

令和 3 年度

北近畿地域連携機構研究助成（地域研究プロジェクト）

研究成果報告書

研究課題名：機械学習型人工知能を用いた農作物の選別システムの構築 研究代表者（申請者）：神谷 達夫 共同研究者：(研究協力者) 山田 篤 岡本 悦司 研究経費：250,000 円
--

研究成果の概要：

昨年度、一昨年度と、ディープラーニングを用いた画像認識による万願寺とうがらしとクリ、エダマメの画像による選別を試みた。今年度は、この中でエダマメに特化して研究を進めることとした。

昨年の実験において、簡単なソフトウェアで農作物の外形を判断できることを示すことができ、90%を超える判別成功率を得た。この結果を研究協力先である京都府農林水産技術センター作物部と検討した。その結果、機械による判別結果を人間にも分かるように説明すべきであるという結論に至った。したがって、本年度は判別が成功している要因を探す方法を検討した。

## 1. 研究開始当初の背景

本研究は、福知山地域を含め京都府下における農業のIT化を促すため、農業において最も手間のかかっている作業である農作物の等級判別について検討し、地域の農業、産業を活性化することを目指している。さらに、研究成果を地元企業による製品化に結び付けることも目指している。

農業においては、農作物選別にかかる労力が大きく、人手に頼っていた農作物の選別の自動化が低コストで実現できれば、農業の競争力を向上させることができる。したがって、本研究では、農作物の等級判別の自動化を目指している[1]。

本研究では、一昨年度は試作機を製作し、福知山産業フェア（2020/10/20・21）と京都ビジネスフェア(2021/2/13)にて展示し、昨年度はエダマメ判別の基礎実験にて、簡易な方法にて90%以上の判別率を得られるという結果を得た。

## 2. 研究の目的

本研究では、農作物の画像データを機械学習により選別するシステムを検討し、製品化につなげるための基礎技術開発を目的としている。また、ディープラーニングをはじめと

した機械学習を用いることにより、等級判別データの登録を容易にするとともに、製品価格を安価に抑えることを目指している。

本年度は、京都府農林水産技術センターと協力し、昨年度成功したエダマメの判別に関する考察をさらに深めることを目的とした。

### 3. 研究の方法

実際に使用した装置は、エダマメの写真を撮影する装置と、ディープラーニングを実行するパーソナルコンピュータである。

エダマメの撮影には書画撮影用カメラ 2 台と小型コンピュータ(Raspberry Pi3)を用いている(図 1)。カメラは小型コンピュータから制御され、撮影した画像は小型コンピュータ内のマイクロ SD カードに格納される。撮影操作は、小型コンピュータに接続されたマウスとキーボードを用いて行う。カメラは、小型コンピュータと USB で接続されている。カメラからのデータは、小型コンピュータに接続されたマイクロ SD カード上に保存する[2]。

