上昇がみられるのか評価を行い、有用性について検討を行うことを目的とした調査研究である。実験では対象物体の大きさに応じて『収穫必要』、『任意収穫』、『収穫不要』の 3 クラスに定めて YOLOv7 で深層学習を行い、認識実験を行った。学習用データセットの作成には、実際に撮影した画像とそれらに対して Data Augmentation を行ったものを用意した。この実験により、学習回数の増加が認識率の増加に影響を及ぼし、正答率が 0.87 以上、適合率、再現率、F 値においては 0.8 に近い結果を得るまでに至った。しかしながら、これ以上の epoch 数の増加に関しては、過学習の可能性が出るため、実験は控えている。

また、学習後に得られたキクラゲのバウンディングボックスについて、考察を行った。その結果、密集して生息するキクラゲにおいて認識率が低下し、死角となるキクラゲが正しく分析できなかったこと。更に、キクラゲでない黒い影をキクラゲと誤認識する結果が得られた。これには、菌床とキクラゲの関係を強くするための工夫が必要であると考えられる。これらについては、今後の課題とする。

参考文献

- 1)農林水産省, “農業労働力に関する統計”, 閲覧日 2023 年
- 2)<https://dev.classmethod.jp/articles/yolov7-architecture-overall/> (2023 年現在)
- 3) <https://arxiv.org/abs/2207.02696> (2023 年現在)
- 4)Hajime Taguchi, Kazuya Okamura, Ryuki Yamada, Ouk Outdam, Hinaki Hatsuzaki, Ryo Matsumura and Hironori Kitakaze, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers, 11(2), 2023
- 5)田口創, 松村遼, 北風裕教, ロボット・VR・AI 技術を用いたキクラゲ自動収穫システムの開発, 電子情報通信学会 2023 年総合大会情報・システムソサイエティ特別企画ジュニア&学生ポスターセッションプログラム, ISS-SP-023, ジュニア奨励賞, 2023