

令和元年6月7日現在

機関番号：33910

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2016～2018

課題番号：16K00253

研究課題名（和文）多様体表現によるアフィン不変特徴記述に関する研究

研究課題名（英文）Factored Representation of Local Feature Set for Affine Invariant Matching

研究代表者

藤吉 弘亘（FUJIYOSHI, Hironobu）

中部大学・工学部・教授

研究者番号：20333172

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,600,000円

研究成果の概要（和文）：ASIFTのような従来の多視点記述子は、パッチ画像の多くのオンラインのアフィン変換を必要とする。そこで、我々はオンラインアフィンワーピングを必要としないアフィン不変量記述子を提案する。提案した記述子は、特徴記述フィルタとパッチ画像間の内積として特徴記述子を表現する。特徴記述フィルタ群は事前にアフィン変換を実行することができる。また、特異値分解を用いてフィルタ群をコンパクトに表現することができ、任意の連続アフィンパラメータに対して特徴量を記述することが可能となる。評価実験により、提案手法はキーポイントマッチング性能を維持しながら、従来手法より効率的に多視点特徴量を記述することを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

撮影位置を不連続にして撮影した画像には、視点変化によって生じる変化が含まれる。このような画像をつなぎ合わせるには、視点変化に影響を受けない特徴量記述が必要となる。本研究成果はこの問題を解決するアプローチであり、従来法より大幅な高速化を実現したことで、携帯型デバイスにおいての実行が可能となる。これにより、画像認識技術を用いた様々なアプリケーションの開発に貢献できる。

研究成果の概要（英文）：Conventional multi-viewpoint descriptors, such as Affine SIFT (ASIFT), require much online affine-warping of a patch image to precisely match images that have viewpoint changes. Therefore, we propose affine invariant descriptor without conventional heavy online affine-warping. To this end, the proposed descriptor represents traditional local descriptors as the inner product between “feature-description filters” and a local patch image. By using feature-description filters, we can conduct affine-warping efficiently using pre-computed filter sets. In addition, affine-warped filters can be compactly represented using a factorization method, and the multi-viewpoint local features can be generated for arbitrary continuous affine parameters. Experimental results indicate that the proposed descriptor describes multi-viewpoint features more efficiently than conventional affine invariant descriptors while maintaining the keypoint matching performance.

研究分野：画像認識

キーワード：キーポイントマッチング 特徴記述 多視点記述子

1. 研究開始当初の背景

画像間に強い視点変化を伴う画像のキーポイントをマッチングする場合、Affine SIFT (ASIFT) のように入力画像に様々なアフィン変換を施し、多視点特徴量を記述することが有効である。強い視点変化に対して高精度にキーポイントマッチングを行うには、画像のアフィン変換をオンライン処理で密に行う必要がある。これは、大量のアフィンパラメータにより画像変換の実行回数が多くなることを意味しており、計算コストが非常に高くなるという問題が生じる。

2. 研究の目的

本研究では、オンライン処理での画像のアフィン変換を必要としない効率的な多視点特徴量記述の実現を目的とする。提案手法では、特徴量記述関数を線形演算のみで設計することで実現する。提案する特徴量記述子の線形モデルでは、パッチ画像の輝度に特徴量記述フィルタを直接畳み込むことで特徴量を計算する。これにより、画像ではなく特徴量記述フィルタにオフライン処理でアフィン変換関数を適用することが可能となる。アフィン変換した全ての特徴量記述フィルタとパッチ画像の内積により ASIFT と同様の多視点特徴量を記述することができる。

