

高齢化に伴う視覚検査自動システム構築のための物質の モル密度に基づくスパース性を考慮した 高次元分光画像推定手法のシミュレーション評価

佐藤遼史^{†1} 浜田百合^{†1} 栗原陽介^{†1}
青山学院大学^{†1}

1. はじめに

高齢化は様々な体内の機能の低下を招き、特に視力の低下は労働者によって大きな弊害となると考えられる。そこで、高次元分光画像を用いて視覚情報を用いた検査等の自動化が進んでいる。医療分野においては癌性組織[1]や腫瘍の検出[2-3]のために高次元分光画像の利用が進んでおり、セキュリティ分野においてはリアルタイムでのターゲット追跡[4]や爆発物検知[5]のための研究が行われている。

しかし、高次元分光画像を取得できるハイパースペクトルカメラは非常に高価であることが、普及の妨げとなっている。そこで我々は、RGB 画像から高次元分光画像を生成することで、安価に高次元分光画像を取得でき、高次元分光画像を用いたアプリケーション普及の一助となると考えた。

これまで著者らが行ってきた研究[6-7]では、Autoencoder および Neural Network を用いたソフト疑似プリズムにより、RGB 画像から高次元分光画像を推定する手法を提案した。しかしながら、高次元分光画像における各ピクセルが持つ波長のスペクトル分布を考慮していない点などが、問題点として考えられる。

したがって本研究では、高次元分光画像の各ピクセルのスペクトル値を高次元の吸光度とし、低次元吸光度である RGB 画像から高次元吸光度である高次元分光画像を推定する手法を提案し、提案手法のシミュレーション評価を行う。

2. 提案手法

2.1 ハイパースペクトルカメラにおける観測モデル

N_m 個の成分 m ($=1, 2, \dots, N_m$) で構成されている物体へ波長 λ の光が照射されたとき、物体中の N_m 個目における物質のモル密度を c_{N_m} 、その時の波長 λ に対するモル吸光係数を ϵ_{λ, N_m} 、光が物体中を進み、吸収されずに散乱された光が物体の表面へ達するまでの距離を l とすると、波長 λ における吸光度 A_λ は Lambert-Beer の法則に基づき以下の式(1)で表される。

$$A_\lambda = l(\epsilon_{\lambda,1}c_1 + \epsilon_{\lambda,2}c_2 + \dots + \epsilon_{\lambda,N_m}c_{N_m}) \quad (1)$$

これを高次元分光画像に適用すると、高次元分光画像は数百の波長成分を持つ吸光度により画像が構成される。ここで高次元分光画像のピクセル数を N_p とし、波長数を N_λ とすると、各ピクセルの吸光度は、(2)式および(2)' 式で表される。

$$\begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & \dots & \dots & A_{1,N_p} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & \dots & \dots & A_{2,N_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ A_{N_\lambda,1} & A_{N_\lambda,2} & \dots & \dots & A_{N_\lambda,N_p} \end{bmatrix} = \begin{matrix} l \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{matrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{1,1} & \epsilon_{1,2} & \dots & \epsilon_{1,N_m} \\ \epsilon_{2,1} & \epsilon_{2,2} & \dots & \epsilon_{2,N_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \epsilon_{N_\lambda,1} & \epsilon_{N_\lambda,2} & \dots & \epsilon_{N_\lambda,N_m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \dots & \dots & c_{1,N_p} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \dots & \dots & c_{2,N_p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ c_{N_m,1} & c_{N_m,2} & \dots & \dots & c_{N_m,N_p} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\Downarrow$$

$$\mathbf{A} = l\boldsymbol{\epsilon}\mathbf{C} \quad (2)'$$

ここでピクセル数 N_p は成分数 N_m より大きいとする。

2.2 学習フェーズ

学習用の画像データにおいて、(2)'式において \mathbf{A} が各ピクセルデータとして与えられる。したがって吸光度 \mathbf{A} から吸光係数行列 $\boldsymbol{\epsilon}$ を推定する必要がある。そこで、遺伝的アルゴリズムを用いて以下の(3)式を満たすような行列 $\boldsymbol{\epsilon}$ を推定する。

$$\operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\epsilon}, c_m, \delta_m, K_m} \left\{ \|\mathbf{A} - \boldsymbol{\epsilon}\mathbf{C}\|_2^2 + \sum_{m=1}^{N_m} \left[\sum_{\lambda=1}^{N_\lambda} \left\| \epsilon_{\lambda,m} - K_m \exp \left\{ -\frac{(\lambda - \bar{\lambda}_m)^2}{2\delta_m^2} \right\} \right\|_2^2 \right] \right\} \quad (3)$$

