

【和文表題】

機械学習を用いたハツカダイコンの根色および根形状と重量のモデル化

【著者名】

上脇優人 [1], 福田信二 [2, 3]

【所属機関および住所】

東京農工大学大学院連合農学研究科[1], 東京農工大学大学院農学研究院[2], 国立研究開発法人農業・食品産業技術総合研究機構 農業情報研究センター[3]

【英文表題】

Modeling the Relationship between Root Color, Root Shape, and Weight of Radish using Machine Learning

【著者名】

Yuto Kamiwaki [1], Shinji Fukuda [2, 3]

【所属機関および住所】

United Graduate School of Agricultural Science, Tokyo University of Agriculture and Technology, Tokyo, Japan [1], Institute of Agriculture, Tokyo University of Agriculture and Technology, Tokyo, Japan [2], Research Center for Agricultural Information Technology, National Agriculture and Food Research Organization [3]

【電子メールアドレス】

上脇優人 : s210621s@st.go.tuat.ac.jp

福田信二 : shinji-f@cc.tuat.ac.jp

【責任著者】

上脇優人 : s210621s@st.go.tuat.ac.jp

【英文要旨】

The quality of radish depends on the production environment and postharvest management during a supply chain. Quality monitoring is therefore important for post-harvest management in the supply chain. This study aims to estimate the quality of radish non-destructively based on color and shape information using random forests as a tool of predictive data-driven modelling. The explanatory variables, namely color and shape information, were obtained by capturing images of radish under a

controlled shooting environment. Color information was converted from RGB to HSL or HSV for minimizing potential effects of light conditions on an object surface. Model performance was assessed using Pearson's correlation coefficient (COR), Nash-Sutcliffe efficiency (NSE), and root mean squared error (RMSE). Experimental results indicated high model performance, supporting the applicability of nondestructive weight estimation using color and shape information of radish. Among the models using different color components, the HSV model exhibited the best performance in all performance measures in this study (i.e., COR, NSE, and RMSE were 0.889, 0.776, and 1.55, respectively). Since the radish variety in this study was red, the R value was the most important variable among the color information. Partial dependence plots further visualized the relationships between each pair of the color component and the radish weight. Further study is needed for the application of this method for other photographic environments specifically where sunlight is present. Assessment of internal conditions of fresh radish such as vitamin C and anthocyanin could be useful for consumer-oriented quality assessment.

【キーワード】

Random Forests, Root color, Root shape, Quality Monitoring, *Raphanus sativus L. var. sativus*

緒言

ハツカダイコン (*Raphanus sativus* L. var. *sativus*) は主要な根菜の一つであり、根色や根の形状、食感、栄養価が品種や栽培環境によって異なる。植物学的分類は、ダイコンの変異種で東洋系ダイコン、西洋小ダイコン、黒ダイコンなどと区分されている。ハツカダイコンは、来歴が浅く、ダイコンと起源を異にし、形態的にも相違点があり、西洋種とも区別される。ハツカダイコンは、1 年生で播種後 3~6 週間で収穫される早生種で、植物体は小型、多毛で、小葉は葉脈以外にも毛茸を有する。さやに毛茸のあることで東亜産のものと区別される。抽苔時期が遅く、でんぷんは少なく、貯蔵性がないことから、生食する。根茎部の形態は丸形から長形まであり、根色は多様である。種子は日本ダイコンより小粒で、根は褐色、品種間差も大きい¹⁾。

ハツカダイコンの根色には、赤や白、紫、ピンクなどがあり、主に普及している品種は赤色である¹⁾。ハツカダイコンの根色の赤や紫の原因となるアントシアニンには栄養価と医薬品としての効果があるとの報告がある²⁾。また、特に有色のダイコン類であるハツカダイコンは、サラダなどの料理の美観を高めるために使用されることから、色が重要な形質の一つとなる。ダイコン類から得られる赤色の色素は、食品用天然色素として広く利用されている³⁾。また、着色料としてだけでなく、赤色系および紫色系のダイコン類に含まれる主要な色素であるアントシアニンは抗酸化機能を持っており、人間の健康への有効性も認められている。既往の研究において、ダイコン類に含まれるアントシアニンは同定されているとの報告がある⁴⁾。赤色系品種はペラルゴニジン誘導体、紫色系品種はシアニジン誘導体により構成されていると報告されている⁵⁻¹⁰⁾。また、近年ではこれらの化学構造がアシル化したペラルゴニジンおよびシアニジン誘導体であることも明らかとなっている¹¹⁻¹⁶⁾。さらに、ダイコン類では、赤色品種だけでなく、紫色品種も普及し始めているが、色素に関する多くの品種を用いた研究は行われていないとして、根が有色の 43 の品種について、有色部位をカラーチャートで比色し、色差計での測色をし、成分分析を行い、各品種の根色とアントシアニンの関係を調査した研究もある¹⁶⁾。

ハツカダイコンを含めた根菜の形と大きさは、遺伝子型だけでなく、環境条件、特に、土壌の種類によっても影響を受ける¹⁷⁾。ハツカダイコンの品質は色や形状が基準であり、主に品種に依存するが、最終成果物の品質は生産環境¹⁷⁻²⁰⁾とポストハーベスト管理²¹⁾によって決まる。特に、収穫後の管理は、流通時のハツカダイコンの品質に影響を及ぼす重要なプロセスであり、サプライチェーンでは重要である。収穫後のハツカダイコンの品質変化は、温度や湿度、大気組成などの保管・輸送条件に強く影響される。そのため、非破壊

