

# 関節ジワ情報が浅い屈曲を伴う手形状パターンの識別におよぼす影響

## Effect of Joint Wrinkle Information on Identification of Hand Patterns with Shallow Flexion

藤嶋 教彰<sup>†</sup>      中村 宙偉<sup>†</sup>  
Noriaki Fujishima      Sorai Nakamura

### 1. はじめに

人間が手を用いて行う作業は多彩である。外界に対して操作を加えて望む状況にすることはもちろん、手形状で情報を伝達することも多い。手は自分が望むことを最も実現させるために用いる身体部位である。ゆえに、手形状をコンピュータに認識させられるようになると、現在のインタフェースでは実現しがたいほど直観的かつ自由に情報空間を利用できると予想する。その恩恵を一般社会に与えるためには、安価であらゆる環境での使用が可能な RGB カメラ 1 台を用いて行う手画像解析技術の発展が欠かせない。

手指の輪郭線は手形状を直接的に表す重要な情報である。実際、手指の輪郭線のみが白色の二値画像（手指輪郭線画像）を畳み込み層が 4 層ある Network In Network (NIN) モデルに深層学習させて手形状パターン識別器を作製した研究では、63 パターンの手形状を 95.43% の精度で正しく識別している[1]。また、提示した手指輪郭線画像が全 240 パターン（屈曲状態は各指 4 パターン）中、どの手画像から作製したものを 6 名に識別させた研究では、最低でも 60% を少し下回る精度で正しく識別している[2]。輪郭線画像を見慣れていない被験者のデータであり、習熟なしでもその精度で識別できるだけの情報を手指輪郭線情報が与えたことを示している。

一方、先行研究[2]は識別失敗原因の 75.2% が指を伸ばし切った状態と自然な脱力で生じる浅い曲げ状態の判別ミスと報告している。手指輪郭線は浅い指の曲げを伴う手形状を推定するのに十分な情報でないことを示唆している。

この情報不足を補う新たな特徴として、指の関節ジワに着目した。関節ジワは個人差によらずに存在する手の特徴であり、屈曲の程度が関節ジワ間の距離の変化として画像中に現れる。ゆえに、手指輪郭線画像に関節ジワの線を加えることで、浅い曲げを伴う手形状パターンの識別精度は高くなると推測した。

そこで本研究では、関節ジワ情報の有無により浅い屈曲を伴う手形状パターンの識別精度に差が出るかを調査した。深層学習モデルを用いた、入力を二値画像にした場合の手形状パターン識別を対象とした。本稿では調査結果を報告し、実験データと技術面に関して考察する。

### 2. 開発環境

コンピュータのみを用いる。二値画像は 3DCG ソフトを用いて得た手画像を画像処理することによって得る。3DCG ソフトは POSER11\_PRO、画像処理は Visual Studio 2017 を用い、C++言語および OpenCV 3.0.0 を用いて行う。識別器は Python および chainer 7.4.0 で作製する。

### 3. 手指輪郭線画像の作製

関節ジワのない手指輪郭線画像は藤嶋らの 3DCG カラーグローブを用いた手法[3]を用いて作製する。関節ジワ付手

指輪郭線画像の作製はカラーグローブ配色、および画像処理アルゴリズム中の領域抽出閾値変更により実現する。

図 1 に先行研究[3]から配色変更したカラーグローブと、得られる関節ジワ付手指輪郭線画像（反転）を示す。4 指 DIP 関節より先端側と拇指 IP 関節より先端側を藍色に変更する。また、4 指 PIP 関節-DIP 関節間を灰色に変更する。

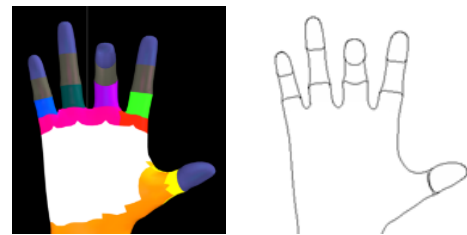


図 1 グローブ画像と関節ジワ付手指輪郭線画像

### 4. 手形状パターン識別器

手形状パターン識別器は 1 辺 227 ピクセルの正方形である手指輪郭線画像を入力すると、入力画像との適合率が最も高い手形状のパターン番号を出力する。出力は 0 から 62 のいずれかである。学習モデルは NIN で、事前学習はない。

