PLS 回帰を用いたハイパースペクトル画像からのピーマン領域検出と評価

1225123 竹原 慎 【 画像情報工学研究室 】

Green pepper region detection in hyperspectral images using PLS regression and its Evalution

1225123 Makoto TAKEHARA [Image Processing and Informatics Lab.]

1 はじめに

近年日本では農業人口の低下,高齢化などから,農業の省力化,自動化が広くすすめられており,自動収穫や収量予測のため様々な種類の果実を対象とした果実の自動検出が研究されている.しかしピーマンのような緑色の果実は葉や茎といった同色の物体が多く周囲に存在するため,果実特有の色彩特徴を用いることが難しく,輪郭線が見えづらい環境が多いため形状特徴の抽出も難しい.そこでより多くの情報を取得できるカメラの活用が考えられる.

2 関連技術, 関連研究

2.1 ハイパースペクトルカメラ

ハイパースペクトルカメラは RGB カメラの取得スペクトルバンド数が 3 バンドであることに対して、多数のバンドの取得が可能なカメラである。複数バンドを利用することで、通常のカメラ や人の視覚では認識することのできない特徴に注目する ことができ、リモートセンシングによる作物の生育調査や、 圃場の管理などに用いられている.

2.2 関連研究

ハイパースペクトルカメラを用いた物質判別は、服部ら [1] は PLS 回帰分析による 2 クラス識別を組み合わせ、複数物質の多クラス判別を行っている. 果実の検出においては、岡本ら [2] はマルチバンドに対して線形判別分析によって緑色の柑橘類の検出し、DINGら [3] はハイパースペクトルカメラを用いてマルチバンドを取得し、その中から検出に有効な波長帯域を選択し、それらの勾配パラメータで作成された分類器によって緑色の柑橘類を検出している.

3 提案手法

本稿はハイパースペクトルカメラを用いて撮影されたマルチバンド画像から PLS 回帰を用いてピーマンの画素を検出する. 手順は、ノイズを取り除くために LPFをかけ、次に画像処理手法を用いて白色反射板領域を検出し、白色反射板の反射スペクトルを用いて、各画素の反射率を求める. 次にピーマンの画素の反射率を用いてPLS 回帰を行い、ピーマンの画素であれば 1, それ以外

の画素であれば-1 を返すように回帰式を作成する. 得られた推定値を 2 値化することでピーマン領域を検出する. 手順を図1 に示す.

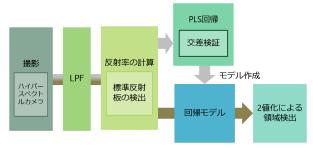


図1 手順図

3.1 反射率の計算

物質には分光反射特性があり、物質それぞれで波長スペクトルごとに反射率がある程度決まっている。この各波長スペクトルごとの反射率を反射スペクトルという。取得スペクトルから反射スペクトルを求めることで光源環境に関わらず、物質の特徴を捉えることができる。取得スペクトルは光源スペクトルが反射スペクトルに乗算されているとし、取得スペクトルから光源スペクトルを除算することで、反射スペクトルを求めた。本研究では光源スペクトル分布は画像内の標準反射板領域の平均スペクトル強度を用いる。

3.2 PLS 回帰

PLS 回帰(部分最小二乗回帰)は回帰分析手法の1つで,説明変数から目的変数との共分散が最大になるように抽出した成分と目的変数との最小二乗法によって回帰式を導く手法である.説明変数から特定の成分を抽出するため,重回帰分析よりも多重共線性による結果のブレに強く,目的変数も考慮して説明変数から成分を抽出するため,隣り合うバンドが似たような挙動を示すハイパースペクトルデータに対しても,主成分分析によって成分を抽出するPCR(主成分回帰)より識別や分類に有効であると考えられている.回帰に用いる成分数、次元数の量に従ってモデルの自由度も大きくなるため、多くの成分を用いると過学習を起こす恐れがある.そのため用いる次元数を交差検証を用いて、最適な成分数を求める.本実験では説明変数に反射率を,目的変数に

ピーマン果実の画素であれば 1 , そうでなければ-1 を表すラベルを用いて回帰を行う.

