

# 複数の局所特徴ベクトルを用いた対応付けの安定化に関する研究

辻田匡貴<sup>†</sup> 和田俊和<sup>†</sup>

**概要:** 本報告では、画像から検出されたキーポイントの対応付けを行ういくつかの方法について、比較、検討を行う。現在、SIFT や SURF など、画像の局所特徴の類似性（近接性）に基づくキーポイント間の対応付け計算は幅広い用途で用いられている。これは、同一物体を異なる条件で撮影した画像間の対応付け問題などでは安定かつ正確な対応付けが行える方法であるが、これ以外にもいくつかの対応付け方法がある。例えば、第一最近傍までの距離が一定値以上であれば対応付けを行わない、第二最近傍までの距離に対する第一最近傍までの距離の比が閾値以上であれば対応付けを行わない、双方向で最近傍探索を行いともに第一最近傍であった場合にのみ対応付けを行う、などの手法が考えられる。さらに、キーポイント周辺の特徴が類似しているか否かを評価することも可能であり、本報告ではその具体的計算法も提案する。これら対応付けの方法について、ベンチマークテストを行い、どの手法がどのような場合に有効であるのかを検討する。

**キーワード:** SIFT, 局所特徴量, 最近傍探索, 幾何学変換

## Point correspondence stabilization using multiple local features

MASAKI TSUJITA<sup>†</sup> TOSHIKAZU WADA<sup>†</sup>

**Abstract:** This report compares several key-point correspondence methods. Currently, point correspondence methods using local features, e.g. SIFT, SURF and so on, are widely applied to many Computer Vision problems. In these applications, proximal feature points are corresponded, that can be found by performing Nearest Neighbor (NN) search for features extracted from an image and finding the 1-NN features from the other image. However, other methods can be applied to this problem. For example, proximal feature point correspondence with thresholding (pairs having minimal distances greater than given threshold are not corresponded), feature point correspondence with ambiguity reduction (pairs are not corresponded when 1-NN and second-NN distances are close), bi-directional correspondence (pairs are corresponded when the pairs are mutually 1-NN). Also, point correspondence with surrounding local features can be applied. The last method is proposed in this report and benchmarking between these methods are reported.

**Keywords:** Scale Invariant Feature Transform, Local Features, Nearest Neighbor Search, Geometric Transformation

### 1. はじめに

図 1 は SIFT [1]を用いた画像間の対応付けの例を示している。この図は、原画像と縮小・回転の変形を加えた画像の 2 枚のそれぞれで SIFT を用いて特徴量を抽出し、求められたキーポイントの特徴ベクトル間で最近傍探索により対応付けした結果を、キーポイント間の線で表したものである。SIFT を用いると多くの場合、この図のように、ほとんどの点の正しい対応付けを求めることができ、点对応付けにお

ける SIFT の有効性が確認できる。

しかし SIFT を用いても対応付けが難しい場合もある。図 2 のように画像中に他の部分と明確に異なる顕著なキーポイントが存在せず、類似したパターンが連続するような場合である。このように、画像から SIFT を用いて特徴量を抽出しても、求められた特徴量が相互に類似して居る場合には、正しい対応付けを求めることは困難である。

このような問題に対して、従来から、より頑健で安定な対応付けをもたらす「特徴」に関する研究は行われてきたが、キーポイント間の「対応付け方法」に関しては、殆ど研究が行われてこなかった。

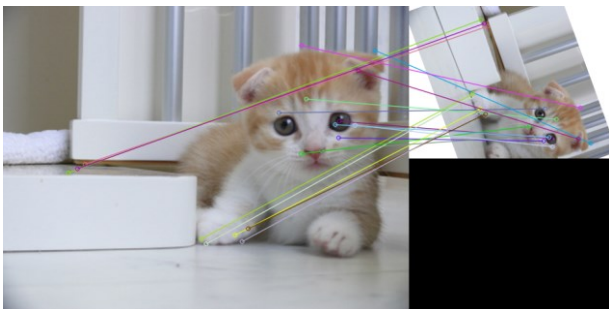


図 1 縮小・回転を加えた画像との対応付け



図 2 顕著なキーポイントのない画像間での対応付け

<sup>†</sup> 和歌山大学  
Wakayama University

本研究では、局所特徴量を用いて画像間の対応点探索問題で、誤った対応を削減し、正しい対応付けを増やす対応付け方法について検討する。特に、キーポイントの対応付けにおいて、個々のキーポイントを独立に対応付けるのではなく、周囲の点についても矛盾無く対応付けられるかどうかを調べることで、誤対応の削減を実現する方法について検討する。

