

〔論文〕

物体検出モデルによる農作物の個数の認識

伊福 佑耶^{*1}・澤田 仁^{*1}・八坂 亮祐^{*2}・新井 康平^{*3}・小田 まり子^{*1*3}

Recognition of Number of Agricultural Products Using Object Detection Learning Model

Yuya IFUKU^{*1}, Jin SAWADA^{*1}, Ryosuke YASAKA^{*2}, Kohei ARAI^{*3} and Mariko ODA^{*1*3}

Abstract

We attempted to improve work efficiency by introducing ICT technology to evaluate the number of harvested cucumbers and strawberries at the sorting plant. Relying on traditional manual sorting and inspection, digitizing the underlying systems is a prerequisite. In this report, we will discuss the DX conversion at Inak System Co., Ltd. and JA Package Center, which are developing automatic strawberry harvesting robots in Hirokawa-cho, Kurume, and the Kurume Seed Breeding Association, which is mainly developing cucumber varieties. Through experiments, it is found that the proposed method does work for count the number of cucumbers and strawberries.

Key Words : Object Detection, Smart Agriculture Technology, Strawberry, Cucumber, Inspection

1. 緒 言

近年あらゆる分野においてデジタル化が進行している。農業分野においても、作業管理システム及び生育予測を核とした大規模施設園芸発展スキームの構築が必要とされている。特に、野菜・花き分野では、収益力を向上させる施設栽培技術の開発が進められており、地域戦略として ICT などを利用した大規模施設園芸における周年安定生産技術の確立とその普及による高収益化を図ることが課題となっている。しかしながら、久留米近郊の多くの農業は、現在でも従来の手作業での仕分けや検査に依存しており、今後、基盤システムをデジタル化する必要がある。本稿では農業分野の DX 化に取り組む久留米市の企業2社（株式会社アイナックシステム⁽¹⁾と久留米原種育成会⁽²⁾）との共同研究として行った、収穫されたキュウリおよびイチゴの選果場における個数の自動カウントによる DX 化について報告する。

2. DX 化すべき共通の課題と AI を用いた課題解決

株式会社久留米原種育成会では様々な種類のキュウリに関する品種改良の研究を行っている⁽²⁾。ビニールハウス 1 棟につき 500 株の苗を植え、収穫の時期になると一株ごとに実った果実の本数を数え、品質ごとに等級分けを行っている。この作業は一つ一つ手作業で行われ、多くの時間と労力が消費されている。また、株式会社アイナックシステム⁽¹⁾は AI 技術を用いたイチゴ自動採取ロボット「ロボつみ」の開発を行っており、画像認識によりイチゴの完熟度を厳密に判定するための研究に取り組んでいる⁽³⁾。イチゴの生産作業において、色、形、大きさを分類して行うパッケージング作業は手間がかかるため、JA くるめ管内の生産者の約 4 割が、イチゴを自分では仕分けせず、そのまま全部をコンテナに入れてパッケージセンターに持ち込んでいる。これにより生産者はイチゴ栽培にのみ集中することができ、負担削減につながっている。しかし、生産者の収益に直接つながる、色、形、大きさによるイチゴの仕分けは基準が厳密ではなく、パッケージセンターの職員（人）の判断に任せられているため、担当する職員の負担が大きく、個数カウントや仕分けの担当を望まない職員が多い。

本研究では、キュウリとイチゴの生産現場における共通の課題から、収穫した農作物の個数の自動カウントを実現し、DX 化による作業効率の向上を目指す。キュウリやイチゴの検出には、物体認識技術である YOLOv8⁽⁴⁾を用い、自動的にキュウリやイチゴの個数をカウントするシステムを提案する。

^{*1}情報ネットワーク工学科, ^{*2}PC サポートセンター, ^{*3}AI 応用研究所

3. 物体認識モデルの構築

3・1 データの収集

本研究で使用するデータは、図1に示すように、現場でのシステム使用を想定し、キュウリ及びイチゴはコンテナに納め真上から撮影した画像データである。キュウリの画像データは株式会社久留米原種育成会より提供された1コンテナの中に10から20本程度のキュウリが入った画像141枚をキュウリのデータセットとした。また、イチゴの画像データは株式会社アイナックシステムより提供を受け、パッケージセンターで撮影された、1コンテナの中に60から70個のイチゴが入った画像69枚をデータセットとした。



Fig.1 Harvested cucumbers and strawberries in containers in the selection areas.

