

令和3年度
修士学位論文

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

A Study on Pepper Segmentation Using
Hyperspectral Data

1245118 大平 合

指導教員 栗原 徹

2022年3月15日

高知工科大学大学院 工学研究科 基盤工学専攻
情報学コース

要 旨

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

大平 合

農業分野において機会による果実や野菜の自動識別，収穫が注目されており，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

我々は分光強度に注目し，自然光を光源として撮影したハイパースペクトル画像から果実の識別を検討した結果，果実以外を果実として誤識別する過検出が多くなっていた．原因として，自然光を光源として使用しているため，時間帯による果実領域の分光強度の変化が発生したことが考えられる．

そこで，光源を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．

複数手法での比較を行った結果，結果，NN がハロゲンランプを光源とした環境下でも分光反射率を利用することで F-Score が約 0.96 を取ることが確認された．

この結果から，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．

キーワード ピーマン，ハイパースペクトル画像，分光強度，深層学習

Abstract

A Study on Pepper Segmentation Using Hyperspectral Data

Go Ohira

EnglishIn the field of agriculture, the automatic identification and harvesting of fruits and vegetables by opportunity has been attracting attention.

We focused on the spectral intensity and examined fruit identification from hyperspectral images taken with natural light as the light source. As a result, there were many over-detections that misidentified non-fruit as fruit. As a result, we found that there were many over detections that misidentified non fruit as fruit. The cause of this is thought to be that the spectral intensity of the fruit region changed depending on the time of day because natural light was used as the light source.

In this study, we investigated the possibility of using halogen lamps with near-infrared light as the light source for automatic identification of fruit areas.

As a result of comparison of multiple methods, it was confirmed that the NN obtained an F-Score of about 0.96 by using spectral reflectance even in an environment with a halogen lamp as the light source. This result suggests that the automatic identification of the fruit region using the spectral intensity of peppers.

Translated with www.DeepL.com/Translator (free version)

key words Greenpepper,Hyperspectral Image,Spectral Intensity,DeepLearning

目次

第 1 章	はじめに	1
1.1	背景と目的	1
1.2	本論文の構成	3
第 2 章	関連技術	4
2.1	ハイパースペクトルカメラ	4
2.1.1	ハイパースペクトルカメラによる物体の分光強度の比較	5
2.2	ROC 曲線	9
第 3 章	ピーマンの分光強度の解析	12
3.1	ハイパースペクトル画像の撮影	12
3.2	分光強度の解析	15
3.2.1	正規化をしていない分光強度の解析	16
3.2.2	最大値で正規化した分光強度の解析	16
3.2.3	ノルムで正規化した分光強度の解析	17
3.2.4	総和で正規化した分光強度の解析	18
3.3	白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析	19
3.3.1	正規化していない分光反射率の解析	20
3.3.2	最大値で正規化した分光反射率の解析	20
3.3.3	ノルムで正規化した分光反射率の解析	21
3.3.4	総和で正規化した分光反射率の解析	22
第 4 章	提案手法	24
4.1	予備実験, 本実験共通の識別, 検証の条件	24
4.2	識別後の後処理	25

目次

4.3	膨張収縮と境界領域の実験	27
4.3.1	膨張収縮と境界領域の実験方法	28
4.3.2	膨張収縮と境界領域の実験結果	29
第 5 章	結果	30
5.1	分光強度を入力とした識別精度の評価結果	30
5.1.1	分光強度を入力とした各手法の比較結果	30
5.1.2	分光強度での最大 F-Score を取る手法の全画像に対する識別指標	31
5.1.3	分光強度での最大 F-Score を取る手法での ROC 曲線	33
5.1.4	分光強度での最大 F-Score を取る手法の識別の様子	33
5.2	各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果	35
5.2.1	各画像の白色反射板から計算された分光反射率を入力とした各手法の比較結果	35
5.2.2	各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の全画像に対する識別指標	36
5.2.3	各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法での ROC 曲線	38
5.2.4	各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の識別の様子	38
5.3	1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果	41
5.3.1	1つの白色反射板から計算された分光反射率を入力とした各手法の比較結果	41
5.3.2	1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の全画像に対する識別指標	41
5.3.3	1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法での ROC 曲線	44

目次

5.3.4	1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の識別の様子	44
第 6 章	考察	47
第 7 章	結論	49
	謝辞	50
	参考文献	51

目次

2.1	実験環境の RGB 画像	5
2.2	各被写体の分光強度	6
2.3	実験環境の RGB 画像	7
2.4	青色可視光の分光反射率を使用した画像	8
2.5	緑色可視光の分光反射率を使用した画像	8
2.6	赤色可視光の分光反射率を使用した画像	9
2.7	ROC 曲線	11
3.1	Specim IQ カメラ	13
3.2	撮影の様子	14
3.3	実際に撮影されるピーマンの RGB 画像	15
3.4	分光強度の比較	16
3.5	最大値で正規化した分光強度の比較	17
3.6	ノルムで正規化した分光強度の比較	18
3.7	総和で正規化した分光強度の比較	19
3.8	分光反射率の比較	20
3.9	最大値で正規化した分光反射率の比較	21
3.10	ノルムで正規化した分光反射率の比較	22
3.11	総和で正規化した分光反射率の比較	23
4.1	後処理をかける前の結果画像	26
4.2	後処理をかけた後の結果画像	27
4.3	境界領域の定義 (紫色が境界領域)	28

図目次

5.1	分光強度での最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN での識別結果 を使用した ROC 曲線	33
5.2	カラー再現画像	34
5.3	ラベル画像	34
5.4	分光強度での実際の識別結果画像	35
5.5	各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る総和 で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線	38
5.6	カラー再現画像	39
5.7	ラベル画像	40
5.8	各画像の白色反射板から計算された分光反射率での実際の識別結果画像 . . .	40
5.9	1 つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る最大値 で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線	44
5.10	カラー再現画像	45
5.11	ラベル画像	46
5.12	1 つの白色反射板から計算された分光反射率での実際の識別結果画像	46

表目次

4.1	膨張収縮の回数による評価指標の変化	29
5.1	分光強度での識別精度の比較	31
5.2	分光強度で最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN を使用した全画像に対する識別精度の表	32
5.3	各画像の白色反射板で計算した分光反射率での識別精度の比較	36
5.4	各画像の白色反射板から計算された分光反射率で最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN を使用した全画像に対する識別精度の表	37
5.5	一つの白色反射板で計算した分光反射率での識別精度の比較	41
5.6	1 つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る最大値で入力を正規化した NN を使用した全画像に対する識別精度の表	43

第 1 章

はじめに

1.1 背景と目的

現在，日本の農業従事者の高齢化と減少が進行している．令和 2 年時点での農業従事者の平均年齢は 67.8 歳となり，農業従事者の数は 10 年前と比較し 33.6%減少している．これは，日本の農業産業において深刻な事態であると考えられる [1]．そのため，近農業分野において，少ない労働力の中で安定した収穫が行えるよう，今まで手動で行われていた果実の収穫作業や状態検査を自動で行う研究が注目されている．

近年では，深層学習を用いた果実物体の自動識別，検査が数多く研究されており，実環境のトマト果実の識別と収穫量予測を行う研究 [2] や，実環境で頑健な植物病害識別の研究 [3] などが行われている．

その一方で，これらの研究の識別方法が対象領域を手動でアノテーションしたラベル画像を用いた教師あり学習であるため，学習データ作成時のアノテーションが正確でない場合識別精度が悪化する点や，良好な学習データ作成のためのアノテーションコストが高いという点が課題として指摘されており，これらの課題を解決するための研究が近年行われている．源野らの研究 [4] では，データセット内に混入した不正確なアノテーションを施された画像を，CNN による過学習と再アノテーションによって特定し，取り除くことが実現可能であることが報告されている．三本らの研究 [5] では，ゆず画像の果実領域の自動識別において，少量の教師データを用いたデータセットでの識別精度を向上させるため，データ拡張や転移学習などを使用，改善することによって，識別精度が向上することが報告されている．

ピーマンは，他の果実と同じく，自動識別が研究されている果実の一つであると考えられ

1.1 背景と目的

る。ピーマンは果実の色が葉や枝と近い緑色であるという特徴や、一つの畝に葉や枝が多く存在し、果実が葉や枝に隠れやすいという特徴を持ち、自動識別が難しい植物であると考えられる。大崎らの研究 [6] では、光の反射と光沢を利用した RGB 画像でのピーマンの果実の識別において、全体が見えている果実の識別は良好であったが、一部が葉に隠れたり枝に隠れる場合には果実の識別精度が低下するという結果が報告されている。また、高橋らの研究 [7] では、実環境でのピーマンの果実の識別において、カラー画像に加えて近赤外光を利用することで、ピーマンの果実の識別精度が向上したことが報告されている。

ピーマンの果実領域の識別において、アノテーションコストを少なくし、近赤外光も含めた識別可能性を持つ特徴として、物体の分光反射特性に注目した。物体は、その物体が持つ物質によって光の波長の一部を吸収、反射している。物体から反射された光をハイパースペクトルカメラ等で光を波長ごとに分光し、取得することで、物体の分光反射特性を取得することができる。また、複数の識別を行いたい物体の分光反射特性に違いがある場合には、光源を統一し、物体自身の分光反射特性の差を取得、利用することで特定の物体の認識、位置の特定等を行うことができる。尾花らの研究 [8] では、収穫されたリンゴ果実の表面の吸光度と糖度に相関があり、ハイパースペクトル画像によるリンゴ果実の糖度予測の有効性が報告されている。近藤の研究 [9] では、果実の色と葉の色に近いキュウリやピーマンが、近赤外領域において果実と葉、枝に分光反射特性の差が確認され、果実の自動識別において分光反射特性が有効である可能性があることが報告されている。

我々は、ピーマンの果実を自動識別する方法として分光反射特性を活用し、ハイパースペクトルカメラを用いて、自然光を光源として撮影したハイパースペクトル画像から果実領域を識別する手法の検討 [11]、及び mixup[10] での識別精度向上を期待し、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スペクトル mixup によるデータ拡張による識別精度の向上を検討した [12]。

結果、画像中の果実自体は果実領域として識別できていたが、果実以外を果実として識別する過検出が多く、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、

1.2 本論文の構成

同じ果実領域でも分光強度が変化した結果，その変化に識別手法が網羅的に対応しようとして誤検出が多くなったのではないかと考察した．

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，ピーマンの果実と非果実の分光反射特性を利用した果実領域の自動識別は可能であることが確認できる．さらに，夜間の環境で識別可能である場合，夜間の人間が作業しない時間帯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及び分光反射特性の差について解析し，ハイパースペクトル画像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．

1.2 本論文の構成

本論文の構成として，第二章でハイパースペクトルカメラ等の関連技術について述べる．第三章では実際に取得されたピーマンの分光強度を複数の手法で正規化することで果実領域と非果実領域に差があるか解析する．第四章では果実領域の識別実験の条件の提示や予備実験について記述する．第五章では実際の識別結果について述べる．第六章，第七章では得られた結果に対する考察，結論を述べる．