的な評価方法によって、収穫後の管理段階におけるハツカダイコンの品質変化をモニタリングすることができれば、流通後の品質向上に役立つと考えられる。

青果物の品質のモニタリング方法は、外観の色情報を用いた方法²²⁻²⁴⁾、対象物から発生するガスをを用いた方法²⁵⁾などがある。対象物から発生するガスを品質指標として用いる方法は、ガス計測時の混入や希釈等の影響などから計測が容易でない。そこで本研究では、先行研究でも採用されている色情報および形状情報の品質指標としての有用性について検討する。具体的には、ハツカダイコンの根色および根形状から、ランダムフォレストを使用してハツカダイコンの重量を推定する。ランダムフォレストによる解析の根拠を解釈するために、変数の重要度と応答曲線により、各変数の影響度および応答条件について考察する。

材料および方法

供試材料

材料は、2023 年 4 月 1 日に神奈川県横浜市都筑区のスーパーマーケットで購入した JA 豊橋大村園芸部会産のハツカダイコン 10 個体を供試した。各個体は冷蔵庫で保管し、温度および湿度を 10 分間に一度計測した。

撮影環境とデータ収集

個体は、毎日 22 時に冷蔵庫から取り出し、個体別に重量を測定したうえで、一定の撮影環境で画像を取得した。撮影環境は、高さ 900 mm、幅 460 mm、奥行き 460 mm のボックス型の装置である。本装置は、照明を付け替えることが可能で光量が調光器により制御可能な仕様となっている。今回の撮影では、LED 電球(色温度 5000K)を用いて最大の明るさ(照度 5400 lux)で撮影した。撮影装置には、カラーチャートと回転台を設置した。各個体は 50 秒で 1 回転する回転台の上に設置した台に固定して撮影した。本研究では、1 秒間に 1 枚の撮影を行う設定で 50 秒間撮影した。

ハツカダイコンの色情報は 1 枚の画像に対して面的に得られる。ここでは画像 1 枚ごとにハツカダイコンの輪郭抽出を行い、1 個体で計測日ごとの RGB 表色系、HSL 表色系および HSV 表色系での最小値、最大値、平均値、中央値を算出し、ランダムフォレストでの解析の入力変数とした。色情報を算出する際の輪郭抽出は、全画像を用いており、側根が主根にかかる場合は、側根で映らない部分を除いた画素値により、各統計値を算出している。

色情報収集

撮影した画像から色情報(RGB 値、および RGB 値を用いた HSL 値および HSV 値)と輪郭情報を取得した。HSL 表色系は、立方体空間である RGB 表色系から二十円錐形の HSI (Hue, Saturation, Intensity) 表色系を経て、変換すること

で算出できる。HSL値はHSL表色系の各値であり、H(Hue)は色相を、S(Saturation)は彩度を、L(Lightness)は明度をそれぞれ表している。HSL表色系におけるHとSの値は、理論的には照明情報がLのみに集約されるため、照明光量の影響を受けない指標であるとの報告がある²⁰⁾。そのため、計測対象の形状や照明むらに依存しない色解析が可能である。このHSL表色系における照明条件の影響については、報告があり、HSL表色系において照明光量が極度に落ちると彩度が少し下がることを報告している²⁰⁾。しかし、本研究の撮影環境では照度が5400 luxで固定しているため、影響は極めて小さいものと考えられる。

HSL表色系と似たような表色系としてHSV表色系がある。HSV表色系のH(Hue)は色相を、S(Saturation)は彩度を、V(Value・Brightness)は明度をとる。HSL表色系とHSV表色系の違いは、両者のS(彩度)を低下させた際の色にある。S(彩度)を低下させた際に、色がRGBの最も強い色に変化していくのがHSV表色系であり、RGBの最も強い色と最も弱い色の中間に変化していくのがHSL表色系である。HSL表色系の値域は、H値:0~360, S値:0~100, L値:0~100であり、HSV表色系の値域は、H値:0~360, S値:0~100, V値:0~100である。本研究では、Pythonのライブラリであるcolormapを用いてRGBの各値からHSL値とHSV値を計算した。

形状情報収集

輪郭形状は、側根の影響がない画像を1枚選び、画像からハツカダイコンの主根の輪郭情報を抽出した後に楕円フーリエ記述子²⁷⁾により記述した。側根が主根にかかっている画像の場合、画像解析による主根の輪郭形状の抽出は困難である。本研究では、側根の切除は行わなかったため、側根の影響がない画像1枚の輪郭抽出によって対応した。本研究で用いる楕円フーリエ記述子は、輪郭に基づく形状比較の代表的な手法であり、輪郭情報である閉曲線を周期関数として捉え、フーリエ級数展開により導出されたフーリエ係数により形状を近似し、解析するものである。既往の研究では、ダイコンの形状解析などに楕円フーリエ記述子が適用されている¹⁷⁾。