3・2 データセットのアノテーション

画像認識のために、イチゴとキュウリにラベル付けをする必要がある。そこで、図2のようにAI開発プラットフォームである roboflow⁵⁾を用い、コンテナの中のイチゴやキュウリを一つずつ選択し、アノテーション作業を行った。キュウリについては、全141枚のコンテナ画像を訓練用データ98枚、検証用データ29枚、テストデータ14枚に分割し、イチゴについては全69枚の画像を訓練用データ47枚、検証用データ10枚、テストデータ12枚に分割した。



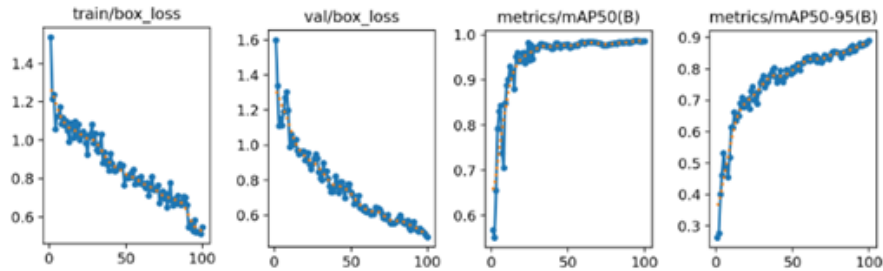
Fig.2 Annotating cucumber and strawberry images using roboflow

3・3 モデルの学習と評価

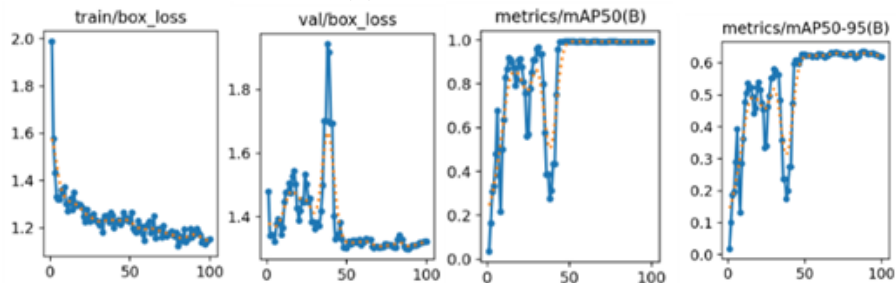
YOLOv8の公式で公開されている学習済みのモデルを用いて転移学習を行った。公開されているモデルには5種類のモデルがあるが、今回は実際の使用環境を想定し実行速度の速さを優先するためYOLOv8n.ptを採用した⁶⁾。また、イチゴとキュウリのデータセットを用いて転移学習をする際、(A)モデル Cu:キュウリ画像のみを用いた転移学習によるキュウリ検出モデル、(B)モデル St:イチゴ画像のみを用いた転移学習によるイチゴ検出モデル、(C)モデル Cu+St:キュウリとイチゴの両方の画像を用いた転移学習によるキュウリとイチゴの検出モデル、(D)モデル Cu⇒St:キュウリ画像による転移学習をした後、その重みを用いてイチゴ画像による転移学習をしたイチゴ検出モデル、(E)モデル St⇒Cu:イチゴ画像による転移学習をした後、その重みを用いてキュウリ画像による転移学習をしたキュウリ検出モデル、の5種類の検出モデルを構築し、物体検出の精度にどのような違いが生じるのかを検証した。なお、各モデルの物体検出の精度を比較するため、損失指標として Box_loss、評価指標 mAP (Mean Average Precision) として mAP50, mAP50-95 を用いている。