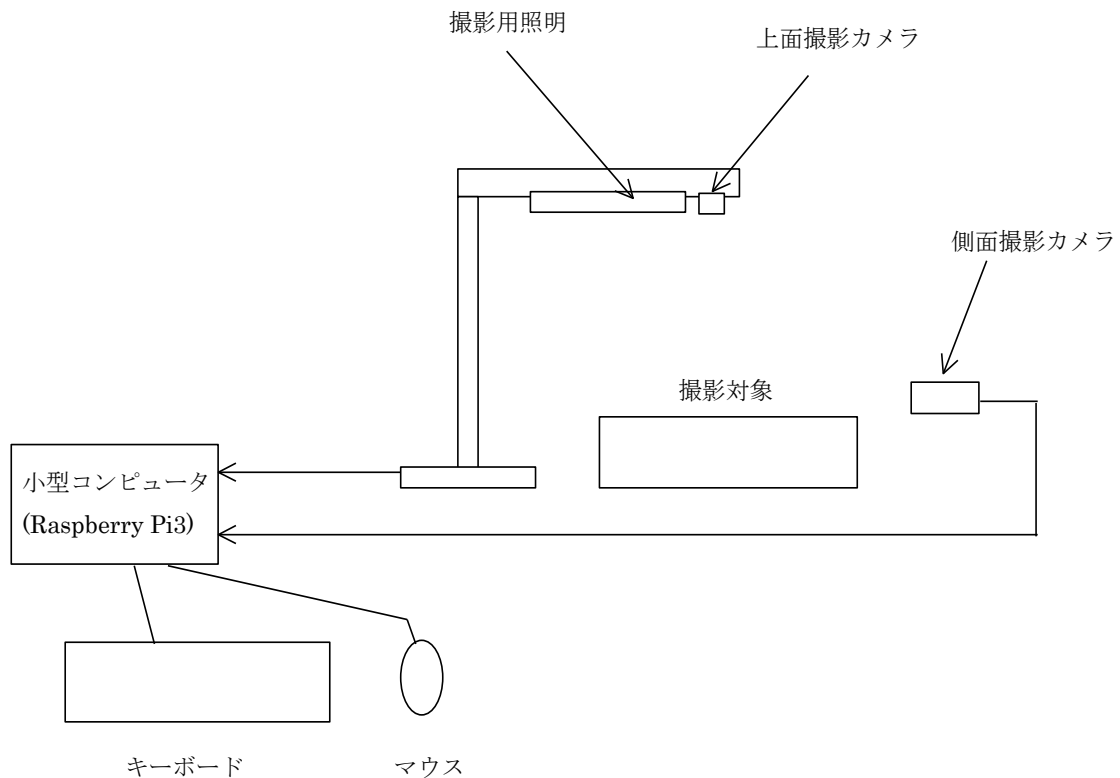


図 1 実験装置の構成[2]

