

RGB 特徴量のクラスタリングによるトマト収穫推定システムの基礎検討 Fundamental study on tomato harvest estimation system based on RGB data clustering

川尻 脩斗† 小島 伊織†† 小島 汐織††† 石川 勇人††††
山本 諒太†††† 合田 元清† 岩波 俊介†††† 小島 洋一郎†

Shuto Kawajiri† Iori Kojima†† Shiori Kojima††† Yuto Ishikawa††††
Ryota Yamamoto†††† Motoki Goda† Shunsuke Iwanami†††† Yohichiro Kojima†

1. はじめに

近年、農業分野では、品質の異なる農作物を非破壊・非接触で撮影し、画像解析とデータ解析を組み合わせる技術が注目を集めている^[1, 2]。特に、小型高性能かつ廉価な RGB カメラは、この技術の普及を後押ししている。RGB カメラで撮影した農産物画像から色彩の特徴を抽出し、これを機械学習アルゴリズムと組み合わせることで、圃場などの収穫地への導入が容易となる。この簡便さから、品質や熟度を非破壊で推定する手法として大いに期待されている。本研究では、トマト表面の RGB 色彩情報に基づく特徴量を抽出し、教師なし学習と教師あり学習を組み合わせた分類モデルを構築・評価することで、収穫時期および追熟条件の推定精度を検証した。

2. 実験方法

実験試料は、2024 年 8 月に北海道胆振地方のビニールハウス栽培農園にて収穫した中玉トマト「バルト」49 個を使用した。栽培農家の目視判断により通常収穫時期を基準とし、早い、やや早い、やや遅い、の 4 グループとした。収穫後、室温 (24°C) で追熟を進め、収穫翌日または 4 日後にトマト画像を撮影し、最終的には 9 クラスに分類した。撮影環境は室内 LED 光源下で行い、個体ごとに異なる角度から RGB 画像を 10 枚取得した。

これらの撮影画像にアノテーションを付与することで複数のデータセットを作成した。収穫された大量のトマトには、個体差や収穫時期などにより、画像データに隠されたパターンが存在する場合がある。そこで、データ準備のコスト削減や有用な特徴量を半自動的に抽出するため、主成分分析やクラスター分析を使用し、データの隠れた構造やグループの探索を行った。その後、この条件を基に特定の予測や分類タスクをランダムフォレストにより実施した。

解析手順と学習法は以下の通りである

- RGB 抽出：トマト画像から、それぞれの試料番号ごとにトマト表面領域を手動で指定し、10 点の RGB 平均値を抽出した。
- 標準化処理：RGB の各成分について Z スコアに基づく標準化を行い、変数間のスケールを揃えた。
- 主成分分析 (PCA)：RGB 空間 (3 次元) を主成分軸により 2 次元に圧縮し、視覚的な分類傾向を可視化した。
- クラスタリング・分類評価を行った。

† 北海道科学大学 Hokkaido University of Science
†† 室蘭工業大学 Muroran Institute of Technology
††† 札幌市立大学 Sapporo City University
†††† 苫小牧工業高等専門学校 National Institute of Technology, Tomakomai College

- ◆教師なし学習：主成分分析とクラスタリングを実施し、クラスターごとの色彩分布の傾向を確認した。
- ◆教師あり学習：ランダムフォレスト (RF) により分類モデルを構築し、収穫時期および追熟条件の識別を試みた。分類精度の評価には、一つ抜き交差法 (Leave-One-Out Cross Validation) を採用し、正解率 (Accuracy)、適合率 (Precision)、再現率 (Recall)、F1 スコアの 4 指標を算出した。また、ランダムフォレストにおける予測性能の最適化を目的とし、グリッドサーチによりハイパーパラメータ、例えば、木の本数、最大深さなどの調整を行った。

