

泉崎横穴における 岩盤と顔料の潜在変数の学習による分光壁画解析

古谷 大介¹ 藤村 友貴¹ 船富 卓哉^{1,2} 森本 哲郎³ 高松 淳⁴ 朽津 信明⁵ 池内 克史³ 向川 康博¹

概要：本研究では、泉崎横穴の壁画の解析を目的とし、分光画像から岩盤と顔料の潜在変数を学習する手法を提案する。本手法では、オートエンコーダにおいて岩盤と顔料を別々のデコーダで表現し、二段階で学習を行った。まず岩盤のデコーダのみを学習し、その後に岩盤のデコーダを固定した状態で顔料のデコーダを学習することで、両者を分離して推定可能にした。また、物理モデルに基づいてスペクトルを再構成することで、潜在変数の一部を顔料の光学的厚み・照度として解釈可能にした。実際に計測した泉崎横穴データに対して実験を行い、評価を行った。

1. はじめに

顔料による彩色が施されている装飾古墳壁画は、作られた当時の文化を反映している歴史的価値の高いものである。しかし、時間の流れとともに劣化や損傷が起こり、図1のように泉崎横穴では、経年劣化により絵柄が見えにくくなってしまっている。そのため、現在の状態を記録するデジタルアーカイブが必要である。泉崎横穴の古墳壁画は、顔料が岩盤に直接塗布された層状構造となっており、顔料がどのような厚さで塗布されているかを非破壊・非接触で記録することが求められている。

層状表面物体の顔料を推定するために、様々な手法が提案されている。森本ら [7] は顔料層での光の吸収と下地の反射を Lambert-Beer の法則でモデル化し、RGB 空間で曲線フィッティングすることで下地と顔料層に分離した。部ら [6] は、混色の顔料層と下地の光の反射を Kubelka-Munk 理論でモデル化し、厚みと混合比率を物理ベースオートエンコーダで推定した。また、辻ら [8] は、Kubelka-Munk 理論でのモデル化に加え、壁画の岩石にクラスタリングを適用することで不均一な下地への対応を可能にした。

これらの手法で用いられている物理モデルは、下地や顔料のスペクトルを与える必要があるが、泉崎横穴では岩盤やベンガラに多様性があり、スペクトルをモデル化することが難しい。そこで、ニューラルネットワークを用いることで、不均一な岩盤の反射スペクトルの分析を可能にする。



(a) 泉崎横穴

(b) 壁画の劣化

図1 泉崎横穴の壁画の劣化

しかし、教師なしの単純なオートエンコーダでは潜在変数を解釈することができないため、物理モデルに基づいてスペクトルを再構成し、潜在変数に意味を持たせることで解析を可能にする。

近年、分光画像にニューラルネットワークを適用することで、より詳細な分析が可能になっている。Li ら [5] は、分光画像が次元数を減らしても特徴を失わない低ランク特性を利用し、劣化した分光画像を拡散モデルを用いて復元した。Borsoi ら [1] は、分光画像の特徴に対して disentanglement 学習を応用することで、解釈可能な分離を行った。これらの手法は教師あり学習であり、学習用の大量の分光データセットが必要である。しかし、本研究の対象である古墳壁画の分光データは多くないため、今回計測したデータのみを使った学習で分析する必要がある。

本研究では、泉崎横穴壁画の不均一な岩盤に顔料がどのように塗布されているか解析することを目的とし、ニューラルネットワークを用いて分光画像から岩盤と顔料の潜在変数を解釈する手法を提案する。

