

画像の色空間を考慮したシャインマスカットブドウの色推定モデル

両宮 達佳[†] レオ チーシャン[‡] プヤアイ プラウィット[§] 牧野 浩二[¶] 茅 暁陽^{||} 西崎 博光^{**}
 山梨大学[†] 山梨大学[‡] 山梨大学[§] 山梨大学[¶] 山梨大学^{||} 山梨大学^{**}

1 はじめに

山梨県は、我が国随一のブドウの生産量を誇るとともに、熟練の生産者が極めて高品質なブドウを生産し、国内外から高い評価を受けている。このような品質の高さの維持には、生産段階における様々な栽培管理作業が必要であり、これらの作業はベテラン農家の「感覚」「技能」「熟練」に大きく依存しており、新規就農者がブドウ栽培に参画するには作業技術の習得が必要である。そのため、新規就農者が短期間でブドウの生産量を増やすことは非常に難しい。近年ではスマート農業の研究が活発であり、深層学習を用いた人工知能技術を取り入れた新しい農業の黎明期である。特に、画像からの果実の自動検出に関する研究や収穫支援ロボットの開発が活発に行われている。例えば、Buayaiらは[1]ブドウ栽培で最も重要な工程の一つである摘粒に着目し、DNN (Deep Neural Network) モデルを用いてぶどうの房の粒の数をカウントする技術を開発した。

本稿では、数あるブドウ品種の中で、シャインマスカットに注目し、適切な収穫判定を画像によって行う方法を検討する。シャインマスカットの収穫判定は、主に房の色付きで判断する。これは経験の浅い農家にとっては難しい工程である。収穫期にはブドウの色が日々変化し、適切な色になったところで収穫しないと、味が変化して品質に影響が出ることもある。しかし、色の感じ方には個人差があり、また天候や日光の当たり具合によってもブドウの色は大きく変化する。そのため、色の判断は人間にとって曖昧な(難しい)作業であり、色を定量的に判断できるシステムが求められている。図1は山梨県果樹試験場が開発したシャインマスカットブドウのカラーチャートである[2]。5段階の色が定義されており、“3”の色が収穫に最も適した色とされている。この色を画像処理によって推定できれば画一的な収穫が可能となる。

我々の先行研究[3]では、ブドウ圃場で経験豊富な農家が行った色判定を正解ラベルとして使用し、それを深層学習モデルによって訓練することで、色の推定が可能であることを示した。しかし、色推定の精度も低く、処理速度も遅いという問題があった。そこで、先行研究に対して、新たな色推定モデルを提案する。標準的な画像認識課題ではRGB色空間がよく使われるが、天候などによって写真の明るさが異なる場合でも緑色のブドウの色を正確に推定できなければなら



図1 シャインマスカットのカラーチャート

ない。そこで、RGB色空間とCIELAB ($L^*a^*b^*$)色空間の明るさチャンネル(Lチャンネル)を組み合わせた色推定モデルを学習することで、より優れた色推定モデルを実現できることを示す。加えて、距離学習を適用することで、微妙な色の違いをより明確に識別できることを実証する。

実際のブドウ圃場で収集したデータに対して、提案モデルを評価したところ、ベースライン(RGB空間+距離学習なし)と比べて5.2ポイントの収穫判定精度が改善できた。

2 色推定モデル

ブドウの房全体の色を推定するために、まず、1つの房から検出された各粒の色を推定し、全粒の色値の中央値を算出し、さらにこの中央値以下の色値を持つ粒の中央値を算出する。人間の収穫判断は、房に含まれるブドウの平均的な色で判断するわけではない。平均的に3の色であっても、生育が若い色(緑に近い色)の粒があれば出荷に適さないと判断されることがある。このような経験則による判断も未熟者が正確に収穫判定できない理由となっている。このような方法で房全体の色を推定することが人間の判断結果に近いことを見出した。

ブドウの房画像から粒を検出する際には、YOLOv5を用いる。検出された粒画像(サイズは224×224)は図2に示す色推定モデルに入力される。特徴抽出部分のバックボーンにはAlexNetを用いる。画像分類のための特徴抽出器としては、VGGやResNet、EfficientNetなどが提案されており、複数の著名なモデルを試した結果AlexNetが最も良い結果となったため、これを採用した。ブドウの色の判定は、天候や収穫時期によって変化する明度に影響される。そこで、明るさに関するCIELAB色空間のLチャンネルの画像を用いることとする。我々の色推定モデルでは、CIELAB色空間のLチャンネルとRGB色空間画像のGBチャンネルを用いた3チャンネルのLGB画像を入力とする。これは、シャインマスカットの色が青緑色であるためである。評価にあたっては、提案するLGB画像と通常のRGB画像を比較し、Lチャンネルの効果を検証する。入力された粒画像はAlexNetに基づく特徴抽出器を介して1.5~4.5^{*1}の色値を推定するモデル(図2の左側のブランチ)へと送られる。損失関数には平均二乗誤差(MSE)を用いる。