3. 研究の方法

(1) 線形モデルによる多視点特徴量

提案手法では、多視点特徴量を線形モデルにより計算する。線形モデルによる特徴量は、特徴量記述フィルタ W とパッチ画像の単純な内積で特徴量を記述する。

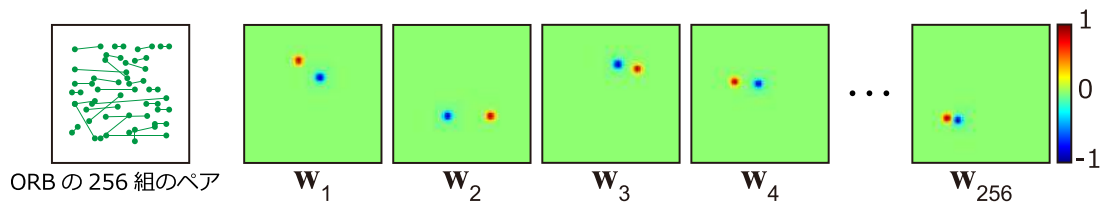


図 1: ORB に基づいて設計した特徴量記述フィルタ

提案手法では ORB に基づいてフィルタを設計する。ORB は学習された 256 組のピクセルペアの輝度差により特徴量を記述する。図 1 に示すように、ORB の各ピクセルペアの位置に +1 と -1、それ以外に 0 を割り当てた特徴量記述フィルタを生成する。視点変化を伴う画像間のホモグラフィ行列は、局所領域であることを仮定するとテイラー展開により線形なアフィン行列で近似することができる。このアフィン行列を用いて、特徴量記述フィルタにアフィン変換を施す。

(2) 特徴量記述フィルタのコンパクト化

多視点特徴量を記述するためには、アフィン変換された膨大な枚数の特徴量記述フィルタと画像との内積計算が必要となる。アフィン変換された特徴量記述フィルタの枚数は 147, 456 (= 576 × 256) 枚となる。このフィルタ群から構成される行列を図 2 に示すように SVD を用いてコンパクト化する。

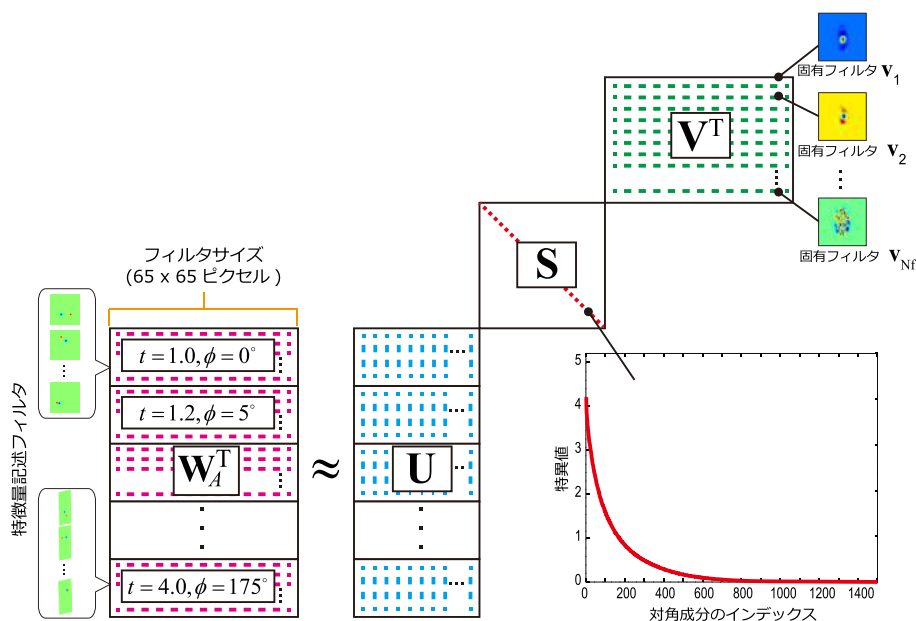


図 2: SVD によるアフィン変換した特徴量記述フィルタ群のコンパクト化

行列 V の列ベクトルはフィルタとみなすことができるため“固有フィルタ”と呼ぶ. また, 行列 U と行列 S の積である US の列ベクトルは, 固有フィルタ v の重み係数として作用する“固有関数”である. 行列 S は対角成分に特異値を持ち, 図 2 に示すように上位の要素のみ大きな値を持ち, 下位の要素では 0 に近い値となる. 従って, 全ての固有フィルタを使用する必要はなく, 大きな特異値を持つ上位の固有フィルタを用いてアフィン変換された特徴量記述フィルタを近似することができる.