3. 実験結果

3.1 教師なし学習結果の可視化

図 1 は、RGB 画像から抽出された特徴量に対して主成分分析 (PCA) を行った結果である。第 1 主成分 (PC1) は色の赤み (R 成分) に強く対応し、全体の 57.7% を、第 2 主成分 (PC2) は 28.9% の寄与率を示しており、合計で約 86.6% の情報が 2 次元空間に集約・可視化された。PCA 空間に K-Means クラスタリング (k=3) を適用することで、各群がある程度分離される傾向を示した。ただし、クラス間には一部重複領域も存在し、単純かつ完全な線形分離は困難である。

RGB の各成分を Z スコアにより標準化した後、Ward 法とユークリッド距離に基づいて階層的クラスタリングを行った結果を図 2 に示す。この図は縦軸にトマト番号、横軸に R, G, B の成分をとったヒートマップであり、色の濃淡は相対的な成分強度を示している。特に、赤 (R) 成分が高いトマトと、青・緑 (B, G) 成分が高いトマトが明瞭に分かれ、RGB 情報による分類の可能性を示唆している。

3.2 ランダムフォレストによる分類

各トマトの収穫時期ラベルに基づいて、ランダムフォレストによる分類モデルを構築した。図 3 は、分類結果の混同行列を分類割合にて示したものであり、縦軸が実際の収穫時期ラベル、横軸がその予測ラベルを示している。クラス 2, 4, 9 は 86% 以上の正解率を記録したが、クラス 7 では 35% 程度と識別困難な傾向が表れ、クラス 5, 6, 9 に誤分類が集中していた。これにより、クラスごとの識別の難易度や色彩的類似性が明らかになった。

3.3 ハイパーパラメータの調整と分類評価

ランダムフォレストモデルの分類性能を最適化するため、グリッドサーチ手法により、複数のハイパーパラメータ (n estimators, max depth, min samples split, max features) を系統的に探索した。その結果、n estimators=200、max

depth=10などの条件が選択され、最終モデルでは Accuracy が約 0.90 に達した。その他の数値や、モデル性能の詳細については表3にまとめた。分類指標は、Precision, Recall, F1-scoreにより示した。Macro 平均および Weighted 平均の双方において、全体的に高めの良いスコア値が確認された。サンプルデータの不均衡に対して、ある程度安定した性能を保持していた。

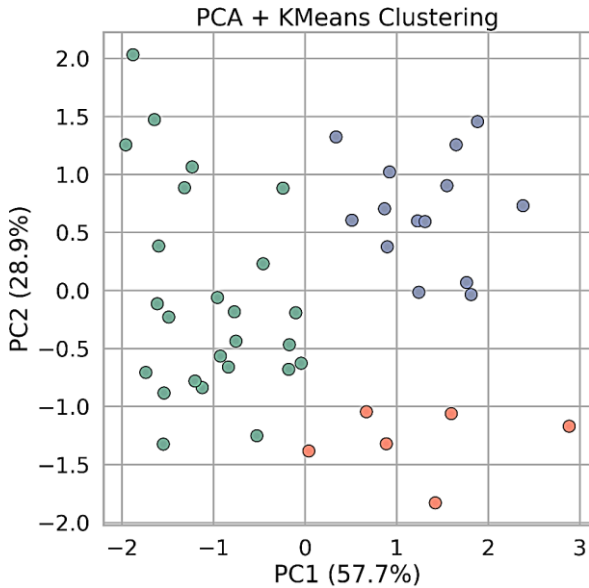


図1 画像 RGB による主成分分析 (PCA) 結果

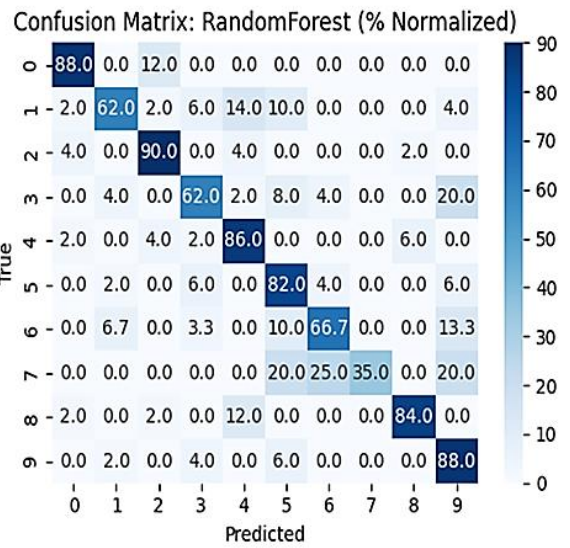


図3 分類モデルによる混同行列 (9 分類、割合)