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

² 京都大学

³ 東京大学

⁴ マイクロソフト

⁵ 東京文化財研究所

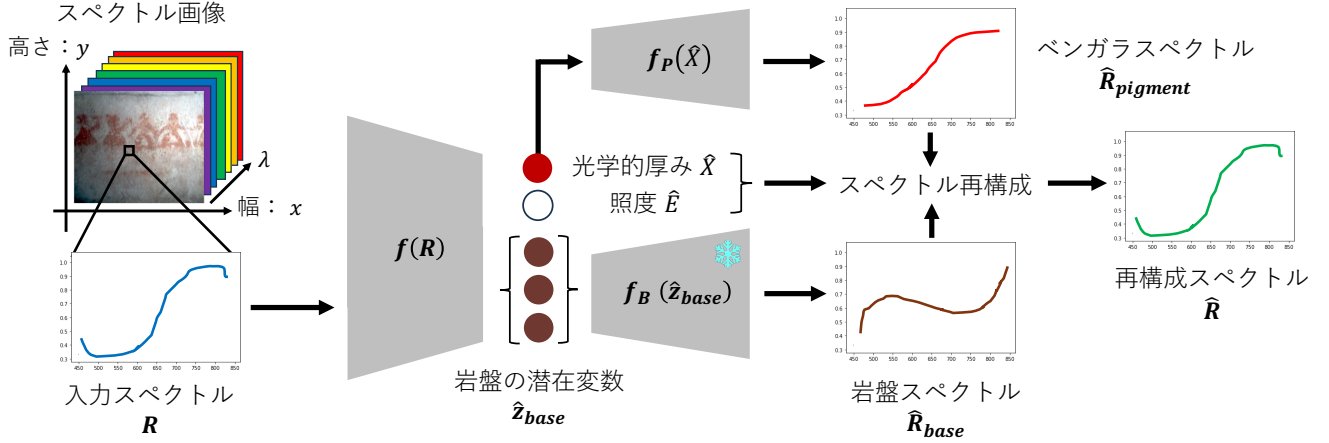


図2 ネットワークの全体像

2. 泉崎横穴の分光解析

泉崎横穴は、福島県の泉崎村にある装飾横穴墓であり、西暦 600 年ごろに作られ 1933 年に発見された。壁画は岩盤の上に直接顔料で描かれている。岩盤は不均一であるが、西浦ら [9] による蛍光 X 線装置と分光光度計を用いた可視光反射スペクトル分析により、顔料はベンガラ 1 種類であることが特定されている。本研究では、壁画をハイパースペクトルカメラで撮影し、ニューラルネットワークにスペクトルを入力することで、教師なしで岩盤とベンガラのスペクトル、照度、光学的厚みを推定することを目的とする。

3. 提案手法

3.1 全体像

提案手法では、計測されたスペクトルを入力として、壁画の岩盤・顔料のスペクトルと、顔料の光学的厚み・照度を推定する。ネットワークの全体像を図 2 に示す。任意のピクセルのスペクトルをオートエンコーダに入力し、再構成スペクトルを計算することで光学的厚みと照度を推定する。再構成の際には、ベンガラと岩盤のスペクトル情報が必要となるが、スペクトルの多様性により一意に定義することができないため、それぞれ異なる 2 つのデコーダで推定する。推定の際に、岩盤スペクトルとベンガラスペクトルが混ざること防ぐため、2 段階でネットワークの学習を行う。まず、ベンガラが描かれていない領域は視覚的に判別可能であるため、岩盤のみの領域を選んで岩盤のスペクトルを学習する。次に、岩盤のネットワークを固定し、ベンガラを含む全体を使って再構成スペクトルを計算する。これにより、ベンガラのスペクトルが岩盤ネットワークに混入してしまうことを防ぐ。

3.2 岩盤領域の学習

岩盤領域の学習ネットワークを図 3 に示す。学習に利用していない領域の岩盤スペクトルも推定する必要があるため、生成モデルである変分オートエンコーダ [4] を用いる。