なお、この時光路長 l は 1 に規格化し、推定されたモル吸光係数行列を $\hat{\boldsymbol{\epsilon}}$ とする。また、吸光係数行列には正規性を持たせ、ガウス関数によって表す。

2.3 推定フェーズ

ここでは、3 波長の RGB 画像から N_λ 波長の高次元分光画像 \mathbf{A}^u を推定する。求めたい \mathbf{A}^u のうち、RGB 画像の 3 波長に対応する波長の吸光度 $A_{nB}^u, A_{nG}^u, A_{nR}^u$ が既知であり、3 波長に対応する吸光係数を $\epsilon_{nB}, \epsilon_{nG}, \epsilon_{nR}$ とすると、以下の(4)式が成り立つ。

$$\begin{bmatrix} A_{nB}^u \\ A_{nG}^u \\ A_{nR}^u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \epsilon_{nB,1} & \epsilon_{nB,2} & \dots & \epsilon_{nB,N_m} \\ \epsilon_{nG,1} & \epsilon_{nG,2} & \dots & \epsilon_{nG,N_m} \\ \epsilon_{nR,1} & \epsilon_{nR,2} & \dots & \epsilon_{nR,N_m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1^u \\ c_2^u \\ \vdots \\ c_{N_m}^u \end{bmatrix} \quad (4)$$

したがって、右辺のモル密度行列 \mathbf{C}^u が求まると、学習フ

Considering Sparsity Based on Molar Density of Materials for Building an Automated Visual Inspection System for Aging Population Simulation evaluation of high-dimensional spectral image estimation method

^{†1} RYOJI SATO, YURI HAMADA, YOSUKE KURIHARA, Aoyama, Gakuin University

フェーズによって推定したモル吸光行列 $\hat{\epsilon}$ と掛け合わせるこ
 ことによって、 N_λ 波長の高次元分光画像を求めることができ
 る。

成分数 N_m が観測できる RGB 画像の波長数である 3 以上
 であるとする、(4)式は劣決定系となり、解を一意に決定
 できない。そこで、解 \mathbf{C}^u がスパースであるとし、以下の(5)
 式を満たすような遺伝的アルゴリズムを用いることで最適
 解 \mathbf{C}^u を決定する。

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{C}^u} \{ \|\mathbf{C}^u\|_1 + \|\mathbf{A}^u - \hat{\epsilon}\mathbf{C}^u\|_2^2 \} \quad (5)$$

決定したモル密度行列 \mathbf{C}^u と、学習フェーズにより求めた
 吸光係数行列 $\hat{\epsilon}$ を掛け合わせるにより、求めたい高次元
 分光画像の吸光度 \mathbf{A}^u を求めることができる。

3. 検証実験

本検証では、シミュレーション上で高次元分光画像の吸
 光度、吸光係数、モル密度を生成し、提案手法の評価を行っ
 た。成分数は 10 ($N_m=10$) とし、4 パターンの波長数 ($N_\lambda=10,$
 100, 200, 400) においてそれぞれ検証を行った。波長数が 10
 のときの波長範囲は 398.67~879.44nm, 波長数が 100 のとき
 の波長範囲は 398.67~928.27nm, 波長数が 200 のときの波長
 範囲は 398.67nm~930.99nm, 波長数が 400 のときの波長範囲
 は 398.67nm~932.34nm とした。

学習フェーズでは、3 ピクセル分の吸光度を用いて遺伝的
 アルゴリズムを適用し、(3)式を満たすような吸光係数行列 $\hat{\epsilon}$
 を推定する。

推定フェーズでは、504.32nm, 610.65nm, 717.66nm におけ
 る吸光度を、RGB 画像における B, G, R の 3 値とし、それら
 に対して遺伝的アルゴリズムを適用することで、モル密度
 行列 \mathbf{C}^u を決定する。得られた \mathbf{C}^u と $\hat{\epsilon}$ を掛け合わせるこ
 によって \mathbf{A}^u を求め、正解値との平均二乗偏差(RMSE)により推
 定精度の評価を行う。

4. 検証結果

表 1 に、4 パターンの波長数における正解値と推定値との
 RMSE を示す。

表 1 各波長数における推定結果

波長数 N_λ	10	100	200	400
RMSE	169.58	326.42	343.07	499.49

波長数が 10 のときの RMSE が 169.58 と、検証を行った 4
 パターンの波長数の中では最も精度が高い結果となった。
 波長数が大きくなるにしたがって、精度が低くなるような
 結果となった。

5. 考察

検証結果より、波長数が 10 のときに最も精度が高くなり、
 波長数が大きくなるにしたがって精度が悪くなる結果とな
 った。本提案手法は RGB 画像の 3 波長から高次元分光画像