*1 実際には1~5であるが、1と5のデータが存在しないため。

Color Estimation Model Shine-Muscat Grapes in Consideration of Image Color Space

[†] Tatsuyoshi Amemiya, University of Yamanashi

[‡] Chee Siang Leow, University of Yamanashi

[§] Prawit Buayai, University of Yamanashi

[¶] Koji Makino, University of Yamanashi

^{||} Xiaoyang Mao, University of Yamanashi

^{**} Hiromitsu Nishizaki, University of Yamanashi

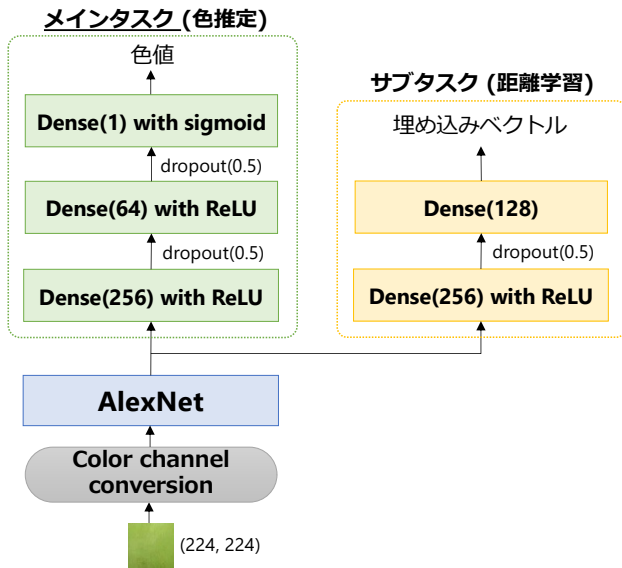


図2 色推定モデル

また、ブドウの微妙な色の変化を捉えるために、色推定モデルに距離学習を導入する。通常の回帰モデルや分類モデルでは、シャインマスカットの収穫時の微妙な色の違いを捉えることは困難であると考えられるため、色の微妙な違いをより正確に判別するために距離学習を導入し、色推定の精度を向上させる。図2のモデルを訓練する際、右側のブランチによって距離学習を行う。AlexNetによって抽出された特徴量を全結合層に通して128次元の埋め込みベクトルに変換し、triplet ロスを用いて損失を計算する。triplet ロスは、特徴量空間において異なるクラスのサンプル間の距離を大きくし、同じクラスのサンプル間の距離を小さくする学習方法である。したがって、距離学習を行う際にはクラスの定義が必要であるため、ブドウの色ラベルを1.5~4.5の0.5刻みで7クラスに分類し、triplet ロスを最適化することで、クラス間の距離の最適化を行っている。

MSE と triplet ロスの2種類の損失値を足し合わせたものをモデル全体の損失とし、誤差逆伝播を行う。距離学習の導入は、異なる色の埋め込みベクトル (AlexNet の出力) 間の距離をより遠くする効果があることから、メインタスク (色推定) の精度を高めることができる。

3 実験

3.1 データセット

シャインマスカットの画像データ収集は、2020年8月~2022年9月に山梨県果樹試験場のブドウ圃場 (路地とビニールハウス) において行った。シャインマスカットの房を撮影し、ブドウの色判定に長けた果樹試験場の技術者に房ごとにカラーチャートに基づく色ラベルを付与していただいた。房の撮影には、アクションカム (FDX-3000R) やスマートグラス (Hololens2) を用いた。全部で7,867房のデータを準備した。

3.2 実験条件

収集したデータのうち5,778房分を訓練用に、723房分を検証用に使用し、1,366房分をテストに用いた。AlexNetは事

表1 収穫判定精度

モデル	収穫判定精度
RGB w/o ML	76.4 %
RGB w/ ML	77.0 %
LGB w/o ML	76.6 %
LGB w/ ML	81.6 %

前学習されたものを用いる。ミニバッチサイズは100、最適化関数にはAdam (学習率は0.001)を用い、epoch数は300とした。また訓練時には、明るさとコントラストをランダムに変化させるデータ拡張も適用した。

山梨県の基準では色値が3を超えるブドウは出荷できるため、閾値を3とし、推定された色値が3以上で収穫可、3未満で収穫不可とし、収穫判定精度で評価する。

3.3 結果

収穫判定精度を表1に示す。表1では、RGB色空間とLGB色空間の比較、距離学習なし (w/o ML) とあり (w/ ML) の比較を行っている。まず、RGBとLGBの比較であるが、距離学習なしでは差がないものの、距離学習を用いることで大幅に判定精度が改善していることが分かる。これにより、Lチャンネルを用いる効果があることが示された。また、距離学習の導入によって、微妙な色の変化をより識別的に分類できるようになったことも明らかである。

4 おわりに

本稿では、シャインマスカットの収穫判定のためのブドウの色推定モデルについて述べた。収穫は屋外で行うため、日照環境などによって撮影されるブドウの色の見え方が異なることから、CIELAB色空間における明るさチャンネル (Lチャンネル) を利用する方法を提案した。また、収穫期の微妙な青緑色の変化を捉えるために triplet ロスに基づく距離学習を導入するモデルを提案した。実験の結果、ベースライン (RGB w/o ML) と比較して、提案手法では5.2ポイントもの判定精度の改善を達成できた。

今後は、カラーチャートを参照色として利用することでより正確な色を推定するモデルを開発する予定である。

謝辞

本研究は、農業技術研究機構・生物系特定産業技術研究支援センター「戦略的スマート農業技術等の開発・改良」(課題番号: SA1-108C1) の支援を受けて実施したものです。データ収集とラベリングにご協力いただいた山梨県農業技術課・山梨県果樹試験場に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] P. Buayai et al., "End-to-End Automatic Berry Counting for Table Grape Thinning." IEEE Access (9), pp.4829 - 4842, 2021.
- [2] 小林和司他, "ブドウ 'シャインマスカット' の収穫適期の把握と専用カラーチャートの開発", 山梨県総合理工学研究機構研究報告書 (7), pp.75-78, 2012.
- [3] T. Amemiya et al., "Development of a Support System for Judging the Appropriate Timing for Grape Harvesting," Proc. Cyberworld2021, pp.194-200, 2021.