## 2. 対応付けの安定化

本研究では、SIFTを用いて特徴量を計算し、対応点を探索する際に既存の処理に追加の処理を行うことで安定化を目指す。

異なる2枚の画像で対応付けを行った際に、全特徴ベクトルが完全に一致することはない。対応付けられた1組のキーポイントの特徴量が一致することでさえもないと言える。つまり、SIFTのような安定的な特徴量を記述する手法ですら誤対応が発生する可能性がある。そこで、対応付けを行う際に最近傍の特徴点を探索した後に、周囲にいくつか特徴量を記述する。その特徴量を含めて特徴ベクトルの類似度を再計算することにより、対応付けの安定化を目指す。

### 2.1 既存手法とその問題点

SURF [2]やKAZE [3], AKAZE [4]といった既存手法として画像の特徴量を記述するアルゴリズムは多数存在する。特徴量の算出方法や特徴量の次元の差はあるが、求めた特徴量を用いて対応付けを行う際には特徴量空間での最近傍探索を行い、対応付けを行っている。その計算の際に1つの特徴ベクトルに対して最も近い1つの特徴ベクトルを探索する。この計算方法では偶然正しい特徴ベクトルよりも似た特徴ベクトルが存在した場合に誤った対応付けをしてしまう。

そこで、最近傍探索を行った後に対応付けられたキーポイントの周囲に新たに特徴量を計算し、1組の対応付けに関して複数の特徴ベクトルで類似度を計算することによってこの問題の回避をしたい。以下にどのように複数のキーポイントをどのように配置し、類似度を求めるかを記す。

### 2.2 幾何学変換の変換式

最近傍のキーポイントを探索した後に、それぞれのキーポイントの周囲に同じ数のキーポイントを配置する。この処理を行う際に、配置するキーポイントは最近傍の対応付けられた2つのキーポイントをそれぞれ基準として同じ位置に配置しなければならない。その方法を以下に示す。

SIFTでは、スケールやオリエンテーションを正規化した上で特徴量を記述している。この点を利用することにより、新たなキーポイントを2つの基準となるキーポイントの周囲に正しく配置できる。

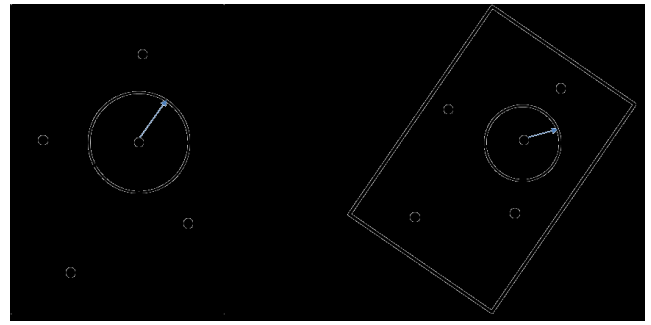


図3 基準画像 (左) とクエリ画像 (右)

例として図3を挙げる、2つの矩形は画像を、黒点を検出されたキーポイント、 $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ はキーポイントの中で対応付けられた組、円を $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ のスケール、矢印を $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ のオリエンテーションの向きとする。 $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ の要素として画像内の位置情報  $x$ ,  $y$  とオリエンテーション  $\theta$ , スケールの  $s$  がある。これらの情報を用いることによって、異なる2つの画像間の幾何学変化が計算可能である。計算方法は以下の通り。