各ピクセルのバンド数を d 、岩盤の潜在変数の次元数を b とする。また、エンコーダ $f_{B^*}^{enc}$ 、デコーダ $f_{B^*}^{dec}$ は多層パーセプトロンとして構築し、 $\Theta_{B^*}^{enc}, \Theta_{B^*}^{dec}$ はそれぞれが学習する重み集合である。スペクトル画像から岩盤領域のみを取り出した領域のスペクトル $R_{rock} \in \mathbb{R}^d$ をエンコーダ $f_{B^*}^{enc}$ に入力し、平均 $\mu \in \mathbb{R}^b$ 、標準偏差 $\sigma \in \mathbb{R}^b$ 、岩盤領域の照度 $\hat{E}_{rock} \in \mathbb{R}$ を出力する。

$$(\mu, \sigma, \hat{E}_{rock}) = f_{B^*}^{enc}(R_{rock}; \Theta_{B^*}^{enc}) \quad (1)$$

得られた平均と標準偏差から、正規分布 $N(\mu, \sigma^2 I)$ に従うようにサンプリングしたものを岩盤の潜在変数 $\hat{z}_{base}^* \in \mathbb{R}^b$ とする。潜在変数 $\hat{z}_{base}^*$ をデコーダ $f_{B^*}^{dec}$ に入力し、照度を取り除いた岩盤スペクトル $\hat{R}_{base}^* \in \mathbb{R}^d$ を出力する。

$$\hat{R}_{base}^* = f_{B^*}^{dec}(\hat{z}_{base}^*; \Theta_{B^*}^{dec}) \quad (2)$$

照度を取り除いた岩盤スペクトル $\hat{R}_{base}^*$ と岩盤領域の照度 $\hat{E}_{rock}$ の積が、岩盤の再構成スペクトル $\hat{R}_{rock} \in \mathbb{R}^d$ となる。

$$\hat{R}_{rock} = \hat{E}_{rock} \hat{R}_{base}^* \quad (3)$$

変分オートエンコーダの重み $\Theta_{B^*}^{enc}, \Theta_{B^*}^{dec}$ を最適化するために、誤差関数を次のように定義する。

$$L_{base} = -\frac{1}{2} \sum_{R \in \mathcal{R}_{rock}} (R_{rock} - \hat{R}_{rock})^2 + \frac{\beta}{2} \sum_H (1 + \log \sigma^2 - \mu^2 - \sigma^2) \quad (4)$$

$\mathcal{R}_{rock}$ は岩盤領域における、それぞれのバッチの中の入力スペクトル集合である。誤差関数の第 1 項は、入力スペクトルと再構成スペクトルとの再構成誤差である。第 2 項は KL ダイバージェンスであり、潜在変数 $\hat{z}_{base}^*$ を正規分布に