3・3・1 評価指標による評価

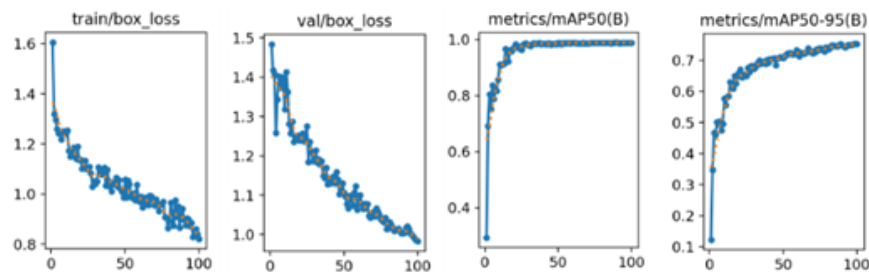
上記 5 つのモデルによる学習結果を図 3 に示す。前提としてキュウリとイチゴのデータセットの画像枚数には偏りがあり、キュウリの訓練データはイチゴの約 2 倍あり、キュウリと比較してイチゴは十分なデータ量を確保できていない。そのため図 3(B)のモデル St ではイチゴの学習過程は最終的に収束してはいるが、テストデータにおける box loss の下がり方も、学習過程における mAP の上がり方も不安定であった。しかし、キュウリを事前に学習させた図 3(D)のモデル Cu⇒St では図 3(B)のモデル St の結果と比較し、学習過程における box loss の下がり方、mAP の上がり方が安定していた。また、図 3(C)のモデル Cu+St の方がさらにどの指標でも安定していることが確認できる。



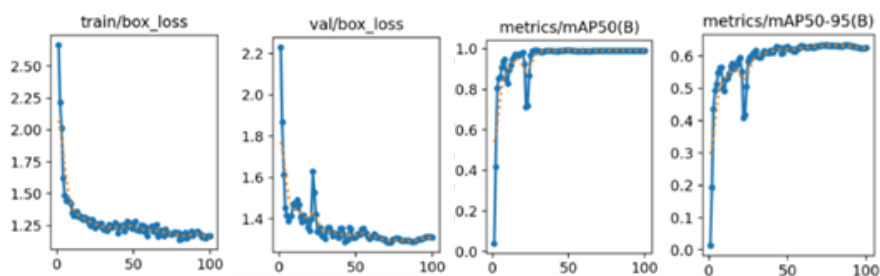
(A) Model Cu



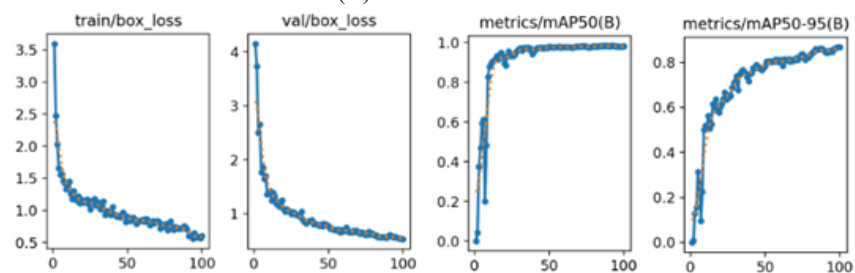
(B) Model St



(C) Model Cu+St



(D) Model Cu⇒St



(E) Model St⇒Cu

Fig.3 Learning results for all patterns

3・3・2 テストデータによる評価

次にテストデータによる推論を行った。キュウリについては精度が高い順にモデル Cu (98%), St⇒Cu (97%), Cu+St (95%)であり、キュウリ画像のみで学習を行った方の精度が高く、イチゴ画像のデータを追加して転移学習をしたり、イチゴ画像による転移学習をした後、その重みを用いてキュウリ画像による転移学習をしたりしても効果はなかった。しかし、イチゴについては正解率が高い順に Cu+St (97%), St (95%), Cu⇒St (94%) となり、イチゴの画像だけで学習したモデルよりもイチゴとキュウリの画像を用いて同時に学習させたモデルの方が、正解率が2%高いという結果となった。

Table 1 Accuracy of counting the number of cucumbers

Model	Cu	Cu+St	St⇒Cu
Accuracy	98%	95%	97%

Table 2 Accuracy of counting the number of strawberries

Model	St	Cu+St	Cu⇒St
Accuracy	95%	97%	94%

Table 3 Difference in the number of strawberries detected in each image by the object recognition models

