

勾配の反転に頑健な Non-differential Descriptor を用いた キーポイントマッチング

大西秀明^{†1,a} 和田俊和^{†1,b}

概要: 本報告では、微分情報に基づかない局所特徴記述法 Non-differential Descriptor(NDD)を提案する。SIFT などの局所特徴記述法は、画像の明るさの変化に対して不変な特徴記述を行うために、微分もしくは画素値間の差分の情報を用いている。しかし、このような特徴記述は、差分を行っている画素間のオフセットをキャンセルしているため、局所領域全体で一貫した明るさのオフセットの変化以上の変化をキャンセルしてしまう。また、画素値の倍率については、勾配ベクトルの方向ヒストグラムを正規化することでキャンセルしているが、局所領域内での画素値の変化が小さい場合には、わずかな変化でヒストグラム形状が大きく変化してしまう。画素値そのものを用いて特徴記述を行えば、上記の問題は回避できるが、画素値のオフセットと倍率の変化を考慮して局所特徴のマッチングを行うことは困難である。我々は、オフセットと倍率を変化させて得られる局所画像の部分空間のうち、最も近い部分空間を探索する問題が最近傍探索によって実現できることを利用して、この問題を解決する NDD という局所特徴の記述法を提案する。この手法により、画素値の変化に対して頑健な局所画像のマッチングが高速に行える。さらに、NDD では画素値の負の倍率も表現できるため、勾配が反転した部分のマッチングも行える。また、微分を用いないため、SIFT などに比べ、より高速な特徴記述が行える。実験を通じて NDD の速度は SIFT よりも高速であり、精度に関しては同等もしくは改善されることを確認した。

キーワード: キーポイントマッチング, 画素値を用いた特徴記述法, NDD, 明暗反転

Non-differential Descriptor: Robust gradient reversal descriptor based intensity

HIDEAKI ONISHI^{†1,a} TOSHIKAZU WADA^{†1,b}

Abstract: We propose a local feature descriptor, Non-differential Descriptor (NDD), which does not use pixel intensity difference. Local feature descriptors, such as, SIFT, SURF, and ORB, use differences of adjacent or neighboring pixel intensities for robust feature description against uniform intensity change. However, the difference can remove excessive information of local features, because it removes pairwise pixel intensity offsets, which can vary within the local image. Also, these descriptors compute normalized histogram of oriented gradients (HOG) as invariant features against intensity magnification change. This type of descriptor is unstable for low contrast images, because the normalization can magnify small unwanted features. In our previous research, we have shown that a search problem finding nearest image for query images by changing intensity magnification and offset can be formalized as a nearest subspace search, which can be transformed into equivalent nearest neighbor search. NDD employs this transformation, which enables fast and robust local image matching against uniform intensity change. NDD can correspond image pairs having negative intensity magnification, i.e. gradient reversed image pair can correctly be corresponded. Through the experiments, we confirmed that description speed of NDD is much faster than SIFT while keeping the same matching accuracy.

Keywords: keypoint matching, descriptor based on intensity, NDD, gradient reversal

1. はじめに

キーポイントマッチングの手法として広く知られている SIFT[1]や SURF[2]は、明るさの変化に対して頑健なマッチングを行うために画素値を微分して特徴記述を行う。そのため、SIFT や SURF は微分情報に基づいた特徴記述であると言える。明るさの変化に対して頑健なマッチングを行う

ために微分することは、有効な手段の1つであるが、明るさの変化のキャンセルと速度について以下のような問題点がある。

まず、これらの手法では、差分する画素間の明るさのオフセットをキャンセルしており、局所領域全体の一貫したオ

^{†1} 和歌山大学大学院 システム工学研究科

a) onishi@vrl.sys.wakayama-u.ac.jp

b) twada@ieee.org

フセットの変化をキャンセルしているわけではない。そのため、オフセットの一貫した変化がない場合でもマッチしてしまう可能性がある。

また、これらの手法では、勾配ベクトルから作られる方向ヒストグラムを正規化することで、明るさの倍率の変化をキャンセルしている。しかし、コントラストが非常に低い画像では、わずかなノイズで方向ベクトルの向きが変わり、正規化によってそれが拡大され、ヒストグラム形状が大きく変化してしまう。