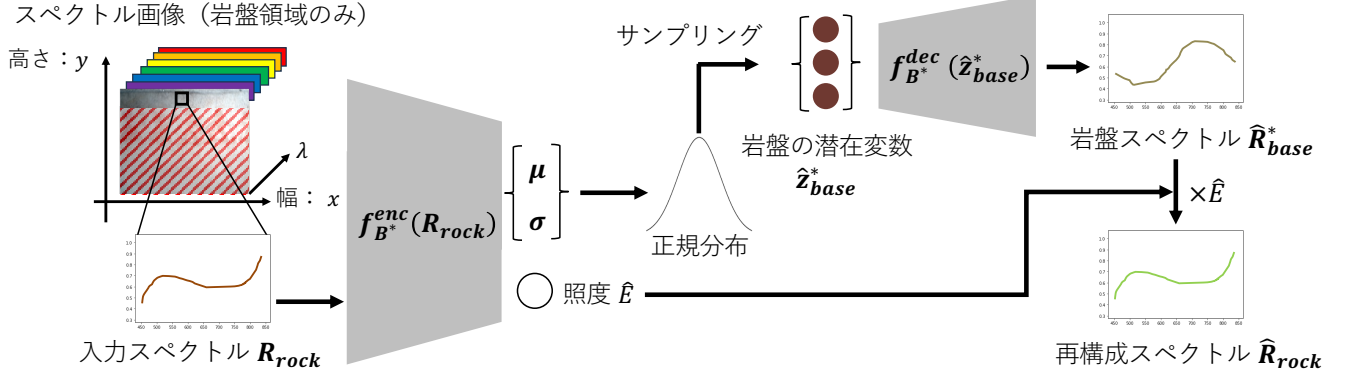


図3 岩盤の事前学習ネットワーク



(a) 泉崎横穴の外観・内観



(b) 計測風景

図4 泉崎横穴の概観と計測風景

近づけるためのものである。正則化の影響を制御するために、係数 β を調整する beta-vae[2] を用いる。この学習により、エンコーダの重み $\Theta_{B^*}^{enc}$ と、デコーダの重み $\Theta_{B^*}^{dec}$ を最適化する。

3.3 全体の学習

推定対象である壁画のスペクトル画像の、それぞれのピクセルのスペクトル $R \in \mathbb{R}^d$ をエンコーダ f に入力することで、光学的厚み $\hat{X} \in \mathbb{R}$ 、照度 $\hat{E} \in \mathbb{R}$ 、岩盤の潜在変数 $\hat{z}_{base} \in \mathbb{R}^b$ を出力する。

$$(\hat{X}, \hat{E}, \hat{z}_{base}) = f(R; \Theta) \quad (5)$$

エンコーダ f は多層パーセプトロンとして構築し、 Θ はエンコーダの学習する重み集合である。

岩盤スペクトル $R_{base} \in \mathbb{R}^d$ に多様性を持たせるために、式 (5) で得られた岩盤の潜在変数 $\hat{z}_{base}$ をデコーダ f_B に入力して推定する。このとき、デコーダの重み集合 Θ_B は 3.2 節で最適化したものを用いる。

$$\hat{R}_{base} = f_B(\hat{z}_{base}; \Theta_B) = f_B^{dec}(\hat{z}_{base}; \Theta_{B^*}^{dec}) \quad (6)$$



(a) 全体

(b) 岩盤領域

図5 学習に使用した分光画像の RGB 可視化

岩盤スペクトルと同様に、ベンガラスペクトル $\hat{R}_{pigment} \in \mathbb{R}^d$ にも多様性を持たせるためにデコーダ f_p を用いて推定する。入力に式 (5) で得られた光学的厚み $\hat{X}$ を用いることで、光学的厚み $\hat{X}$ ごとに異なるベンガラスペクトル $\hat{R}_{pigment}$ を推定する。

$$\hat{R}_{pigment}(\hat{X}) = f_p(\hat{X}; \Theta_p) \quad (7)$$

デコーダ f_p は多層パーセプトロンとして構築し、 Θ_p はデコーダの学習する重み集合である。

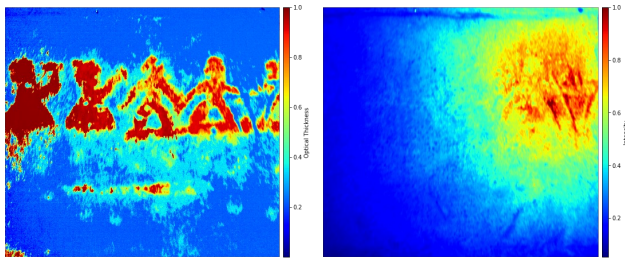
中間層の光学的厚み・照度という潜在変数を解釈可能な変数にするために、MLP ではなく明示的な物理モデルを用いてスペクトルを混合する。ベンガラスペクトル $\hat{R}_{pigment}$ と岩盤スペクトル $\hat{R}_{base}$ を重ねた混合スペクトル $\hat{R}_{blend} \in \mathbb{R}^d$ は、Lambert-Beer の法則と同様に、次式のように顔料の厚みが増すにつれて顔料スペクトルが指数関数に従い減少するものとする。

$$\hat{R}_{blend}(\hat{X}) = (1 - e^{-\hat{X}})\hat{R}_{pigment}(\hat{X}) + e^{-\hat{X}}\hat{R}_{base} \quad (8)$$