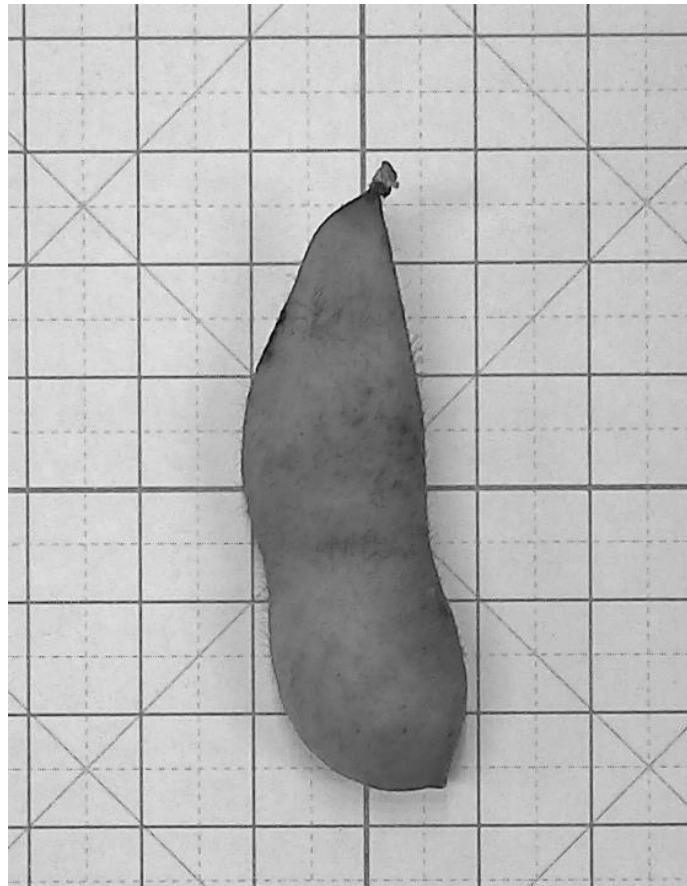


図 2 判別に使用したエダマメの画像

撮影された画像は、図 2 のようになる。この画像と、京都府農林水産技術センターから提供された等級判別結果を基に、機械学習によりデータモデルを作る。GPU によるアクセラレータが搭載されているパーソナルコンピュータ上で Python 言語と Keras と TensorFlow ライブラリを用い、機械学習(ML)モデルを作成した。昨年度製作した ML モデルでは、判別等級を秀、優、良、可、不可の 5 等級として判別し、90%から 97%の判別成功率を得ることができている。ただし、サンプルには可の階級が含まれておらず、使用したサンプルは、秀が 371、優が 220、良が 141、不可が 489 の合計 1221 サンプルであった。本年度は、このモデルについての検討を進めることとする。

#### 4. 研究成果と今後の課題

##### 4. 1 XAI の検討

エダマメの判別に何が寄与しているかを調べるためには、Explainable AI(説明可能な AI:XAI)の導入が必要である。このため、本年度は、XAI を中心に研究を進めた。

XAI は、作成された機械学習モデルの結果を人間が理解できるようにした AI のことを示す。従来の機械学習によって作成された AI モデルは、AI が特定の決定に到達した理由をモデル作成者でさえ説明できない場合が多い。このため、機械学習の結果は、ブラックボックス化されてしまい、なぜ正しい結果が得られたのかを知ることは難しい。

XAI は、機械学習モデルがどのように決定を行っているかを理解するための、一連のツールとフレームワークである[3]。これは、AIモデルのすべてのステップを分解して示すものではないが、XAI ではモデルの仕組みに関する分析情報が提供されるため、モデル決定に至るまでの論理の理解を容易にしている。

XAI を適切に適用することで、以下のような3つの大きなメリットが得られる[3]。

- (1) ML モデルに対する信頼性の向上
- (2) トラブルシューティング全般の改善
- (3) バイアスや潜在的な AI の除去

特に、今回は(1)の点について検討した。

意思決定者などの関係者が、ML モデルがどのようにして最終的な出力を導いたか理解できるようになれば、AI ベースのシステムに対する信頼性は高まると考えられる[3]。特に判定対象が画像である場合、判定に用いる画像に XAI を適用して顕著性マップ（ヒートマップ）を生成することにより、どの部分が判別に影響しているかを知ることができる。

#### 4. 1. 2 XAI 適用の実験

今回、昨年度に用いたのと同じデータセットを Google Vertex AI を利用し、XAI 適用の実験を行った。Vertex AI には、XAI の機能が統合されており、容易な操作により XAI の効果を確認することができる。

実験に用いた画像は、昨年度と同じであるため、秀(S)が 371、優(A)が 220、良(B)が 141、不可(D)が 489 の合計 1221 サンプルである。Vertex AI によって作成した ML モデルは、信頼度のしきい値が 0.77 で精度が 90%となっている(図 3)。これは、昨年度の Keras と TensorFlow を用いて作成したモデルと概ね一致している。

