

3D データで効率的に学習した傷検知 AI の開発

農研機構 中日本農業研究センター 温暖地野菜研究領域 上級研究員

たぐち かずのり
田口 和憲

1. はじめに

軟腐病は、原因菌 (*Rhizopus stolonifer*) がイモの損傷部位から侵入することにより腐敗症状を引き起こし、冬季の海上輸送の腐敗原因として深刻な問題になっている。このため、かんしょの取り扱い経験が豊富な出荷業者は、事業体ごとに判別基準を設け、作業者が目視で出荷前に最終チェックを行い、箱詰めしている。しかし、これには豊富な経験と知識に基づいた熟練が必要である。また、1日あたり何トンも大量に箱詰めされるイモの中から、状態を1本ずつ目視判定で見分ける作業には多大な労力がかかることから、人手の確保が難しいなか、より一層の効率化が求められる。

本報では、海外輸送中の腐敗を少なくするため、腐敗リスクが高く、長期貯蔵や輸出に向かない損傷したイモを出荷前の輸対象品から効率的に除去する手法の開発に取り組んだ。また、画像認識技術を応用し、腐敗リスクがある傷を的確に検知する人工知能 (AI) を開発し、この傷検知 AI を実装したプロトタイプ選別装置を用いて海外輸送前に選別、除去した実証試験結果を紹介する。

2. 腐敗リスク傷とは

広辞苑によれば“傷”とは、「切ったり、打ったりして、皮膚や肉が損ずること。またその箇所。」、新明解国語辞典によれば「からだや物の表面を切ったり突いたりしてできた、痛む部分。また、そのあと。」と解説されている。すなわち、“傷”という概念は「外からの力によって物体に不自然に生じた変性部位」であり、物体の一部に生じた状態変化を言語で表現しているに過ぎない。つまり、“傷”は発生部位、力の加わり方によって千差万別の形状であり、その詳細を類型化したイメージを言葉だけで他者と共有し、複数人で同じ認識を持つことは難しい。このため、最初に出荷現場のハンドリングにおいて想定される典型的な損傷を想定し、腐敗リスク傷の特徴を分類して詳細調査した。

傷の類型は4種類とし、それぞれの類型ごとにイモへ人為的に損傷を与えて1週間保存し、その後、組織解剖学的な観察を行い、腐敗リスク傷となるか否かを検証した。なお、今回類型化した“傷”は、便宜的に“皮むけ”（軽度の擦れにより表皮が剥けたもの）、“浅い傷”（鋭利な切創が皮層に達した傷）、“深い傷”（鋭利な切創が皮層の深部まで達した傷）、“打撲”（強い衝撃を与えたもの）の4種類である。図1は、A.人