No. of image	Number of strawberries detected			Actual number of strawberries
	model St	model Cu+St	model Cu⇒St	
1	82	60	47	63
2	54	55	55	54
3	62	61	63	61
4	65	65	65	64
5	60	60	59	59
6	64	64	67	64
7	63	65	65	62
8	68	67	67	66
9	66	66	68	66
10	61	62	61	62
11	64	64	68	63
12	71	68	71	68
Average error rate	3.94 %	1.48%	5.01%	

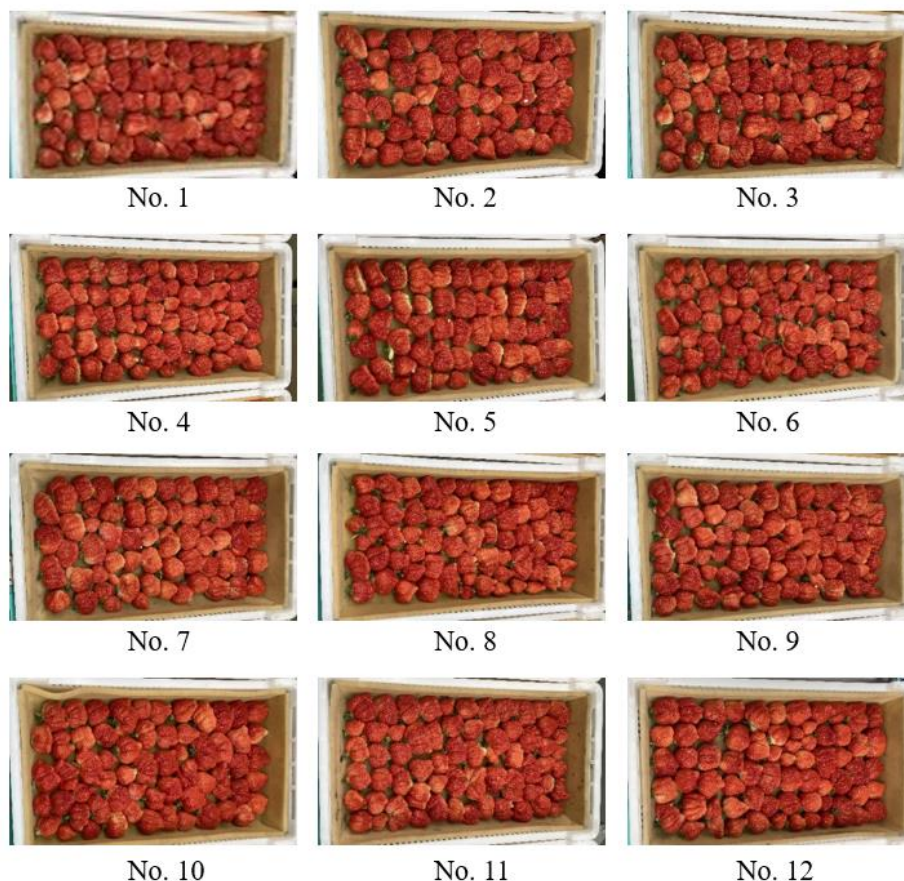


Fig. 4 Images of strawberries used in the test

このことから、学習するための画像データが十分にない農作物を認識したい場合、数が十分にある他の農作物の画像データとともに学習させることで、精度が向上する可能性があることが確認できた。なお、キュウリのテストデータの正解率を表 1、イチゴのテストデータの正解率を表 2 に示す。また、イチゴについては各々のモデルによる検出個数の差が大きいいため、12 枚のイチゴ画像のテストデータとともに、各々のモデルによるイチゴの検出個数と平均誤差率を表 3 に示す。