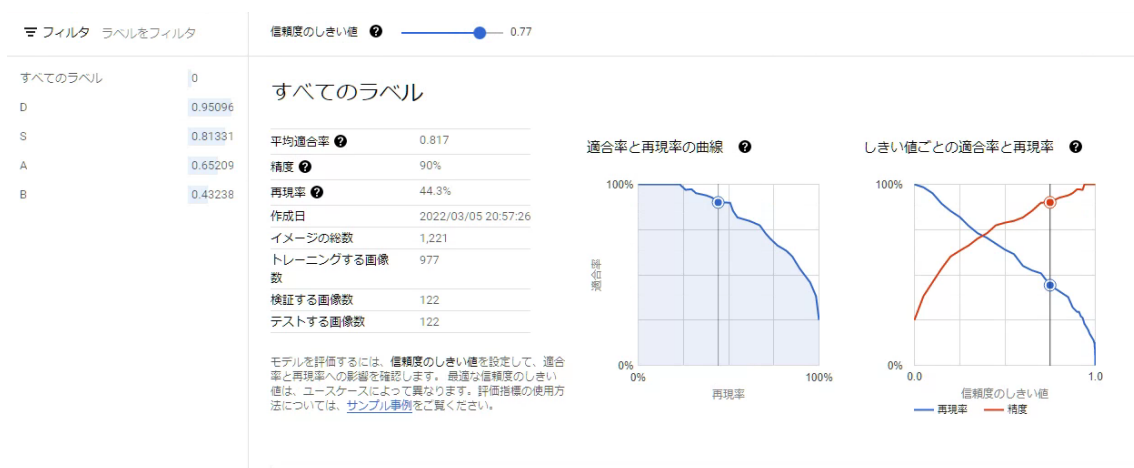


図 3 ML モデルの概要

正解の階級に対して機械がどの階級に判別したかを示す混同行列は、秀(S)と不可(D)が良好な値を示しており、優(A)が 220 と良(B)が他への誤判別が多い結果となっている(図 4)。秀(S)は正確に判断できた割合が 95%であり、不可(D)は正確に判断できた割合が 86%とな

っており、秀(S)と不可(D)の判別にはこの段階でもほぼ問題ない結果であるといえる。

True ラベル	予測ラベル			
	A	S	B	D
A	36%	50%	5%	9%
S	—	95%	—	5%
B	21%	36%	21%	21%
D	2%	10%	2%	86%

図 4 混同行列

優(A)と良(B)に関しては、秀(S)と判別している場合が多くなっている。次節では、このことを XAI の機能を用いて確認した。

#### 4. 2 XAI による結果の確認

図 5 は、秀(S)を正しく判別している例である。元の画像に判別に使用された点がオーバーレイされている。オーバーレイされている画像から、判別には外形が利用されていることが分かる。また、画像中のエダマメ以外の部分は判別に使用されておらず、この ML モデルが正しく動作していると判断できる。

図 6 は、不可(D)を正しく判別している例である。これも、秀(S)と同じく、外形で判断できているものと思われる。また、今回の ML モデルでは、この画像は 100%不可(D)であると判別されている。

図 7,8 は誤判別の例である。図 7 は、良(B)であるが優(A)と誤判別されており、図 8 は、優(A)であるが秀(S)と判別されている。この 2 つに共通することは、エダマメ表面の模様が影響していないことである。このことから、今回作成された ML モデルは、エダマメの外形中心に判別していると考えられる。

図 9 は、外形に著しい乱れのある不可の例である。この画像の判別結果は、100%不可(D)であった。図 9 の画像における判断に用いられた点のオーバーレイ模様は、外形が乱れている部分に顕著にあらわれている。このことから、現在のモデルによる判別結果が外形を基本としていることが分かる。