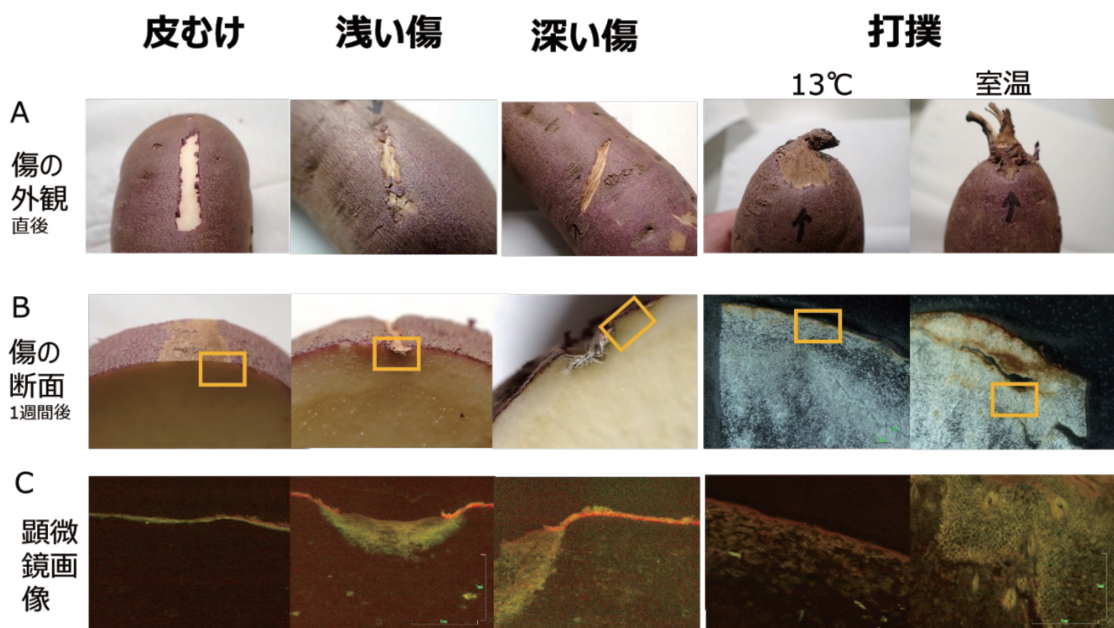


図1 腐敗につながる“傷”に関する組織解剖学的観察（損傷1週間後の傷断面組織を観察した。自家蛍光による黄色い部分ではリグニンが沈着し、傷を塞いでいる。）

為的傷処理直後の傷の外観、B. 1週間室温（20℃前後）および13℃定温で保存後の傷の断面、C. 傷断面（B）にある黄色四角部の切片を作成し、その自家蛍光を蛍光フィルター（B-2A, Nikon, Tokyo, Japan）を用いて顕微鏡観察した画像である。すなわち、図1－Cの黄色い部位は、細胞壁中に含まれるリグニンが自家蛍光し、コルク化したことを示している。

1週間後、4種類の“傷”にはいずれも周辺部位のコルク化が確認された。このうち“皮むけ”、“浅い傷”および“深い傷”の3種類では、傷の周辺部位も含め、まんべんなく傷を覆うようにコルク化が認められた。一方、“打撲”では傷周辺の大部分はコルク化していたものの、不成形に入った亀裂が柔組織まで達しているところがあり、部分的にコルク化されなかった空隙も認められ、軟腐病菌が侵入する可能性のあ

る傷口が認められた。さらに、イモの糖化を促す貯蔵適温とされる13℃定温で保存したイモは、室温で保存したイモに比べて自家蛍光の黄色が薄かったことから、室温よりコルク化が進みにくかったものと推察された。

次に、予備的実験ではあるものの、水洗した「べにはるか」のイモに対し、①落下打撲傷、②おろし金を使いイモの表面をひっかいた傷、③無処理の3処理、軟腐病菌接種の有無の2処理、室温および13℃定温保存の2処理とし、1週間後に各処理の組合せとイモの腐敗の有無について調査した。その結果、①_接種有_13℃条件では3本中3本、①_接種有_常温の条件では3本中1本に腐敗が認められた。その他の条件では腐敗は発生しなかった。

よって、“打撲”による傷はコルク化が不十分で軟腐病菌の侵入口となる傷口が完

全にふさがりにくく、加えて13℃程度の低い温度ではコルク化しにくいことから、軟腐病の腐敗リスクが高まると考えられた。よって、腐敗リスク傷とする対象は“打撲”したイモとし、貯蔵・輸送耐久性の実験条件を軟腐病菌の噴霧接種後、保存温度13℃、保存期間1週間～10日とした。

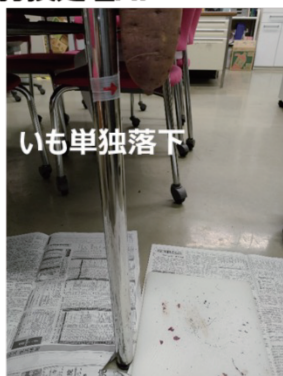
3. 3Dデータを活用した効率的AI学習

近年、画像解析技術は目覚ましい発展を遂げており、カメラ、センサーを使用して画像を取得した後に、瞬時にコンピューターがさまざまな判断を行う場面およびシステムに応用されている。また、コンピューターに搭載した認識技術を用いて画像情報から得られる特徴を抽出し、かつ、生成さ

れたデータを活用するなど、画像解析技術とAI技術の一種であるディープラーニング技術とを組合せた技術が急速に発達しており、従来はコンピューターでは識別できなかった難問にも精度が高い判別ができるようになった。

農作物のように外観から品質を判別して規格分けされるものには、画像からの評価、選別技術に大きな期待が寄せられている。具体的には、実装場面に近い画像データベースから大量にデータを取得して、判別させる目的形質を訓練データとして用いて学習モデル作成することが一般的である。しかし、識別精度が良い学習モデルを得るためには、多様かつ大量の訓練データが不可欠となる。ところが、腐敗リスク傷のよ

打撲処理A:



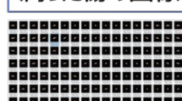
打撲処理B:



右以外の画像



腐った傷の画像



19万画像以上出力

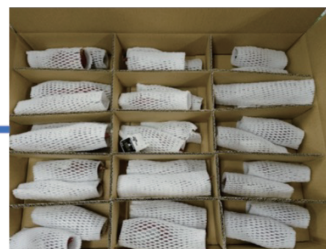
傷プロフィールDB



打撲損傷いも撮影



軟腐病菌接種



定温庫で保存、13℃、~10日

図2 打撲したイモの腐敗リスク傷のカタログ化および軟腐病菌接種による貯蔵・輸送耐久性検証（打撲処理は1本のいもを垂直に床に落とす打撲方法（打撲処理A）、コンテナ内でのいも同士が衝突することで生じる打撲方法（打撲処理B）の2つの方法とした。）

うに、イモの画像と腐敗発生にタイムラグが生じるようなケースでは、学習モデルの構築のために大量の訓練データを用意しつつ、追跡調査で腐敗を生じた傷の有無を照合する作業は困難である。

そこで、このような学習モデルを効率的に行う仕組みとして、3Dデータの活用について着眼した。3Dデータは打撲損傷させたサツマイモの連続撮影画像からMetashape上で3Dアバターを取得した後、そのイモに軟腐病菌を噴霧接種して13℃で約1週間貯蔵して腐敗発生の有無を調査する方法とした（図2）。この方法では腐敗の有無の追跡調査結果を見て、もとの3Dデータから原因となった傷の2D画像データを生成させることができる。実際に腐敗原因となる傷のカatalog化に基づいて252720枚（648×390個体）から、腐敗結果に応じてランダムにピックアップした7443枚の画像の傷に対して腐敗の有無に関するアノテーションを行った。これらを訓練データとする画像セットをYOLOv8の検

知用モデルであるYOLOv8sで移転学習することにより、腐敗リスク傷の診断モデルを短期間に作成した。3Dデータ構築にはフォトグラメトリ技術を使い、2D画像化は3DCGソフトを使用したレンダリングにより行い、これらの工程の操作を自動化したパイプラインを構築した（図3）。この方法では、3Dデータ化したイモのアバターから、撮影角度、光条件、色空間を自在にシミュレーションしたVR空間の中で自由に2D画像が生成できるため、ほぼ無限に訓練データを取得できる。すなわち、実装場面となる画像取得環境に合わせた訓練データを容易に生成することが可能である。これにより、効率的に腐敗リスク傷の外観、形状と接種実験で生じた腐敗の有無とを効率的に紐づけて学習することが可能となった。

本法は、熟練した作業員が感覚的に体得した暗黙知を形式知化する方法として大変有効と考える。かんしょの国内向け出荷では、形状、大きさおよび重さなど、産地ご

学習モデル作成パイプライン

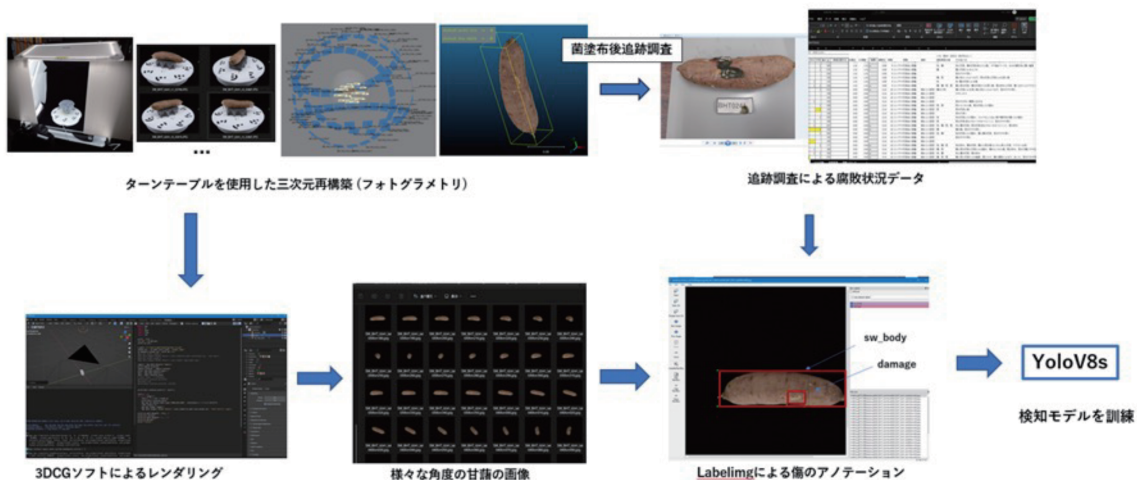


図3 学習用画像生成3Dデータの取得と効率的な学習モデルを実行するパイプラインの作成

とに細かい規格が設けられるとともに、傷についても病害虫の被害痕跡、損傷、皮むけおよび打撲の程度など、塊根形状ならびに表皮症状の有無と大小に対して幅広い規格分けを行っている。農研機構中日本農研では、2024年8月現在で幅広い外観と形状変異がある1000本以上からなる3Dサツマイモのデータベースを構築している。本手法を用いたAIの開発、改良にご興味がある企業には、技術移転、共同研究を通じた社会実装を目指したい。