ランダムフォレストによるモデリング

ランダムフォレスト²⁸⁾は、複数の分類木や回帰木の結果をあわせて分類や回帰を行うアンサンブル学習アルゴリズムである。このアルゴリズムは、まず多数のブートストラップサンプルを抽出する。次に、各ブートストラップサンプルに対する決定木モデルを生成する。各決定木で使用する特徴量はランダムに選択した少数の変数のみである。最終的に、複数の決定木による結果が得られるため、回帰の時には平均値、分類の時には多数決を行うことにより出力結果を得る。

決定木は、木が深くなると構造が複雑になり、過学習が起きやすいという問題がある。しかし、ランダムフォレストは、バギングにより決定木よりも汎化性能に優れ、過学習の問題を緩和する。また、ランダムフォレストの重要な特徴の一つは、各入力変数の重要度を評価する機能である²⁹⁾。

本研究では、色情報と形状情報に基づいて、5種類の重量推定モデルを構築した。RGB+EFDモデルは、画像解析により取得した計測日ごとの画素値の最小値、最大値、平均値、中央値の色情報と画像解析により取得した計測日ごとの輪郭の平均値である形状情報を入力値とし、重量を出力値とするモデルである。RGBモデルは、画像解析により取得した計測日ごとの画素値の最小値、最大値、平均値、中央値の色情報を入力値とし、重量を出力値とするモデルである。HSVモデルおよびHSLモデルは、取得した画像の表色系をHSVおよびHSLの各表色系へ変換し、変換後画像から画像解析により取得した計測日ごとの画素値の最小値、最大値、平均値、中央値の色情報を入力値とし、重量を出力値とするモデルである。EFDモデルは、画像解析により取得した計測日ごとの輪郭の平均値である形状情報を入力値とし、重量を出力値としたモデルである。

本研究では、PythonのライブラリであるScikit-learn³⁰⁾を用いてランダムフォレストを実装した。random_stateおよびcriterion以外のランダムフォレストのパラメータは、デフォルト値を用いた。ハツカダイコンの供試数が少ないため、random_stateを固定し、criterionをfriedman_mseとした。本研究では、5分割交差検証を行い、モデルの再現精度は、ハツカダイコン重量の観測値とモデル計算値の間のピアソンの相関係数(COR)、ナッシュ・サトクリフ係数(NSE)³²⁾、二乗平均平方根誤差(RMSE)に基づいて評価した。

本研究におけるモデルの解釈には、SHapley Additive exPlanations(以下、SHAP)³¹⁾、Partial Dependence(以下、PD)およびIndividual Conditional Expectation(以下、ICE)を採用した。SHAPは、協力ゲーム理論のShapley値の考え方を応用して、あるインスタンスに対する予測値と平均的な予測との差分を特徴量ごとの貢献度に分解する手法である。SHAPでは特定インスタンスに対して、「なぜモデルがこの予測値を出したのか」は説明が可能であるが、「特徴量を変化した際に予測値がどう反応するのか」は説明できない。そこで、特徴量と予測値の関係性を可視化するためにPDおよびICEを併用する。

