

## RGB 画像に基づく高次元分光画像生成手法の提案

佐藤 遼史<sup>†</sup> 高尾 郁也<sup>†</sup> 浜田 百合<sup>†</sup> 鎗木 崇史<sup>‡</sup> 栗原 陽介<sup>†</sup>青山学院大学 理工学部 経営システム工学科<sup>†</sup>国際基督教大学 教養学部 アーツ・サイエンス学科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

我々の身に周りに普及している RGB 画像は、各画素に Red, Green, Blue の 3 波長分のデータが格納されている。一方で近年、各画素に数十から数百の波長情報を含むハイパースペクトル画像を撮影できるハイパースペクトルカメラの普及が進んでいる。多くの波長情報を持つことで、同じような色でも異なるスペクトル特性を出力し、RGB 画像では困難な処理を実現することができる。例として、セキュリティ分野 [1] や癌検知 [2] などへの応用研究が行われているが、カメラの価格が非常に高価であるため、アプリケーション普及の妨げになっているといえる。そこで、RGB 画像の 3 次元を拡張し、高次元のハイパースペクトル画像を生成することで、より安価なハイパースペクトル画像の取得が見込め、現在よりも広い分野への普及が見込めると考える。

次元拡張による画像生成としてモノクロ画像からのカラー化の研究 [3] が挙げられる。これらの研究を応用させることで RGB 画像からハイパースペクトル画像の推定を考える。

そこで本研究では、ニューラルネットワークを用いて RGB 画像からハイパースペクトル画像を推定する手法を提案する。

## 2. 提案手法

## 2. 1. 画像推定モデルの構築 (学習)

ハイパースペクトルカメラを用いて、RGB 画像とハイパースペクトルカメラを同時に取得する。

Fig. 1 にニューラルネットワークによる学習の概要を示す。入力層にユニット数 6、出力層にユニット数 N のニューラルネットワークを学習させる。なお、入力層には、画素値 R, G, B と色相・彩度・明度を表す H, S, V の 3 つの値を入力する。HSV の 3 値は、RGB の 3 値より求めることができる。出力層には、ハイパースペクトル画像の波長数 H を与え、誤差逆伝搬法により重みを調整する。

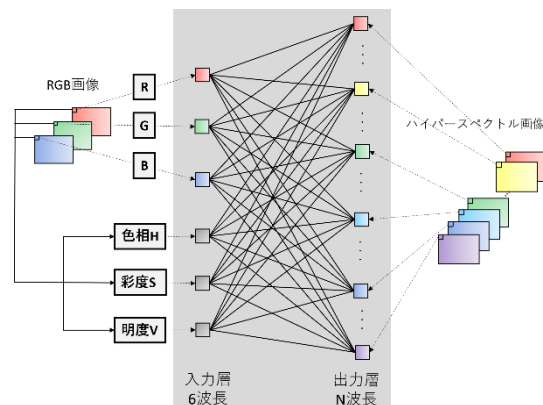


Fig. 1. ニューラルネットワークの概要

## 2. 2. ハイパースペクトル画像の推定

2.1 にて構築されたハイパースペクトル画像生成モデルに、RGB 画像における RGB の 3 値とそれらから導出される HSV の 3 値を入力することで N 次元のデータが出力され、ハイパースペクトル画像の画素を推定できる。

## 3. 実験

## 3. 1. 実験環境

本実験では、ハイパースペクトルカメラとして PikaXC2 (RESONON) を使用した。撮影可能波長範囲は 398.67nm~1016.78nm であり、462 の波長情報を持つ。画像サイズは 1 画像あたり 1600×1110 であり、1776000 の画素を含んでいる。尚、RGB 画像も同ハイパースペクトルカメラより取得した。

## 3. 2. 実験

太陽光を光源とする屋外にてカラーチェッカーの撮影を行い、RGB 画像とハイパースペクトル画像を取得した。また同環境にて学習用と推定用の 2 枚を撮影した。

学習方法については HSV 適用の有意性を示す為、入力層のユニット数を 3 とし、RGB のみを入力する場合の実験も行う。提案手法にて N で示す出力層の波長数は 462 波長となる。全画素を 10 分の 1 にダウンサンプリングしたため、入出力にそれぞれ 177600 画素を与えた。学習回数は 500 回とした。

画像推定では構築したモデルに対してテストデータ全画素を入力に用いることで、462 波長の帯域データを持つハイパースペクトル画像が出力される。

Proposal of Hyperspectral Image Creation Method from RGB Image

<sup>†</sup>Ryoji Sato Ikuya Takao Yuri Hamada Yosuke Kurihara, Aoyama Gakuin university

<sup>‡</sup>Takashi Kaburagi, International Christian University

### 3. 3. 評価方法

撮影された正解画像と推定画像の画素値を用い、次式に示す類似度を算出する。尚、類似度は0から1の値で算出され、各波長に1つ算出される。したがって本実験では462の値が算出される。これらの値を以下の(A)から(H)に示す8の帯域に分けて平均の類似度を算出し、評価を行う。

$$Similarity_n = \sum_{x=1}^{1600} \sum_{y=1}^{1110} \frac{Image_{correctn}^{x,y}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{1600} \sum_{j=1}^{1110} Image_{correctn}^{i,j}{}^2}} \times \frac{Image_{predictedn}^{x,y}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{1600} \sum_{j=1}^{1110} Image_{predictedn}^{i,j}{}^2}} \quad (1)$$

