

ハイパースペクトルカメラによるピーマンの果実領域の識別

1245118 大平 合 【画像情報工学研究室】

A Study on Pepper Segmentation Using Hyperspectral Data

1245118 Go Ohira 【Image Processing and Informatics Lab.】

1 はじめに

現在、農業従事者の減少が深刻 [1] であり、機械による果実や野菜の自動識別、収穫が注目されている。その中で、ピーマンは果実の色と葉、枝の色が近く、果実が葉の裏に隠れやすいという特徴もあり、RGB による自動識別は困難であると考えられる。

我々は、RGB 以外の識別方法として、分光強度に注目した。高い波長分解能で可視光領域、近赤外領域の分光強度を1ピクセル毎に取得できるハイパースペクトルカメラを使用し、自然光を光源として撮影した画像から果実領域を識別する手法の検討 [2]、及び LPF を用いてピーマン周辺とのスペクトルの混合を実現する mixup のデータ拡張による識別精度の向上を検討した [3]。

その結果、画像中の果実を果実領域として正確に識別することに成功した一方で、果実の過検出が多く、識別精度が低下していた。その原因として、光源として使用している自然光が、時間帯による果実との位置関係の変化や雲に遮られて光の強弱が発生することで、同じ果実領域でも分光強度が変化することなどが考えられる。

そこで、我々は識別精度を向上させるため、光源を自然光でなく、近赤外光を持つハロゲンランプを用いることで果実領域の自動識別が可能かどうかを検討した。ハロゲンランプを使用した光源環境下で識別が可能である場合、ピーマンの分光強度を用いた果実領域の自動識別は可能であることが確認できる。また、この光源環境で識別可能である場合、夜間にロボットによる自動識別、収穫が可能になると期待される。

本稿は、ハロゲンランプを使用した光源環境下でのピーマンの果実領域と非果実領域の分光強度の差について解析し、分光強度を用いたピーマンの識別可能性について研究したものである。

2 ピーマンの分光強度の解析

本項では、ハロゲンランプを使用した光源環境下でのピーマンの果実領域と、非果実領域である葉領域、枝領域の分光強度、分光反射率について解析、比較する。

分光反射率は、分光強度から光源の分光反射率を除外することで計算される。本研究では、光を高い反射率で反射する白色反射板の分光強度を光源の分光強度として使用する。

2.1 ハイパースペクトル画像の撮影

ピーマンのハイパースペクトル画像の撮影は、高知工科大学の北東に設置されているハウス内にあるピーマンを対象に行った。ハイパースペクトルカメラは Specim IQ カメラ [4] を使用し、撮影時間は午前3時~5時、光源はハロゲンランプからの明かりのみとした。1枚の撮影にかかる時間は1~2分程度で、今回の撮影では29枚を取得した。画像1は実際の撮影環境の画像である。カメラ、ハロゲンランプはそれぞれ被写体となる畝から50cm程度の距離に配置した。



図1 撮影の様子

2.2 分光強度の解析

図2は、撮影された果実、葉、枝領域の分光強度をそれぞれの分光強度の最大値で正規化し、各強度ごとに図示したグラフである。図2を確認すると、950nm-1000nm 付近において果実領域は葉領域に比べて低く、枝領域と比べて僅かに高くなっていることが確認された。また、500nm-700nm 付近では果実領域が他領域に比べて低くなっていることが確認された。

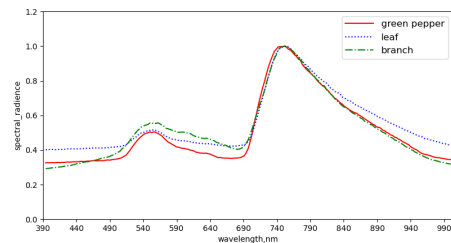


図2 分光強度の比較

2.3 最大値で正規化した分光反射率の解析

図3は、各領域の分光反射率をそれぞれの最大値で正規化した際の各領域のグラフである。図3を確認すると、550nm 付近の緑可視光領域で枝領域が果実領域に比べて若干高くなっていることと、950nm-1000nm 付

近で果実領域が果実領域と比べて低くなっており、枝領域と比べて若干高くなっていることが確認された。

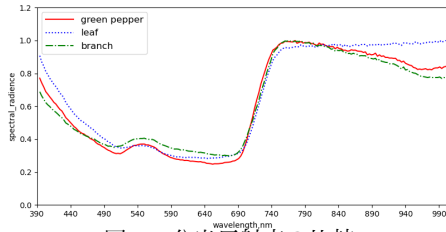


図3 分光反射率の比較

3 評価実験の方法

取得されるハイパースペクトル画像は、512×512×204ch (397nm～1003nm/3nm) で構成され、1ピクセル毎に204chの分光強度が入っている。本研究では、教師あり学習による2クラス分類によって1ピクセル毎に果実か否かの識別を行う。