混合スペクトル $\hat{R}_{blend}$ と照度 $\hat{E}$ の積が、再構成スペクトル $\hat{R} \in \mathbb{R}^d$ となる。

$$\hat{R} = \hat{E}\hat{R}_{blend}(\hat{X}) \quad (9)$$

全体のネットワークの重みの最適化するための誤差関数は、以下のように定義する。



(a) 光学的厚み (b) 照度

図 6 推定した光学的厚みと照度

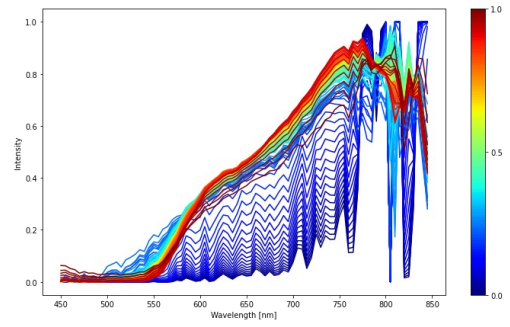
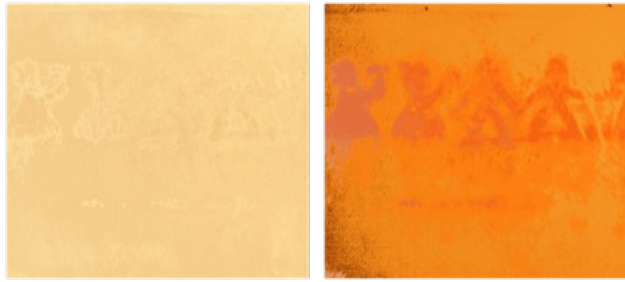


図 9 光学的厚みとベンガラスペクトルの関係

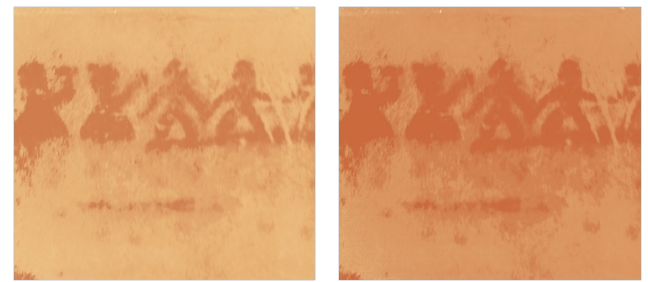


(a) 岩盤 (b) ベンガラ



(c) 混合 (d) 再構成

図 7 推定したスペクトルの RGB 可視化

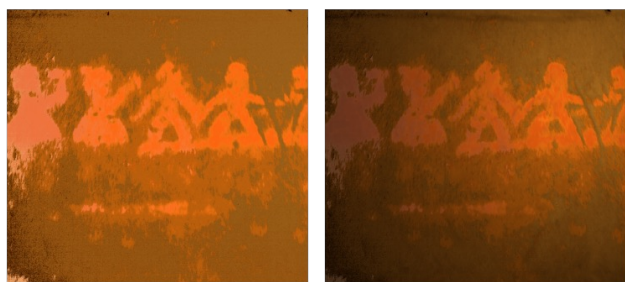


厚み 2 倍 (照度なし) 厚み 5 倍 (照度なし)



厚み 2 倍 (照度あり) 厚み 5 倍 (照度あり)

図 10 厚みを変化させたときの RGB 可視化



(a) 照度なし (b) 照度あり

図 8 岩盤なしで計算したスペクトルの RGB 可視化

$$L = \sum_{R \in \mathcal{R}} (R - \hat{R})^2 \quad (10)$$

$\mathcal{R}$ はそれぞれのバッチの中の入力スペクトル集合である。学習の際、岩盤スペクトルを推定するデコーダの重み Θ_B は固定し、エンコーダの重み Θ と、ベンガラスペクトルを推定するデコーダの重み Θ_P を最適化する。