この方向ヒストグラムの生成と正規化に要する計算は、画素値に関する差分と勾配ベクトルの方向毎の数え上げという煩雑なものであり、特徴記述の速度は高速であるとは言えない。

本報告では、微分情報に基づかない特徴記述 Non-differential Descriptor (以下, NDD と呼ぶ) を提案する。NDD では、基本的に画素値を用いて特徴記述を行う。

画素値を用いた特徴記述法では、マッチングを試みる画像間に明るさの倍率とオフセットの変化があると、局所特徴の正しい対応づけを行うことが困難になるという問題がある。この問題は、明るさの倍率とオフセットで張られる局所画像の部分空間の中で最近傍の部分空間を探索する最近傍部分空間探索問題を解くことで解決できる。我々はフラクタル圧縮の研究[4]の中で、この最近傍部分空間探索問題は最近傍探索問題へと変換できることを証明した。NDD ではこの変換を利用し、高速なマッチングを実現する。

この結果、NDD では画素値の差分と勾配ベクトルの方向毎の数え上げをする必要もなく、特徴記述速度の大幅な向上が見込める。さらに NDD では、通常のマッチングに加え、勾配反転した画像に対しても頑健なマッチングが行える。

また、NDD は、微分や差分を行わないため、対応づいた局所領域の明るさの倍率とオフセットを推定することができ、空間的一貫性のチェックに利用できる可能性がある。SIFT ではキーポイントの位置、記述範囲を表すスケール、キーポイント周辺の輝度勾配の方向を表すオリエンテーションの情報が得られる。これらの情報は特徴記述に用いられ、それ以降は利用されない。これに対して、大倉ら[3]は、位置、スケール、オリエンテーションの情報を再利用し、対応づいたキーポイントの幾何学的な一貫性を調べ、誤った対応付けを除去する手法を提案した。明るさの倍率とオフセットで表される明るさの変換についても、空間的一貫性を見ることで、誤対応の除去に利用できる可能性がある。

以上を踏まえ、本報告では、微分情報に基づく特徴記述に対して、微分情報に基づかない特徴記述の有効性を確認する。

2. 最近傍部分空間探索問題から最近傍探索問題への変換

NDD では、基本的には画素値を用いて特徴記述を行うが、単に画素値を用いるだけでは、明るさが変化した画像に対して正しい対応づけが行えないという問題が発生する。この問題に対して、[4]で示されている問題変換を用いて明るさの変化に頑健な特徴記述を行う。この章では、その問題変換：特殊な条件下における最近傍部分空間探索問題は、最近傍探索問題へと変換ができることを証明した[4]について説明する。

2.1 フラクタル圧縮における探索問題設定

[4]は、画像圧縮の1つであるフラクタル圧縮についての論文である。フラクタル圧縮では、局所的な画像ブロック（ドメイン）から他の画像ブロック（レンジ）への写像を求めることで、符号化を行う。これらの写像を求めるには、各レンジに対して誤差が最小となるドメインを見つけなくてはならない。この探索では、単にレンジに対して最近傍のドメインを見つける探索ではなく、ドメインに対してレンジとの誤差が最小になるように「明るさの倍率」と「オフセット」の2つのパラメータによる明るさの変換をした上で、レンジに対する最近傍ドメインを見つけなくてはならない。具体的には、レンジの画素値ベクトルを $\mathbf{R}$ 、ドメイン i 番目の画素値ベクトルを $\mathbf{D}_i$ としたとき、

$$\mathbf{D}'_i(\alpha, \beta) = \alpha \mathbf{D}_i + \beta \mathbf{U} \quad (1)$$