学習画像は2節の環境で撮影されたハイパースペクトル画像29枚を用い、学習19枚、評価5枚、テスト5枚に分けて検証する。学習時には、果実領域と非果実領域の学習比率を均衡にするため、果実領域のピクセル数だけ非果実領域からランダムに選択するようにする。1枚辺り約2万～8万ピクセル、19枚で約90万ピクセルを使用し、学習用データセットとして構築する。

識別手法には、機械学習手法であるPLS,PCR,重回帰分析,NNを比較して検証する。PLSの選択する主成分数は20,PCRの主成分分析で利用する説明変数は20とする。NNには入力を1画素の204ch分光強度または分光反射率とし、204-96-32-16-8-1の5層全結合NNを使用する。中間層の活性化関数はReLU関数、出力層の活性化関数はSigmoid関数、誤差関数はバイナリ交差エントロピー誤差、最適化アルゴリズムはAdamを採用した。学習時のバッチサイズは100、エポック数は25とした。テスト時、PLS,PCR,重回帰は学習データにおける計算されたモデルを使用し、NNは評価データにおける最大F-Scoreをとるモデルを使用した。

各識別手法の評価指標には適合率と再現率を考慮したF-Scoreを使用する。F-Scoreはテスト時の各識別手法の出力結果から計算し、6分割交差検証を行った。

本稿では比較として、分光強度と分光反射率を使用し、それぞれの強度を最大値、norm、総和で正規化した各正規化手法での識別性能を評価する。

また、各識別手法での識別性能を向上させるため、出力画像に対して小さな誤識別を取り除くためのオープニング処理と棒状の誤識別を取り除くための円形度を利用した除去処理を行っている。

4 結果

表1は分光強度を入力として、各正規化、識別手法で識別を行った際のテスト時のF-Scoreの平均を比較したものである。最もF-Scoreが高くなったのが総和で正規化したNNで0.909となった。他識別手法はF-Scoreが0.85-0.87付近となるという結果になった。

表1 分光強度での6分割交差検証によるF-Score平均

手法	PLS	PCR	重回帰	NN
正規化なし	0.80801	0.80474	0.80769	0.61459
最大値	0.8760	0.8447	0.87622	0.85283
長さ	0.87455	0.84937	0.87446	0.8862
総和	0.8587	0.83978	0.85875	0.9094

表2は分光反射率を入力として、各正規化、識別手法で識別を行った際のテスト時のF-Scoreの平均を比較したものである。最もF-Scoreが高くなったのが総和で正規化したNNでF-Scoreが0.967となった。他識別手法はF-Scoreが0.77-0.83付近となるという結果になった。

表2 分光反射率での6分割交差検証によるF-Score平均

手法	PLS	PCR	重回帰	NN
正規化なし	0.81225	0.80094	0.81334	0.96433
最大値	0.83013	0.77034	0.81056	0.96213
長さ	0.82634	0.75178	0.82573	0.96369
総和	0.8413	0.77726	0.84329	0.96739

図4, 図5, 図6に最もF-Scoreが高くなった、総和で正規化した分光反射率を用いたNNの実際の識別の結果を示す。図4は取得した分光強度を使用した疑似カラー画像、図5はラベル画像、図6は実際の識別結果画像である。図から、葉領域や枝領域を誤識別せず、一部分だけ見えている果実や陰になっている小さな果実も形状を識別できていることが確認できる。



図4 カラー画像 図5 ラベル画像 図6 結果画像

5 まとめ

ハロゲンランプを使用した光源環境下でピーマンを分光強度によって識別可能かを検討した。結果、分光反射率を入力としたNNのF-Scoreが0.96付近となることが確認できた。

この結果から、ピーマンの分光強度を用いた果実領域の自動識別は可能であると考えられる。

参考文献

- [1] 農林水産省: "農業就業者の動向", https://www.maff.go.jp/j/wpaper/wmaff/h23h/trend/part1/chap3/c3_3_02.html
- [2] 大平台, 栗原徹, "ハイパースペクトル画像とDNNを用いた画素ごとのピーマン領域判定," SSII, IS3-32,06/10-12, 2020
- [3] 大平台, 栗原徹, "ハイパースペクトル画像を用いたピーマン領域分割のためのLPFによる自然なmixupの導入に関する基礎的検討," 第37回センシングフォーラム, 1P-11, p.37, 2020.
- [4] デルフトハイテック株式会社, "ハイパースペクトルカメラ SpecimIQ", <https://dht.co.jp/product/tem/specim-iq/>,