NIN 構造の詳細を表 1 に示す。最終の畳み込み層に入力する際、50% の確率でドロップアウトする。プーリングは 3 層目までが max, 4 層目が global average である。最終層では 1000 次元ベクトルと 63 次元ベクトルを全結合する。63 次元ベクトルの中で最も大きい数字を持つ成分に対応する番号が手形状パターン番号となる。

表 1 層の詳細と活性化関数

層名	畳み込み	プーリング
サイズ [pixel]	11, 5, 3, 3	3, 3, 3, 6
ストライド [pixel]	4, 1, 1, 1	2, 2, 2, 1
パディング [pixel]	0, 2, 1, 1	—
活性化関数	ReLU	softmax

### 5. 実験方法

5-1 分割交差検証法を用いて手形状パターン識別成功率を求めた。指の太さや長さが異なる、20 歳学生の手を模倣した 5 つのハンドモデルを用いた。4 つのモデルから作製された手指輪郭線画像で学習し、他 1 名の手指輪郭線画像で検証した。学習と検証を一通り行うことを 1 セットとし、各モデル 3 セットずつ、合計 18 セット行った。各モデル、および全体の平均識別成功率を求めた。

63 パターンの手形状を識別対象とした。すべての指を曲げていない場合の 1 パターン、浅い曲げ 1 を適用した 31 パターン、および浅い曲げ 2 を適用した 31 パターンであ

る。画像は 1 パターンにつき、ランダムに手首を±0.2 度だけ回転させ、各指を 2 mm 左右に移動させながら 100 枚作製した。図 2 に曲げの程度が異なる手指輪郭線画像の例を示す。浅い曲げ 1 をした手形状は、第一関節（拇指：IP 関節，4 指：DIP 関節），第二関節（拇指：MCP 関節，4 指：PIP 関節）を共に 30 度曲げた指が 1 指以上あるものと定義した。浅い曲げ 2 は (1) 拇指の場合は IP 関節のみを 60 度，(2) 4 指の場合は DIP 関節 20 度，PIP 関節 55 度，と定義した。0 度は指を完全に伸ばした状態である。

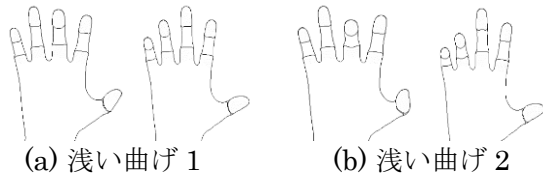


図 2 曲げのパターン

学習では、手指輪郭線画像を 25200 枚 (6300 枚/モデル) 用いた。学習回数は 20 epoch，バッチサイズは 32 とした。検証では、手指輪郭線画像 6300 枚を用いた。学習済みの手形状パターン識別器に検証用画像を入力し、手形状を識別させた。識別成功は識別器が出力した手形状パターン番号と入力画像のアノテーションデータ内にある番号が一致した場合としている。識別成功率は、検証画像枚数に対する識別成功と判定した画像枚数の割合としている。

## 6. 実験結果

平均識別成功率±標本標準偏差は、関節ジワなしが  $64.8 \pm 1.6\%$ ，ありが  $82.7 \pm 1.5\%$  である。ここから、シワ情報が識別率向上の効果を与えることがわかる。

各ハンドモデルの平均識別成功率は図 3 が示すように、全モデルにおいて関節ジワがある場合の方が高い。F 検定による等分散判定の後、判定結果に合わせて t 検定を行った結果、ハンドモデル 3 で 5% 有意水準，ハンドモデル 2 と 4 で 1% 有意水準での差が認められている。

