

令和5年03月11日

## 令和4年度 学生自主研究成果報告書

教 育 本 部 長 様

学生自主研究グループ名	画像処理班B	
研究課題名	機械学習を用いた農作物の情報表示 システムの開発とスマートグラスへの実装	
研究代表者（学生）	学籍番号	B24N051
	氏 名	藤川 幸生
指導教員	学 科	知能メカトロニクス学科
	氏 名	伊藤 亮

学生自主研究の報告書を別紙のとおり提出します。

機械学習を用いた農作物の情報表示  
システムの開発とスマートグラスへの実装

システム科学技術学部 知能メカトロニクス学科

1年 藤川 幸生

1年 小林 柊也

1年 阿部 侑悦

1年 海老原 好宏

指導教員 システム科学技術学部 知能メカトロニクス学科

准教授 伊藤 亮

1. はじめに

近年、日本の農業事情は大きく変化した。日本は食料自給率が低く、ウクライナ戦争や物価高騰の影響を大きく受けた。また、新規就農者が減少しており、農業従事者の高齢化が起こっている。その結果、耕作放棄地の増加や後継者が不在であることを理由に廃業するなど、農業分野の労働力不足がおこっている。そこで、労働力不足を解決し農業生産を持続可能にする方法のひとつとしてロボット・AI・IOTなどの先端技術を活用するスマート農業が今後重要になると考えられる。その中で技術習得が難しく経験が必要な農作物の選別に視覚的なサポートをすることで負担を減らし、選別作業を容易にすることで生産性を上げられるのではないかと考えた。このような理由から画像認識技術をスマートグラスに実装し、豆苗の生育状況を選別することをテーマとして研究を行った。

2. 画像処理と機械学習の関係

現代ではスマートフォンの認証キー、日動運転、カメラの編集機構など私たちの身近に画像処理技術が使われている。それは、ただ単に画像を読み取っているのではなく多くのプロセスを踏んでいることを知ってもらいたい。ここでは、画像処理とそれを応用した機械学習について説明していく。

まず、「画像処理」とは画像に対して個々の特徴を分析し、他の画像と比較、加工などを行う技術である。詳しく説明すると、各画像を構成する最小単位である「ピクセル」までに拡大すると、ピクセルごとに色が違う。この特徴を活かして、画像補正・画像変換・画像加工・画像特徴抽出・画像認識・三次元処理の6種類が主に技術として応用されている。次に「機械学習」とは、我々人間が人生を送っていく中で、自然と学習するようなこと(物・人の識別、判定)をコンピュータに学習させることである。これを実現するためには膨大な元データを必要とするので、ここ数十年で大きく技術発展してきた。深く関連する技術としてAI(人工知能)、ディープラーニングがある。

今回実施するのは、機械学習と画像処理を組み合わせるスマートグラスによる画像識別である。手順としては、まず識別したい対象の画像をできるだけ多く集め、画像の中の対象のみをセグメンテーションツールを使用して切り抜き、その画像をいくつかの種類に分類する(ラベル付け)。その後、画像セグメンテーションを行うための機械学習を行い、学習後のニューラルネットワークをスマートグラスに実装して実験する。

### 3. 実践方法

今回、私たちの班では豆苗の収穫時期の判別を「収穫できる」「収穫できない」画像処理、機械学習を用いて行うこととなった。2. の話題で記述したように何かを判別するには教師データといわれる元のデータが大量に必要になってくるので、7月～9月の夏休み期間に豆苗の収穫前、成長過程の写真を様々な角度で撮り、データを300枚ほど収集した。学習可能なデータにするため、label meというツールを使い、判別対象を切り取ってアノテーション作業を行い「収穫可能」と「収穫不可」に振り分け図1のような教師データを作成し、ANACONDAというプラットフォームを用いて進めた。班で集めたデータは、それぞれの撮影の環境や端末が違うため、元データのサイズが違うのでサイズを統一するプログラムを先生のフォーマットを基に実行した。また、学習しやすくするための画像の名前の変更(タグ付け)を行い、教師データとした。学習用ツールとして「neural\_network\_console」を使い、機械学習を進めた。

index	x:image	y:label
1	 /finished/IMG_F_0001.png c. 224, 224	 /finished/IMG_F_0001T.png c. 224, 224
2	 /finished/IMG_F_0002.png c. 224, 224	 /finished/IMG_F_0002T.png c. 224, 224
3	 /finished/IMG_F_0003.png c. 224, 224	 /finished/IMG_F_0003T.png c. 224, 224
4	 /finished/IMG_F_0004.png c. 224, 224	 /finished/IMG_F_0004T.png c. 224, 224
5	 /finished/IMG_F_0005.png c. 224, 224	 /finished/IMG_F_0005T.png c. 224, 224

図 1 作成した教師データの例

### 4. 実践結果と考察

実践した結果、学習曲線は図2のようになり、評価結果は図3のようになった。豆苗自体の認識には成功したが、収穫可能な豆苗を収穫不可やその逆に認識してしまうことが多々あった。上手く認識しなかった原因として3つ考えた。1つは機械に学習させる写真の量が不足していた