という変換を施したドメインベクトルとレンジベクトルの差 $\|\mathbf{D}'_i(\alpha, \beta) - \mathbf{R}\|$ が最も小さくなるように明るさの倍率 α とオフセット β を決めながら、この差が最も小さくなる i を探索する。ただし $\mathbf{U} = (1, \dots, 1)^T$ である。すなわち、

$$\text{dist}(\mathbf{R}, \mathbf{D}'_i) \triangleq \min_{\alpha, \beta} \|\mathbf{R} - \mathbf{D}'_i(\alpha, \beta)\|^2 \quad (2)$$

が最も小さいときの $\mathbf{D}_i$ が $\mathbf{R}$ に最も近いドメインである。この探索問題は、 $\text{argmin}_{i, \alpha, \beta} \text{dist}(\mathbf{R}, \mathbf{D}'_i(\alpha, \beta))$ を解くことになる。すなわち、 α と β をパラメータとする2次元の部分空間 $\mathbf{D}'_i(\alpha, \beta)$ を探索する最近傍部分空間探索となる。この最近傍部分空間探索問題は、 $\mathbf{R}$ と $\mathbf{D}_i$ のペア全てについて、最小2乗法で α と β を求めてから、距離を計算しなければならず、必然的に全探索を行うことになる。この計算コストが大きいため、圧縮に莫大な時間がかかってしまう。[4]は、この問題に一切の近似を用いることなく、最近傍探索問題へと問題変換を行うことで高速化を図っている。

2.2 最近傍部分空間探索から最近傍探索への変換

式(1)で張られる2次元の部分空間は Gram-Schmidt の直交化により、以下の2本の正規直交基底によって張られる。

$$\mathbf{X}_{i1} = \frac{\mathbf{U}}{\|\mathbf{U}\|} \quad (3)$$

$$\mathbf{X}_{i2} = \frac{\mathbf{D}_i - \mathbf{X}_{i1}^T \mathbf{D}_i \mathbf{X}_{i1}}{\|\mathbf{D}_i - \mathbf{X}_{i1}^T \mathbf{D}_i \mathbf{X}_{i1}\|}$$

これらの正規直交基底を用いて、ドメイン $\mathbf{D}_i$ に対応する部分空間への射影行列 P_i を求める。 P_i は $M_i = [\mathbf{X}_{i1} \ \mathbf{X}_{i2}]$ とすると、

$$P_i = M_i M_i^T \quad (4)$$

と表すことができる。この P_i を用いると、 α と β を用いることなく、次式のように部分空間への最短距離が表現できる。

$$\text{dist}(\mathbf{R}, \mathbf{D}_i') = \|\mathbf{R} - P_i \mathbf{R}\| \quad (5)$$

これを図示すると、図 1 のようになる。

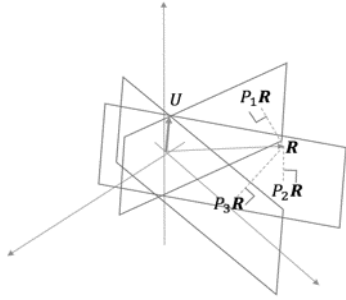


図 1 レンジベクトルと各部分空間との距離

式(5)に基づき、 $P_i P_i = P_i$ 、 $P_i^T = P_i$ という射影行列の性質を用いて i 番目の部分空間と $\mathbf{R}$ との距離の2乗を求めると、次式のようになる。

$$\begin{aligned} \|\mathbf{R} - P_i \mathbf{R}\|^2 &= (\mathbf{R} - P_i \mathbf{R})^T (\mathbf{R} - P_i \mathbf{R}) \\ &= \|\mathbf{R}\|^2 - \mathbf{R}^T P_i \mathbf{R} - \mathbf{R}^T P_i^T \mathbf{R} + \mathbf{R}^T P_i^T P_i \mathbf{R} \\ &= \|\mathbf{R}\|^2 - \mathbf{R}^T P_i \mathbf{R} \end{aligned} \quad (6)$$

$\|\mathbf{R}\|^2$ はどの部分空間を選んでも、一定であるので、式(6)より $\mathbf{R}^T P_i \mathbf{R}$ の値が大きいくほど、部分空間との距離が短いことになる。したがって、レンジ $\mathbf{R}$ に対して $\mathbf{R}^T P_i \mathbf{R}$ の値が大きくなる $\mathbf{D}_i$ を探索すれば、最近傍部分空間を探索したことになる。