結果

ハツカダイコンの根色と根の形状の時系列変化

ハツカダイコンの根色の時系列変化をFig. 1(a)~Fig. 1(d)に示す。Fig. 1(a)より、ハツカダイコンの根色は時間経過に

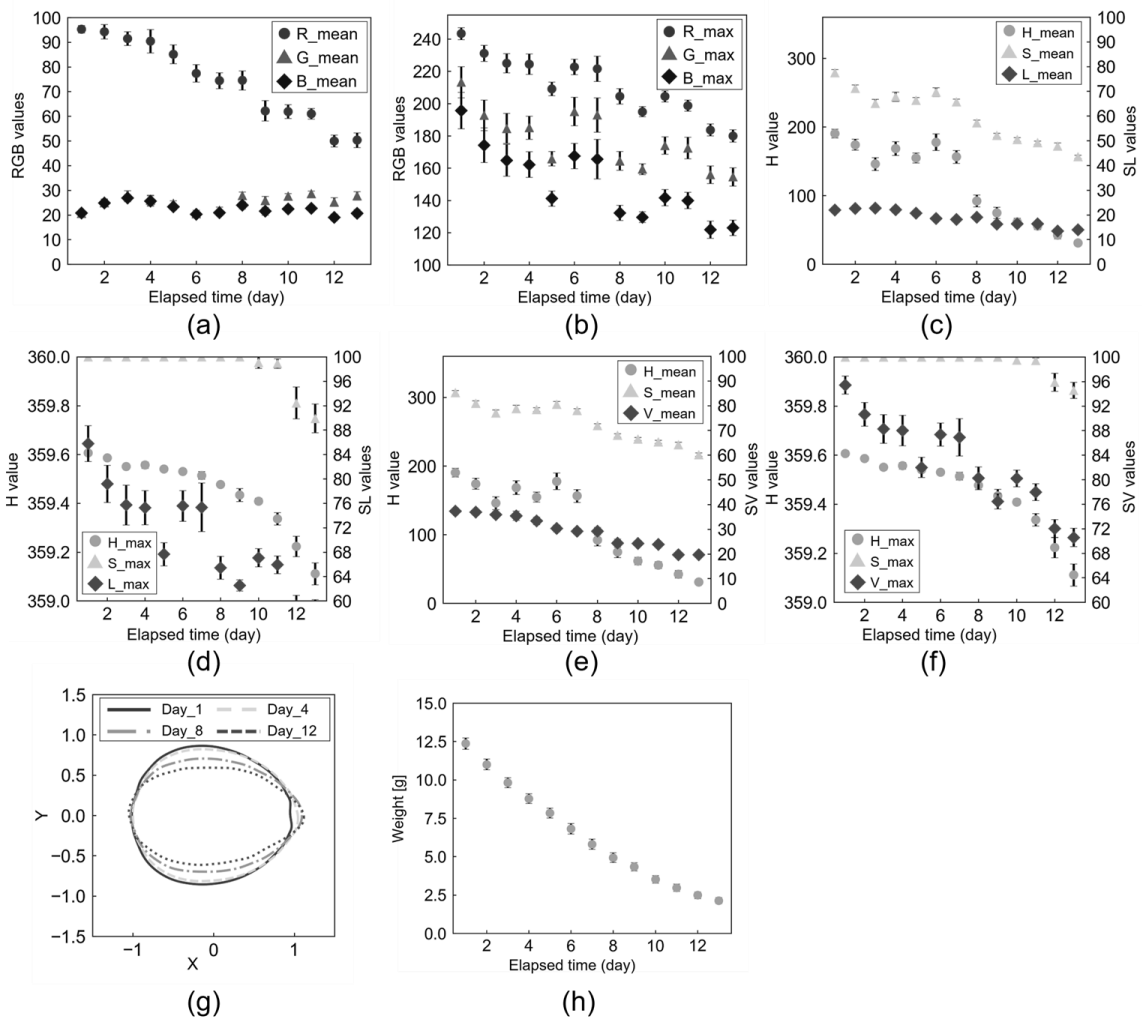


Fig. 1 Time series changes in color, shape, and weight of radish roots: (a) mean RGB values, (b) maximum RGB values, (c) mean HSL values, (d) maximum HSL values, (e) mean HSV values, (f) maximum HSV values, (g) mean relative shapes, and (h) mean weight

伴って R の平均値が大きく低下した。また、G の平均値および B の平均値は、ともに大きな時間変化はなかった。Fig. 1(b)より、RGB の各色の最大値は、時間経過にしたがって大きく低下した。Fig. 1(c)より、RGB 値から変換した HSV 値では時間経過に伴い、H の平均値および S の平均値が大きく低下しており、V の平均値にも低下がみられた。Fig. 1(d)より、HSL 値では H の最大値が微量ではあるが低下し、S の最大値は 12 日目以降に低下した。また、L の最大値は時間経過に伴って大きく低下した。ハツカダイコンの根の形状は、時間経過に伴って円形から楕円形に近い形となった (Fig. 1(e))。ハツカダイコンの根の重量は、時間経過に伴って減少し、その減少速度は時間とともに低下する傾向がみられた (Fig. 1(f))。

モデリング結果

ランダムフォレストを用いたモデリングでは、時間経過に伴う重量の変化を再現することができた (Table 1, Fig. 2)。5 分割交差検証での重量推定の評価結果のうち、Table 1 は、5 分割交差検証の各データセットの評価結果の平均値と標準偏差であり、Fig. 2 は、5 分割交差検証の全結果を示している。色情報を使ったモデルの COR は、いずれも 0.85 以上であり、高い精度で重量推定が可能であった。HSV モデルでは、RGB モデルでの予測に比べて COR、NSE および RMSE が改善した。一方で、HSL モデルでは、RGB モデルと比較して再現性が改善しなかった。また、形状情報のみに基づく EFD モデルは、全ての評価指標において色情報

Table1 Model performance of random forests with respect to correlation coefficient (COR), Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) and root mean squared error (RMSE). Models were built using different sets of color information (i.e., RGB, HSL and HSV) and shape information (EFD).

Model	COR	NSE	RMSE
RGB + EFD	0.889±0.0498	0.776±0.0783	1.55±0.226
RGB	0.871±0.0535	0.752±0.0902	1.63±0.242
HSL	0.870±0.0461	0.751±0.0748	1.64±0.212
HSV	0.889±0.0392	0.781±0.0612	1.54±0.191
EFD	0.760±0.0774	0.559±0.0975	2.20±0.182

でのモデルに比べて低い再現性を示した。RGB+EFD モデルは、HSV モデルと同程度の再現性であった。

変数の重要度

ここでは、再現精度が良好であった RGB+EFD モデル、HSV モデルおよび HSL モデルの結果から、変数の重要度について検討する。各モデルの平均絶対 SHAP 値を Fig. 3 に示す。Fig. 3(a)より、RGB+EFD モデルによるハツカダイコンの重量推定において最も重要な変数は、R の平均値であり、次いで、R の中央値が重要な変数であったことから、R 値が重要な変数であることが示唆された。形状を表す変数とし

ては、大まかな形状を表現する変数である d0 の重要度が高い結果となった。また、Fig. 3(b)より、HSV モデルによるハツカダイコンの重量推定において最も重要な変数は、H の最大値であった。Fig. 3(c)より、HSL モデルによるハツカダイコンの重量推定において最も重要な変数は、HSV モデルと同様に H の最大値であった。以上のように、HSV モデルと HSL モデルでは平均絶対 SHAP 値上位の変数が一致していた。