- 1: クエリ画像の $\mathbf{v}_2$ が中心になるようクエリ画像を $(-x_2, -y_2)$ の平行移動
- 2:  $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ のオリエンテーションが同じ向きになるようクエリ画像を回転
- 3: 2つの画像サイズが同じになるようスケールの比 $s_1/s_2$ でクエリ画像を拡大縮小
- 4: 2つの画像の座標を合わせるために $(+x_1, +y_1)$ の平行移動

以上4つの幾何学変化の計算をまとめると、基準画像内の任意の特徴点 $\mathbf{v}(x, y, \theta, s)$ の変換後の値 $\mathbf{v}'(x', y', \theta', s')$ は以下のように求められる。

$$d = \theta_1 - \theta_2$$

$$r = s_1/s_2$$

$$x' = \{x_2 \cos d - y_2 \sin d - x \cos d + y \sin d\}r + x_1$$

$$y' = \{x_2 \sin d + y_2 \cos d - x \sin d - y \cos d\}r + y_1$$

$$\theta' = (\theta_2 + d + 360) \bmod 360$$

$$s' = sr$$

この計算式により、 $\mathbf{v}_1$ ,  $\mathbf{v}_2$ の周囲に正しく新たなキーポイントを配置することが可能になる。

### 2.3 対応付け判定

2.2 でキーポイントの配置に関する問題は解決することが出来た。では、配置したキーポイントを含めた複数の特徴ベクトルを用いてどのように類似度を計算するかを以下に記す。

基準画像側の仮対応付けされたキーポイントとその周辺にあるキーポイントを  $v_1$  とする。またクエリ画像側のキーポイントも同様に  $v_2$  とする。このとき、 $v_1$  と  $v_2$  の類似度  $S(v_1, v_2)$  を以下のように定義する。

$$S(v_1, v_2) \equiv \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{v_{1i} v_{2i}}{\|v_{1i}\| \|v_{2i}\|}$$

但し、 $n$  を仮対応付けと新たに配置したキーポイントの組の総数とする。

この式は部分空間法やその一種である類似度法と似た考えを元に作成したものである。対応する特徴ベクトルの内積をベクトルの大きさの積で割ることにより特徴ベクトルの間の角度を  $\theta$  とする  $\cos \theta$  が求められる。これは対応する特徴ベクトルが似ているほど間の角が小さくなり  $\cos \theta$  の値が 1 に近づく。これを特徴ベクトルの組の数だけ求めその和を取る。最後に組の総数で割ることにより各特長ベクトルの組の平均の値が求められる。この値が 1 に近づけば近づく程仮対応付けを行ったキーポイントの組が正確であることの信頼度が増す。逆に偶然対応付けられてしまった誤ったキーポイントの組では周囲に配置した新たなキーポイントは式の値が小さく 0 に近づくと予想されるので誤対応として対応付けを解除出来る。

### 3. 実験

本手法の性能を確認するため、基本画像と変換画像のデータセットで対応付けを行い、その精度を確認する。このデータセットに関しては後述する。

ここでは、SIFT を用いて画像の特徴量を計算し、最近傍探索でキーポイントの対応付けを求めた結果を仮対応付けとする。その後提案手法である処理を行い、正しいと判断された仮対応付けの組を対応付けの結果とする。その結果の精度と各種手法の精度を比較する。

#### 3.1 実験方法

実験にはオープンソースのコンピュータ・ビジョン・ライブラリである OpenCV を用いる。

OpenCV で SIFT を用いて画像の特徴量を算出した後、画像間で特徴空間内の最近傍探索を行う。その結果である対応付けを特徴空間内での距離で昇順にソートしたものを上記の仮対応付けとする。その仮対応付けの組に対して順に提案手法の処理をする。その結果正しい対応付けをしていると判定された組だけを取り出したもの対応付けとする。その対応付けがされたキーポイントの組の内どれだけの割

合が真に正しい対応付けかを Leuven 大学の公開画像 [5] を用いて評価する。これは 1 枚の基準画像に対して程度の異なる 5 つの変換画像のデータセットである。今回の実験では基準画像を No.1 とし、変換画像 No.2~No.6 は変化が激しいもの程数字が大きいものとする。