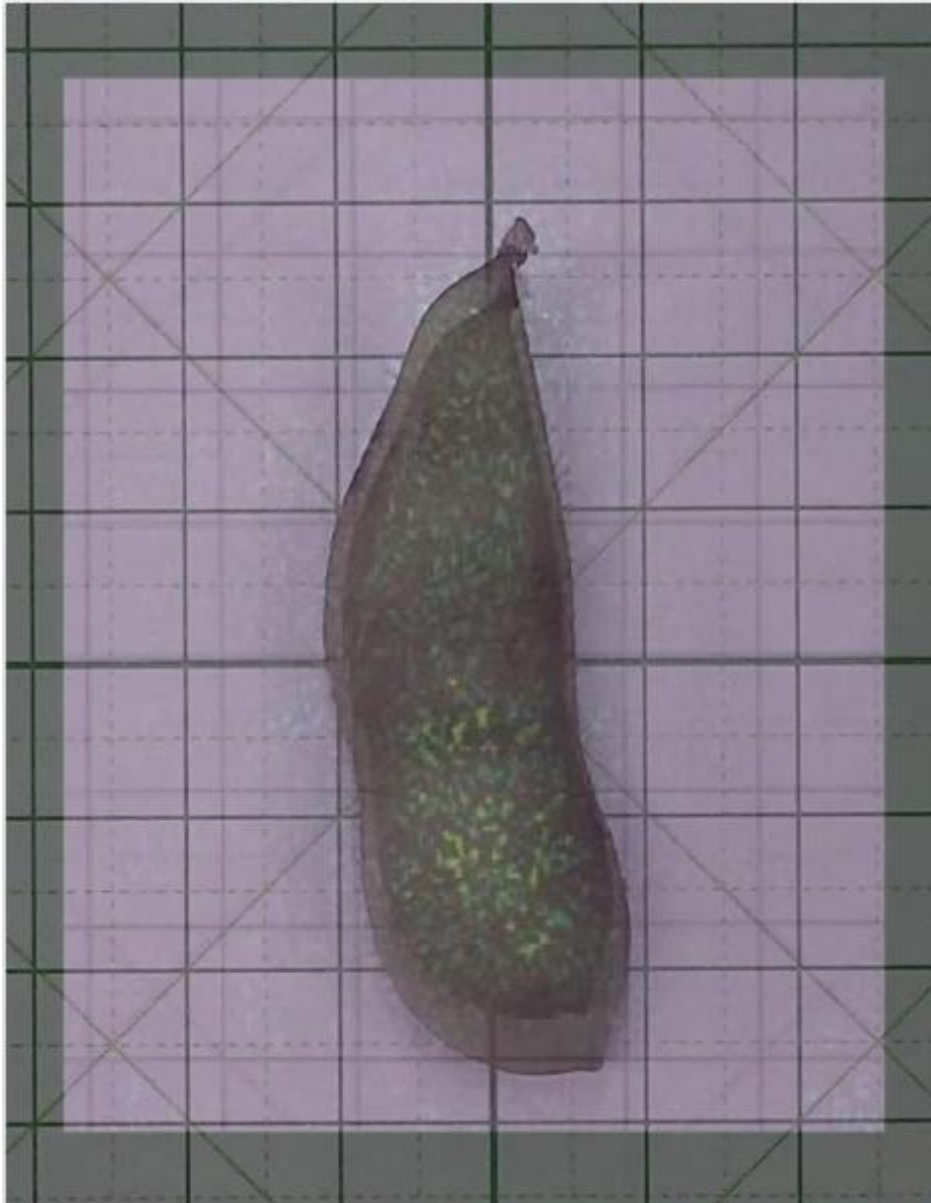


図 5 秀として正しく判別されている画像の例





図 6 不可として正しく判別されている例

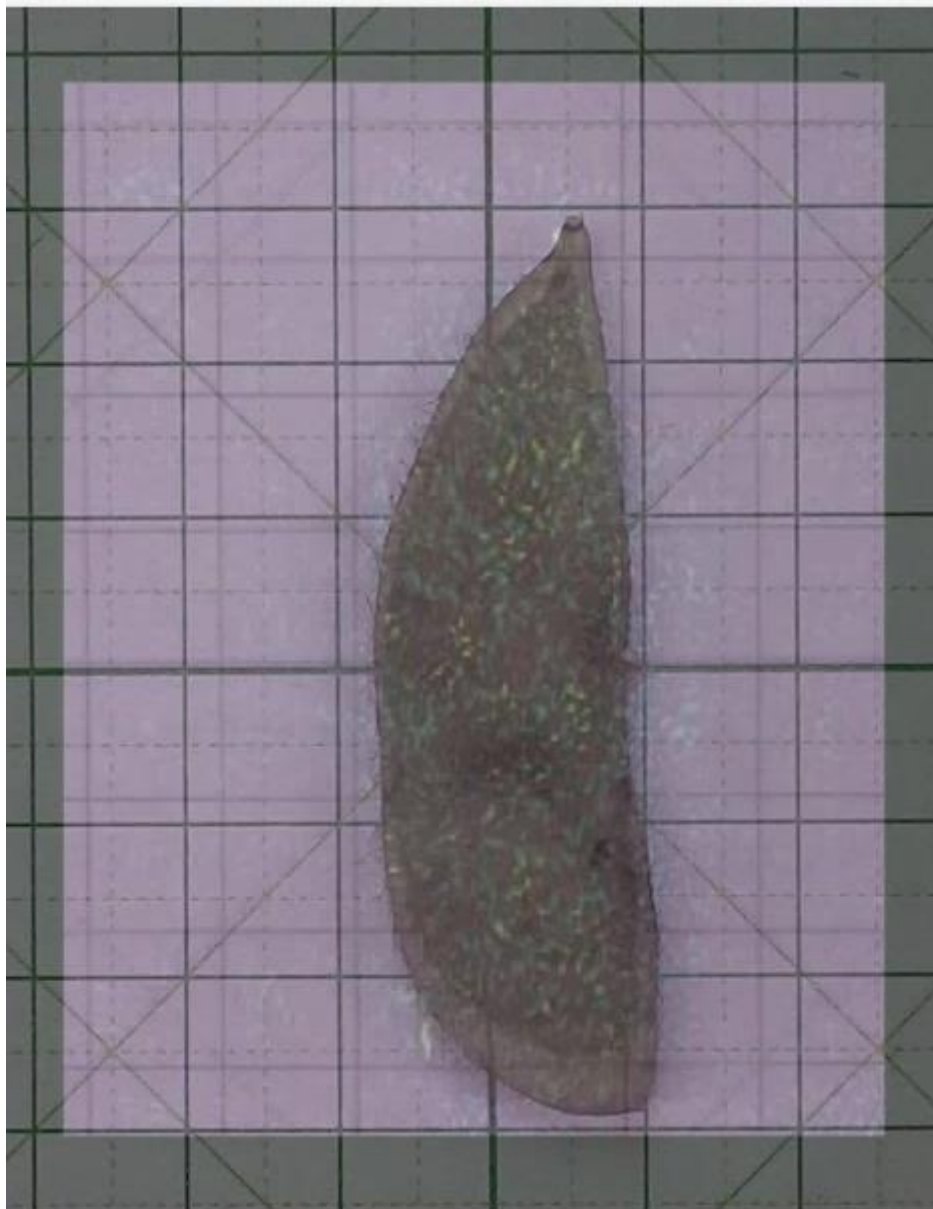


図 7 良であるが優と判別されている例



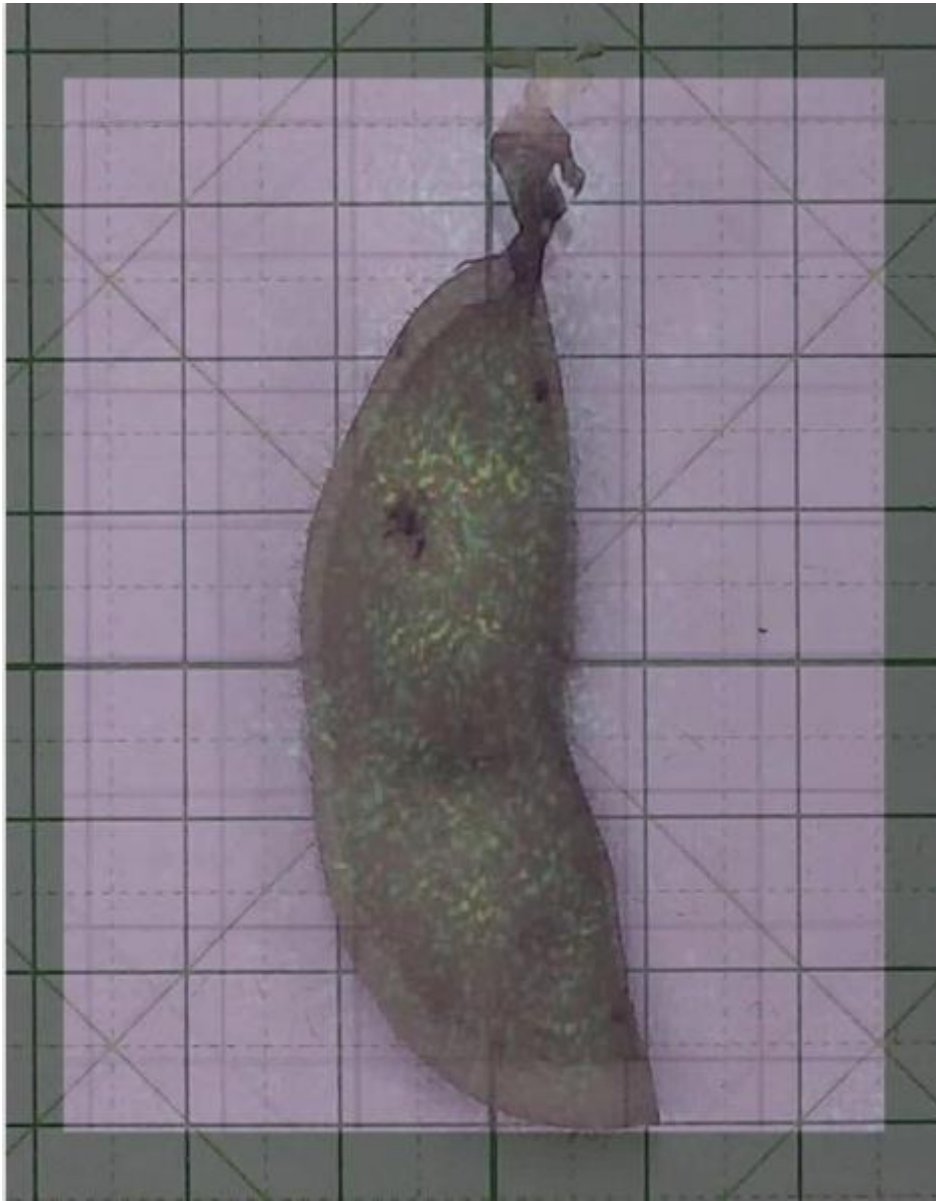


図 8 優であるが秀と判別されている例

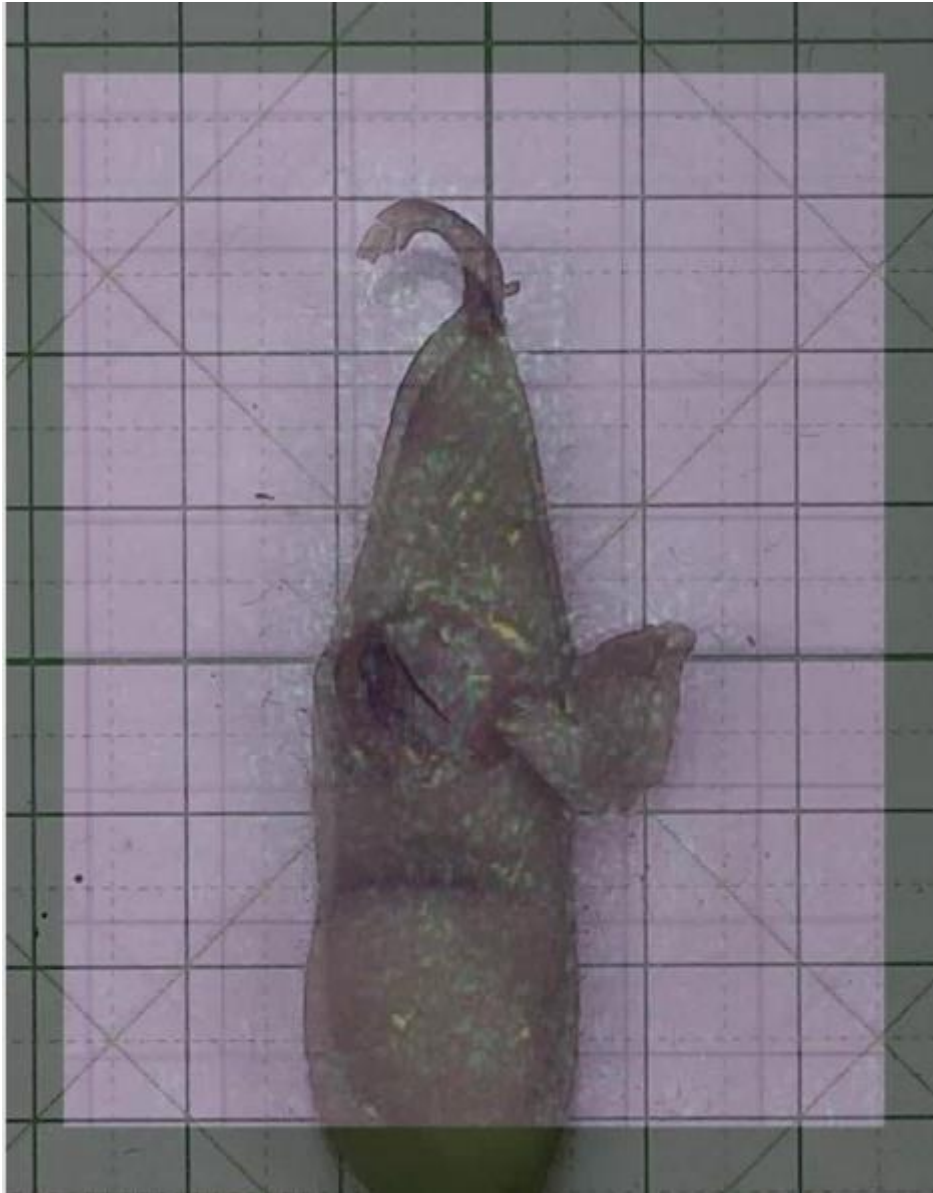