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために、計測したデータを用いて評価を行った。

4.1 計測

2025 年 3 月に、福島県泉崎村の泉崎横穴で分光計測を行った。その様子を、図 4 に示す。ハイパースペクトルカメラはエバ・ジャパンの NH-8 を使用した。照明は人工太陽灯を使用し、照明による壁画の損傷を防ぐために紫外線カットフィルタを使用した。

4.2 実装方法

計測したスペクトルデータに対して、標準白色板のスペクトルによる除算処理で反射率を計算し、ノイズの影響を除去するために 450 nm から 850 nm の間の 80 バンドを使用した。全体の学習には図 5(a) の分光画像を、岩盤の学習には分光画像の図 5(b) の領域を選んで利用した。多

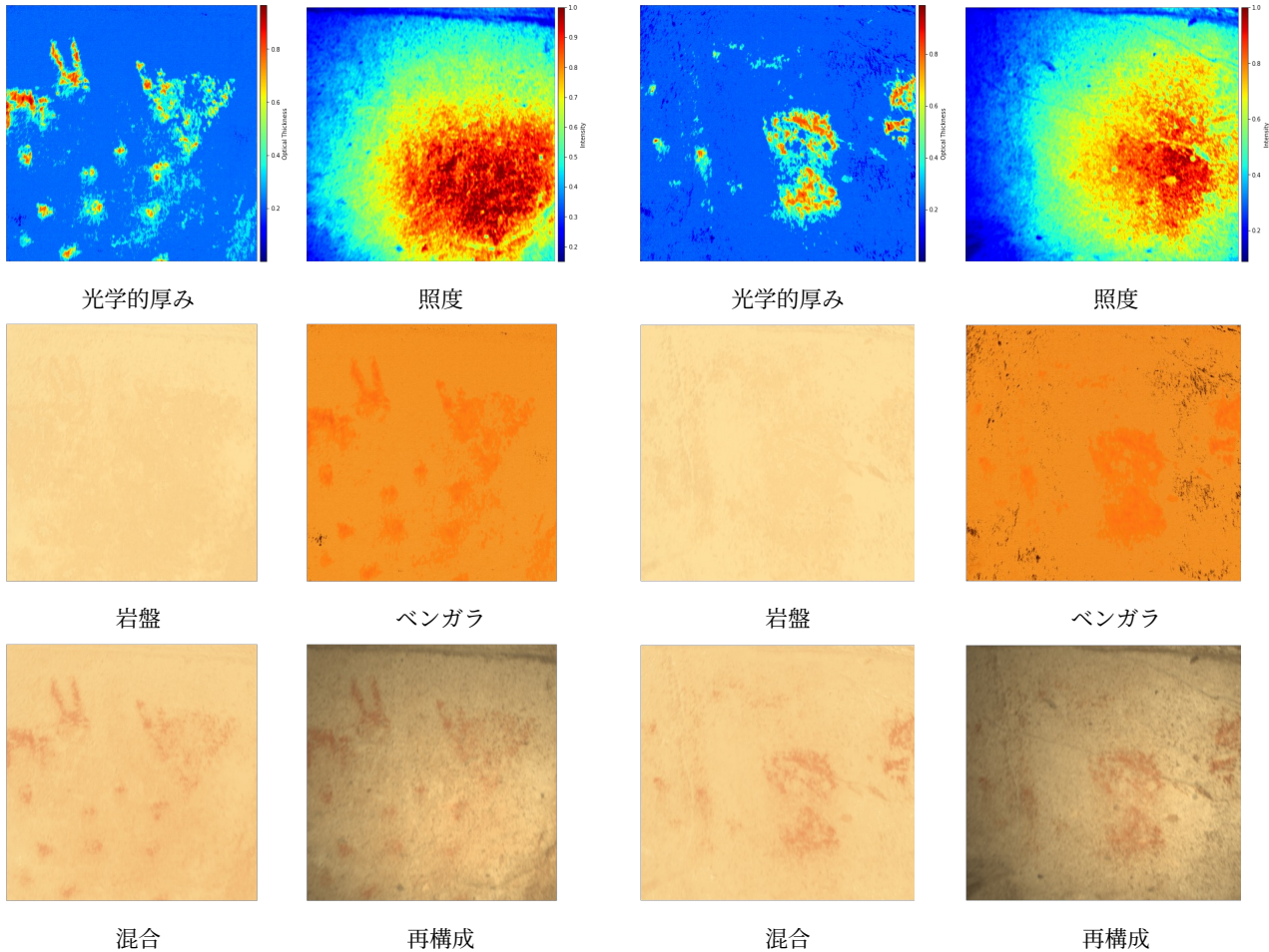


(a)



(b)

図 11 入力分光画像の RGB 可視化



入力分光画像 (a) の結果

入力分光画像 (b) の結果

図 12 推定結果

層パーセプトロン f_{Θ} には 5 層, f_B, f_P には 4 層の全結合層を用いた。活性化関数はそれぞれの最終層には Sigmoid を, その他には ReLU を用いた。岩盤の潜在変数の次元数は $b = 128$ とし, 岩盤の学習では変分オートエンコーダの係数を $\beta = 10^{-6}$ とした。最適化アルゴリズムとして, Adam [3] を使用した。

4.3 実験結果

4.3.1 学習に使用したデータ

学習に使用した分光画像 (図 5(a)) のスペクトルを, 各ピクセルごとネットワークに入力し, 推定した光学的厚みと照度の結果を結果を図 6 に示す。図 6(a) では, 視覚的に絵柄を判別できる領域は高い値で示されている。顔料の有無の判別が難しい領域にも低い値で顔料のある領域を示しており, 劣化により薄くなってしまった顔料領域を特定できる可能性がある。図 6(b) では, 照明が強く当たっている右