5・3 テストデータの誤検出例

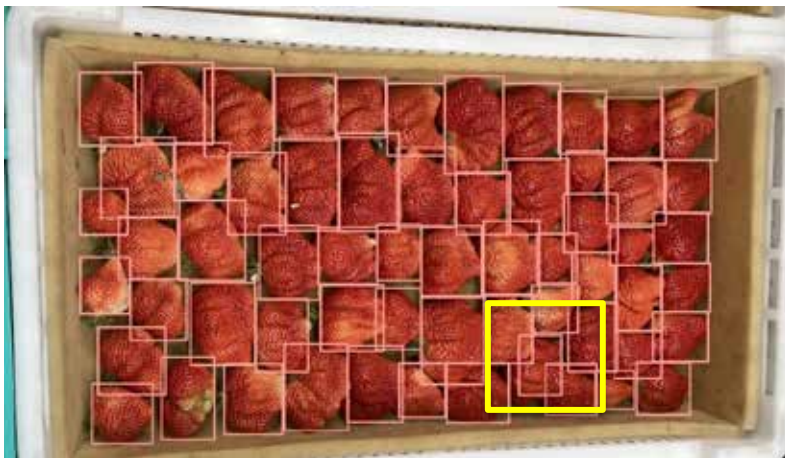
イチゴの検出についてはモデルの種類によらず、同じイチゴを重複してカウントするケースが多く、実際の個数よりも検出個数の方が多い。図 5 に、No.3 のイチゴ画像に対して Model Cu+St と Model St を用い、イチゴ検出した結果を示す。



(a) Original image of No.3 in Fig.4



Enlarged image of the area surrounded by yellow squares



(b) Correct detection results of strawberries using learning model **model Cu+St** in image No.3 in Fig.4



Enlarged image of the area surrounded by yellow squares



(c) False detection results of strawberries using learning model **model St** in image No.3 in Fig.4
(False result of the doubly detected strawberries)



Enlarged image of the area surrounded by yellow squares

Fig.5 Original images and the results of strawberry detection using each learning model in image No.3 in Fig.4

図 5 の黄色の枠で囲まれた部分に注目すると、図 5(b) のように、イチゴとキュウリの画像を一緒に学習した Model Cu+St ではイチゴが重なっていても正しく検出できているが、イチゴ画像だけで学習した Model St では、図 5(c) のようにイチゴに重なりがある部分において、同じイチゴを何度も重複してカウントしている。

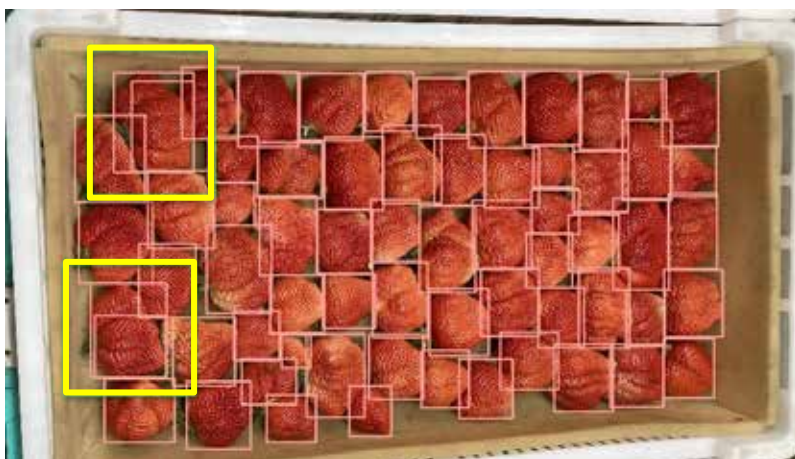
次に、No.7 のイチゴ画像に対して Model St と Model Cu+St を用いてイチゴ検出した結果を図 6 に示す。