図 4 基準画像の例

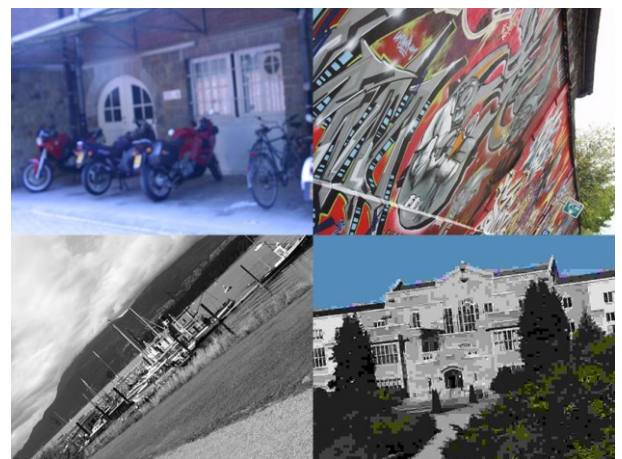
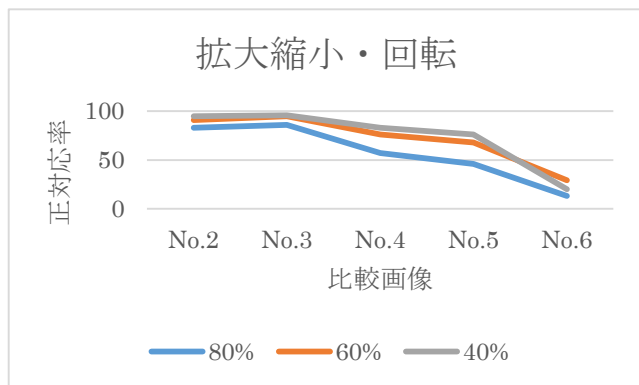


図 5 変換画像の例

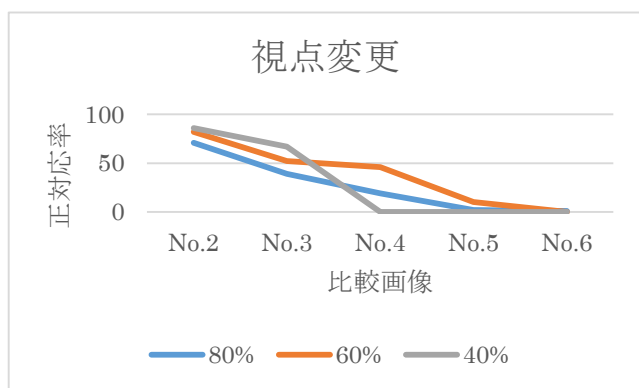
一方、比較手法としては 2 つあり、1 つは SIFT で特徴量を算出し、特徴空間内での最近傍探索で最も距離が短いものと次点で短いものの比率が 0.6 を下回り、最短と次点の十分に距離があるため正しい対応付けと判断したもの。これをグラフ内で「比率」と呼ぶ。もう 1 つは画像間で最近傍探索を行った際に双方向で同じキーポイントが最近傍となったものを正しい対応付けと判断したもの。これをグラフ内で「双方向」と呼ぶ。

ここで「比率」と呼んだ手法の最短と次点の特徴空間内での距離の比を 0.6 にした理由を述べる。以下に示すグラフは正しい対応付けと判断する距離の比を変えた際の正対応率である。