各モデルにおける平均絶対 SHAP 値の上位 3 件の変数の PD および ICE のプロットを Fig. 4 に示す。Fig. 4(a)より、

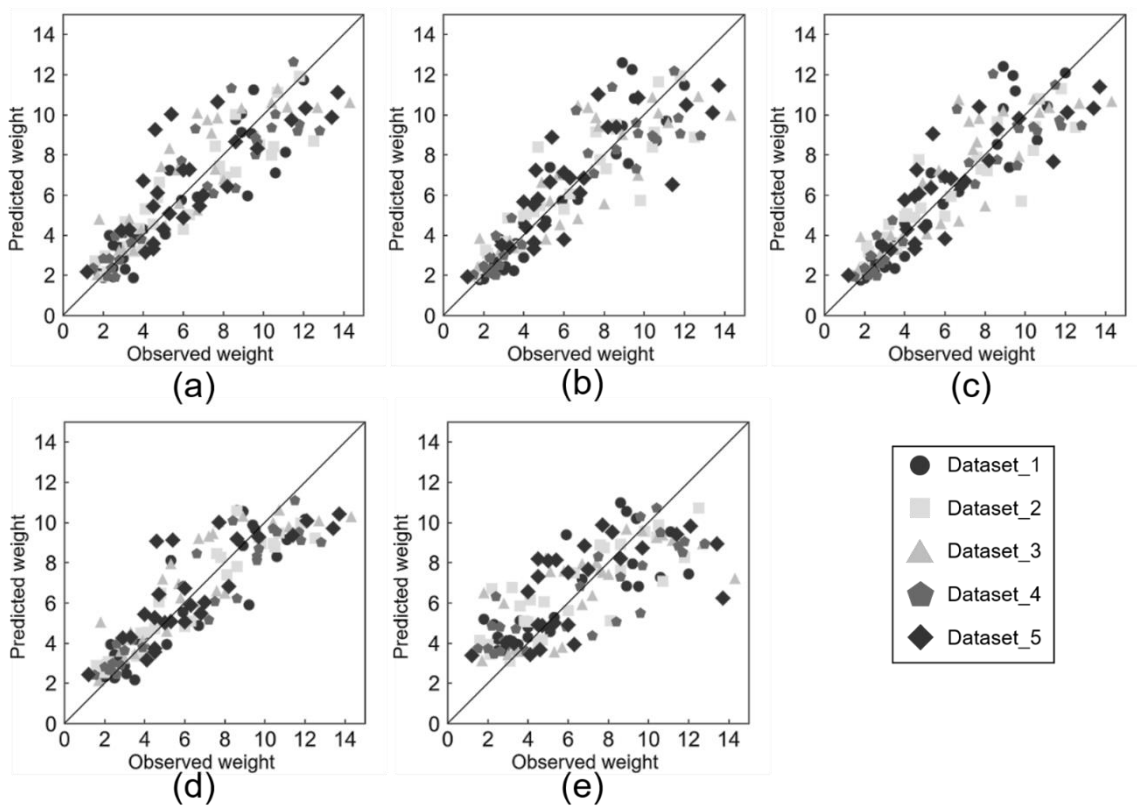


Fig.2 Results of weight prediction using colors and shape of radish roots: (a) RGB values, (b) HSL values, (c) HSV values, (d) RGB and EFD values, and (e) EFD values

R の平均値が大きいにハツカダイコンの重量が重い傾向がみられ、R=90 前後で不連続な重量の増大が確認できる。また、Fig. 4(b)より、微小ではあるものの R の中央値でも R の平均値と同様の傾向がみられた。Fig. 4(c)より、d0 の値が大きくなるにつれてハツカダイコンの重量が軽くなる傾向が確認できた。Fig. 4(d)より、H の最大値の増大に伴って、

ハツカダイコンの重量が大きくなる傾向がみられた。同様に、V, H, L が大きいときにハツカダイコンの重量が大きくなる傾向が確認できる (Fig. 4(e), 4(g), 4(h))。一方、HSV モデルおよび HSL モデルにおいて H の平均値の変化に対するモデルの応答が不明瞭であり、解釈が困難であった (Figs. 4(f), 4(i))。

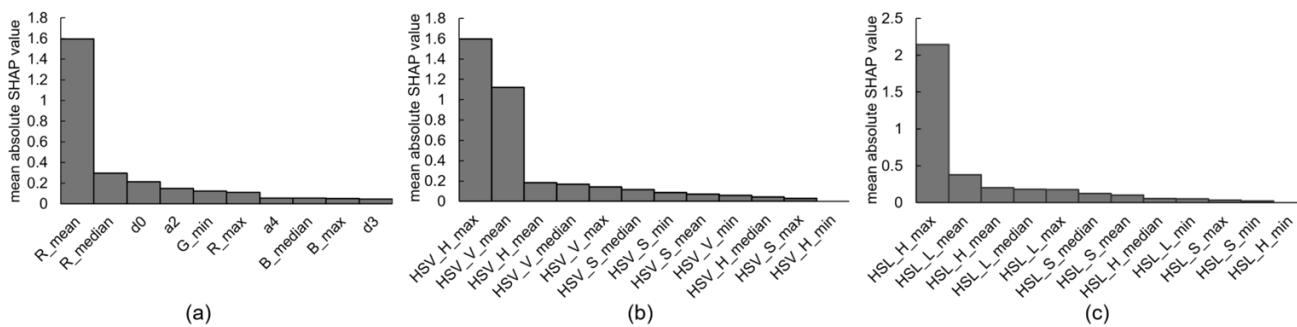


Fig.3 Mean absolute SHAP values in best score dataset: (a) RGB and EFD values, (b) HSV values, and (c) HSL values