を推定する手法であり、波長数が大きいほど、スペクトル分
 布の細かい特徴を正確に推定することが困難になると考え
 られる。

図 1 に、最も精度の高かった波長数が 10 のときの正解値
 と推定値の吸光度を示す。横軸が波長[nm]であり、縦軸が吸
 光度を示す。青色のグラフが正解値、オレンジ色のグラフが
 提案手法によって推定した吸光度を示している。

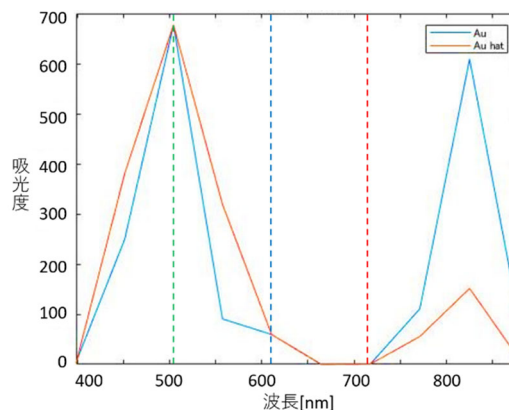


図 1 波長数 10 のときの推定結果

波長が 400nm~700nm あたりの可視光波長においては比較
 的高く推定できているが、700nm 以降の赤外線波長におい
 て、推定精度が悪くなっていることが分かる。RGB 画像の
 3 つの波長に対して遠い波長は推定が難しくなると考えら
 れる。

6. まとめ

本提案手法では、モル密度と吸光係数を用いて、RGB 画
 像から高次元分光画像を推定する手法を提案し、検証実験
 によってシミュレーション評価を行った。検証結果の推定
 精度より、提案手法の有用性は示されたといえる。また、成
 成分数が大きくなるにつれて精度が悪くなり、今後、波長数
 が大きくなったときのスペクトルの細かい特徴をも正確に再
 現する必要があると考えられる。本検証ではモル吸光係
 数行列を決定する際にガウス関数を用いたが、他の関数を用
 いることで、スペクトル分布の特徴をより詳細に再現でき
 るようになることが見込まれる。

今後は、実際の高次元分光画像を用いた検証を行い、更な
 る精度向上を目指す。

参考文献

- [1] R. Pike, G. Lu, D. Wang, Z. G. Chen and B. Fei, "A Minimum Spanning Forest-Based Method for Noninvasive Cancer Detection With Hyperspectral Imaging," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, no.3, pp. 653-663, 2016.
- [2] A. Sahu, F. Saleheen, V. Oleksyuk, C. McGovern, N. Pleshko, A. H. H. N. Torbati, J. Picone, K. Sorenmo and C. Won, "Characterization of Mammary Tumors Using Noninvasive Tactile and Hyperspectral Sensors," *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no.10, pp. 3337-3344, 2014.
- [3] H. Fabelo, S. Ortega, A. Szolna, D. Bulters, J. F. Piñeiro, S. Kabwama, A. J-O'Shanahan, H. Bulstrode, S. Bisshopp, B. R. Kiran, D. Ravi, R. Lazcano, D. Madroñal, C. Sosa, C. Espino, M. Marquez, M. De La Luz Plaza, R. Camacho, D. Carrera, M. Hernández, G. M. Callicó, J. Morera Molina, B. Stanculescu, G. Yang, R. Salvador, E. Juárez, C. Sanz and R. Sarmiento, "In-Vivo Hyperspectral Human Brain Image Database for Brain Cancer Detection," *IEEE Access*, vol.

- 7, pp. 39098-39116, 2019.
- [4] 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. 647-654, 2010.
- [5] A. Koz, "Ground-Based Hyperspectral Image Surveillance Systems for Explosive Detection: Part II—Radiance to Reflectance Conversions," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 12, no.12, pp. 4754-4765, 2019.
- [6] R. Sato, Y. Hamada, T. Kaburagi and Y. Kurihara, "Evaluation of colour space effect on estimation accuracy of hyperspectral image by dimension extension based on RGB image," SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration, vol.15, no.1, pp.86-95,2022.
- [7] 佐藤遼史, 高尾郁也, 浜田百合, 楠木崇史, 栗原陽介, "RGB 画像に基づく高次元分光画像推定のための次元拡張アルゴリズムの提案 —農作業者の高齢化に伴う収穫時期予測システムの構築—,"第 100 回モバイルコンピューティングと新社会システム・第 71 回ユビキタスコンピューティングシステム・第 32 回コンシューマ・デバイス&システム・第 21 回高齢社会デザイン合同研究会,2021.