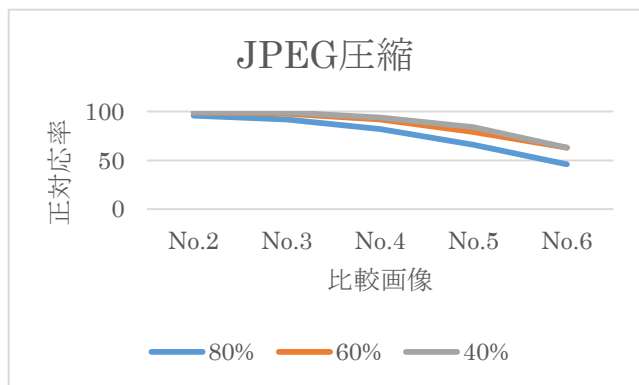




グラフ 1 比率の差による正対応率の変化 1



グラフ 2 比率の差による正対応率の変化 2

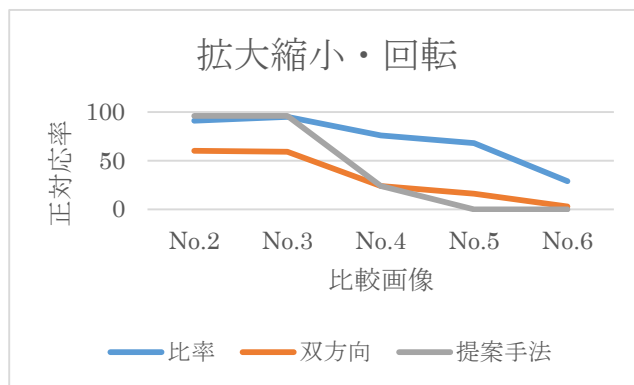


グラフ 3 比率の差による正対応率の変化 3

グラフ 1~3 より、80%の比率では正対応率が低く、40%では対応付けの判断が厳しくグラフ 2 の No.4 以降のように対応付けが 1 つもないといった状況に陥る可能性がある。その点 60%では安定して高い正対応率を出している。このことから、本報告の比較手法では 60%を用いている。

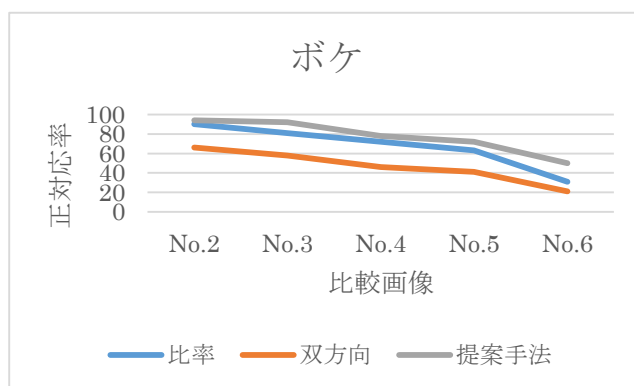
### 3.2 実験結果

以下に実験結果を示す。



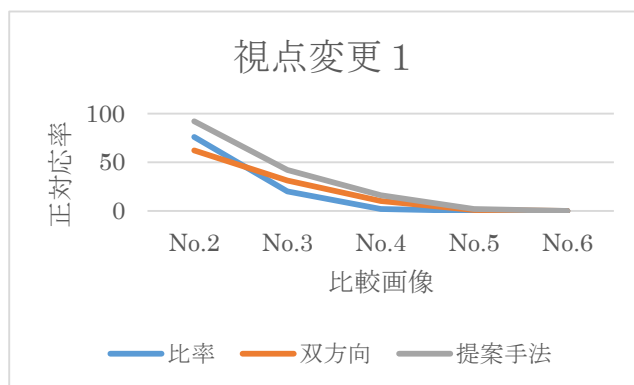
グラフ 4 拡大縮小・回転に対する正対応率の変化

グラフ 1 に結果を示したデータセットは拡大縮小・回転の変形を加えたデータセットである。No.2 や No.3 では回転のみの変形をさせたものである。この場合は正対応率が向上しているのに対し、No.4 以降の 90° 近い回転や拡大・回転両方の変形があると正対応率が急激に減少する結果となった。



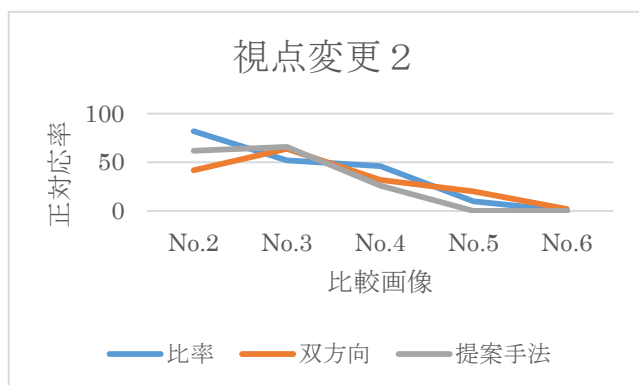
グラフ 5 ボケに対する正対応率の変化

グラフ 2 に結果を示すデータセットは、同じ視点からの撮影でボケの度合いが異なるデータセットである。比率は非常にボケた画像になると急激に正対応率が下がるのに対して、提案手法は正対応率が緩やかに減少している。