第 2 章

関連技術

本項では、本研究に関連する技術についての詳細を記述する。

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光測定に使用される、画角内の物体から反射された入射光を分光強度 (スペクトル強度) として取得し、AD 変換によってデジタルデータとして保存することができるカメラである。その際に、複数の波長が含まれている入射光を分散させ、分光強度として波長幅ごとに取得する。通常のカメラと異なり、可視光や近赤外光を細かい波長幅で取得できるため、物体の反射特性が取得しやすい。そのため、物体検出などにおいてハイパースペクトルカメラが活用されている。

入射光をハイパースペクトルカメラが複数の分光に分解するには、プリズム素子と呼ばれる分散素子を用いる場合と、グレーティング素子と呼ばれる分散素子を用いる場合が一般的である。プリズム素子は物質の屈折率が波長によって変化することを利用し、グレーティング素子は多数の細隙による屈折光の強め合う方向が波長によって異なるという特徴を利用している。ハイパースペクトルカメラはこのいずれかの素子をカメラ内に内蔵しており、入射光を分散させ、分光として取得している。

また、ハイパースペクトルカメラで取得される分光強度には、物体自身の分光反射率に光源の分光強度が乗算されて取得されている。物体検出などで利用したい場合には、物体自身の分光反射率が必要となる場合がある。物体自身の分光反射率を取得したい場合、光を高い反射率で反射する白色反射板を撮影画角内に含め、白色反射板の分光強度で画像全体の分光

2.1 ハイパースペクトルカメラ

強度を除算することで計算する手法が光測定において一般的に使用されている [13]。

2.1.1 ハイパースペクトルカメラによる物体の分光強度の比較

図 2.1 はハイパースペクトルカメラの実験用の環境を RGB カメラによって撮影した画像である。光源はハロゲンランプのみとし、左から緑色の被写体、青色の被写体、赤色の被写体、分光反射率を並べて配置している。

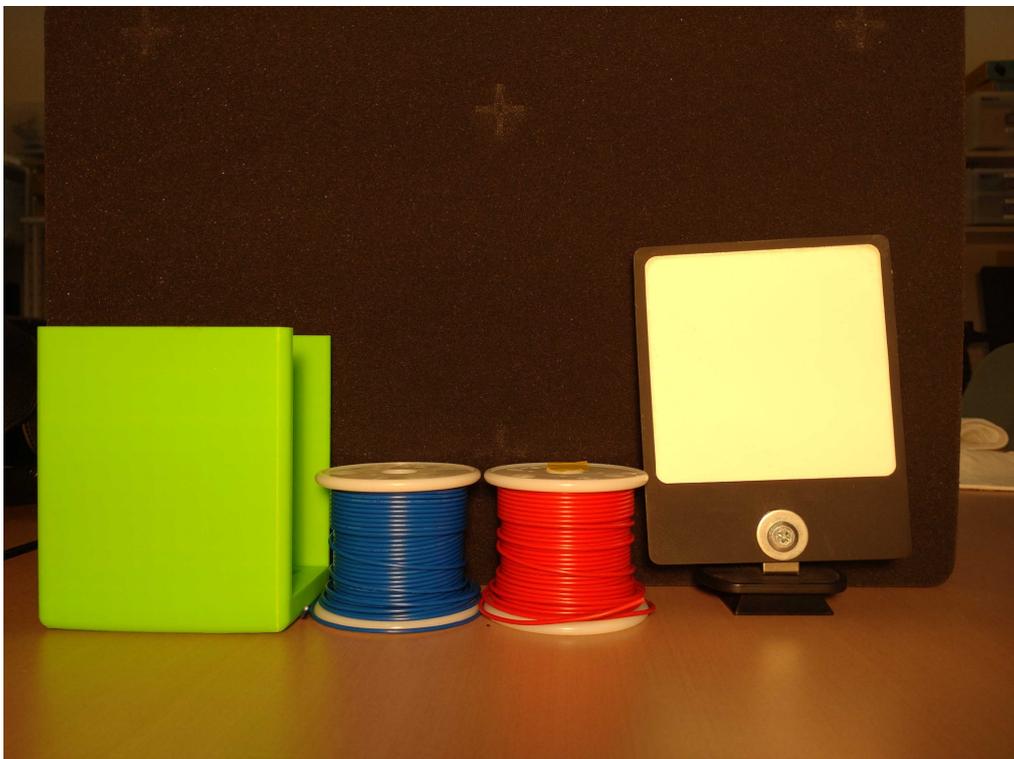


図 2.1 実験環境の RGB 画像

図 2.2 は図??の撮影環境をハイパースペクトルカメラによって撮影し、各物体の分光強度を波長ごとに図示したものである。それぞれ、点線が緑色の被写体、破線が青色の被写体、点線と破線を組み合わせたものが赤色の被写体、実践が白色反射板の分光強度である。

400nm-700nm は可視光の分光強度が含まれている領域であり、400nm-500nm 付近では青色の波長、500nm-600nm 付近では緑色の波長、600nm-700nm 付近では赤色の波長が高

2.1 ハイパースペクトルカメラ

くなる。図 2.2 を確認すると、450nm 付近では反射板の青色の被写体の分光強度が他の被写体よりも高く、540nm 付近では緑色の被写体の分光強度が他の被写体よりも高く、640nm 付近では赤色の被写体の分光強度が他の被写体よりも高くなっていることが確認できる。

また、光を高い反射率で反射する白色反射板の分光強度が他の被写体に比較し、どの波長においても分光強度が上回っていることが確認できる。

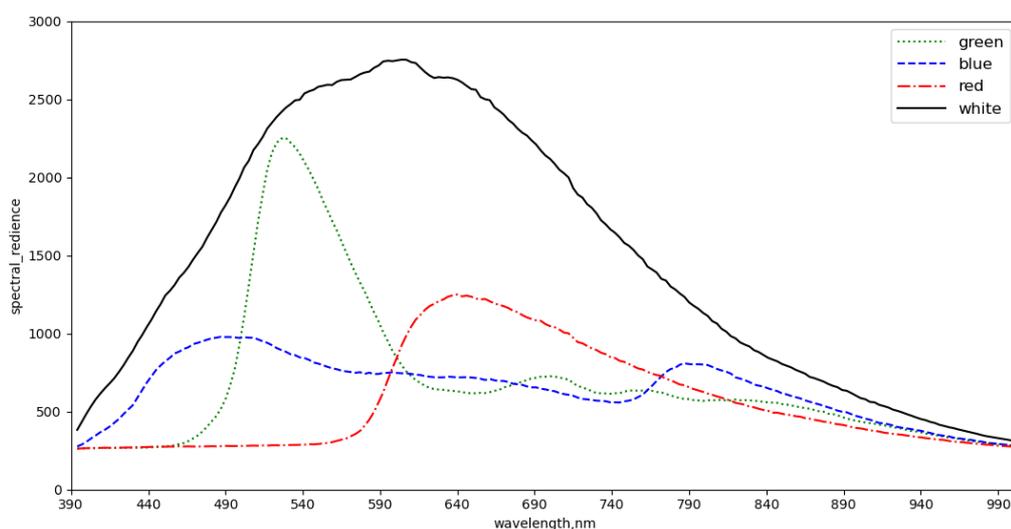


図 2.2 各被写体の分光強度

図 2.3 は図 2.2 で示した各被写体の分光強度を白色反射板の分光強度で除算した分光反射率を計算し、波長ごとに図示したものである。図 2.2 に比較して、450nm 付近では青色の被写体の分光強度、550nm 付近では緑色の被写体の分光強度、640nm 付近では赤色の被写体の分光強度が他の被写体の分光強度よりも高くなっており、より大きな差になっていることが確認できる。

2.1 ハイパースペクトルカメラ

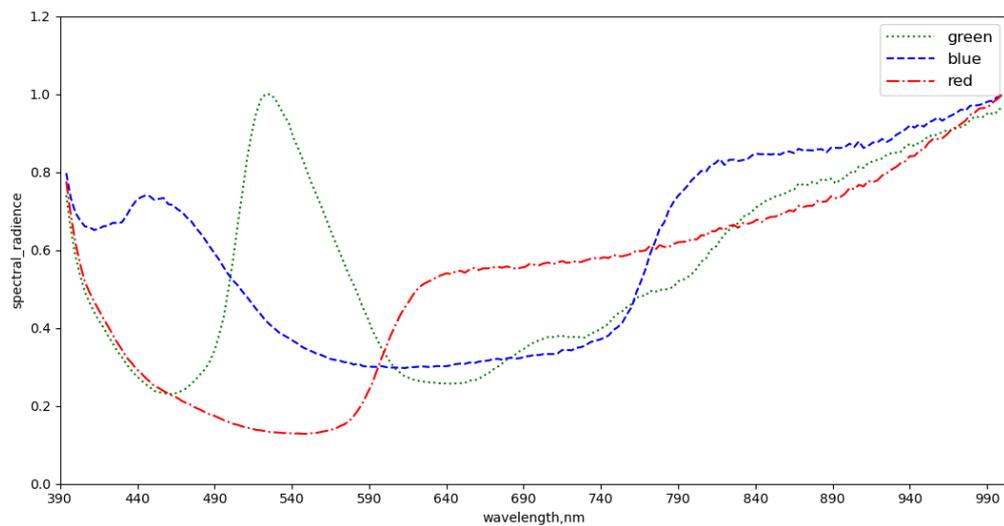


図 2.3 実験環境の RGB 画像

図 2.5 は実験環境を撮影したハイパースペクトル画像から、青色可視光領域である 450nm の分光強度を使用し、出力した画像である。同様にして、緑色可視光領域である 550nm の分光強度を使用した画像を図 2.5, 赤色可視光領域である 640nm の分光強度を使用した画像を 2.6 に示す。各画像を確認すると、各被写体が他の被写体に比べて白くなっていることが確認できる。これらの画像のように、物体によって分光強度が異なることを利用し、特定の分光強度を持つ物体の位置や領域を特定するなどの活用ができる。

2.1 ハイパースペクトルカメラ



図 2.4 青色可視光の分光反射率を使用した画像

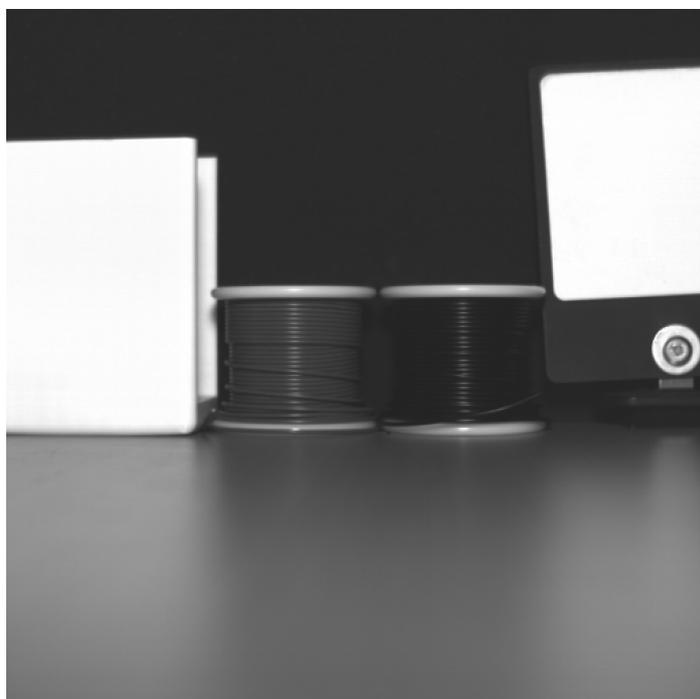


図 2.5 緑色可視光の分光反射率を使用した画像

2.2 ROC 曲線



図 2.6 赤色可視光の分光反射率を使用した画像

2.2 ROC 曲線

ROC 曲線とは，識別器の識別性能を評価する際に使用される手法であり，識別器の偽陽性率と真陽性率の関係をグラフにしたものである [14]．2 クラス分類器の評価に用いられる場合が多いが，他クラスの場合でも，1 つのクラスとそれ以外のクラスに分けることを繰り返すことによって ROC 曲線によって評価することができる．

