

掌画像の局所特徴量を用いた非剛体の物体照合

佐久間 実花[†] 藤田 悟[†]法政大学大学院 情報科学研究科[†]

1. まえがき

物体が持つ個体特有の模様や傷を指紋とし、局所画像特徴量を用いて個体識別する技術がある。一般的には、マッチングペアからホモグラフィ行列を推測することで比較画像間の幾何学的整合性を取るため、立体形状の変化が少ない剛体では高精度な照合を実現する。またキーポイントとなる強い特徴を抽出することで、照明などの外部環境が異なる場合でも特徴点のマッチングを確認することができる。

本研究では、弱く似た微細な特徴が多く存在し、立体形状が変化しやすい物体である掌に着目する。非接触のかつ一般的なカメラを用いた物体照合の手法を提案する。

2. 物体指紋認証

2.1 照合手法

物体を識別する方法のひとつに物体指紋認証技術がある[1]。個体特有の模様や傷が唯一無二であることに着目し、微細な特徴を比較することで識別を可能とする。一般的には SIFT や ORB などの特徴点検出器を用いて画像から特徴点を検出し、ハミング距離などで特徴量が近い対応点を取得する。生成された対応点が正しく対応しているかを判断するために、Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm を適用し、正しく対応しているマッチングペアの数によって個体識別を行う。幾何学的整合性を確認するため、立体形状が変化しにくい物体では高精度な識別を実現することができる。一方で立体形状が変化しやすい非剛体では、複雑な歪みが発生するため整合性が取れるマッチングペアを検出することが難しく、精度や信頼性の低下が課題となる。

2.2 画像特徴量

弱い特徴は外的要因や環境によって見え方が変化しやすいため、特徴点検出時には特徴が強い点を優先的に選択する。掌画像を用いる場合、

掌紋は微細で色の濃度変化も小さいため、手の輪郭や背景からも多くの特徴が検出される。高精度な照合を実現するために、掌の広い範囲から弱い特徴を多く検出する手法が必要とされる。

3. 非剛体の物体照合

3.1 照合に使用する画像

濃度変化が小さく微細な掌紋を用いて照合を行うために、詳細なデータが必要とされる。本研究では iPhone12 のカメラで撮影した RAW 画像を使用する。RAW 画像はノイズの影響を受けやすくデータサイズも大きいため 1/4 に圧縮する。

3.2 CNN を用いた特徴点検出・特徴量抽出

畳み込みニューラルネットワークを用いて特徴点の検出、特徴量の抽出を実現する SuperPoint[2]を用いて、掌の微小な特徴を取得する。8層の畳み込み層で圧縮した特徴マップに対して特徴点を検出するデコーダと特徴量を抽出するデコーダを持つ。

事前学習では、楕円形や直線など様々な図形の輪郭や交点を特徴点としたデータセットを用いて学習を行う。メイン学習では、実世界画像に複数のホモグラフィ行列を適用し、多様な見え方に対応したデータセットを用いて学習を行う。メイン学習用のデータセットは事前学習済みモデルを用いて検出した特徴点をラベルとするため、事前学習の段階で掌紋のような弱い特徴を検出できるようにする必要がある。

3.2 GNN を用いた特徴点マッチング

特徴点と特徴量を用いてマッチングプロセスを学習したグラフニューラルネットワークである SuperGlue[3]を用いて掌画像の照合を取る。比較する二枚組画像の特徴点をノードとするグラフ構造を作成し、同一画像内の特徴と比較画像間の特徴を持つ情報の伝播と集約を行う。比較画像間の特徴を総当りで評価し、Sinkhorn algorithm により最適輸送問題を解くことで、妥当な 1 対 1 の特徴点ペアを作成する。また、特徴点と特徴量の両方を用いてマッチング結果を推測するため、外観だけでなく幾何学的制約に基づいた位置情報も考慮している。そのため、掌紋のような似た特徴が多く存在している中で、位置関係のバイアスがかかったマッチングペアの作成を実現する。

Micro feature identification of palm images in non-rigid object
[†]MIKA SAKUMA and SATORU FUJITA,
Computer and Information Sciences, Hosei University

4. 評価実験

4.1 実験の概要

iPhone12 のカメラで撮影した掌の RAW 画像 (DNG 形式, 3024x4032px) を 1/4 に圧縮した 756x1008px サイズの画像を実験に用いる. 30 人の左右の掌に対して指を開いた時と閉じた時の 2 パターン用意する. 各掌画像に対して 1 枚の正解画像と 118 枚の不正解画像を実験に適用し, 整合性が取れたペア数で評価する.