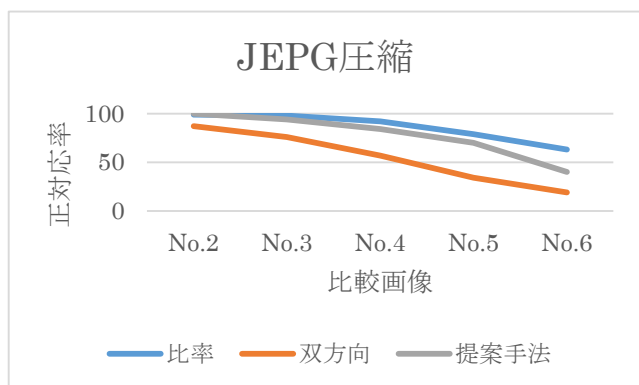
グラフ 6 視点変更による正対応率の変化 1

壁面に描かれた絵を様々な方向から撮影したデータセットである。絵が描かれているため各画像でキーポイントが出やすく、周囲のキーポイントも用いる提案手法は全ての画像間で同等以上の結果を出している。



グラフ 7 視点変更による正対応率の変化 2

このデータセットは撮影したものがレンガの壁であり、顕著なキーポイントが検出できなかったと考えられる。その結果新たに配置したキーポイントも特徴量が類似したもののばかりになり、正対応率が低くなったと思われる。



グラフ 8 JPEG 圧縮による正対応率の変化

圧縮率が上がるほど検出されたキーポイント付近に新たに配置したキーポイントも類似した特徴量しか記述できなかった。またブロックノイズによる影響で圧縮率が上がるほど正答率が下がっている。

### 3.3 考察

提案手法は対応付けの際に既存手法よりも広い範囲を見ていることになる。このことと実験結果をふまえると、画像の変化が少ない場合や視点位置の変化が少ない場合には広い範囲を見ることにより有用なキーポイントを取得することができ精度が向上した。しかしランダムなブロックノイズが発生するほどの画像変化がある場合にはノイズの境界付近に得られるキーポイントが精度の低下を招いていると考えられる。また大幅な視点位置の変化がある場合には周囲に配置したキーポイントが画像間でズレが生じ、同様

に精度の低下を招いていると考えられる。

## 4. まとめ

本論文では複数の特徴ベクトルを用いることで対応付けの安定化を提案した。画像の変化が小さい場合や画像内に有用な特徴量が多数存在する場合には精度の向上を確認した。

実験では上記のような画像間で提案手法の高い精度を確認した。最近傍と次点の比率を用いる手法では視点変更 1 で正対応率が低いことから、様々な特徴量が検出されたことにより誤対応が増えていると考えられる。しかし、提案手法では周囲の特徴量を用いることでこの問題を解決している。また、双方向の対応付けを見る手法では全ての実験において精度の低さが目立った。

比率を用いる手法は拡大縮小・回転の変化がある画像間で高い精度を確認した。

今回の実験により、提案手法では変化の少ない画像間や特徴的なキーポイントを検出出来る画像間で有効であると言える。比率を用いる手法では、スケールの変化や回転に有効であると言える。双方向のマッチングのみが有効であると言えるパターンは今回の実験で確認出来なかった。

## 参考文献

- [1] D.G.Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant features," *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, L. J. Van Gool, "SURF:Speeded Up Robust Features," *In ECCV*, pp. 404-417, 2006.
- [3] F. Alcantarilla, Adrien Bartoli, Andrew J. Davison, "KAZE Features," *In European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2012.
- [4] Pablo F. Alcantarilla, Jesus Nuevo, Andrien Bartoli, "Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces," *In British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2013.
- [5] Available: <http://www.robots.ac.uk/~vgg/research/affine>.