ROC 曲線には偽陽性率と真陽性率を使用する．

偽陽性率は陰性のラベルのうち，本来陰性であるものを陽性と誤識別してしまった割合であり，次の式で定義される．

$$FalsePositiveRate = \frac{FP}{N}$$

ここで FP は本来陰性であるものを陽性と誤識別してしまった偽陽性の誤識別の総数であり，N は陰性のラベルの総数である．割合が低いほど陰性であるものを陽性と誤識別している確率が低く，優秀な識別器となる．

2.2 ROC 曲線

真陽性率は陽性のラベルのうち、本来陽性であるものを正しく陽性と識別出来ている割合であり、次の式で定義される。

$$\text{TruePositiveRate} = \frac{TP}{T}$$

ここで TP は本来陽性であるものを正しく陽性と識別出来ている真陽性の識別の総数であり、T は陽性のラベルの総数である。割合が高いほど陽性のラベルを陽性であると正しく識別できており、優秀な識別器と言える。

この二つの指標はどちらも識別評価において重要である。極端な例では、偽陽性率が 1 である場合、陰性のラベルを全て陽性として識別していることになり、必然的に全てのラベルに対して陽性と識別する識別器となっているため、真陽性率も 1 となる。反対に、真陽性率が 0 である場合、陽性のラベルを全て陰性として識別していることになり、必然的に全てのラベルに対して陰性と識別する識別器となっているため、偽陽性率も 0 となる。

この二つの識別指標を考慮し、偽陽性率が低い状態で真陽性率が高いものが優秀な識別器であると言える。その関係をグラフにしたものが ROC 曲線である。

図 2.7 は ROC 曲線の例である。x 軸に偽陽性率を取り、y 軸に真陽性率を取る。図 2.7 では、偽陽性率が 0.002 程度の時点で真陽性率が約 0.8 程度になっているが、そこから真陽性率が伸び悩み、真陽性率が 0.5 程度の時に真陽性率が 0.9 程度になっていることが確認できる。

2.2 ROC 曲線

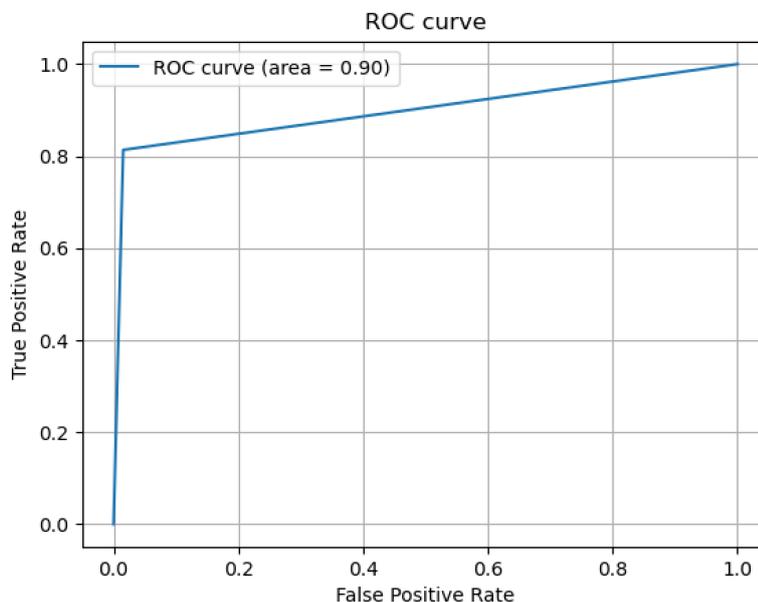


図 2.7 ROC 曲線

ROC 曲線を評価する指標として、ROC 曲線の右下領域の面積を計算して算出される AUC という指標が用いられる。AUC の最大値は 1 で、最小値は 0.5 である。完璧な識別器の場合、偽陽性率が 0 の時点で真陽性率が 1 であるようになるため、ROC 曲線が左下から左上に垂直に上がり、右上に引かれるような曲線になる。そのような場合に AUC は 1 となる。反対に、最も悪い識別器である場合、完全にランダムな出力となり、偽陽性率が 0.5 の時点で真陽性率も 0.5 となるようになるため、ROC 曲線が左下から右上へ直線を引くような形になる。そのような場合に AUC は 0.5 となる。画像の例では、AUC は約 0.9 となっている。

識別器の識別性能を評価する場合や、複数の手法を比較したい場合、このような ROC 曲線や AUC を用いて評価したり、複数の ROC 曲線、AUC の数値を比較することで識別性能を評価することができる。

第 3 章

ピーマンの分光強度の解析

本項では，ピーマンを撮影したハイパースペクトル画像を用いて，識別の際に重要となるピーマンの果実領域と非果実領域の分光強度と識別可能性について解析する．その際，最大値，ノルム，総和での正規化の施行や白色反射板の分光強度で除算した分光反射率を計算し，同様に果実領域と非果実領域の識別可能性について解析する．

3.1 ハイパースペクトル画像の撮影

図 3.1 は本実験の撮影に使用したハイパースペクトルカメラである Specim IQ カメラ [15] である．Specim IQ カメラにはハイパースペクトルカメラレンズと RGB カメラレンズが付属しており，撮影時に同時に撮影される．しかし，RGB カメラレンズはハイパースペクトルカメラレンズよりも上部についており，撮影される画像の座標は若干異なる．

3.1 ハイパースペクトル画像の撮影



図 3.1 Specim IQ カメラ

実験で使用する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。を使用し、撮影時間は午前 3 時～5 時の範囲で撮影した。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。

また、光源条件を統一するため、ハウス内の光源はハロゲンランプからの明かりのみとした。画像 3.2 は実際の撮影環境の画像である。画像のように、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。

3.1 ハイパースペクトル画像の撮影



図 3.2 撮影の様子

画像 3.3 は実際に撮影されるピーマンの RGB 画像である。画像左部にある白い板は白色反射板であり、光源の分光強度を再現し、物体自身の分光反射率を計算するために用いられる。

画像 3.3 から、画像中の果実や枝領域がハロゲンランプ光の影響で強く光っている部分や葉の裏に隠れて陰になっている部分などがあり、一部分のみが見えている果実や陰になっている果実などは人間の目でも見つけるのが困難であることが確認できる。

3.2 分光強度の解析

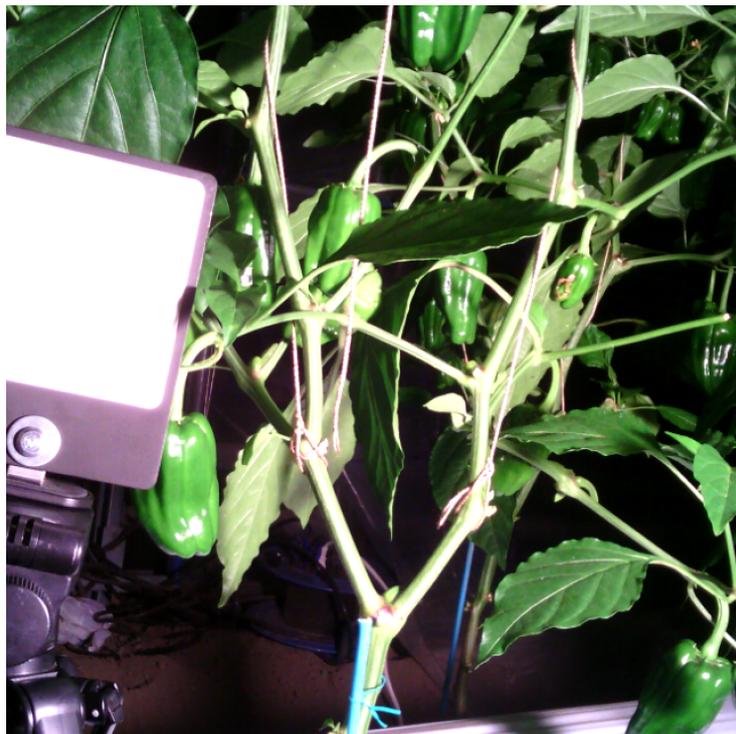


図 3.3 実際に撮影されるピーマンの RGB 画像

3.2 分光強度の解析

Specim IQ カメラで取得されるハイパースペクトル画像は、 $512 \times 512 \times 204\text{ch}$ ($397\text{nm} \sim 1003\text{nm}/3\text{nm}$) で構成され、1 ピクセル毎に 204ch の分光強度が 0-4096 のパラメータで格納されている。本節では、分光強度を用いて、果実領域と非果実領域に識別可能性があるかを解析する。重要になるのは、果実領域と他領域で差があるかどうかであるため、その部分に注目して解析する。

3.2 分光強度の解析

3.2.1 正規化をしていない分光強度の解析

図 3.4 は、撮影された果実、葉、枝領域の分光強度を各強度ごとに図示したグラフである。それぞれ、実線が果実領域、点線が葉領域、破線が枝領域の分光強度である。

図 3.4 を確認すると、緑可視光領域である 550nm 付近で果実領域が枝領域より低く、葉領域より低くなっていることが確認された。また、近赤外領域である 750nm 付近において、果実領域が枝領域より低く、葉領域より高くなっていることが確認された。