4.2 実験結果

図 1 は正解の二枚組画像と不正解の二枚組画像から検出したマッチングペア数のヒストグラムである. 0 点から 150 点の間で正解と不正解の二枚組画像が混在している.

図 2 は図 1 のマッチングペアに RANSAC を適用した後のヒストグラムである. 全体的にマッチングペア数が減少したが, ヒストグラムの形状に変化はなかった.

4.3 考察

図 1, 図 2 において正解の二枚組画像から検出したマッチングペア数が少ないデータが多く存在している. SuperPoint では図形の輪郭や交点など色の濃度差があるところを特徴点として検出するように学習している. そのため, 掌紋のような弱い特徴を検出しにくく, 検出できたとしても弱く似た特徴が多く存在する中で正しい対応関係を取得することは難しいと考えられる. より多くの対応を取るために弱い特徴の差別化を行う必要がある.

図 2 では RANSAC による外れ値検出の影響を受けていないことがわかる. SuperGlue は幾何学的制約に基づいたマッチングを可能にしているため, RANSAC 処理をせずに整合性の取れるマッチングを可能にしていると考えられる.

5. おわりに

掌を用いた物体照合の手法について提案した. 評価実験では, 一部の正解の二枚組画像から多くのマッチングペアを取得できることが確認されたが, 正解と不正解の識別を可能にするほどの差は得られなかった.

今後は, より弱い特徴を検出できるよう特徴量の強化を行い, 様々な強さの特徴をバランスよく検出した照合の研究を進める.

謝辞

本研究は JSPS 研究費 JP20K11777 の助成を受けたものです.

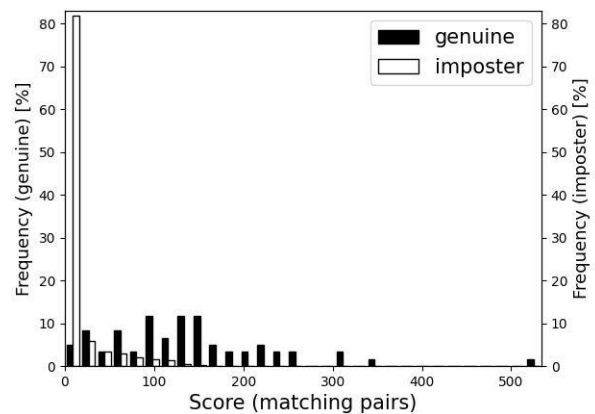


図 1. 検出したマッチングペア数

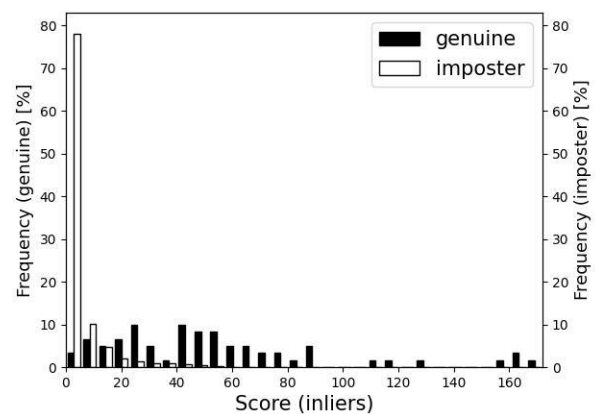


図 2. RANSAC 後のマッチングペア数

文献

- [1] Takahashi Toru, and Ishiyama Rui. FIBAR: Fingerprint Imaging by Binary Angular Reflection for Individual Identification of Metal Parts. 2014 fifth international conference on emerging security technologies. IEEE, 201.
- [2] Daniel DeTone, Tomasz Malisiewicz, and Andrew Rabinovich. SuperPoint: Self-Supervised Interest Point Detection and Description. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. 2018.
- [3] Paul-Edouard, Daniel DeTone, Tomasz Malisiewicz, and Andrew Rabinovich. SuperGlue: Learning Feature Matching with Graph Neural Networks. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2020.