

局所特徴量の出現位置分布に基づく特定物体認識手法

大関 陽裕[†] 大野 将樹[‡] 獅々堀 正幹[‡]徳島大学 先端技術院科学教育部[†] 大学院ソシオテクノサイエンス研究部[‡]

1. はじめに

近年、スマートフォンやデジタルカメラの普及に伴い、画像データを取り扱う事が一般的となってきた。大規模な画像データを効率的に扱う方法は、画像認識として広く研究されており、大きく特定物体認識と一般物体認識に分かれる。本研究では特定物体認識を取り上げ、改善に取り組む。

特定物体認識では、SIFT 特徴量[1]などの局所特徴量を用い、Bag-of-Features のようなベクトル量子化手法を用いて認識をするのが一般的である[2]。しかし、対象となる物体以外の特徴点とマッチングすることが問題となる。そこで、本研究では、あらかじめ局所特徴量を出現位置によってクラスタリングし、局所特徴量の出現位置の分布に基づいて検索対象画像を分割し、分割画像毎に特徴点とのマッチングを行うことで、誤検出を減らす。

2. 関連研究

特定物体認識は、一般物体認識より容易であるとされているが、交通道路標識の認識[3]や機械用基板における物体認識[4]など、需要は様々であり、画像認識分野において幅広く研究されている。[3]においては、特徴点の位置に着目した手法を用いており、対応点と基準となる特徴点の位置関係を比較し、誤検出を減らす工夫がなされている。認識率も 89%と高く、実用化が期待されている。

3. 提案手法

提案手法では局所特徴量を画像から検出し、特定物体の写っている画像の検索を行う。その際に、画像ごとに類似度を決める必要があるが、本手法では物体領域を分割するため、検出した特徴点を出現分布によってクラスタリングする。その結果を元に画像を分割することで、一つの画像を局所特徴量の集まった物体ごとに分割する(図 1)。クラスタリング手法としては、データマイニングの分野において広く用いられている K-Means++法を用いて行う。

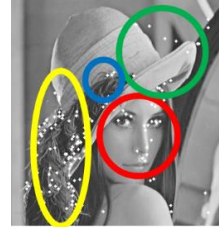


図 1: クラスタリングのイメージ

3.1 特定物体の検索システムの概要

検索精度の比較のため、特定物体を類似度ごとに出力する検索システムを実装した。実装した検索システムの流れを図 2 に示す。動画から抽出したキーフレーム画像から特徴量を抽出し、データベースに登録する。クエリ画像からも特徴量を抽出し、データベースに登録された特徴量との比較を行う。

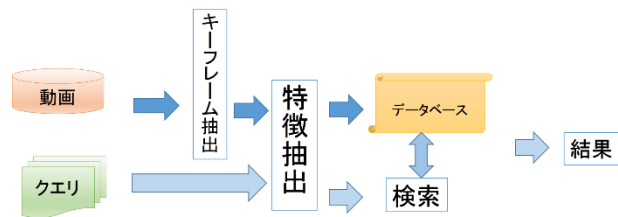


図 2: 検索システムの流れ

3.2 データベース登録

データベースには分割したクラスタごとに局所特徴量を登録する。局所特徴量には SIFT を用いるため、画像数×クラスタ数×128 次元で構成される。

誤検出防止のため、データベース登録時に色情報を用いてノイズを削減する。あらかじめ検索物体の全体に対する色情報の割合を計算しておき、それを元に閾値を設ける。色空間には HSV を使用し、クラスタの HSV の割合が閾値以下であればデータベースには登録しない。

3.3 類似度算出

SIFT 特徴のユークリッド距離の合計を計算する事で求める。最終的な結果として、システムによって類似度が高いと出力された画像に検索物体が写っているかどうか精度の基準となる。