図 9 著しく形状が乱れている不可の例

#### 4. 3 今後の課題

Google Vertex AI を用いた実験の結果、ML モデルが判別の基準としているのは、エダマメの外形であることが分かった。この結果からも、混同行列の結果と同じく秀(S)と不可(D)の判別には現状のままで問題がないことを示していると考えられる。

一方、優(A)と良(B)の判別には課題が残っている。これらの階級は、エダマメ表面の模様の状態が反映されなければならず、今回用いた画像では判別が容易ではなかった。今後は、エダマメ表面の模様だけを判別する ML モデルを使い、判別を 2 段化する等の方策によって、優(A)と良(B)の判別問題が解決できるのではないかと考えられる。

5. 主な発表論文等（雑誌論文、学会発表、図書、知的財産権、テレビ出演、新聞掲載、HP公開など）

2021年11月26日 KAFF-tech フォーラム情報交換会(於:京都府農林水産技術センター)にて研究成果を報告した。

6. 参考文献

- [1]神谷達夫, 画像処理を用いた農作物選別, 機械学習を中心とした異常検知技術と応用提案 第7章第6節, 株式会社情報機構, pp. 139-150 (2019)
- [2]神谷達夫, 山田篤, 機械学習を用いた農作物の等級判別—農業における PBL の実施に向けた検討—, 福知山公立大学研究紀要, Vol.3, No.1, pp.13-28 (2019)
- [3]<https://cloud.google.com/blog/ja/products/ai-machine-learning/why-you-need-to-explain-machine-learning-models> (2022年3月5日閲覧)