4. 傷検知AI選別装置の開発

開発した傷検知AIは、コンベヤー、工業用カメラおよびPCで構成される腐敗リスク傷検知AIシステムとして、プロトタイプ選別装置に実装した（図4）。腐敗リスク傷の検知性能については、打撲傷を与えたイモをコンベヤーで流し、実際にAIに腐敗リスクを判定させ、判定したイモを上記3と同様の方法で軟腐病菌を接種し、13℃で1週間以上保存した後に腐敗の有無を調査した。

しかし、選別装置の構造上、コンベヤーを流れるイモの撮影には死角が生じてしまうため、腐敗リスク傷の検知システムの検査精度の確認は、同じイモを2回流して検証した。その結果、腐敗リスク傷と軟腐病腐敗の有無との関係は、初期モデルでは感度が0.41と0.46、特異度は0.65と0.69で、2回の検知結果を総合した感度は0.57、特異度0.53と検査精度は低かった。そこで、学習モデルを改良するとともに、カメラ撮影時の光条件を調整した結果、改良モデルでは、感度は0.66と0.66、特異度は0.89と0.81に向上し、2回検知した結果を総合した感度は0.79、特異度は0.81と検査精度が大幅に向上した。今後さらに学習モデルの改良および撮影方法の工夫により精度向上を図る必要はあるが、3Dデータを活用して効率的に学習したAIは、難解な画像認識の問題に対して比較的少ない検体から、実用的な検査精度がある選別性能を短期間で達成することができた。

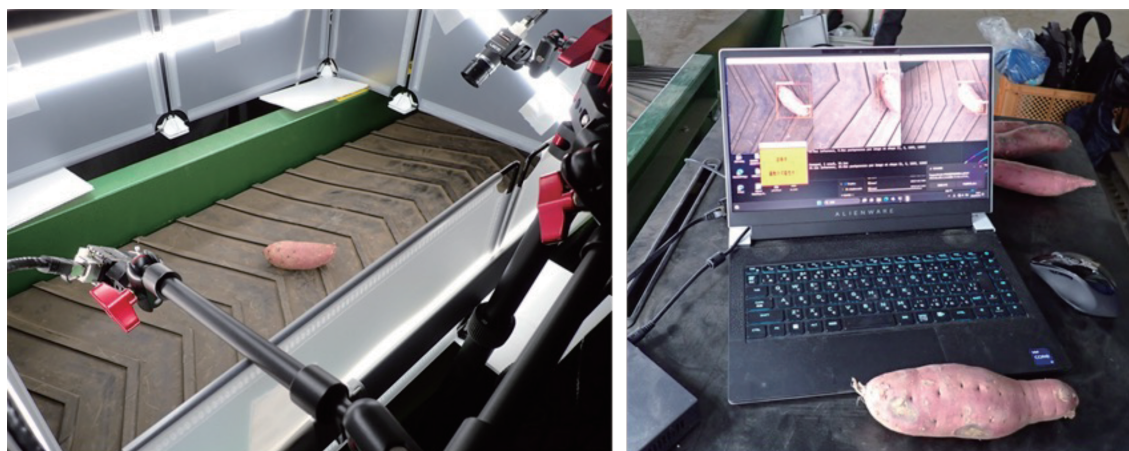


図4 傷検知AIを実装したプロトタイプ選別装置（角度の異なるカメラ（3台）でかんしょの腐敗リスクがある打撲傷を検知する。）

5. 傷検知AI選別装置の現地実証試験

傷検知AIは、農研機構の試験圃場で栽培し、丁寧に扱った「べにはるか」のイモを実験材料に使用して開発したものである。また、検知対象となる打撲傷は、人為的な処理をイモに与えたものであり、損傷したイモにまんべんなく軟腐病菌を噴霧接種し、13℃で1週間以上保存した場合の腐敗の有無を調査する実験を繰り返して、そのデータをAIに学習させた。しかし、実際の出荷現場では、イモの状態（生産圃場、貯蔵条件、収穫後の日数など）、作業場の作業環境と状況（出荷の工程でイモが受ける衝撃強度、頻度、菌密度など）は、試験研究機関の状況とは異なる様々な要因が複雑に関与する。