次に、式(4)に基づき、 $\mathbf{R}^T P_i \mathbf{R}$ を M_i で表現し直すと、

$$\begin{aligned} \mathbf{R}^T P_i \mathbf{R} &= \mathbf{R}^T M_i M_i^T \mathbf{R} = (\mathbf{M}_i^T \mathbf{R})^T (\mathbf{M}_i^T \mathbf{R}) \\ &= \|\mathbf{M}_i^T \mathbf{R}\|^2 \end{aligned} \quad (7)$$

となる。さらに、これを $\mathbf{X}_{i1} \ \mathbf{X}_{i2}$ で表現し直すと、

$$\|\mathbf{M}_i^T \mathbf{R}\|^2 = (\mathbf{X}_{i1}^T \mathbf{R})^2 + (\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R})^2 \quad (8)$$

となる。

$\mathbf{X}_{i1} = \mathbf{U} / \|\mathbf{U}\|$ であることから、式(8)の右辺第1項 $(\mathbf{X}_{i1}^T \mathbf{R})^2$ はどの $\mathbf{D}_i$ にも関係なく一定の値を持つ。

この結果、 $\|\mathbf{R} - P_i \mathbf{R}\|^2$ が最小であることと、 $(\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R})^2$ が最大であることは、等価であると言える。

次に、この $(\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R})^2$ の最大化問題が、最近傍探索問題に帰着することを示す。

$\|\mathbf{X}_{i2}\| = 1$ であるので、 $\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2$ を計算すると、

$$\begin{aligned} \|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2 &= (\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R})^T (\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}) \\ &= \|\mathbf{X}_{i2}\|^2 - 2\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R} + \|\mathbf{R}\|^2 \\ &= 1 - 2\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R} + \|\mathbf{R}\|^2 \end{aligned} \quad (9)$$

となる。 $\|\mathbf{R}\|^2$ は $\mathbf{X}_{i2}$ に関係なく一定であるので、 $\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ の値が大きければ、 $\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2$ の値は小さくなる。逆に言えば、 $\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2$ が小さいとき、 $\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ の値は大きくなる。つまり $\mathbf{R}$ と $\mathbf{X}_{i2}$ が近接しているほど $\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ の値は大きくなる。したがって、 $\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ を最大化するためには、 $\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2$ を最小化すれば良いと言える。

また上述の通り、 $\|\mathbf{R} - (\alpha \mathbf{D}_i + \beta \mathbf{U})\|^2 = \|\mathbf{R} - P_i \mathbf{R}\|^2$ の最小化問題は、 $(\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R})^2$ の最大化問題と等価であるので、これと等価な問題は、 $\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ または $-\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ を最大化する問題である。

よって、 $\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ の最大化問題は $\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2$ の最小化問題であり、 $-\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}$ の最大化問題は $\|\mathbf{X}_{i2} + \mathbf{R}\|^2$ の最小化問題でもある。

結局、フラクタル圧縮におけるドメインの探索問題は、 $\min(\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2, \|\mathbf{X}_{i2} + \mathbf{R}\|^2)$ を最小化する最近傍探索問題と等価であると言える。

$$\begin{aligned} \min(\|\alpha \mathbf{D}_i + \beta \mathbf{U} - \mathbf{R}\|) &= \min(\|\mathbf{R} - P_i \mathbf{R}\|) \\ &\iff \\ &\max(\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R})^2 \\ &\iff \\ &\max(\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}, -\mathbf{X}_{i2}^T \mathbf{R}) \\ &\iff \\ &\min(\|\mathbf{X}_{i2} - \mathbf{R}\|^2, \|\mathbf{X}_{i2} + \mathbf{R}\|^2) \end{aligned}$$