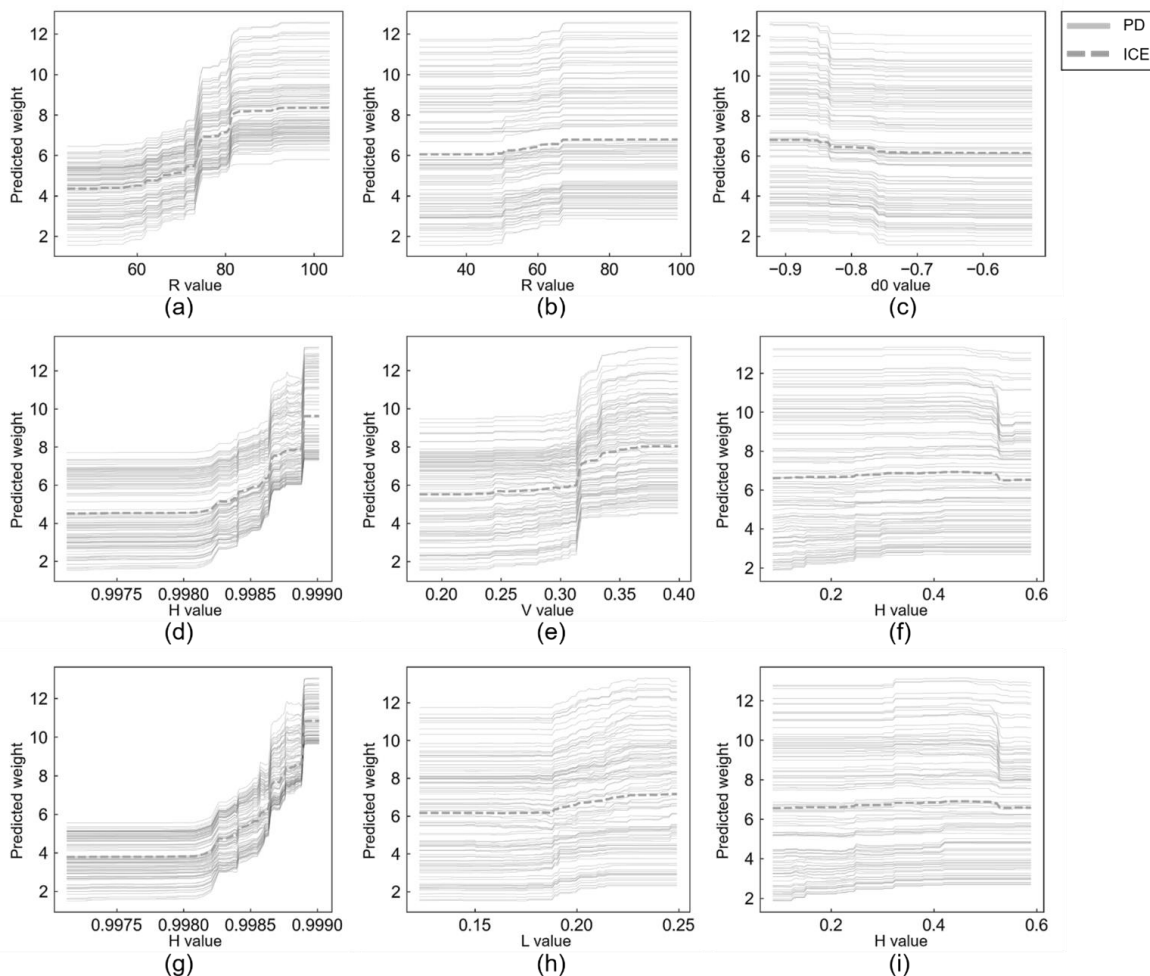


Fig.4 Partial Dependence and Individual Conditional Expectation in the best dataset: (a) R_mean, (b) R_median, (c) d0 value, (d) HSV_H_max, (e) HSV_V_mean, (f) HSV_H_mean, (g) HSL_H_max, (h) HSL_L_mean, and (i) HSL_H_mean

考察

本研究で対象としたハツカダイコンは、赤色のハツカダイコンであるため、重量変化の予測では R 値の情報が重要な情報として評価されたと考えられる。近年では、多様な色のハツカダイコンが販売されている。紫系品種では、今回の結果は直接適用できない可能性が高い。ハツカダイコンの根色は、時間経過に伴って R 値が減少する傾向がみられた。これは、根の表面に菌類が繁殖したことによる影響³²⁾、または、物質の酸化反応による影響³³⁾であると考えられる。