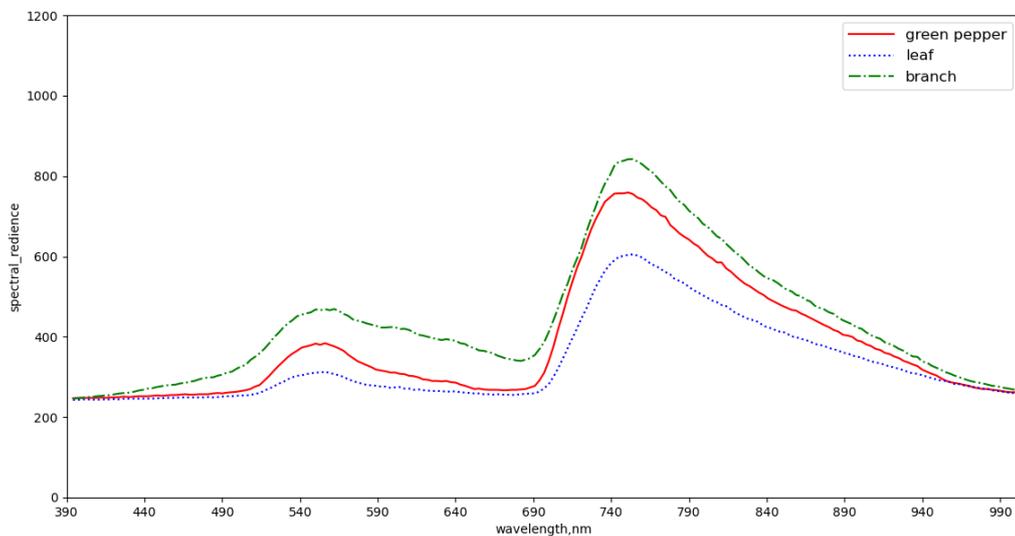


図 3.4 分光強度の比較

3.2.2 最大値で正規化した分光強度の解析

図 3.5 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。それぞれ、実線が果実領域、点線が葉領域、破線が枝領域の分光強度である。図 3.5 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。

3.2 分光強度の解析

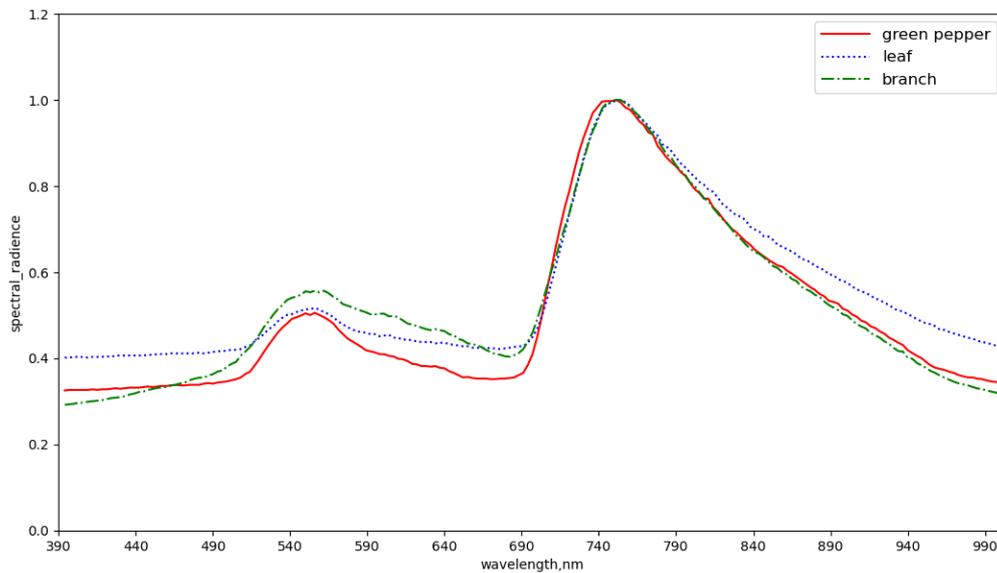


図 3.5 最大値で正規化した分光強度の比較

3.2.3 ノルムで正規化した分光強度の解析

図 3.6 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ノルムで正規化し、各強度ごとに図示したグラフである。それぞれ、実線が果実領域、点線が葉領域、破線が枝領域の分光強度である。図 3.6 を確認すると、680nm 付近において果実領域が他領域より低くなっており、750nm 付近において果実領域が他領域より高くなっていることが確認された。990nm 付近では果実領域は葉領域より低くなっており、枝領域より高くなっていることが確認された。

3.2 分光強度の解析

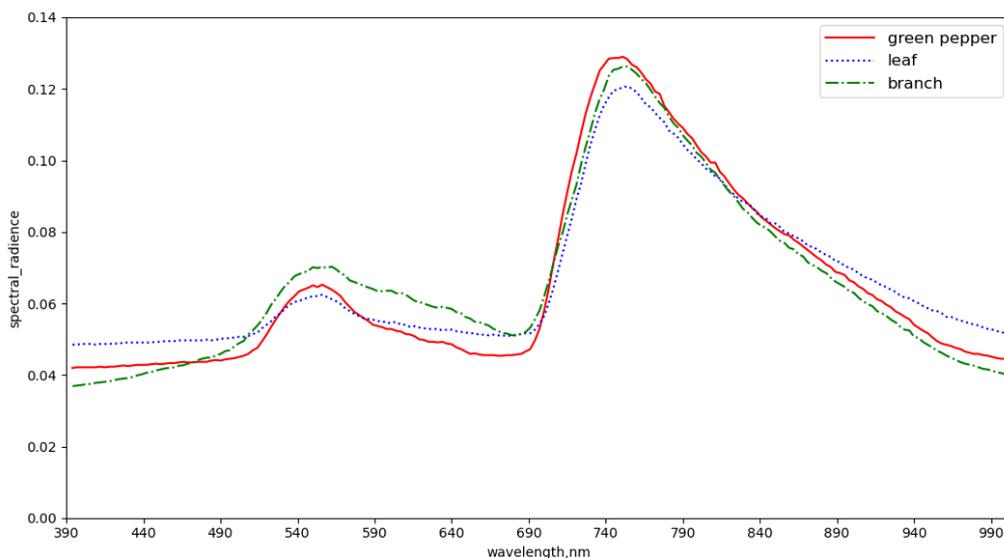


図 3.6 ノルムで正規化した分光強度の比較

3.2.4 総和で正規化した分光強度の解析

図 3.7 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ノルムで正規化し、各強度ごとに図示したグラフである。それぞれ、実線が果実領域、点線が葉領域、破線が枝領域の分光強度である。図 3.7 を確認すると、図 3.6 と同様に 680nm 付近において果実領域が他領域より低くなっており、750nm 付近において果実領域が他領域より高くなっていることが確認され、990nm 付近では果実領域は葉領域より低くなっており、枝領域より高くなっていることが確認された。

総和で正規化しているこれらの分光強度は最大値が 0.01 程度であり、最大値で正規化した分光強度やノルムで正規化した分光強度よりも数字的には差が小さくなっている。

3.3 白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析

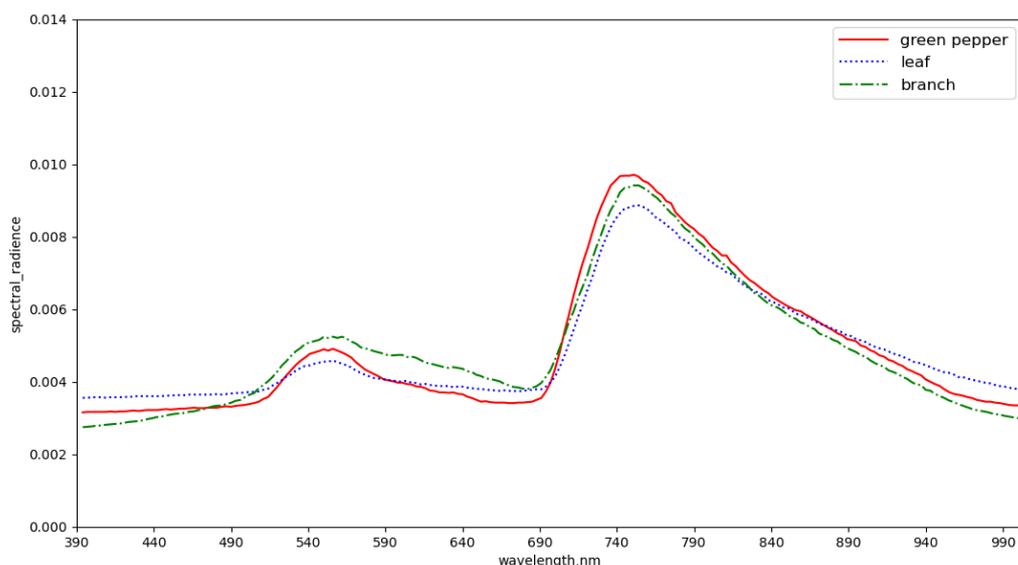


図 3.7 総和で正規化した分光強度の比較

3.3 白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析

本節では、取得された分光強度を光源の分光強度で除算することで計算できる分光反射率を用いて果実領域と非果実領域に識別可能性があるかについて解析する。

本稿では、ハロゲンランプを利用した夜間の撮影を行うことによって光源条件を統一することを目指しているため、光源の影響を除算する用途で使用される分光反射率の計算は本来必要ではないと考えられる。しかし、今回の主導の撮影では各撮影ごとにカメラとハロゲンランプとの角度や距離に若干の相違が発生しているため、正確な光源条件の統一になっていない可能性がある。そのため、各画像に含まれる白色反射板を利用し、光源の影響を取り除いた物体自身の分光反射率を計算する。

3.3 白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析

3.3.1 正規化していない分光反射率の解析

図 3.8 は取得されたハイパースペクトル画像の分光強度から白色反射板の分光強度を除算することで計算される、各領域の分光反射率を各分光ごとに並べたグラフである。図 3.8 を確認すると、750nm-900nm 付近で果実領域が葉領域よりも高く、枝領域よりも低くなっていることが確認された。また、枝領域は形状が似ており、分光強度全体の強さの強弱や正規化を通すことによって 750nm-900nm 付近の果実領域との差がなくなるのではないかという懸念もあることが確認された。

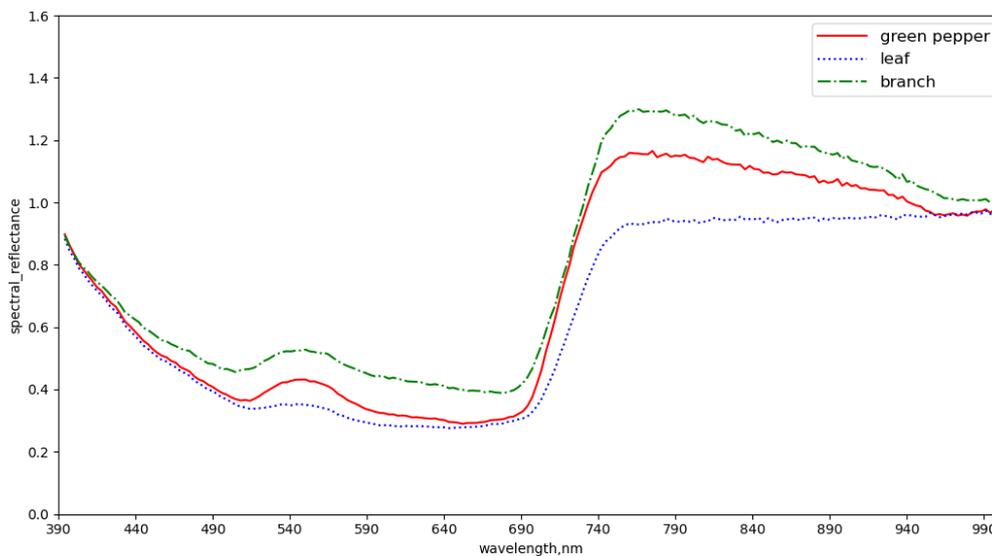


図 3.8 分光反射率の比較

3.3.2 最大値で正規化した分光反射率の解析

図 3.9 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 3.9 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、850nm-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。