そこで、開発したAIが実際の出荷現場において有効な選別性能を示せるか確認するため、現地実証試験を行った。現地実証を行った出荷現場は、出荷時に熟練した作業員が目視で選別しており、状態の悪いイモ（傷、しおれ等）は梱包前に取り除かれ

ている。AI選別の効果は、この作業員による目視選別した腐敗率が12.2%であり、この数値を比較対照とした。なお、実証試験では、出荷前に殺菌、高温キュアリング処理したイモを用い、上記4で紹介した選別装置を現地に運んで実施した。傷検知AIの判定は、3台中2台以上のカメラが傷検知した場合に出荷不可能（Bad）と判定し、それ以外は出荷可能（Good）としたAI選別（ver.1）と、1台以上のカメラが傷検知した場合にBadと判定し、それ以外をGoodとするAI選別（ver.2）の2パターンとした（ver.2がより厳しい判定になる）。

その結果、AI選別（ver.1）では、Good判定は約82kg、Bad判定は約22kgとなった。このうち、Good判定のイモを5箱、Bad判定のイモ1箱を梱包して香港に輸送した結果（表1）、Good判定のイモの腐敗率は作業員による選別結果の12.2%とほぼ同等の14.4%であった。また、Bad判定のイモの腐敗率は37.3%となった。AI選別

表1 AI選別したイモの海外輸出実証試験結果

AI選別（ver.1）

AIによる判定	検品数 （個）	腐敗 （個）	かび （個）	傷・皮むけ （個）	萌芽 （個）	その他 （個）	良品 （個）	腐敗率 （%）
Good	444	2	62	13	2	0	365	14.4
Bad	83	2	29	7	0	0	45	37.3

AI選別（ver.2）

AIによる判定	検品数 （個）	腐敗 （個）	かび （個）	傷・皮むけ （個）	萌芽 （個）	その他 （個）	良品 （個）	腐敗率 （%）
Good	84	0	4	2	0	0	78	4.8
Bad	87	1	34	3	4	0	45	40.2

- ・角度の異なる3台のカメラで傷を検知
- ・ver.1：2台以上のカメラが傷を検知するとBadと判定
- ・ver.2：1台以上のカメラが傷を検知するとBadと判定

(ver.2) では、Good判定は約18kg、Bad判定は約17kgに仕分けられ、ver.1よりBad判定される割合が高かった。このうち、Good判定のイモを1箱、Bad判定のイモを1箱梱包し香港に輸送した結果、Good判定の腐敗率は4.8%と好成績であった。一方、Bad判定のイモの腐敗率は40.2%であった。

以上より、AI選別ではver.1、ver.2ともにBad判定されたイモは輸送先の香港では高い腐敗率となり、Good判定されたイモも作業員の目視による選別と同等以上であった。したがって、選別のレベルを厳しくすることにより、海外輸送前に腐敗可能性のあるイモを極力除外することが、収益確保には重要と考えられた。なお、AI選別は海外仕向けでの輸送を前提に、耐久性が高く腐敗リスクが少ないイモの選別を想定しており、傷検知AIがBad判定したイモであっても国内仕向けでは十分通用する品であったことは申し添える。

6. おわりに

今回の試験により腐敗リスク傷の選別工程にAIを導入して作業を自動化する可能性が示された。この傷検知AIシステムを実装した選別装置の実用化が残された次の課題である。もし、ご興味を持たれた事業者がいらっしゃれば、ぜひご一報いただきたい。

また、傷検知AIの開発に活用した3Dデータによる効率的なAI学習パイプラインは、かんしょに限らず、農作物の規格別の分類に幅広く応用できる技術である。農業関連産業では、今後ますます人手不足が深刻化することが危惧されている。このような先端技術を活用することで農作物の生産・流通現場のいたるところにある暗黙知の形式知化を図り、ムリ、ムラ、ムダを解消できるよう生産体制のDX化を進めることが急務となっている。

本研究は、農林水産省R3年度補正予算「スマート農業技術の開発・実証・実装プロジェクト」のうち「戦略的スマート農業技術等の開発・改良」（事業主体：生研支援センター）の支援を受けた。