(3) 固有関数の連続関数フィッティング

SVD から得られる固有関数は離散的な値しか持たない. そのため, アフィン変換された特徴量記述フィルタは視点合成で事前に生成したアフィンパラメータでしか再構成することができない. そこで, SVD から得られた離散的な固有関数を連続関数でフィッティングする. 固有関数はアフィンパラメータに依存する要素によって構成されるベクトルと固定係数によって構成される行列に分離することができる. よって, 多視点特徴量は行列演算で計算することができる. アフィンパラメータベクトルに任意の連続アフィンパラメータを与えることで, 無数の多視点特徴量を効率的に生成することが可能となる.

(4) 固有関数の連続関数フィッティングと部分空間特徴量

因子分解法に基づく多視点特徴量は各アフィンパラメータにおいて独立した特徴量となる. ここでは, 様々なアフィンパラメータで得られた多視点特徴量群を部分空間表現する. 多視点特徴量を無数に増やすのではなく, 図 3 に示すように PCA により本質的な要素のみを使用して特徴量を記述する. これにより, 対応点探索において, アフィン部分空間特徴量は単純なユークリッド距離で 2 画像間の特徴量を比較することができる.

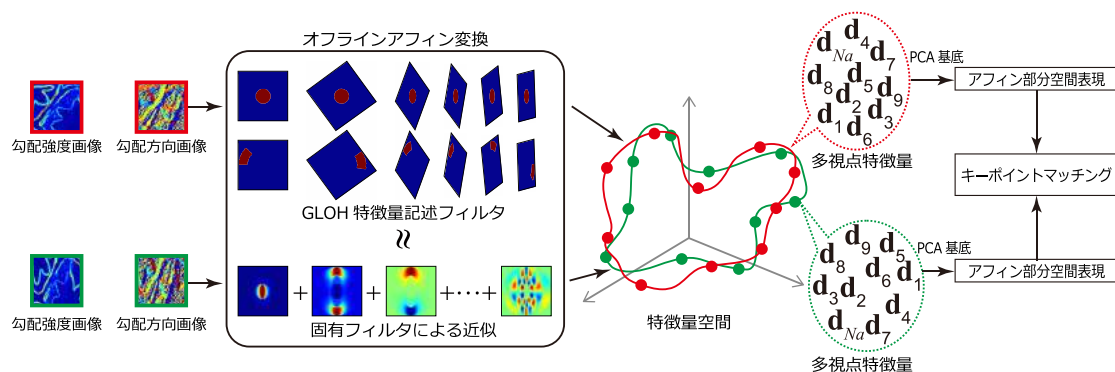


図 3: 多視点特徴量の部分空間表現

4. 研究成果

(1) キーポイントマッチング性能の比較実験

提案手法と従来の特徴量記述子との精度を比較する. 比較手法は SIFT, ORB, ASIFT, AORB, 提案手法である. AORB は, ASIFT の特徴量記述子を SIFT から ORB に置き換えた手法であり, その他の処理は全て ASIFT と同じである. 全ての手法においてキーポイント検出器は Difference-of-Gaussian (DoG) を使用する. データセットは {“Graffiti” (射影変換), “Boat” (回転+スケール変化), “Leuven” (照明変化), “Bikes” (ぼかし), “UBC” (JPEG 圧縮), “Grace” (射影変換), “Underground” (射影変換)} の 7 シーンを使用する.

表 1 各手法の平均マッチング率[%]と処理時間[s]

	射影変換	回転+スケール変化	照明変化	ぼかし	JPEG 圧縮	処理時間
SIFT	63.0	79.93	80.90	83.27	56.13	2.46
ORB	60.46	78.36	79.56	80.01	45.86	2.38
ASIFT	77.90	86.47	85.92	85.66	75.52	187.51
AORB	74.62	83.92	86.26	86.53	72.65	184.90
提案手法	74.97	85.00	84.64	88.20	68.86	95.24

表 1 に各データセットの平均マッチング率を示す. 射影変換のデータセットにおいて, 提案手法は ASIFT よりも多少劣るが, AORB と同等の精度を達成している. また, その他の見えの変化を伴うデータセットにおいても提案手法は従来法よりも精度が向上していることが確認できる. 提案手法と従来法のキーポイントマッチングで必要とする処理時間を比較する. 提案手法は ASIFT と比較して約 4.2 倍高速な処理が可能である.