3.3 白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析

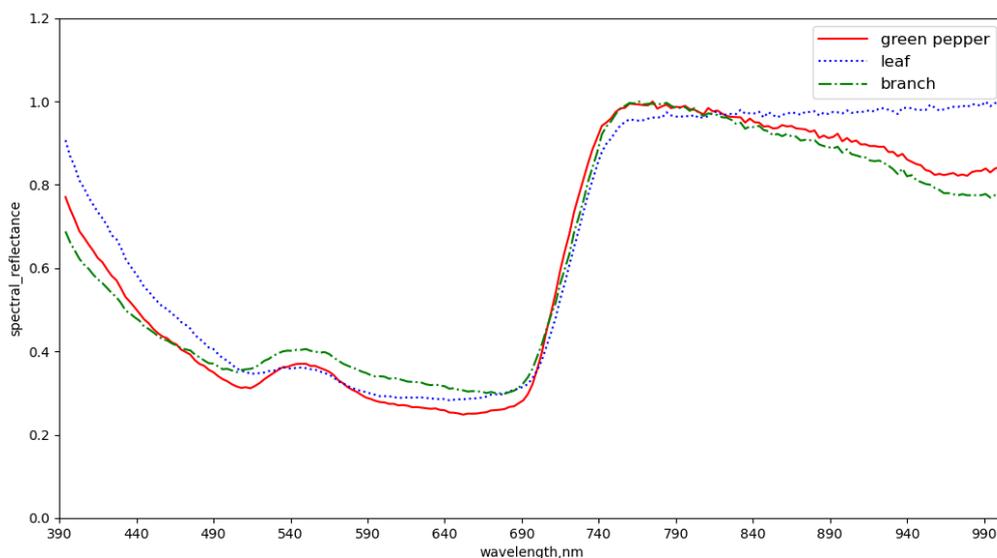


図 3.9 最大値で正規化した分光反射率の比較

3.3.3 ノルムで正規化した分光反射率の解析

図 3.10 は、各領域の分光反射率をそれぞれのノルムで正規化した際の各領域のグラフである。図 3.10 を確認すると、750nm 付近での果実領域と枝領域の差がないこと、最大値で正規化した際に確認された 850nm-950nm 付近における果実領域と枝領域の差が小さく、950nm-1000nm 付近で果実領域が葉領域より低く、枝領域より若干高いことが確認された。

3.3 白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析

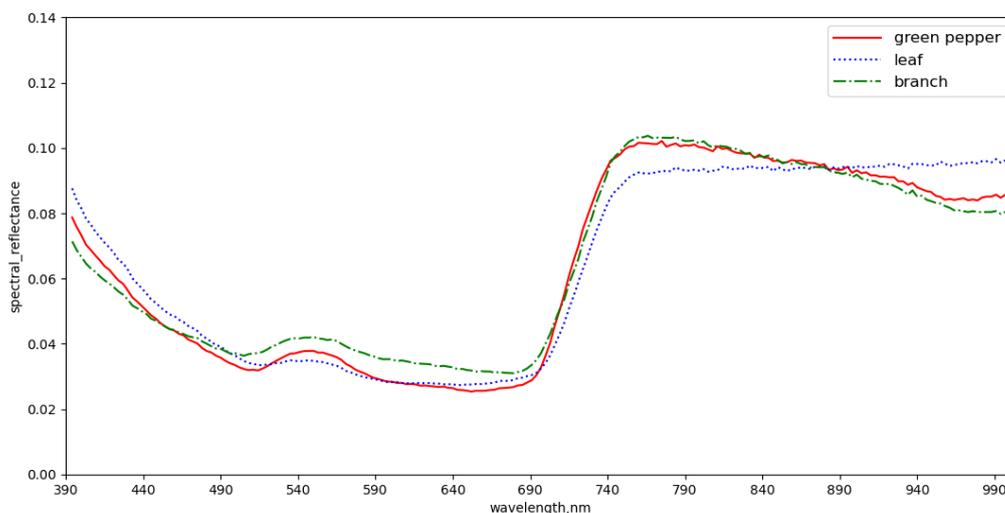


図 3.10 ノルムで正規化した分光反射率の比較

3.3.4 総和で正規化した分光反射率の解析

図 3.11 は、各領域の分光反射率をそれぞれの総和で正規化した際の各領域のグラフである。図 3.11 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、最大値で正規化した分光反射率と同様に、850nm-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。

3.3 白色反射板を利用した分光反射率の取得と解析

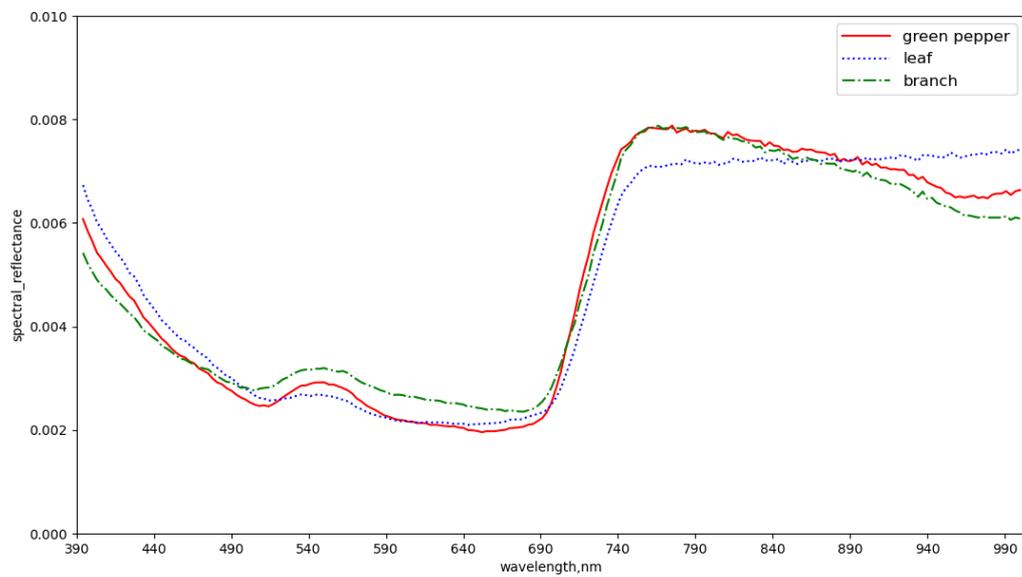


図 3.11 総和で正規化した分光反射率の比較

第 4 章

提案手法

本項では、撮影されたハイパースペクトル画像を用いて、ピーマンの果実領域と非果実領域を識別する実験方法について記述する。

はじめに、識別性能を評価するためのデータ、実験に関する全実験共通の諸条件を記述する。次に、条件を決定するための予備実験による識別性能評価を行い、識別実験に用いる条件を決定する。

それらによって決定された条件を元に、本実験である果実領域の識別実験を行い、果実領域の識別可能性について評価する。

本実験では、以下の条件を比較して行う。それ以外の条件に関しては、予備実験によって決定する。

- 分光強度, 各画像の白色反射板から計算された分光反射率, 1つの白色反射板から計算された分光反射率
- PLS,PCR, 重回帰,NN
- 正規化なし, 最大値で正規化, norm で正規化, 総和で正規化

4.1 予備実験, 本実験共通の識別, 検証の条件

本研究では、ハイパースペクトルカメラによって撮影されたハイパースペクトル画像に含まれる、204ch の分光強度、もしくは分光反射率を用いて、複数の識別手法による 1 ピクセル毎の果実領域か非果実領域かの識別し、その識別性能評価を行う。

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、

4.2 識別後の後処理

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 分割交差検証を行う．

4.2 識別後の後処理

本研究では，各識別手法での識別精度を上げるため，識別後の結果画像に対して後処理として二つの処理をかけている．

一つ目がオープニング処理である．収縮処理の後膨張をする処理で，細かい小さな誤識別を取り除く目的で使用される．

二つ目が円形度と凸性による棒の識別である．本研究の画像での識別では，枝領域やハウス内の棒などが果実領域として誤識別されることが発生することが多い．このような誤識別を取り除くことで識別精度が向上する．

具体的には，円形度と凸性の有無を使用する．画像中に含まれている識別結果に対して輪

4.2 識別後の後処理

郭検出を行い，その輪郭の円形度を計算する．その円形度が閾値以下である場合棒状であると識別する．しかし，それだけでは葉に隠れる等で特殊な形になっている果実も円形度が低くなり，誤って識別してしまうため，それを除くために凸性の有無を判断し，凸性があれば果実であると識別する．凸性の有無は面積比で判断する．複数の実験の結果，最も精度がよくなった閾値として円形度=0.17, 凸性=0.3を採用する．

画像 4.1 と 4.2 は後処理をかける前の結果画像とかけた後の結果画像である．画像を比較すると，小さな誤識別が消えていたり，画像下部の棒状の誤識別が取り除かれていることが確認できる．



図 4.1 後処理をかける前の結果画像

4.3 膨張収縮と境界領域の実験

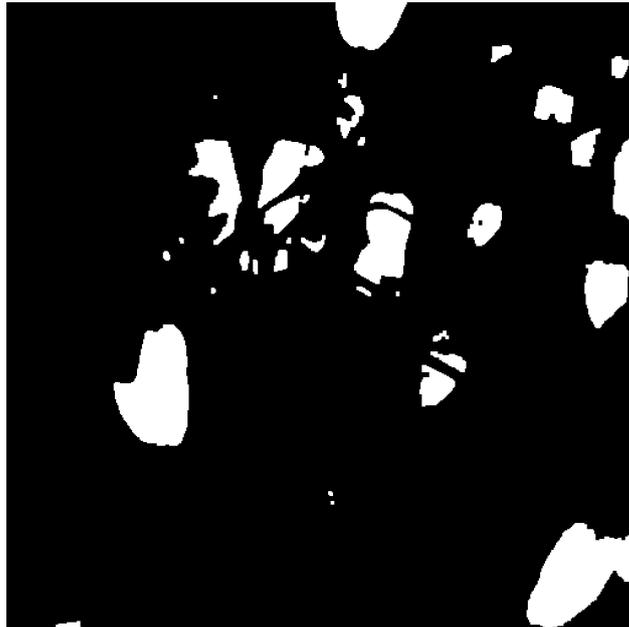


図 4.2 後処理をかけた後の結果画像

4.3 膨張収縮と境界領域の実験

本研究で使用しているハイパースペクトルカメラである Specim IQ カメラは 512×512 のスペクトル画像を取得するため、最大の空間分解能がその中の 1 ピクセルとなる。ハイパースペクトルカメラは流入してくる光を分光として取得するカメラであるため、その 1 ピクセル内に複数の物体が含まれる場合、それらの分光強度が混合した状態で取得される。今回の撮影対象のピーマンは果実が葉や枝で隠れるほど近くに果実以外の物体が存在するため、境界付近の分光強度を学習用データセット含めると誤識別の原因になると考えられる。

我々は、境界付近の分光強度を学習用データセットに含めることを避けるため、ラベル画像を一定回数膨張収縮し、境界付近の分光強度を含めないようにする。そして、境界領域をどの程度含めないようにするのが適切かを評価するため、膨張収縮の回数による識別精度の変化を評価する予備実験を行う。

