

## 局所特徴量の特徴点位置に基づく クラスタリングを用いた被写体識別

### Multiple Object Detection Using Local Descriptor Clustering Based on Keypoint Locations

比嘉恭太†

岩元浩太†

野村俊之†

Kyota Higa

Kota Iwamoto

Toshiyuki Nomura

#### 1. はじめに

モバイル端末などに付属のカメラを実世界のモノにかざして対象物の情報を検索したいという要求がある。例えば、店頭に並んだ商品や街中の建物にかざして、それらの関連情報を入手するという応用が挙げられる。このような要求に対して、対象物の回転やスケールの変化などに頑健な SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 特徴量 [1] を用いて画像間で共通の被写体を識別する方式 [2] [3] が提案されている。

従来方式 [2] [3] は、入力画像と参照画像の特徴点の対応関係 (対応点) を検出し、対応点の位置関係から画像間の幾何学的整合性を判定し画像間で共通の被写体を識別する。しかしながら、同一被写体が多数存在する、例えば、図 1 のように同じ商品が多数並んでいると画像間での対応点の幾何学的整合性が取れなくなるため、従来方式は被写体の識別が困難になるという問題がある。

そこで本稿は、局所特徴量の特徴点位置に基づくクラスタリングを用いて、多数の同一被写体を識別できる被写体識別方式を提案する。

#### 2. 従来方式

被写体の回転やスケールの変化などに頑健な SIFT 特徴量 [1] を用いて画像間で共通の被写体を識別する方式 [2] [3] が提案されている。従来方式は、画像から局所特徴量を抽出し、画像間の特徴点の局所特徴量間距離を用いて対応点を検出し、対応点の位置関係から画像間での幾何学的整合性を判定することにより画像間で共通の被写体を識別する。

対応点の検出では、入力画像の任意の特徴点と参照画像の全ての特徴点との局所特徴量間のユークリッド距離を算出し、最小の距離値と 2 番目に小さい距離値との比率が閾値以下ならば、最小距離値の特徴点を対応点と判定する。

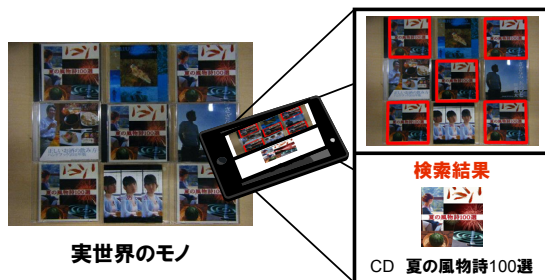


図 1 同一商品の多数同時検索

2 つの局所特徴量間距離の比率を用いることで、他の特徴点と比較して十分に局所特徴量間距離が小さい対応点のみを検出できるため、誤対応を抑制できる。

幾何学的整合性の判定では、対応点の位置関係を用いて画像間の幾何変換パラメータを推定する。推定する幾何変換モデルには基礎行列や射影変換行列などが用いられ、幾何変換パラメータの推定方法にはロバストな推定が可能な RANSAC (RANdom SAmple Consensus) [4] が用いられる。RANSAC で推定した幾何変換パラメータに対して整合する対応点を *inlier*、それ以外の対応点を *outlier* とする。*outlier* に対して *inlier* が十分多ければ、推定した幾何変換パラメータの信頼度が高いと判断できるため、画像間で共通の被写体が含まれていると判定する。このように SIFT 特徴量と RANSAC を用いることで被写体を識別できる。

同一被写体が多数存在する場合の対応点検出結果を図 2 に示す。同一被写体が多数存在すると、ある一つの被写体の対応点に対してそれら以外の対応点が全て *outlier* となる。すなわち、*inlier* に対して *outlier* が極端に多くなる。RANSAC などのパラメータ推定法は、*inlier* 数が対応点数の 50% 以下になると推定性能が低下することが知られている [5]。したがって、同一被写体が多数存在する場合、従来方式は被写体の識別が困難になるという問題がある。

#### 3. 提案方式

提案方式は、入力画像中の対応点をそれらの位置に基づいてクラスタリングし、クラスごとに対応点の位置関係を用いて画像間の幾何学的整合性を判定することにより入力画像中の多数の同一被写体を識別する。提案方式は、クラスごとに幾何学的整合性を判定することで、一つの被写体に対する *outlier* を抑えることができる。

提案方式のフローチャートを図 3 に示す。図 3 に示すように、提案方式は画像から局所特徴量を抽出し、入力画像と参照画像の特徴点の局所特徴量間距離を用いて対応点を検出する。次に、入力画像上の対応点をそれらの位置に基づいてクラスタリングする。クラスタリングには文献 [6] に記載の方式を用いる。次に、クラスごとに対応点の位