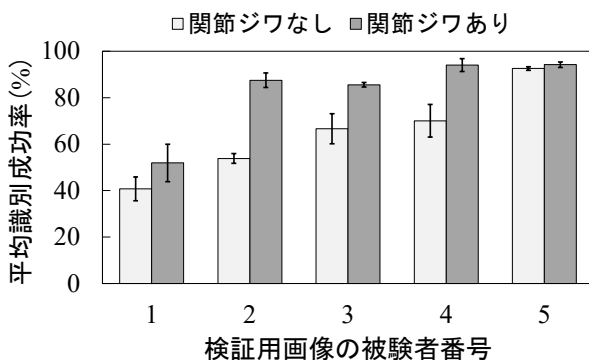


図 3 各ハンドモデルの平均識別成功率

## 7. 考察

実験データに関することとして (1) ハンドモデル 1 のみ関節ジワの効果小さくなった原因，(2) 関節ジワ情報を付加しても識別精度を高めにくい手形状に特徴はあるか否か，について考察する。また技術に関することとして (3) シワ付き手指輪郭線画像を安定して大量作製可能か，および (4) 本研究で得た知見をどう活かすか，について考察する。

ハンドモデル 1 の識別成功率が低い原因は、関節ジワの位置が他のモデルと異なっていることから情報が反映されにくいことが原因と考える。図 4 に示すように、モデル 1 は他のモデルと比べて指先と DIP 関節の間の距離が短い。シワの位置が異なるモデルの輪郭線で学習した識別器は、モデル 1 の関節ジワと異なる場所を着目しやすいため、シワ情報を取得しにくかった可能性がある。この原因が正しければ、モデル 1 の精度低下問題については指の長さ以外で特異な違いはないため、指の長さや太さが異なる多様なハンドモデルの輪郭線を学習させることで解消する可能性が高い。



図 4 各ハンドモデルの指先

関節ジワ情報が寄与しにくいのは浅い曲げ 1 のようなパターンである。手形状パターンごとの平均識別成功率では、70% 未満の手形状は全て浅い曲げ 1 のパターンである。特に、中指や薬指を曲げている 3 パターンでは 50% を下回っている。原因は浅い曲げ 1 の曲げの程度が浅く、関節間の長さがほとんど変化しないためだと考える。関節ジワの位置変化が小さい浅い曲げだと形状を識別する情報になりにくい可能性がある。

シワ付き手指輪郭線画像は現時点で、前腕回旋が大きくなり、かつ指が接しないという条件付きで安定的に大量の作製が可能である。前腕回旋が大きくなると関節周りの指側面部に偽輪郭が出現する問題が生じる。この場合は一部の指を従来[3]の着色に戻すことで対応できる場合があると推測するが、別途対応が必要な可能性もある。指同士が接触する場合は、同色領域切り分けができないため、本手法では対応できない。使用する色をさらに増やしたうえで、単純閾値で区別できない類似色を位置情報などの利用により区別させる新たな技術の開発が必要となる。

今回得られた知見であるが、先行研究で手指輪郭線画像を特徴位置の教示目的で学習用画像に使用すると、ノイズのある輪郭線画像が入力される場合での手形状パターン識別精度が向上するという結果を得ている[4]。これと同様に、関節ジワ付き手指輪郭線画像を学習させ、シワの存在する位置を意図的に教示させることで、手形状パターン認識や、その詳細版である手形状推定の精度を向上させる深層学習を実現できる可能性がある。この考えは二値画像によるものであるが、カラー画像にも適用できる可能性が高い。その方法は現在開発中である。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 21K17867 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 高橋歩武, 藤嶋 教彰, “屈曲指輪郭の存在が手形状パターンの識別精度に与える効果”, 信学技報, Vol. 118, No. 366, pp. 11-14 (2018).
- [2] 藤嶋 教彰, 田辺 将太郎, “手指の輪郭線情報が人の手形状識別へ与える影響”, 第 27 回高専シンポジウムオンライン, F-11 (2022).
- [3] 藤嶋 教彰, 弓場 友之助, “アノテーション付き手指輪郭線画像を生成するための 3DCG カラーグローブ”, 情報科学技術フォーラム講演論文集 (FIT), Vol. 20, No. 3, pp. 355-356 (2021).
- [4] 藤嶋 教彰, 北尾 樹, 高橋 歩武, 堀内 匡, “カラーグローブを用いた手指輪郭線画像の生成とその手形状パターン認識への応用”, 電気学会論文誌 C, Vol. 140, No. 1, pp. 61-67 (2020).