4.3 膨張収縮と境界領域の実験

4.3.1 膨張収縮と境界領域の実験方法

境界領域の決定方法に関しては、ラベル画像に対して膨張処理と収縮処理をそれぞれ行い、その差分を取ることで境界領域として定義する。図 4.3 は 1 回膨張収縮した際のラベル画像である。この画像中の果実領域周辺の領域を境界領域とし、学習用データセットに含めないようにする。膨張収縮の回数が大きくなると、境界付近でのこの境界領域の範囲が増え、より多くの範囲を学習用データセットに含めないことになる。

実験では膨張回数 0 回から 5 回までの結果を比較し、どれが最も適切かを評価する。評価時の識別手法は NN を使用し、最大の F-Score を取るものが最も適切な膨張収縮の回数として決定する。

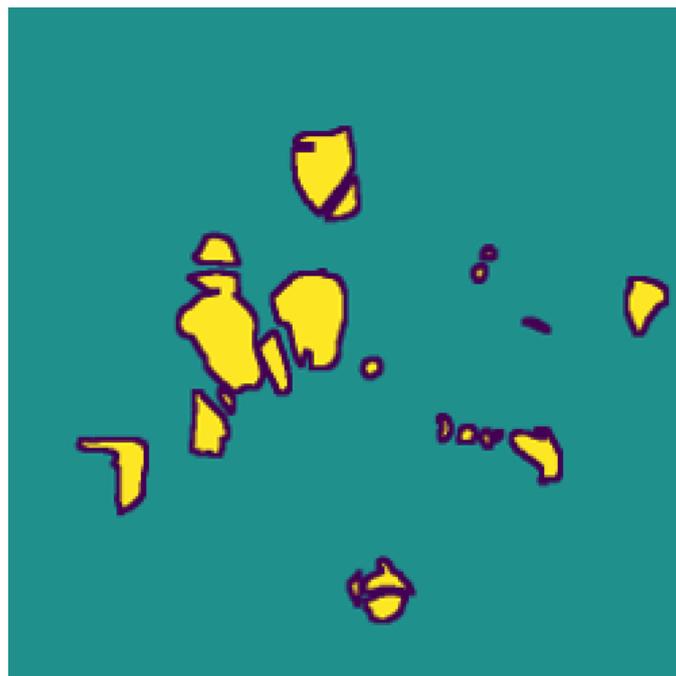


図 4.3 境界領域の定義 (紫色が境界領域)

4.3 膨張収縮と境界領域の実験

4.3.2 膨張収縮と境界領域の実験結果

表 4.1 は膨張収縮の回数による評価指標の変化を表したものである。どの手法の場合でも、膨張収縮 0 回の場合よりも評価指標が向上していることが確認できるため、境界付近の分光強度は含めない方が精度が向上することが確認できる。

この予備実験から、本実験では最も評価指標が良くなった膨張収縮回数 1 回を採用することとする。

表 4.1 膨張収縮の回数による評価指標の変化

手法	正答率	適合率	再現率	F-Score
0 回	0.992752	0.948813	0.948439	0.948626
1 回	0.994594	0.955466	0.968972	0.962172
2 回	0.994382	0.953998	0.967461	0.960682
3 回	0.994107	0.954934	0.962349	0.958627
4 回	0.993476	0.945941	0.963077	0.954432
5 回	0.993981	0.958063	0.957049	0.957556

第 5 章

結果

本節では，本実験として入力に使用するデータや複数の識別手法，正規化手法を比較し，識別精度を評価した結果を記述する．

その際，各データの F-Score の最大値を取る手法の全画像に対する正答率，適合率，再現率，F-Score を記述した表，ROC 曲線，実際の識別を行った結果画像を提示する．

5.1 分光強度を入力とした識別精度の評価結果

本節では，分光強度を入力データとして使用した際の識別結果，ROC 曲線，実際の識別の様子を記述する．

5.1.1 分光強度を入力とした各手法の比較結果

表 5.1 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入力を正規化した 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．

5.1 分光強度を入力とした識別精度の評価結果

表 5.1 分光強度での識別精度の比較

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

5.1.2 分光強度での最大 F-Score を取る手法の全画像に対する識別指標

表 5.2 は表 5.1 を参照し，分光強度を入力とした際の最大 F 値を取る，総和で入力を正規化した NN を使用した全画像に対する正答率，適合率，再現率，F-Score を表したものである．表を確認すると，green15 などは適合率，再現率，ともに約 0.98 であり，F-Score も約 0.98 と非常に高くなっている一方，green26 では適合率が約 0.58 と低く，F-Score が約 0.72 となっていたり，green17 では再現率が約 0.71 と低く，F-Score が約 0.86 となっている．これらの結果から，画像によって識別結果が不安定であり，良好な識別ができている結果と良好な識別結果が出来ていない結果が混在していることが確認された．

5.1 分光強度を入力とした識別精度の評価結果

表 5.2 分光強度で最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN を使用した全面像に対する識別精度の表

番号	正答率	適合率	再現率	F-Score
green1	0.995868	0.855553	0.99953	0.921954
green2	0.984389	0.941574	0.850181	0.893546
green3	0.993663	0.924248	0.954649	0.939203
green4	0.992603	0.938561	0.949169	0.943835
green5	0.98828	0.941002	0.868026	0.903042
green6	0.985552	0.586538	0.861034	0.697761
green7	0.994899	0.922981	0.984659	0.952823
green8	0.985703	0.90247	0.888356	0.895358
green9	0.991864	0.942688	0.92988	0.93624
green10	0.985989	0.88391	0.961856	0.921237
green11	0.979467	0.609716	0.933158	0.737535
green12	0.979244	0.710938	0.941148	0.810003
green13	0.981645	0.968747	0.718082	0.82479
green14	0.977747	0.991439	0.75916	0.859889
green15	0.998013	0.968386	0.995389	0.981702
green16	0.99439	0.960788	0.905516	0.932334
green17	0.972736	0.969447	0.788743	0.869809
green18	0.982535	0.977246	0.880349	0.92627
green19	0.995804	0.960902	0.989198	0.974844
green20	0.995341	0.987963	0.970457	0.979132
green21	0.989904	0.911248	0.992775	0.950266
green22	0.995215	0.900214	0.992933	0.944303
green23	0.973386	0.96517	0.743335	0.839851
green24	0.987477	0.956319	0.929798	0.942872
green25	0.992201	0.937168	0.974165	0.955308
green26	0.969924	0.581273	0.963244	0.725026
green27	0.986268	0.851367	0.975083	0.909035
green28	0.981955	0.9538	0.920086	0.93664
green29	0.994592	0.909607	0.97762	0.942388
平均	0.987142	0.909147	0.90967	0.909409

5.1 分光強度を入力とした識別精度の評価結果

5.1.3 分光強度での最大 F-Score を取る手法での ROC 曲線

図 5.1 は分光強度での最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線である。この ROC 曲線で計算された AUC は 0.97266 となった。

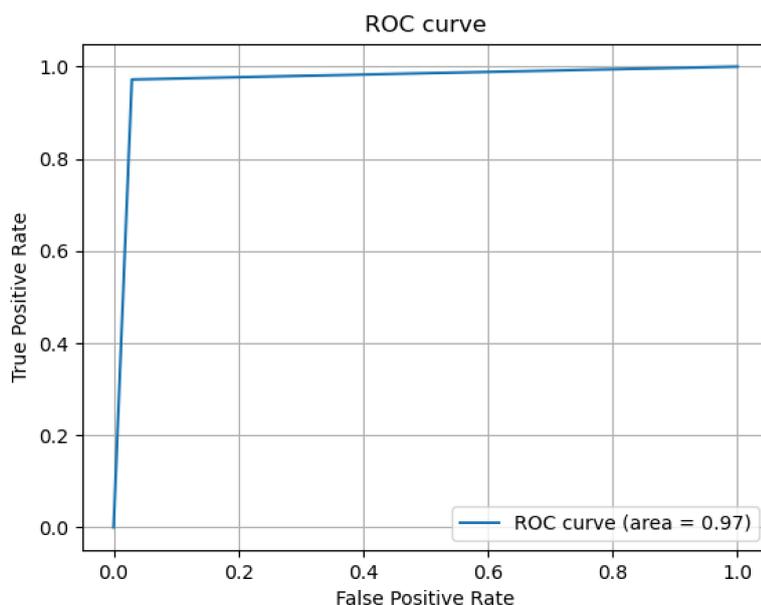


図 5.1 分光強度での最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線

5.1.4 分光強度での最大 F-Score を取る手法の識別の様子

図 5.2, 図 5.3, 図 5.4 に分光強度を使用した中で最も高精度となる, 総和で入力を正規化した NN の実際の識別の結果を示す。図 5.2 は取得したスペクトル画像から, 550nm を赤,800nm を緑,950nm を青として割り当てた, 疑似的なカラー画像である。図 5.3 は使用したラベル画像, 図 5.4 は実際の識別結果である。図 5.2, 図 5.3, 図 5.4 を比較すると, 明るい果実は正確に形状を識別できている一方で, 暗い果実領域は全く識別できていない果実領域や, 形状が崩れている果実領域が識別結果の中に存在し, 暗い果実の正確な形状の識別が難しいことが確認された。

5.1 分光強度を入力とした識別精度の評価結果



図 5.2 カラー再現画像



図 5.3 ラベル画像

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

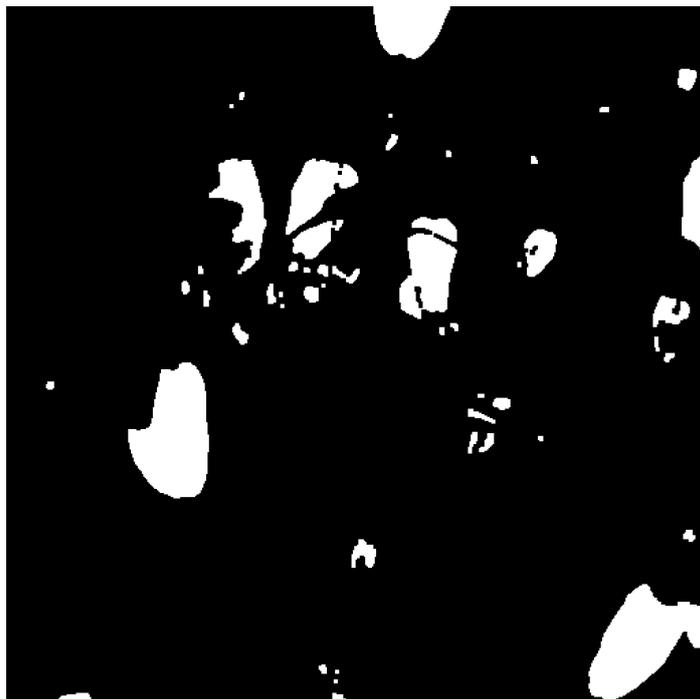


図 5.4 分光強度での実際の識別結果画像

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

本節では、各画像の画角内に含まれている白色反射板から計算された分光反射率を入力データとして使用した際の識別結果、ROC 曲線、実際の識別の様子を記述する。

5.2.1 各画像の白色反射板から計算された分光反射率を入力とした各手法の比較結果

表 5.3 は各画像の白色反射板から計算された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。

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

表 5.3 各画像の白色反射板で計算した分光反射率での識別精度の比較

手法	PLS	PCR	重回帰	NN
正規化なし	0.81225	0.80094	0.81334	0.964336
最大値	0.83013	0.77034	0.81056	0.962132
長さ	0.82634	0.75178	0.82573	0.96369
総和	0.8413	0.77726	0.84329	0.96739

