

# 手画像の画素毎分類におけるハンドクリームの影響 Effect of hand cream on pixel wise classification of hand images

帖地 俊平<sup>1)</sup> 小篠 裕子<sup>1)</sup>  
Shumpei Chochi Yuko Ozasa

## 1 はじめに

画素毎分類とは周囲の画素に依存せず注目した画素の情報のみを分類するタスクである。従来研究の多くは、ハイパースペクトル (HS) 画像を対象としている。HS 画像は、100 バンド以上の高次元のスペクトル情報を保有しているため、画素毎分類に有効である。

従来の HS 画素毎分類では、Convolutional Neural Network(CNN) を用いたモデルが有効であることが知られている。Hu らの 1D-CNN[2] は HS 画像の画素毎分類の代表的な手法であり、複数のデータセットで高い分類精度を実現している。また、古典的な分類手法として k 近傍法 (k-NN), Support Vector Machine(SVM), Random Forest(RF)[3] などが用いられている。

本研究では、手の甲の HS 画像を画素毎分類する。手画像を用いた画素毎分類は、個人識別技術の開発につながるため、個人認証分野への応用が期待できる。

HS 画像の生体における画素毎分類では、何も塗布されていない皮膚を対象にしたものがほとんどである。しかし、日常生活では手にハンドクリーム等が塗布されることは多く、HS カメラが取得するスペクトルに影響が出るのが想定できる。

本稿では、ハンドクリームが塗布された手と塗布されていない手の HS 画像を撮影し、スペクトルデータの変化と分類精度を検証する。手画像を画素毎分類する際にハンドクリーム等の塗布の影響を考慮している研究は我々の知る限りない。実験では、手の甲にハンドクリームが塗布されることで、HS 画像のスペクトルデータの分布が変化することがわかった。また、データの変化が分類精度に与える影響を複数の分類手法で検証した。最も平均分類精度が高い 1D-CNN[2] については 3.9% 分類精度が下がるという結果を得た。

## 2 手の甲画像データセット

ハンドクリームが塗布されていない手の甲と塗布された甲を、暗室に設置した HS カメラで撮影し、得られた HS 画像のスペクトルデータを解析する。撮影には、HS カメラ (NH-9[1]) を用いた。NH-9[1] は、350nm から 1100nm まで 5nm のスペクトル解像度で撮影可能である。バンド数は 151 であり、各画素の 1 バンドの値域は [0, 4095] である。撮影協力者は 5 名 (男性 3 名、女性 2 名) である。まず各協力者の手にはハンドクリームを塗布せずに、左手と右手をそれぞれ 5 枚ずつ撮影し、ハンドクリームを塗布した後、更に左手と右手を 5 枚ずつ撮影した。照明にはハロゲン光を用いた。撮影した HS 画像うち手の領域から矩形のマスクを目視により作成し、検証に用いた。矩形領域 (約 140×120) から 5000 画素をランダムに選択し、80% を訓練用、10% を検証用、残りを評価用のデータセットとした。評価時は訓練データを用いてデータセット全体に z-score 正規化を適用した。

1) 東京電機大学 Tokyo Denki University

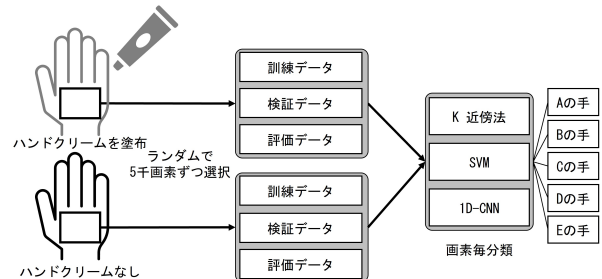


図 1 ハンドクリームが画素毎分類に与える影響の検証方法

## 3 分析手法

撮影した HS 画像を用いて、ハンドクリームの塗布が人物の分類タスクに与える影響を検証する。以下、分析手法について述べる。

### 3.1 PCA によるデータの可視化

データセットに対して PCA を適用して次元削減し、クラス間の分布を可視化する。HS 画像では隣接する波長の相関が高くなる傾向がある。人物毎スペクトルデータの分布の重なりがハンドクリームの塗布による変化を可視化することを目的とする。また、累積寄与率をハンドクリームの有無で比較した。

### 3.2 画素毎分類精度の評価

各画素を入力とし、手の持ち主を出力とする多クラス分類をする。分類には、古典的な分類手法 (SVM, k-NN, RF[3]) に加えて 1 次元の畳み込み層を用いた 1D-CNN[2] を用いる。Hu らの 1D-CNN[2] は 1 層の畳み込み層、1 層のプーリング層、3 層の全結合層で構成されている。1D-CNN[2] は学習率 0.0005 でエポック毎の損失が最小値の 1.01 倍になるまで学習し、損失が最小となったモデルを採用する。SVM は RBF カーネルを用いて学習し、コストは 1 とした。k-NN は k 値を 5 とし、均一の重みで学習した。RF[3] は決定木数を 100 とし、木の深さは指定せずに学習した。極端な結果を避ける目的でランダムな訓練・検証・評価データを選択して 10 回実験を繰り返し、平均分類精度を比較した。