4. 実験

4.1 データベース作成用画像

データベース画像として、映像コンテンツの解析や検索の高度化を目的とした競争型プロジ

A Method of Specific Object Recognition Using the Distribution of Local Features

Akihiro OZEKI[†], Masaaki OONO[‡] and Masami SHISHIBORI[‡]
^{†‡}Department of information science and intelligent systems,
 Tokushima University

ェクトである TRECVID[5]のインスタンスサーチタスクで用いられる動画を短い時間で分割した画像を用いる。画像の枚数はおよそ 50 万枚となり、対象となる物体が写っているも、画質や角度が異なっている。

4.2 実験内容

手法の比較として、以下の3つの実験を行った。

- 実験 1
SIFT 特徴量をそのままデータベースに登録し、画像ごとに類似度を求める。
- 実験 2
クラスタリングを施し、クラスタごとにデータベースに登録する。
- 実験 3
クラスタリングを施し、HSV 閾値による色情報を反映させてデータベースに登録する。

また、検索するクエリ画像を図 3 に示す。検索結果の上位 200 件中にどれだけ検索対象が含まれているかを評価対象とし、比較を行う。クラスタリング時に用いる K-Means++法においては K=8 としてデータベースを作成した。



図 3:クエリ画像

4.3 実験結果

それぞれの実験結果を表 1 に示す。実験 1 から実験 3 に進むにつれ、対象画像が上位 200 件に含まれている割合が向上している事が分かる。特に画像 1 においては従来手法である実験 1 と提案手法である実験 3 を比較すると、36%向上させる事ができた。

表 1 :実験結果(上位 200 件に含まれる割合)

	実験 1	実験 2	実験 3
クエリ画像 1	14%	25%	50%
クエリ画像 2	0%	0%	3%
クエリ画像 3	5%	12%	17%
クエリ画像 4	82%	90%	95%

5. 考察

実験結果を従来手法より向上させることができたことから、本手法により従来手法で発生していた特徴点の誤対応は減ったと考えられる。また、実験 2 と実験 3 を比較しても精度の向上が見られることから、色情報によるノイズ画像の除去についても有効であると考えられる。

クエリ画像の画質の差によって結果が左右されてしまい、画質の悪いクエリ画像 2 の結果は提案手法でも検出率は 3%であった。特徴量に SIFT を用いていることも画質の影響を受けている原因と考えられるため、特徴量そのものについても含めて画質の影響を受けない改良を行う必要がある。また、クラスタ数やデータベースに登録する特徴点の個数、実験 3 での HSV の値などは一定の数値でしか実験を行っていないため、実験の回数を増やし、最適な数値を探す必要がある。

クエリ画像についても 1 つのクエリ(ビールのロゴ)に対してのみの実験しか行っていないため、複数のクエリに対しての実験も行い、比較を行う必要がある。

6. まとめ

特定物体認識手法として、局所特徴量のクラスタリングによって画像を分割し、分割した画像に対して特定物体の検索を行い、従来手法との比較をおこなった所、精度の向上が見られた。今後は実験の試行回数を増やし、より考察を深めることで、更なる精度向上を目指したい。

参考文献

[1] D.G.Lowe, “Object recognition from local scale-invariant features”, Proc.of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.1150-1157, 1999.
 [2] Z. Zhao, Y. Zhao, Y. Hua, W. Wang, D. Wan, G. Jia, Z. Li, F. Su and A. Cai: “Bupt-mcpr1 at trecvid 2012”, TRECVID 2012 Workshop Notebook, 2012.
 [3] 高木雅成, 藤吉弘亘, “SIFT 特徴量を用いた交通道路標識認識”, 第 13 回画像センシングシンポジウム SSII07, LD2-06, 2007.
 [4] 三吉建尊, 越野亮, 木村春彦, “HOG と Bag of Keypoints を用いた工作機械用制御盤内における物体認識に関する研究”, 第 27 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 1183-1188, 2011.
 [5]TRECVID, <http://trecvid.nist.gov>