4 評価実験

提案手法の有効性を確認するため、MATLAB(R2019a)にて実装し、評価実験を行う。反射率を用いて PLS 回帰と PCR、重回帰分析の 3 種類の手法で作成した回帰モデルと反射率を用いず PLS 回帰で作成した回帰モデルの 4 種類で有効性を比較する。 PLS 回帰分析に用いる次元数は交差検証の結果から 20 次元を用いた。 PCR も同様に 20 次元を用いて回帰を行った。

4.1 データセット

学習時と評価時で異なる日に撮影されたデータを用いる. 画像サイズはどちらも 640×480 画素で,波長 $400 \sim 1000$ nm 間に 5nm ごと撮影された 121 次元のデータを用いる. 学習用データを図 2 に示す. 6 月 14 日に撮影された 3 枚の画像を用い,合計で画像内に 116075 画素ピーマン果実が含まれており,805525 画素が背景となっている. 評価用データは 12 月 19 日に撮影された 54 枚の画像を用いる.

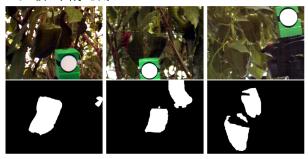


図 2 学習に用いた画像(上)と正解画像(下)

4.2 実験結果

それぞれの手法で回帰モデルを作成し、テストデータからそれぞれピーマン果実を検出し、結果の評価を表1に示す.評価指標にはクラス分類の正解割合を示す正解率、正解の果実部画素数に対して正しく果実部と分類された割合を示す再現率、果実部と分類された画素数のうち正しい果実部画素であった割合を示す精度、再現率と精度を統合的に評価するF値の4種類の評価指標を用いている.

検証法	正解率	再現率	適合率	F値
反射率 PLS	93.43	77.7	88.78	0.8005
反射率 PCR	89.11	59.7	91.53	0.6638
反射率重回帰	91.81	67.7	89.35	0.7365
非反射率 PLS	50.19	99.5	31.36	0.477

表 1 手法ごとの評価指標

表1より提案手法は最も高いF値を示した.適合率ではわずかにPCR,重回帰分析を用いた結果のほうがよかったが,再現率はPLSを用いることで大きく良い結果が得られた.これは他手法より多くの正解画素を検出できたことを示し,より検出の難しい画素まで検

出できたことがわかる.また、反射率を用いずに PLS 回帰を行った結果は正常に検出できず、反射率を用いることで光源に関わらず検出できることがわかった.図3 に評価実験に用いた画像、正解、提案手法で検出を行った結果画像を示す.提案手法でも再現率が低かった画像があったが、この画像は光量が非常に低く、学習データとこの画像の反射率スペクトルが大きく異なっていたためと考えられる.

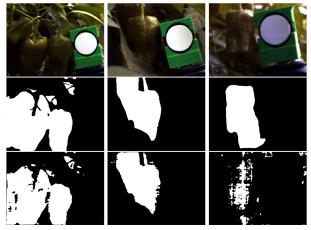


図 3 RGB 画像(上)正解画像(中)結果画像(下)

5 まとめ

本研究では、ハイパースペクトルカメラで撮影されたマルチバンド画像から反射率を計算し、反射率と PLS 回帰を用いてピーマン果実部を分類する回帰モデルを作成し、それを 2 値化することで検出を行うピーマン果実の検出手法を提案した.評価実験の結果、提案法は PCR、重回帰分析を用いた方法、反射率を用いずに PLS 回帰を用いた方法のいずれよりも高い F 値を示した.

今後の課題として、光量が大きく違う場合でも良好に 検出することが挙げられる。また、ハイパースペクトル カメラは高価であるため、安価での社会実装が難しい。 そこで回帰に使用される波長を選択し、安価なマルチバ ンドスペクトルカメラや赤外線カメラ等でも実現する ことができれば社会実装が進みやすいと考えられる。

参考文献

- [1] 服部 哲也,加藤 邦人: PLS 回帰分析を用いて近赤 外高物質判別及び最適波長選択手法,精密工学会誌, 83 巻 2 号, 158/166 (2017)
- [2] Hiroshi Okamoto, Won Suk Lee: Green citrus detection using hyperspectral imaging, Computers and Electronics in Agriculture, Volume 66, 201/208 (2009)
- [3] Yongjun Ding, Won Suk Lee, Minzan Li: Feature extraction of hyperspectral images for detecting immature green citrus, Frontiers of Agricultural Science and Engineering, Volume 5, 475/484 (2018)