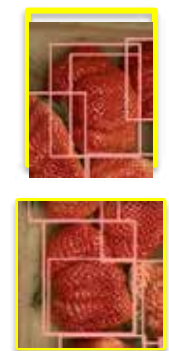
(a) Original image of No.7 in Fig.4



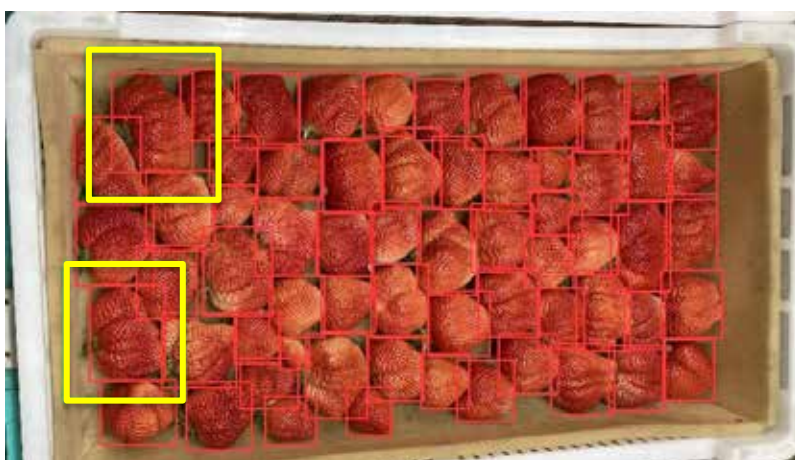
Enlarged image of the area surrounded by yellow squares



(b) Detection results of strawberries using **learning model Cu+St** in image No.7 in Fig.4 (False detection result of flat strawberries)



Enlarged image of the area surrounded by yellow squares



(c) Detection results of strawberries using **learning model St** in image No.7 in Fig.4 (Correct detection result of flat strawberries)



Enlarged image of the area surrounded by yellow squares

Fig.6 Original images and the results of strawberry detection using each learning model in image No.7 in Fig.4

Model Cu+St を用いたイチゴの推定は Model St よりも精度が高く、図 5(b)のように重なりあるイチゴを正しく推定できるものの、図 6 の黄色の枠で囲んだ部分にあるイチゴのような鶏頭状果実（形が歪で二つのイチゴが引っ付いたような扁平で扇状のイチゴ）は Model Cu+St では正確に検出ができない。これは、イチゴ個体の全体とくびれた部分とを別の物体として認識してしまい、二重予測をするためであると考えられる。実際、鶏頭果は人が認識をする場合でも、画像を注意して見なければ 1 つか 2 つかの判別が難しい。このような二重推定による誤検出は、イチゴ画像の数を増やして学習をするとともに、バウンディングボックスの重複度を求め、閾値をこえた場合に片方を信頼度に基づき削除するなどの後処理を検討する必要があると考える。

次に、Model Cu を用いたキュウリの検出の例を図 7 に示す。キュウリの認識モデルとしては、キュウリ画像のみで学習した Model Cu の検出率が最も高く、イチゴ画像を加えても効果は得られなかった。これはキュウリの学習データセットとして、イチゴの約 2 倍のデータを用意できたことと、イチゴと比較してキュウリの形状は揃っており、イチゴのような二重推定が少なく、キュウリ画像のみの学習での認識率が高かったため、イチゴの学習性能はキュウリに対して有効に働かなかったと考える。しかし、図 7(b)の緑の枠で囲んだ極端に曲がったキュウリの場合は、イチゴの検出のときと同様、二重に検出されている。我々はキュウリに関する研究として、その形や長さから等級を判定する研究にも取り組んでおり、キュウリの検知においても曲がり具合の判定技術が応用できると考えている。



(a) Original image (b) Detection results of cucumbers using learning model Cu
Fig.7 Example of false detection of cucumber using learning model Cu and its original image