ことである。豆苗の写真が300枚程しか集められなかったため収穫できるか否かの判断を機械が学習しきれなかったため機械が正確な判断ができず認識がうまくいかなかったと考えた。2つ目は豆苗の収穫できるか否かの判断が形からでは難しかったことである。豆苗はそのまま伸びていくのでキュウリやトマトのような明らかな形状の変化が少なかったので収穫した後など明らかな違いがある時を除いて判断が難しくなってしまう認識がうまくいかなかったと考えた。特に成長途中の段階では誤認識してしまうことが多かった。3つ目は学習させるデータのバリエーションが少なかったことが考えられる。学習させたデータは横から撮影されたものが多く、角度によって判断が変わることが多々あった。実用化することを考えると対象を様々な角度から認識する必要があることが分かった。これらの通り画像認識によって農作物の収穫の可否を判断させるには様々な視点からの多くのデータを学習させることが重要であることが分かった。

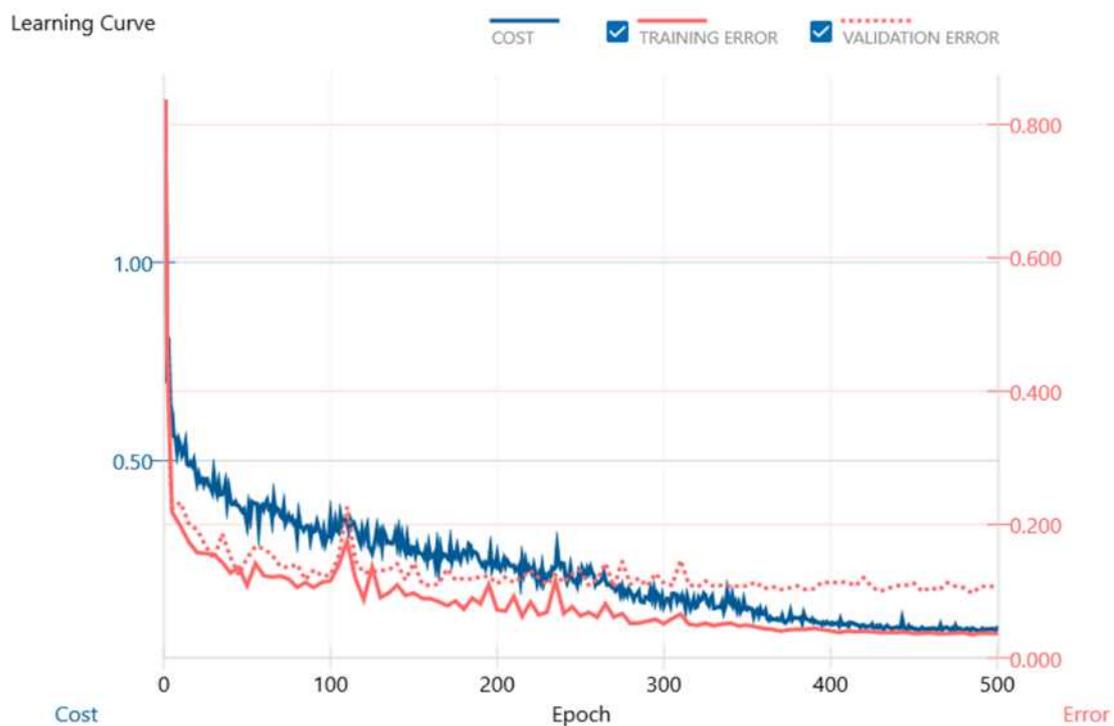


図 2 学習曲線



図 3 評価結果

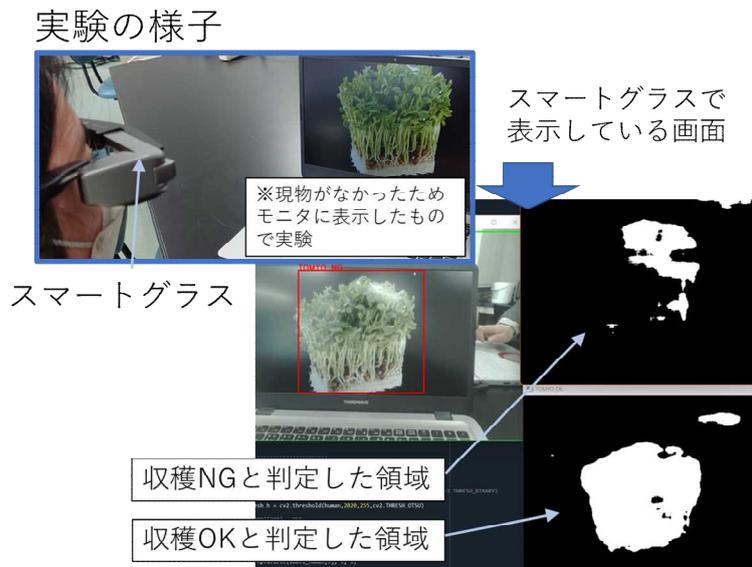


図 4 実験の様子

学習済みのNNをスマートグラスに実装して実験を行った様子を図4に示す。スマートグラスとしてはEPSONのBT-35E を用いた。カメラ画像をニューラルネットに入力し、さらに出力を表示するプログラムはPython (OpenCV使用) で作成した。なおスマートグラスはノートパソコンに接続し、推論はこのノートパソコンで行った。実験を行った結果、豆苗自体を認識することはできたものの収穫可否を正確に判断することはできなかった。

## 5. まとめ

本研究では機械学習（画像セグメンテーション）を用いて農作物の状態判別を行うシステムを作成した。機械学習の結果ではPC上では豆苗の状態（収穫の可否）を認識出来ることが確認できた。しかしながらスマートグラスに実装した際は収穫の可否を正確に表示することはできなかった。原因としては学習データが少なかったことと豆苗の写真のバリエーションが少なかったためと考えられる。今後はより様々な角度からのデータなどを増やしてきちんと判別が出来るようにしたい。