5.2.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の全画像に対する識別指標

表 5.4 は表 5.3 を参照し、分光強度を入力とした際の最大 F 値を取る、総和で入力を正規化した NN を使用した全画像に対する正答率、適合率、再現率、F-Score を表したものである。

表を確認すると、全体的に F-Score が 0.97 以上となっており、green20,green22 などでは適合率、再現率、F-Score どれも約 0.98 以上となっている。その一方で、green1 などでは適合率が約 0.85 になり、F-Score が約 0.92 となっている場合や、green6 などでは再現率が約 0.73 となり、F-Score が約 0.83 となっている場合があり、一部の画像識別結果で F-Score が低くなったことで、識別結果全体の平均として約 0.96 という結果になったことが確認された。

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

表 5.4 各画像の白色反射板から計算された分光反射率で最大 F-Score を取る総和で
入力を正規化した NN を使用した全画像に対する識別精度の表

番号	正答率	適合率	再現率	F-Score
green1	0.995925	0.857566	0.99906	0.922921
green2	0.997758	0.979595	0.991555	0.985539
green3	0.995412	0.935791	0.97759	0.956234
green4	0.99684	0.973802	0.978053	0.975923
green5	0.996743	0.959184	0.990337	0.974512
green6	0.994355	0.971429	0.73002	0.833598
green7	0.99748	0.964777	0.987904	0.976203
green8	0.989507	0.946321	0.898573	0.921829
green9	0.994424	0.973696	0.938554	0.955802
green10	0.994173	0.951977	0.981087	0.966313
green11	0.996366	0.939965	0.942671	0.941316
green12	0.998017	0.981991	0.975704	0.978837
green13	0.991026	0.952932	0.895045	0.923082
green14	0.994678	0.980448	0.959976	0.970104
green15	0.997785	0.961434	0.998703	0.979714
green16	0.996791	0.939903	0.987985	0.963344
green17	0.993954	0.985327	0.961968	0.973507
green18	0.993251	0.982709	0.962782	0.972644
green19	0.997985	0.983203	0.992438	0.987799
green20	0.996731	0.997891	0.973028	0.985303
green21	0.997161	0.989516	0.981175	0.985328
green22	0.999349	0.986672	0.99755	0.992081
green23	0.990652	0.951411	0.948883	0.950146
green24	0.991086	0.941562	0.980664	0.960715
green25	0.995148	0.994676	0.948375	0.970974
green26	0.994725	0.923189	0.950991	0.936884
green27	0.995873	0.972444	0.968798	0.970617
green28	0.994759	0.996741	0.967011	0.981651
green29	0.99794	0.96683	0.988386	0.977489
平均	0.995382	0.96931	0.965477	0.96739

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

5.2.3 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法での ROC 曲線

図 5.5 は各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線である。この ROC 曲線で計算された AUC は 0.99024 となった。

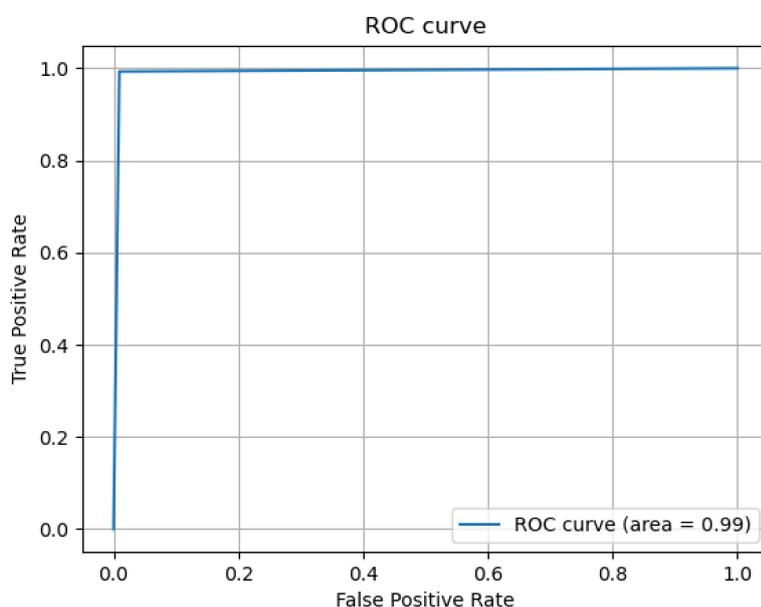


図 5.5 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る総和で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線

5.2.4 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の識別の様子

図 5.6, 図 5.7, 図 5.8 に各画像の白色反射板から計算された分光反射率を使用した中で最も高精度となる, 総和で入力を正規化した NN の実際の識別の結果を示す。図 5.6 は取得したスペクトル画像から, 550nm を赤,800nm を緑,950nm を青として割り当てた, 疑似的なカラー画像である。図 5.7 は使用したラベル画像, 図 5.8 は実際の識別結果である。図 5.6, 図 5.7, 図 5.8 を比較すると, 少量小さな誤識別はあるが, 明るい果実領域も暗い果実領域

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

も正確に識別できており、小さな果実も形状を正確に識別できていることが確認された。

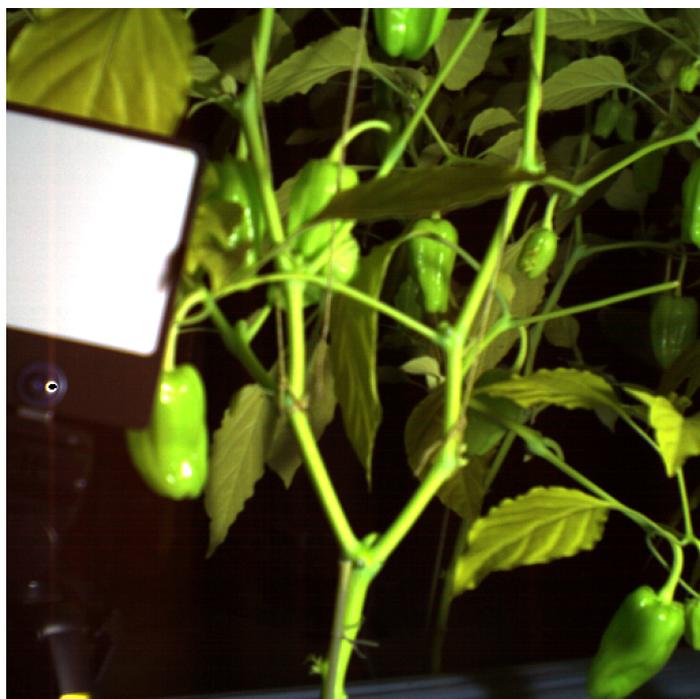


図 5.6 カラー再現画像

5.2 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

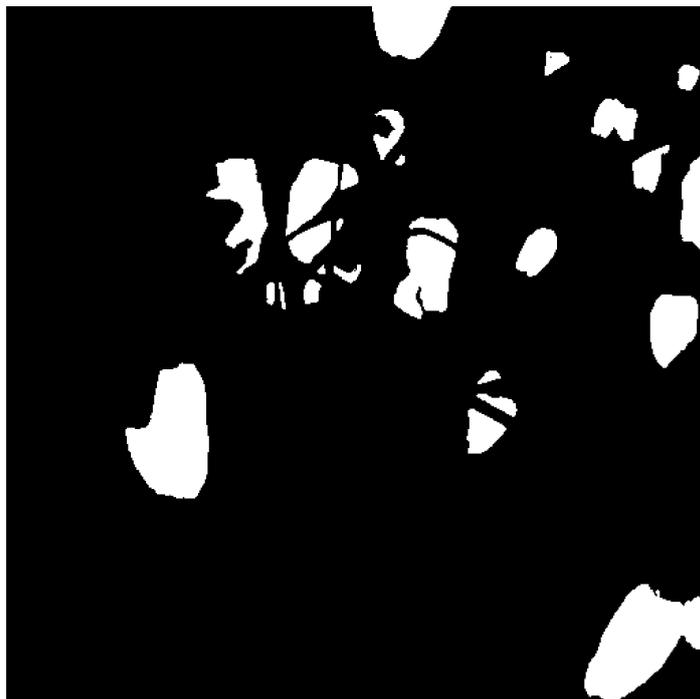


図 5.7 ラベル画像



図 5.8 各画像の白色反射板から計算された分光反射率での実際の識別結果画像

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

本節では、各画像の白色反射板を使用するのは対照的に、1つの白色反射板の分光強度で全画像の分光強度を除算し、計算された分光反射率を入力データとして使用した際の識別結果、ROC 曲線、実際の識別の様子を記述する。

5.3.1 1つの白色反射板から計算された分光反射率を入力とした各手法の比較結果

表 5.5 は一つの画像から取得された白色反射板の分光強度を用いてすべての画像を除算して、計算された分光反射率を入力として、識別を行い計算された F-Score を比較したものである。各画像で正規化したものよりも F-Score は 0.05 程度低くなっており、最も高い F-Score を取るのが最大値で正規化した NN で、0.915 となった。

表 5.5 一つの白色反射板で計算した分光反射率での識別精度の比較

手法	PLS	PCR	重回帰	NN
正規化なし	0.80801	0.80125	0.80825	0.87803
最大値	0.83273	0.82839	0.83226	0.91515
長さ	0.8624	0.85867	0.86246	0.90177
総和	0.85493	0.8503	0.85493	0.89405

5.3.2 1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の全画像に対する識別指標

表 5.6 は表 5.5 を参照し、分光強度を入力とした際の最大 F 値を取る、最大値で入力を正規化した NN を使用した全画像に対する正答率、適合率、再現率、F-Score を表したものである。表を確認すると、green20 などでは適合率、再現率、F-Score どれも約 0.98 と

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

なっており、他にも green7,green18 などでは F-Score が約 0.95 程度となっている一方で、green6 などでは適合率が約 0.63 となっており、F-Score が約 0.71 となっている場合や、green13,green14 などでは再現率が約 0.71 程度となり、F-Score が約 0.85 程度になっている。これらの結果から、分光強度での識別同様、画像によって識別結果が不安定であり、良好な識別ができていない結果と良好な識別結果が出来ていない結果が混在していることが確認された。

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

表 5.6 1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る最大値で
入力を正規化した NN を使用した全画像に対する識別精度の表