6. システムの実装

キュウリのカウントシステムについては前述の学習済みカウントモデルを用いて、既に図 8 のシステムを開発した。

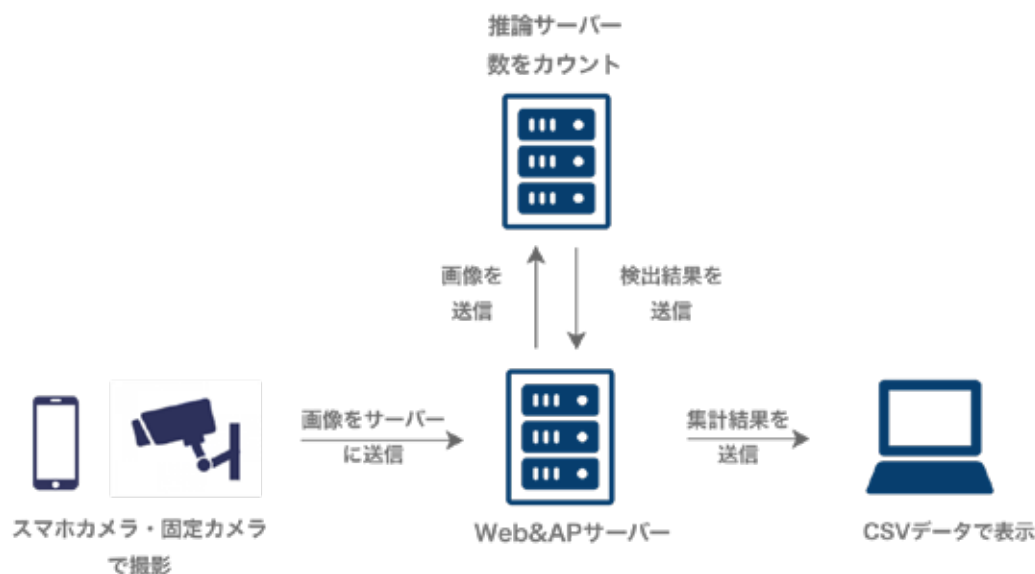


Fig. 8 Configuration of cucumber counting system

図 8 のキュウリの個数カウントシステムの場合、まずコンテナにキュウリを並べ、真上からスマートフォンで撮影することで Web アプリケーションを通して、画像をサーバーに送信することができる。送信された画像はサーバーから画像認識処理サーバーに転送され、キュウリの数を数える。その処理結果を Web サーバーに返し、パソコンで csv 形式のファイルとしてダウンロードが可能となる。

一方、イチゴの個数カウントプログラムは、図 4 に示したような、コンテナ内に詰められたイチゴ画像を入力することでイチゴを認識し、個数を数えて出力できるが、パッケージセンターの環境に合わせたシステムの実装はこれからである。最終的には、ベルトコンベアの上に固定カメラを常設し、コンテナに入れて運ばれてきたイチゴを検知して個数をカウントできるようにしたいと考えている。また、将来的には、キュウリのカウントシステムと同様に Web・アプリケーションサーバーを導入すれば、各農家がイチゴの収穫量の履歴をデータとして残し、長期にわたるデータを活用した経営分析することも可能になると考える。

7. 結 言

本研究では、キュウリとイチゴの生産現場における共通の課題である、収穫した農作物の個数の自動カウントシステムの開発に取り組んだ。キュウリやイチゴの検出には、物体認識技術である YOLOv8⁽⁴⁾を用い、転移学習により自動的にキュウリやイチゴの個数をカウントできる。従って、負担がかかる作業の省力化が図れ、農家の DX につながると考える。

しかし、個数をカウントする際、イチゴとキュウリともに同じ物体を複数回検出してしまうという問題が生じた。この問題に対しては、撮像時における照明条件を均一にし、同じ環境で撮影した画像による学習モデルを用意することや、キュウリおよびイチゴが重なっている場合の画像を増やしてモデルの精度を高めること、撮影時におけるキュウリおよびイチゴの撮影方向との傾き角度を合わせることにより、改善が図れるものと考えている。さらに、学習モデル構築におけるデータ個数、バッチサイズ、エポック数等のハイパーパラメータの最適化によってモデルの精度向上を図り、社会実装を目指す。

謝 辞

本研究では、株式会社久留米原種育成会、株式会社アイナックシステムの皆様にデータのご提供とご助言をいただきました。ここに謝意を示します。

文 献

- (1) 株式会社アイナックシステム, [online]<https://www.inaksystem.co.jp/>(2024. 1.16 アクセス)
- (2) 株式会社久留米原種育成会, [online] <https://www.inaksystem.co.jp/>(2024. 1.16 アクセス)
- (3) 澤田 仁, 小田まり子, 田志宗一郎, 稲員重典, 新井康平, “いちごの完熟度診断システムにおける画像分類”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集 (2024)
- (4) Ultralytics, ホーム - Ultralytics YOLOv8 ドキュメント, [online]<https://docs.ultralytics.com/> (2023. 12.30 アクセス)
- (5) Roboflow, Roboflow: Give your software the power to see objects in images and video, [online]<https://roboflow.com/> (2023. 12.30 アクセス)
- (6) Ultralytics, [online]<https://github.com/ultralytics/ultralytics?tab=readme-ov-file>(2023. 12.30 アクセス)