(2) 従来の多視点特徴量記述子との比較

多視点特徴量記述子と比較を行う。比較する手法として提案手法(ORB-like), 提案手法(GLOH-like), ASIFT, ASR-naive, ASR-fastを使用する。全ての手法においてキーポイント検出とオリエンテーション推定方法は SIFT を使用する。評価用データセットは, Oxford matching dataset と RDED dataset から { “Wall”, “Posters”, “Underground” } の 3 シーンを使用する。

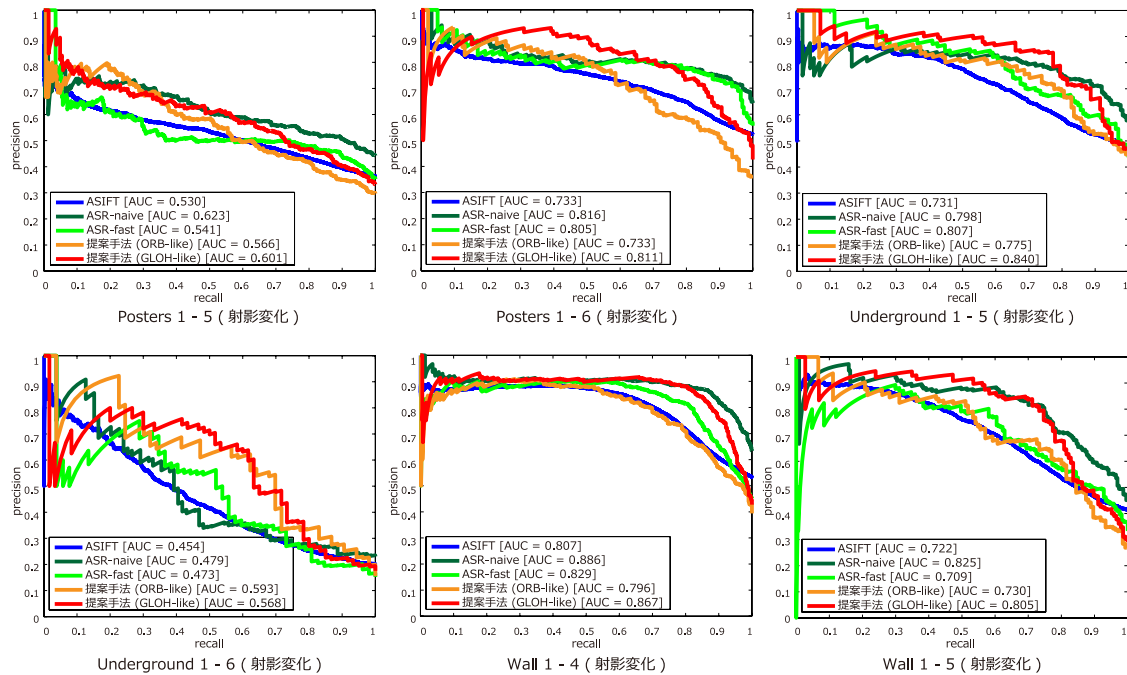


図 4: 異なる視点変化におけるキーポイントマッチングの精度

図 4 に異なる視点変化におけるキーポイントマッチングの精度を示す。実験結果から, 提案手法は多くのシーン画像において ASIFT より高い精度が得られていることが確認できる。提案手法の AUC は ASIFT よりも 8%以上向上していることがわかる。また, 提案手法は ASR-naive と同等の精度が得られ, { “Underground 1-5”, “Underground 1-6” } のシーンにおける提案手法 (GLOH-like) の AUC は ASR-naive よりそれぞれ 4.2% と 8.8% 高い結果が得られた。ここで重要な点は, ASIFT と ASR-naive はアフィン変換をオンライン処理で行う手法であり, 提案手法はオンラインのアフィン変換を行うことなく従来法と同等以上の精度を達成することができた。次に, 視点合成に基づく多視点特徴量記述子のキーポイントマッチングの処理時間を比較する。実験に使用した計算機の CPU は Intel Xeon 3.33GHz である。図 5 に各多視点特徴量記述子の処理時間の比較を示す。図の x 軸は ASIFT の処理時間を 100% として表示している。提案手法 (GLOH-like) は ASIFT と比較して 6.6 倍高速な処理が可能である。提案手法は ASIFT のようにオンラインのアフィン変換処理を必要としないため, 高速なキーポイントマッチングを実現することができた。提案手法では, ASIFT や ASR-naive よりも多くのアフィン変換パラメータを使用しているにもかかわらず, 従来法よりも高速かつ効率的なキーポイントマッチングを実現することが確認できた。

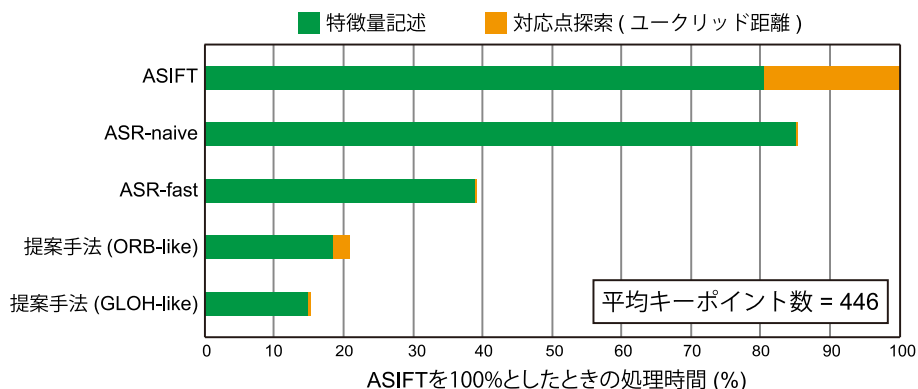


図 5: ASIFT の処理時間を 100% として表示した場合の各多視点特徴量記述子の比較