表3 分類パラメータと評価指標

最良パラメータ	max depth	10
	max features	sqrt
	min samples split	split
	n estimator	200
評価指標	Macro avg	Weighted avg
Precision	0.798	0.790
Recall	0.744	0.773
F1-score	0.750	0.768
Accuracy	0.773	

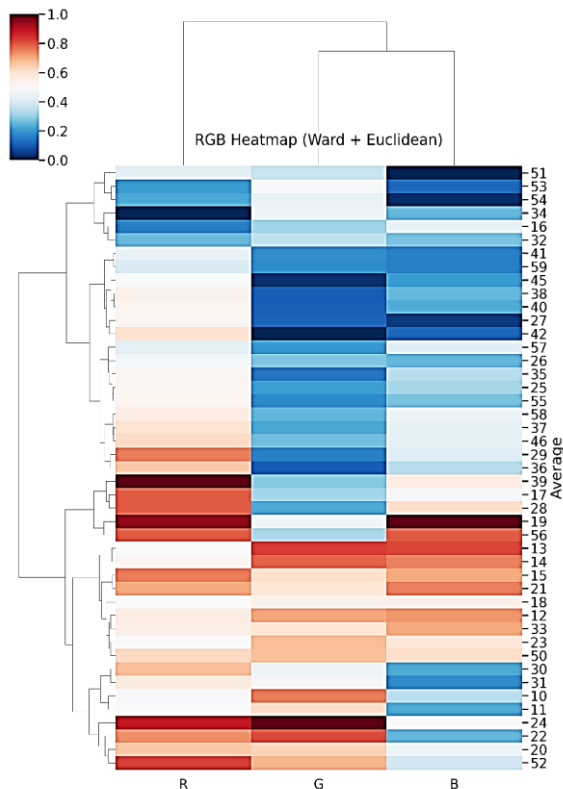


図2 RGB ヒートマップ (階層的クラスタリング)

4. おわりに

本研究では、中玉トマト「パルト」表面のRGB撮影画像に基づき、色彩特徴量による分類手法の構築を試みた。主成分分析とクラスタリングにより、色彩傾向の定量的な可視化の可能性が示され、ランダムフォレストを用いた教師あり学習では、収穫条件に応じて比較的高い精度の識別となり、その有用性を確認した。

一方、一部クラスにおいては識別精度のばらつきや、類似色彩による誤分類も観察されており、照明条件の安定化や撮影角度の調整によるノイズ低減、Lab色空間やHSV色空間の導入や、画像領域のより厳密な抽出といった改良が必要であった。今後、分類精度向上の寄与に向けて、撮影条件や色空間の最適化、特徴量選定の改善を推し進める。また、深層学習を含む他手法との比較検討や、品種横断的な適用性の検証も含めて、実用化への検討を実施する。

本成果は、低コストかつ非破壊的な農作物分類手法の確立に向けた基礎的知見を提供するものであり、高精度な農業技術への応用可能性をさらに追及する予定である。

参考文献

- [1] 柴田孝信ら、「ニューラルネットワークによるトマト果実の熟度の判定」、植物工場学会誌、Vol. 8、No. 3、PP160-167、1996.
- [2] 小長谷圭志ら「過熟の指標となるトマトの蛍光強度比-収穫熟度に依らない指標の一検討」、愛媛大学社会共創学部紀要、Vol. 5、No. 1、PP. 25-28、2021.