番号	正答率	適合率	再現率	F-Score
green1	0.995512	0.845013	0.99953	0.915799
green2	0.986742	0.961964	0.862034	0.909262
green3	0.993558	0.931798	0.943406	0.937566
green4	0.991096	0.92305	0.942591	0.932718
green5	0.989981	0.935759	0.902625	0.918893
green6	0.987312	0.63218	0.824851	0.715777
green7	0.993522	0.901345	0.983847	0.940791
green8	0.984214	0.901899	0.864783	0.882951
green9	0.981141	0.970736	0.728376	0.832271
green10	0.984794	0.894857	0.930866	0.912506
green11	0.978902	0.602488	0.933408	0.732299
green12	0.98367	0.766222	0.939178	0.84393
green13	0.981951	0.971399	0.721236	0.827831
green14	0.976548	0.986683	0.749392	0.851821
green15	0.997175	0.956588	0.992291	0.974112
green16	0.996907	0.960919	0.966867	0.963884
green17	0.985421	0.956056	0.915843	0.935517
green18	0.989335	0.974604	0.938883	0.95641
green19	0.993866	0.937747	0.99117	0.963719
green20	0.997178	0.980313	0.994928	0.987566
green21	0.988535	0.897331	0.995946	0.94407
green22	0.989237	0.794899	0.99265	0.882836
green23	0.982512	0.975446	0.834731	0.89962
green24	0.987876	0.941994	0.949378	0.945672
green25	0.989552	0.911005	0.972941	0.940955
green26	0.978859	0.668067	0.966798	0.790139
green27	0.988018	0.872494	0.97172	0.919438
green28	0.980432	0.927161	0.938765	0.932927
green29	0.994431	0.911129	0.971685	0.940433
平均	0.987883	0.909172	0.921249	0.91517

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

5.3.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法での ROC 曲線

図 5.9 は各画像の白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る最大値で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線である。この ROC 曲線で計算された AUC は 0.97143 となった。

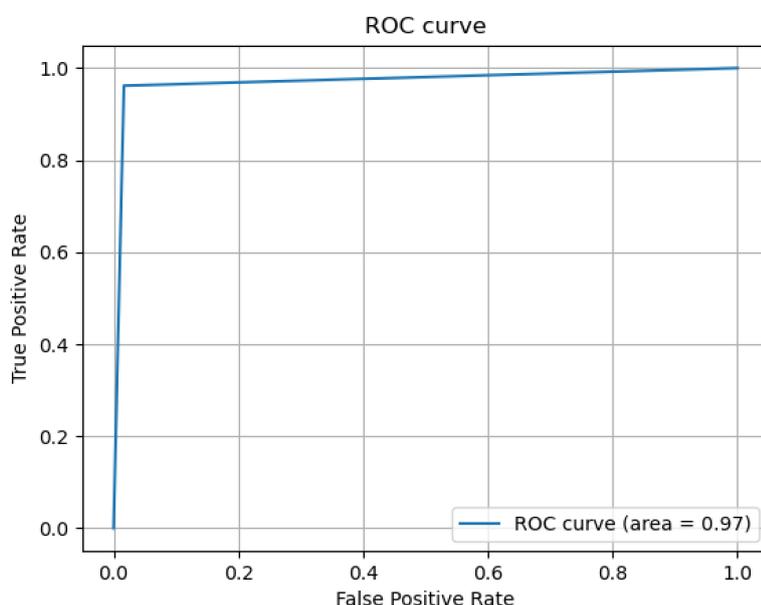


図 5.9 1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る最大値で入力を正規化した NN での識別結果を使用した ROC 曲線

5.3.4 1つの白色反射板から計算された分光反射率での最大 F-Score を取る手法の識別の様子

図 5.10, 図 5.11, 図 5.12 に 1つの白色反射板から計算された分光反射率を使用した中で最も高精度となる, 最大値で入力を正規化した NN の実際の識別の結果を示す。図 5.10 は取得したスペクトル画像から, 550nm を赤,800nm を緑,950nm を青として割り当てた, 疑似的なカラー画像である。図 5.11 は使用したラベル画像, 図 5.12 は実際の識別結果である。図 5.10, 図 5.11, 図 5.12 を比較すると, 分光強度での識別結果と同様に, 明るい果実は正

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

確かに形状を識別できている一方で、暗い果実領域の識別が難しいことが確認された。この入力データでの識別は、特に暗い果実領域の大半を非果実領域として誤識別していることが確認された。



図 5.10 カラー再現画像

5.3 1つの白色反射板から計算された分光反射率での識別精度の評価結果

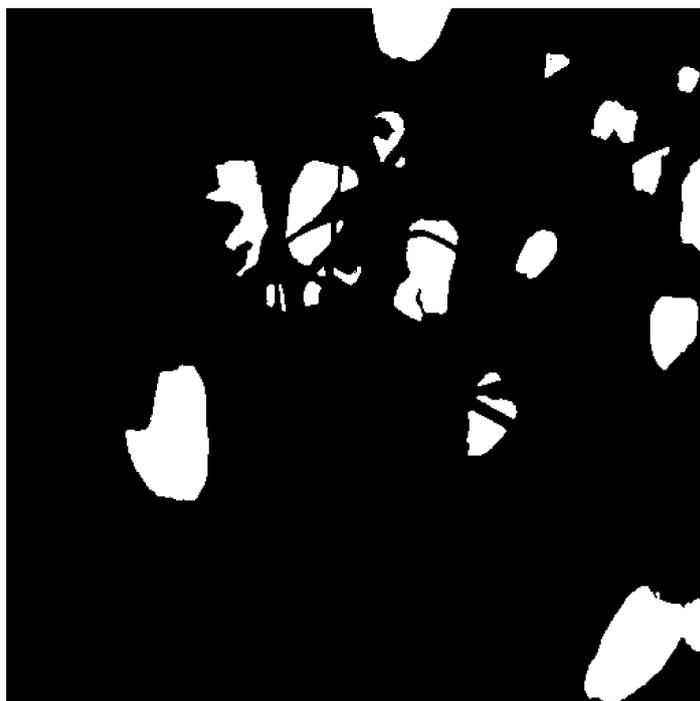


図 5.11 ラベル画像



図 5.12 1つの白色反射板から計算された分光反射率での実際の識別結果画像

第 6 章

考察

今回の実験で、ハロゲンランプを光源として使用した環境下で、各画像の白色反射板から計算された分光反射率を用いることで F-Score が約 0.96 を取ることが確認され、AUC も 0.99024 となった。今回の撮影は実際の現場で起こりうる環境でのデータを用いての実験であるため、この結果から、夜間にハロゲンランプを用いての撮影で果実の自動検出が可能であると言え、自収穫ロボット等を用いて自動収穫が行える可能性が十分にあると考えられる。

特に、今回の識別で葉に隠れていたりして形状がいびつな果実領域も正確に識別できていることは大きな強みである。距離が遠すぎる非常に小さい果実に関しては誤識別と区別がつかないため難しいが、一定の距離までであれば画角内の果実を正確に識別することができ、被写体とカメラの距離間を統一することで、その畝のピーマンの大きさの取得も可能であることが考えられる。大きさの取得が可能である場合、長期的な成熟度の自動取得や収穫時期予測などの応用も可能である可能性があるため、果実の自動識別、自動収穫に非常に有用になると言える。

また、分光反射率を計算する目的は光源条件の統一である。しかし、今回の撮影では夜間、ハロゲンランプの光源のみで撮影しているため、今回の環境では光源条件は統一されている。そのため、一つの白色反射板の分光強度から除算した分光反射率でも高精度の識別が行えることが理想的である。なぜなら、もし 1 つの白色反射板の分光強度から分光反射率を計算し、高精度な識別が可能であれば、撮影時に毎回白色反射板を画角内に含める必要がなくなり、より正確な撮影、識別が可能であるためである。

しかし、実験結果から各画像から除算した分光反射率を用いた結果ほどの高精度の識別精

度とは至らなかった。これは、今回の手動で撮影することで発生したカメラと光源、白色反射板の角度や距離の差によって各画像白色反射板や撮影対象の分光強度に差が出たために統一することができなかつたのが原因であると考えられる。

そのため、自動検出を行うロボット等を使用し、ハロゲンランプやカメラの位置、角度を固定化することで環境の統一を行い、白色反射板を画角内に含めなくても分光反射率を計算し、高精度な識別が可能であるのではないかと考えられる。

しかし、現時点では原因がハロゲンランプやカメラの位置、角度である根拠がないため、今後も調査が必要である。

第7章

結論

自然光以外の光源でのピーマンの果実領域の識別可能性を検証するため、ハロゲンランプを光源とした環境下でピーマンが分光強度によって識別可能かを検討した。結果、NNがハロゲンランプを光源とした環境下でも分光反射率を利用することでF-Scoreが約0.96を取ることが確認された。

この結果から、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。

また、ハイパースペクトル画像を用いて果実領域を正確に識別できることが確認されたことで、ピーマンの自動識別、自動収穫の可能性や、収穫予測などの可能性が示せたと言える。

謝辞

最後に本研究を進めるにあたり，研究に対する向き合い方や取り組み方に関する手厚い指導，研究の方針の相談や提案をしていただきました栗原 徹教授には心から感謝を申し上げます。

また，本研究の副査をお引き受けくださった福本 昌弘 教授ならびに吉田 真一 准教授においては，適切なお指導をいただきましたことを深く御礼申し上げます。

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/r2/pdf/zentaiban.pdf>, 第二節
- [2] 磯山侑里, 江村文代, ”周年栽培トマトの果実検出システムの検証”, 人工知能学会全国大会,2019
- [3] 赤井宏行, 謝 孟春, ”深層学習による果実選果への学習データの影響”, 情報処理学会第83 会全国大会,2019
- [4] 源野広和, 小林一樹, ”深層学習を用いたデータクレンジングとリンゴ果実画像への応用”, 農業情報研究 29 卷 (2020) 3 号
- [5] 三本拓未, 吉田真一, ”果実位置検出における半教師あり深層学習とデータ拡張の適用”, 第 37 回日本知能情報ファジィ学会ファジィシステムシンポジウム講演論文集,2021
- [6] 大崎貴士, 岡 宏一, ”LED 光の反射を使用したピーマンの果実の判別方法”, 第 53 回自動制御連合講演会,2010
- [7] 高橋 拓, 岡 宏一, ”IR フィルターによるピーマンの認識率の改善”, 高知工科大学卒業論文,2011
- [8] 尾花紫織, 篠田一馬, ”ハイパースペクトルカメラを用いたりんごの非破壊糖度推定”, 映像情報メディア学会年次大会講演予稿集,2016
- [9] 近藤直, ”分光反射特性を利用した植物体各部の識別のための波長帯域の選定”, 生物環境調節 26 卷 4 号,1988
- [10] H. Zhang, M. Cisse, Y. N. Dauphin and D. Lopez-Paz, “ mixup: Beyond Empirical Risk Minimization ” ,<https://arxiv.org/abs/1710.09412>
- [11] 大平合, 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
- [12] 大平合, 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

参考文献

- 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.
- [13] 南 茂夫, 合志 陽一:”分光技術ハンドブック”, 新日本印刷,1997 年.
- [14] 平井有三,”はじめてのパターン認識”, 森北出版株式会社, 2012
- [15] 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/item/specim - iq/](https://dht.co.jp/product/item/specim-iq/),