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 (計 0 件)

〔学会発表〕 (計 5 件)

- [1] Kohei Kawai, Takahiro Hasegawa, Yuji Yamauchi, Takayoshi Yamashita and Hironobu Fujiyoshi, “Compactification of Affine Transformation Filter Using Tensor Decomposition”, The 25th IEEE International Conference on Image Processing(ICIP), 2018.
- [2] 河合康平, 長谷川昂宏, 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘, “特異値分解に基づくコンパクトなアフィン画像特徴記述”, 電気関係学会東海支部連合大会, 2017.
- [3] 長谷川昂宏, 安倍満, 上瀧剛, 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘, “アフィン変換特徴量記述子と下界 算出に基づく距離計算によるキーポイントマッチング”, 画像の認識・理解シンポジウム, 2017.
- [4] 長谷川昂宏, 安倍満, 石川康太, 上瀧剛, 山内悠嗣, 山下隆義, 藤吉弘亘, “画像マッチングのための 因子分解による局所特徴量表現”, 画像の認識・理解シンポジウム, 2016.
- [5] T. Hasegawa, M. Ambai, K. Ishikawa, G. Koutaki, Y. Yamauchi, T. Yamashita, and H. Fujiyoshi, “Multiple-hypothesis Affine Region Estimation by Anisotropic LoG Filters”, Meeting on Image Recognition and Understanding, 2016.

6. 研究組織

(1)研究分担者

研究分担者氏名：上瀧 剛

ローマ字氏名：(KOUTAKI, Gou)

所属研究機関名：熊本大学

部局名：大学院先端科学研究部 (工)

職名：准教授

研究者番号 (8 桁)：20582935

(2)研究協力者

研究協力者氏名：安倍 満

ローマ字氏名：(AMBAI, Mitsuru)

※科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。