上の領域で高い値となっており、照度を推定できていることが確認できる。

推定した岩盤スペクトル、ベンガラスペクトル、混合スペクトル、再構成スペクトルを RGB に可視化した結果を図 7 に示す。図 7(a) では、壁画から絵柄を取り除いた岩盤の情報が推定できている。図 7(b) では、壁画からベンガラスペクトルのみを取り出しており、場所ごとに異なるスペクトルを推定していることが確認できる。図 7(c) では、照度の影響を除去したスペクトルを推定できていることが確認できる。

視認性を向上させるために、岩盤のスペクトルを用いずに計算したスペクトル $(1 - e^{-\hat{X}})\hat{R}_{\text{pigment}}$ と、それに照度 $\hat{E}$ を掛け合わせた結果を図 8 に示す。この結果では、ベンガラの色の分布が分かりやすくなっており、岩盤の情報の影響されない分析が可能となっている。

光学的厚みの値とベンガラスペクトルの関係を図 9 に示す。このグラフは、ベンガラスペクトルを推定する学習済みのデコーダ f_P に、入力値を 0 から 1 まで 0.1 間隔で変化させた際の出力結果である。入力値ごとに異なる分布となっており、推定した光学的厚みに対して多様性のあるスペクトルを推定できていることが確認できる。

式 (8) を応用し、ベンガラの光学的厚みを n 倍に厚くしたスペクトルを計算することができる。ただし、ベンガラスペクトル $\hat{R}_{\text{pigment}}$ を推定するデコーダ f_P は、入力値を 0 以上 1 以下としているため、光学的厚みが 1 以上の場合は $\hat{X} = 1$ として推定したベンガラスペクトルを用いて計算する。

$$\hat{R}_{\text{blend}}(n\hat{X}) = (1 - e^{-n\hat{X}})\hat{R}_{\text{pigment}}(\hat{X} = 1) + e^{-n\hat{X}}\hat{R}_{\text{base}} \quad (11)$$