先行研究において、バナナやトマトの腐敗を HSL 表色系の S 値の確率密度関数でモニタリングしている報告がある²⁰⁾。これに対して、本研究の HSL モデルでは、H の最大値が重要な変数であると評価された。この違いは、研究対象に特異的な要因に起因するものと考えられる。例えば、Figs. 1(d)-1(e) のように、S 値は実験期間における変化量が小さく、H 値の変化の方が顕著であった。本研究では確率密度関数を用いていないものの、H の最大値の微量な変化でもハツカダイコンの品質変化を検出することが可能であることが示唆された。また、HSV モデルおよび HSL モデルでは、RGB モデルとは異なり、色相を表す H の最大値の重要度が高かった。これは、HSV モデルおよび HSL モデルでは、H の平均値がハツカダイコンの赤色を表現できていないことによる影響と考えられる (Figs. 4(f), 4(i))。本研究で用いたハツカダイコンは赤系品種のため、H 値は 0° または 360° 近辺の値になり、特に最大値は時間とともに単調減少していたが、H の平均値は実験初期に大きく変動した後に減少した (Fig. 1)。そのため、HSV モデルおよび HSL モデルでは、重量の変化傾向に類似していた H の最大値の重要度が高かったものと考えられる。

ハツカダイコンの形状変化は、ハツカダイコン内部の水分の減少が原因だと考えられる。ハツカダイコン内部の水分減少により、ス入りなど内部品質に変化が生じる。このようなハツカダイコンの生理的・物理的变化を考慮すると、ハツカダイコンの内部品質に関する詳細な実験により、色情報と形状情報に基づくハツカダイコンの品質推定の適用範囲の拡大が期待できる。

摘要

ハツカダイコンの品質は、品種に大きく依存するが、青果物の品質は生産環境とポストハーベスト管理によって決定される。特に、ポストハーベスト管理のためには品質モニタリングが重要である。そこで本研究は、機械学習(ランダムフォレスト)を用いて、画像から得られる色情報と形状情報に基づいて、非破壊でハツカダイコンの品質を推定することを目的とした。説明変数である色情報と形状情報は、一定の

撮影環境下でハツカダイコンの静止画像を撮影し、画像解析により取得した。実験の結果、色情報と形状情報を用いたモデルの再現性が良好であったことから、色情報および形状情報とハツカダイコンの重量の関係性に基づいて、非破壊でのモニタリングができる可能性が示唆された。本研究で対象としたハツカダイコンは、赤系品種であったため、色情報の中でも R 値が重要な変数であった。この色情報は撮影環境に変化のない条件で取得した色情報であるため、屋外や太陽光の影響がある室内環境などで撮影された画像を用いる場合に関する検討が必要である。また、本研究の成果は、特定品種に依存する研究成果ではあるものの、品種ごとにモデルを構築することで内部品質が推定できる可能性がある。今後の課題としてハツカダイコン内部の成分の時間変化の再現性に関する検討が挙げられる。

謝辞

本研究は、東京農工大学 FLOuRISH 次世代研究者挑戦的研究プログラムフェローシップ制度の支援を受けたものである。ここに記して、謝意を表す。

引用文献

1. 吉川宏昭. ハツカダイコン. 松尾孝嶺監修, 植物遺伝資源集成 第2巻. 講談社, 東京. 834-835.1989.
2. Zhang J, Zhao J, Tan Q, Oiu X, Mei S. Comparative transcriptome analysis reveals key genes associated with pigmentation in radish (*Raphanus sativus* L.) skin and flesh. *Sci. Rep.* 11: 11434. 2021.
3. 片山脩, 田島眞. 食品と色. 光琳選書, 東京. 4, 12-13. 2003.
4. 五十嵐喜治, 佐藤充克, 寺原典彦, 津田孝範, 津志田藤二郎, 梶本修身. アントシアニンの生体調節機能. 大庭理一郎, 五十嵐喜治, 津久井亜紀夫編著, アントシアニン: 食品の色と健康. 建帛社, 東京. 103-186. 2000.
5. Fuleki T. The anthocyanins of strawberry, rhubarb, radish and onion. *J. Food Sci.* 34: 365-369. 1969.
6. Harborne JB. Plant polyphenols-XI. The structure of acylated anthocyanins. *Phytochemistry.* 3: 151-160. 1964.
7. Ishikura N, Hayashi K. Anthocyanins in red roots of a radish. *Studies on anthocyanins, XXXVI. Bot. Mag. Tokyo* 75: 28-36. 1962.
8. Ishikura N, Hayashi K. Chromatographic separation and characterization of the component anthocyanins in radish root. *Study on anthocyanins, XXXVIII. Bot. Mag. Tokyo* 76: 6-13. 1963.