図 2 同一被写体が多数ある場合の対応点検出結果

† NEC 情報・メディアプロセッシング研究所

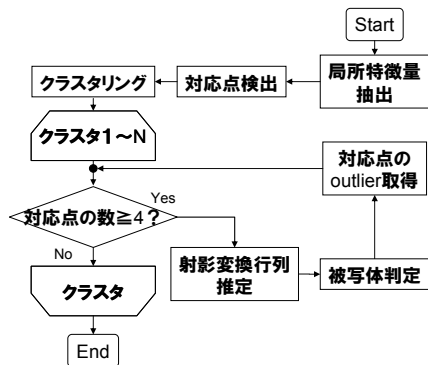


図 3 提案方式のフローチャート

置関係を用いて画像間の幾何変換パラメータを RANSAC で推定し、推定した幾何変換パラメータに整合する対応点を inlier, それ以外を outlier とする。幾何変換モデルには射影変換行列を用いる。outlier に対して inlier が十分多ければ画像間で共通の被写体と判定する。さらに、提案方式は outlier と判定した対応点のみを用いて RANSAC により幾何変換パラメータを再度推定する。これにより、複数の被写体の特徴点を誤って同一のクラスタに分類した場合でも被写体を個別に識別できる。

クラスタリング結果の一例を図 4 に示す。図 4 左の画像は対象物を、右の画像の丸は対応点を示している。対応点はクラスタごとに同一の色で示している。なお、図中の線はクラスタリング結果の視認性を高めるために、手動で付与したクラスタ境界である。図 4 より、対象物ごとに対応点をクラスタリングできていることがわかる。

#### 4. 実験

同一被写体が多数存在する画像を用いて提案方式を評価する。本実験では、検索対象を図 4 左の CD とし、20 個の対象物が存在する画像を 30 枚 (対象物 600 個) 用いた。本実験では文献 [7] で提案されているコンパクトな局所特徴量を用いた。実験の結果、従来方式は被写体を適切に識別できなかったが、提案方式の識別精度は 97.5% (585/600) であった。実験結果の一例を図 5 に示す。図 5 の左の画像は従来方式の結果の一例を、右の画像は提案方式の結果の一例を、矩形は検出領域を示している。図 5 左に示すように、従来方式は同一被写体が多数存在すると inlier に対して outlier が極端に多くなるため、被写体を適切に識別できていない。その結果、検出領域を示す矩形がつぶれている。一方、図 5 右に示すように、提案方式は同一被写体が多数

図 4 クラスタリング結果の一例  
(左: 対象物, 右: クラスタリング結果)

存在しても被写体を個別に識別できていることがわかる。

#### 5. おわりに

本稿は、局所特徴量の特徴点位置に基づくクラスタリングを用いた被写体識別方式を提案した。提案方式は、入力画像中の対応点をそれらの位置に基づいてクラスタリングし、クラスタごとに入力画像と参照画像の対応点の位置関係から幾何学的整合性を判定することにより入力画像中の多数の同一被写体を識別する。同一被写体が 20 個存在する 30 枚の画像を用いて提案方式を評価した結果、提案方式の識別精度は 97.5%であることを示した。

#### 参考文献

- [1] D. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," *Proc. 7th IEEE ICCV*, vol. 2, pp. 1150-1157, 1999.
- [2] J. Philbin, *et al.*, "Object retrieval with large vocabularies and fast spatial matching," *Proc. IEEE Conf. CVPR*, pp 1-8, 2010.a
- [3] S.S. Tsai, *et al.*, "Fast geometric re-ranking for image-based retrieval," *Proc. IEEE Int. Conf. ICIP*, pp. 1029-1032, 2010.
- [4] M.A. Fischler, *et al.*, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Commun. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, 1981.
- [5] D. Lowe, "Distinctive image features from scaleinvariant keypoints," *Int. J. Comput. Vis.*, no. 60, vol. 2, pp. 91-110, 2004.
- [6] 目木義久, 他, "教師なしクラスタリングによって未知データの階層的なクラスタ構造を推定する競合モデル", 電子情報通信学会論文誌 D-II, vol. J81-D-II, no. 9, pp. 2200-2210, 1998.
- [7] K. Iwamoto, *et al.*, "Compact binary local descriptor for object identification," FIT, 2012.



図 5 実験結果 (左: 従来方式の結果, 右: 提案方式の結果, 画像中の矩形: 検出領域)