その結果を図 10 に示す。厚みを増すと絵柄が濃くなるため、劣化により薄くなってしまった領域を仮想的に復元できる可能性がある。

4.3.2 学習に使用していないデータ

学習したネットワークの汎用性を確認するために、図 5 で示す分光画像で学習したモデルに、泉崎横穴内の他の箇所でも撮影した分光壁画画像のスペクトルを入力した。その分光画像を図 11 に示す。

入力分光画像に対して、光学的厚み、照度を推定した結果と、推定した岩盤スペクトル、ベンガラスペクトル、混合スペクトル、再構成スペクトルを RGB に可視化した結果を図 12 に示す。(a),(b) どちらの入力に対しても、絵柄のある領域で光学的厚みの値が高く、明るい領域で照度が高い値となっているため、正しく推定できていると考えられる。この結果から本手法では、同一壁画内であれば 1 箇所の分光画像を学習することで、他の箇所での学習の手間を省くことができると考えられる。

5. まとめ

本研究では泉崎横穴の壁画の分光データに対して、潜在変数の学習により壁画の情報を推定することができた。今回計測した壁画ではベンガラの厚さやスペクトルの真値が不明であるため、有効性を確かめるために、シミュレーション実験による定量評価を行う必要がある。

謝辞 計測実験にご協力いただいた福島県泉崎村教育委員会に感謝する。本研究は JSPS 科研費 JP23H00499 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Borsoi, R. A., Erdoğmuş, D. and Imbiriba, T.: Learning interpretable deep disentangled neural networks for hyperspectral unmixing, *IEEE Transactions on Computational Imaging*, Vol. 9, pp. 977–991 (2023).
- [2] Higgins, I., Matthey, L., Pal, A., Burgess, C., Glorot, X., Botvinick, M., Mohamed, S. and Lerchner, A.: beta-VAE: Learning Basic Visual Concepts with a Constrained Variational Framework, *Proc. International Conference on Learning Representations (ICLR)* (2017).
- [3] Kingma, D. and Ba, J.: Adam: A method for stochastic optimization, *Proc. International Conference on Learning Representations (ICLR)* (2015).
- [4] Kingma, D. P. and Welling, M.: Auto-encoding variational bayes, *arXiv preprint arXiv:1312.6114* (2013).
- [5] Pang, L., Rui, X., Cui, L., Wang, H., Meng, D. and Cao, X.: Hir-diff: Unsupervised hyperspectral image restoration via improved diffusion models, *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3005–3014 (2024).
- [6] Shitomi, R., Tsuji, M., Fujimura, Y., Funatomi, T., Mukaigawa, Y., Morimoto, T., Oishi, T., Takamatsu, J. and Ikeuchi, K.: Unsupervised learning with a physics-based autoencoder for estimating the thickness and mixing ratio of pigments, *Journal of the Optical Society of America A*, Vol. 40, No. 1, pp. 116–128 (2022).
- [7] T. Morimoto, R. T. Tan, R. K. and Ikeuchi, K.: Estimating optical properties of layered surfaces using the spider model, *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2010).
- [8] Tsuji, M., Fujimura, Y., Funatomi, T., Mukaigawa, Y., Morimoto, T., Oishi, T., Takamatsu, J. and Ikeuchi, K.: Pigment mapping for tomb murals using neural representation and physics-based model, *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 1671–1679 (2023).
- [9] 西浦忠輝, 嶋村一志, 朽津信明, 菊地芳朗: 古墳時代後期の装飾古墳の総合的保存対策: 福島県, 史跡・泉崎横穴の保存, 修復, 活用, *Semawy Menu*, Vol. 2, pp. 51–66 (2011).