## 4 検証結果と考察

### 4.1 PCA によるデータの可視化

図 2 に検証データを PCA で 2 次元に次元削減して特徴空間をプロットした図を示す。目視でもハンドクリームが塗布されていないデータの方がデータの重なりが少ないことがわかる。従って、ハンドクリームが塗布されることにより、分類精度が下がると考えられる。

図 3 に累積寄与率のグラフを示す。累積寄与率が 0.8 に達するのに要する次元数は、ハンドクリームが塗布さ

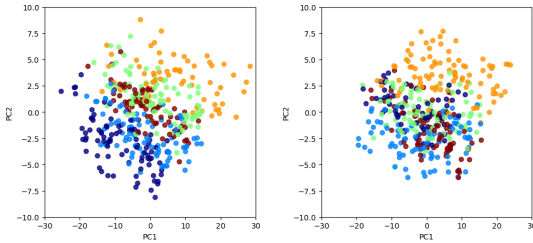


図 2 PCA で 2次元に次元削減した特徴空間。ハンドクリーム無し(左図), ハンドクリーム有り(右図)

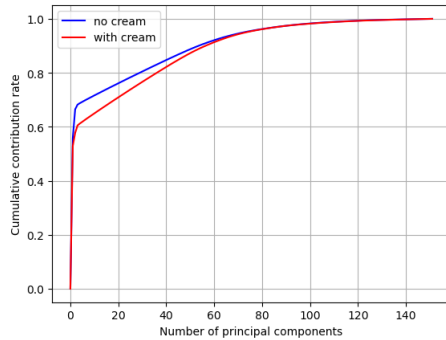


図 3 ハンドクリームの有無と PCA の累積寄与率

れていない場合では 31 であったが, ハンドクリームが塗布されると 37 に増加する。これは塗布されたハンドクリームが同じ手でも箇所によってむらが存在し, 画素毎にノイズとして影響したことで次元数が増加したと推測する。

#### 4.2 画素毎分類精度の評価

表 1 に手画像の画素の平均分類精度とその標準偏差を示す。すべての手法でハンドクリームが塗布されたデータの方が平均分類精度が下がる。従って, いずれの手法もハンドクリームの塗布は手画像の画素毎分類に影響があると考えられる。手法毎の平均分類精度の上がり幅の比較では, RF[3] が最も上がり幅が小さく, k-NN が最も大きい。RF[3] は, 学習時に相関のない決定木を複数作ることで, オーバーフィッティングを抑え, ハンドクリームのむらに頑健になったと考えられる。平均分類精度の比較では, ハンドクリームの塗布の有無に関わらず 1D-CNN[2] の平均分類精度が最も高い。1D-CNN[2] では畳み込み層によって局所特徴が得られる。局所特徴を用いることで, ハンドクリームの塗布の有無に関わらず, 手の画素毎分類に重要な特徴量を抽出できたと考えられる。

最も平均分類精度が高い 1D-CNN[2] について, 出力直前の中間層の出力の可視化を図 4 に示す。可視化には高次元データ間の類似度が反映される t-SNE を使用した。1D-CNN[2] では訓練の結果, ハンドクリームが塗布されたデータにおいても特徴空間では分布の重なりが少ない。従って, 1D-CNN[2] がハンドクリームの有無に関わらず平均分類精度が高いのは畳み込み層で抽出した特徴が人物を分類するための情報がある程度保持しているためだと考えられる。

表 1 分類手法毎のハンドクリームによる平均分類精度の変化

分類手法	クリームなし (%)	クリームあり (%)	平均分類精度の差 (%)
SVM	85.9	81.1	4.8
k-NN	74.4	63.4	11.0
RF[3]	77.0	73.8	3.2
1D-CNN[2]	87.0	83.1	3.9

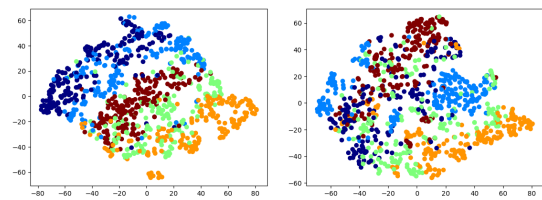


図 4 1D-CNN[2] で抽出された特徴空間を t-SNE で 2次元にプロットした図。ハンドクリームなし(左図), あり(右図)

#### 5 おわりに

本稿ではハンドクリームの塗布が手画像の画素毎分類に与える影響について検討, 考察した。実験の結果, ハンドクリームが塗布される事により, 分類精度が低下した。RF[3] を用いた手法は分類精度は高くはないが, ハンドクリームの影響を受けにくかった。今後は, ハンドクリーム等の影響も考慮した上で, 手画像分類を個人認証技術へ応用できるか検証する。

#### 謝辞

本研究は公益財団法人 KDDI 財団の助成を受けたものである。

#### 参考文献

- [1] EBA Japan Co., Hyperspectral Camera NH-9, <https://ebajapan.jp/products/hyper-spectral-camera/>.
- [2] Wei Hu, Yangyu Huang, Li Wei, Fan Zhang and Hengchao Li, "Deep Convolutional Neural Networks for Hyperspectral Image Classification", Deep Learning for Remote Sensing Image Understanding, Vol.2015, pp.1-12(2015).
- [3] Breiman, L. "Random Forests" Machine Learning 45, pp.5-32 (2001).