9. Ishikura N, Hayashi K. Separation and identification of the complex anthocyanins in purple radish studies on anthocyanins, XLVI. Bot. Mag. Tokyo 78: 91-96. 1965.
10. Ishikura N, Hoshi T, Hayashi K. Crystallization and characterization of the basic triglucosides common to all components in purple pigment of hybrid radish studies on anthocyanins, XLV. Bot. Mag. Tokyo 78: 8-13. 1965.
11. Giusti MM, Ghanadan H, Wrolstad RE. Elucidation of the structure and conformation of red radish (*Raphanus sativus*) anthocyanins using one- and two-dimensional nuclear magnetic resonance techniques. J. Agric. Food Chem. 46: 4858-4863. 1998.
12. Mori M, Nakagawa S, Maeshima M, Niiikura S, Yoshida K. Anthocyanins from the rhizome of *Raphanus sativus*, and change in the composition during maturation. Heterocycles. 69: 239-251. 2006.
13. Otsuki T, Matsufuji H, Takeda M, Toyoda M, Goda Y. Acylated anthocyanins from red radish (*Raphanus sativus* L.). Phytochemistry. 60: 79-87. 2002.
14. Tatsuzawa F, Saito N, Toki K, Shinoda K, Shigihara A, Honda T. Acylated cyanidin 3-sophoroside-5-glucosides from the purple roots of red radish (*Raphanus sativus* L.) 'Benikanmi'. J. Japan. Soc. Hort. Sci. 79: 103-107. 2010.
15. Tatsuzawa F, Toki K, Saito N, Shinoda K, Shigihara A, Honda T. Anthocyanin occurrence in the root peels, petioles and flowers of red radish (*Raphanus sativus* L.). Dyes and Pigments. 79: 83-88. 2008.
16. 加藤一幾, 佐藤和成, 金澤俊成, 庄野浩資, 小林伸雄, 立澤文見. ダイコン類(*Raphanus sativus* L.)における根色とアントシアニン. 園芸学研究. 12: 229-234. 2013.
17. Iwata H, Niiikura S, Matsuura S, Takano Y, Ukai Y. Evaluation of variation of root shape of Japanese radish (*Raphanus sativus* L.) based on image analysis using elliptic Fourier descriptors. Euphytica. 102: 143-149. 1998.
18. Kang Y, Wan S. Effect of soil water potential on radish (*Raphanus sativus* L.) growth and water use under drip irrigation. Sci. Hor. 106: 275-292. 2005.
19. Basnet B, Aryal A, Neupane A, KC. B, Rai NH, Adhikari S, Khanal P, Basnet M. Effect of integrated nutrient management on growth and yield of radish. J. of Ag. and Nat. Res. 4: 167-174. 2021.
20. Fukuda S, Spreer W, Yasunaga E, Yuge K, Sardud V, Müller J. Random Forests modelling for the estimation of mango (*Mangifera indica* L. cv. *Chok Anan*) fruit yields under different irrigation regimes. Ag. Wat. Man. 116: 142-150. 2013.
21. Öz AT, Akyol B. Effects of calcium chloride plus coating in modified-atmosphere packaging storage on whole-radish postharvest quality. J. Sci. Food Agric. 100: 3942-3949. 2020.
22. Gilani L, Tahir SF, Rasheed U, Saqib H, Hassan M, Alquhayz H. Fruits and vegetables freshness categorization using deep learning. Comp. Mat. & Con. 71: 5083-5098. 2022.
23. Moon EJ, Kim Y, Xu Y, Na Y, Giaccia AJ, Lee JH. Evaluation of salmon, tuna, and beef freshness using a portable spectrometer. Sen. 20: 4299. 2020.
24. Fukuda S, Yasunaga E, Nagle M, Yuge K, Sardud V, Spreer W, Müller J. Modelling the relationship between peel colour and the quality of fresh mango fruit using Random Forests. J. of Food Eng. 131: 7-17. 2014.
25. Wang X, Feng H, Chen T, Zhao S, Zhang J, Zhang X. Gas sensor technologies and mathematical modelling for quality sensing in fruit and vegetable cold chains: A review. Tr. in Food Sci. & Tec. 110: 483-492. 2021.
26. 元永佳孝, 亀岡孝治, 橋本篤. 農産物表面色の色彩画像処理システムの構築. 農業機械学会誌. 59: 13-22. 1997.
27. Frank PK, Charles RG. Elliptic Fourier features of a closed contour. Comp. Graph. And Im. Proc. 18: 236-258. 1982.
28. Breiman L. Random forests. Machine Learning. 45: 5-32. 2001.
29. Cutler DR, Edwards TC, Jr. Beard KH, Cutler A, Hess KT, Gibson J, Lawler JJ. Random Forests for classification in ecology. Ecology. 88: 2783-2792. 2007.
30. Pedregosa F et al. Scikit-learn: Machine learning in python. JMLR. 12: 2825-2830. 2011.
31. Scott ML, Su-In L. A unified approach to interpreting model predictions. Proc. of the 31st Int. Conf. on Neural Info. Proc. Sys. (NIPS'17). 4768-4777. 2017.
32. Nash JE, Sutcliffe JV. River flow forecasting through conceptual models part I-a discussion of principles. J. of Hydrology. 10: 282-290. 1970.
33. Gálvez L, Palmero D. Incidence and etiology of postharvest fungal diseases associated with bulb rot in garlic (*Allium sativum*) in Spain. Foods. 10: 1063. 2021.
34. Ezgi DC, Burçe AM, Vural G. Relationship between color and antioxidant capacity of fruits and vegetables. Current Res. in Food Sci. 2: 1-10. 2020.