- (A) 紫色帯域, 398.67nm~428.97nm
- (B) 藍色帯域, 430.29nm~459.39nm
- (C) 青色帯域, 460.66nm~499.02nm
- (D) 緑色帯域, 500.35nm~569.37nm
- (E) 黄色帯域, 570.70nm~589.33nm
- (F) 橙色帯域, 590.66nm~609.32nm
- (G) 赤色帯域, 610.65nm~779.49nm
- (H) 赤外線帯域, 780.89nm~1016.78nm

## 4. 結果

### 4. 1. 推定画像

Fig. 2からFig. 4のそれぞれに、撮影された正解画像と提案手法によってRGBとHSVを入力として与えた場合の推定画像、またRGBのみを入力として与えた場合の推定画像の3枚を示す。全462波長のうち、例として以下に示す3波長分の推定画像を示す。



Fig. 2. 462.3nmにおける推定画像

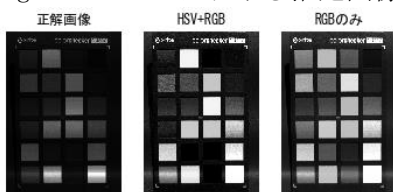


Fig. 3. 662.73nmにおける推定画像

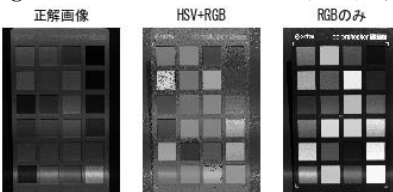


Fig. 4. 864.54nmにおける推定画像

4×6のパネルの濃淡のパターンを見ると、正解画像に対し、HSVをも入力させた場合においてよく推定できているといえる。RGBのみの場合の色

のパターンは正解画像とやや異なり、特に Fig. 4における全体の色は正解画像と大きく異なることが分かる。

### 4. 2. 類似度

Table. 1に、RGBとHSVを入力した場合とRGBのみを入力した場合において推定した際の、各波長帯域での類似度と標準偏差、全体での平均の類似度と標準偏差の結果を示す。

Table. 1. 類似度

波長帯域	RGB+HSV	RGBのみ
紫色帯域	0.84±7.5×10 <sup>-2</sup>	0.78±2.8×10 <sup>-2</sup>
藍色帯域	0.89±12.6×10 <sup>-2</sup>	0.86±5.8×10 <sup>-2</sup>
青色帯域	0.97±6.1×10 <sup>-2</sup>	0.95±1.0×10 <sup>-2</sup>
緑色帯域	0.96±7.4×10 <sup>-2</sup>	0.96±1.7×10 <sup>-2</sup>
黄色帯域	0.91±11.2×10 <sup>-2</sup>	0.89±0.9×10 <sup>-2</sup>
橙色帯域	0.93±8.3×10 <sup>-2</sup>	0.90±0.4×10 <sup>-2</sup>
赤色帯域	0.89±9.2×10 <sup>-2</sup>	0.90±1.0×10 <sup>-2</sup>
赤外線帯域	0.88±9.5×10 <sup>-2</sup>	0.78±6.6×10 <sup>-2</sup>
平均	0.90±9.6×10 <sup>-2</sup>	0.86±8.2×10 <sup>-2</sup>

提案手法において0.90±9.6×10<sup>-2</sup>であり、RGBのみの0.86±8.2×10<sup>-2</sup>と比べて高い精度で推定できているといえる。8帯域のうち赤色帯域以外の帯域において、RGBとHSVを入力した場合の類似度が、RGBのみを入力した場合以上の類似度となった。紫色・赤外線帯域といった両端の帯域で精度がやや落ちている。

## 5. 考察・展望

本研究ではニューラルネットワークを用いてRGB画像からハイパースペクトル画像の推定を行った。推定画像と類似度の結果から概ね推定はできており、またRGBに加えてHSVも入力することでより精度が高い結果となった。明度や彩度といったRGBとは違う色空間が推定に大きく影響していると考えられる。今後はCNNを用いて周辺画素をも考慮に入れることで、精度の向上を図る必要があると考える。

## 参考文献

[1]R. Pike *et al*, "A Minimum Spanning Forest-Based Method for Noninvasive Cancer Detection With Hyperspectral Imaging," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 63, no. 3, pp. 653-663, 2016.  
 [2]T. Wang, Z. Zhu and E. Blasch, "Bio-Inspired Adaptive Hyperspectral Imaging for Real-Time Target Tracking," *IEEE Sensors Journal*, vol. 10, no. 3, pp. 697-699, 2010.  
 [3]Z. Cheng, Q. Yang and B. Sheng, "Colorization Using Neural Network Ensemble," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 26, no. 11, pp. 5991-5505, 2017.