図 2 最近傍部分空間探索問題から最近傍探索問題への変換

2.3 幾何学的解釈

ドメインベクトルから計算される $\mathbf{X}_{i2}$ は、オフセットベクトル $\mathbf{U}$ の直交補空間と、単位超球の交わりの中に存在する。これは、 $\mathbf{X}_{i2}$ が、 $\mathbf{X}_{i1}$ すなわち $\mathbf{U}$ と直交し、かつ $\|\mathbf{X}_{i2}\| = 1$ と正規化しているためである。[4]では、図 3 に示すようにクエリである $\mathbf{R}$ も $\mathbf{U}$ の直交補空間へと射影し、そのノルムを1に正規化することで高速な探索が行えるということを述べている。このとき、2つの探索方法が考えられる。

PDR1. データベース $\{\mathbf{X}_{i2}\}$ に対して、正のクエリと負のクエリを与えた最近傍探索を行い、それらの中でより近いものを最近傍とする。

PDR2. データベース $\{\mathbf{X}_{i2}\} \cup \{-\mathbf{X}_{i2}\}$ に対して、正のクエリを与えた最近傍探索を行う。

[4]では、実験より、PDR2 よりも PDR1 のほうが高速に探索できることを述べている。

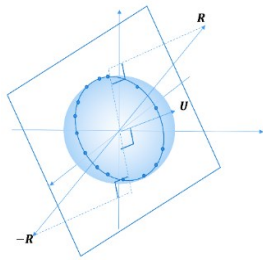


図 3 オフセットベクトル U と $\{X_{i2}\}$ の関係:

U の直交補空間と単位超球の交わり内部に $\{X_{i2}\}$ が存在する

3. 微分を用いない特徴記述 Non-differential Descriptor

この章では、微分に基づかない特徴記述 Non-differential Descriptor(NDD)について説明する。なお、本報告では SIFT との比較を行うため、SIFT 同様キーポイント検出は、Difference of Gaussian(DoG)の極値探索により行う。

NDD の特徴記述は基本的に画素値を用いて記述する。まず特徴記述範囲を、検出したキーポイントのオリエンテーションの方向に回転する。キーポイントのスケールによって決められた記述範囲のなかで画素値を取得する。但し、この画素値は元の対象画像から取得するのではなく、キーポイントが検出された DoG 画像から見て、よりスケールの大きい平滑化画像から取得する。その一例を図 4 に示す。

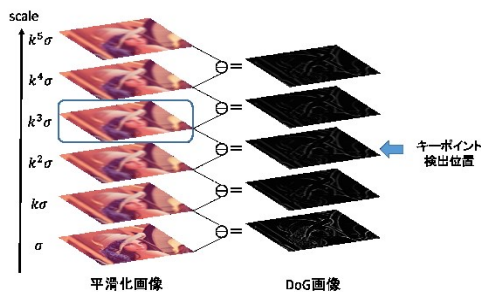


図 4 NDD が取得する画素値の例：下から 3 番目の DoG 画像でキーポイントが検出された場合、よりスケールの大きい平滑化画像 ($k^3\sigma$) から画素値を取得する

NDD では、明るさの変化している画像間でも、正しい対応づけを行うために 2 章で述べた問題変換を用いる。この問題変換は、画像を 1 次元信号で考えると、直流成分を引き、そのノルムを 1 に正規化する処理と同じである。この処理をすることで、明るさの変化した画像であっても 2 つの信号は一致する。ネガポジ反転した画像であれば、その信号は反転する。その一例を図 5 に示す。

NDD でも同様に、局所領域毎に直流成分を引き、ノルムを 1 に正規化する処理を行うことで、明るさの異なる画像であっても正しい対応づけが行えるようになる。処理は簡易であるが、この変換が最近傍部分空間探索問題を解いた

ことと等価になるため、重要な変換である。

また、探索の際、正のクエリと負のクエリを与える最近傍探索を行うことで、勾配反転している画像であっても正しい対応づけが行えるようになる。但し、この負のクエリとは、オリエンテーションと逆向きの特徴記述を行い、各要素の符号を反転させたクエリである。逆向きに特徴記述を行う理由は、ネガポジの関係にある画像では、勾配の反転が起き、図 6 に示すようにオリエンテーションの向きが反転するためである。

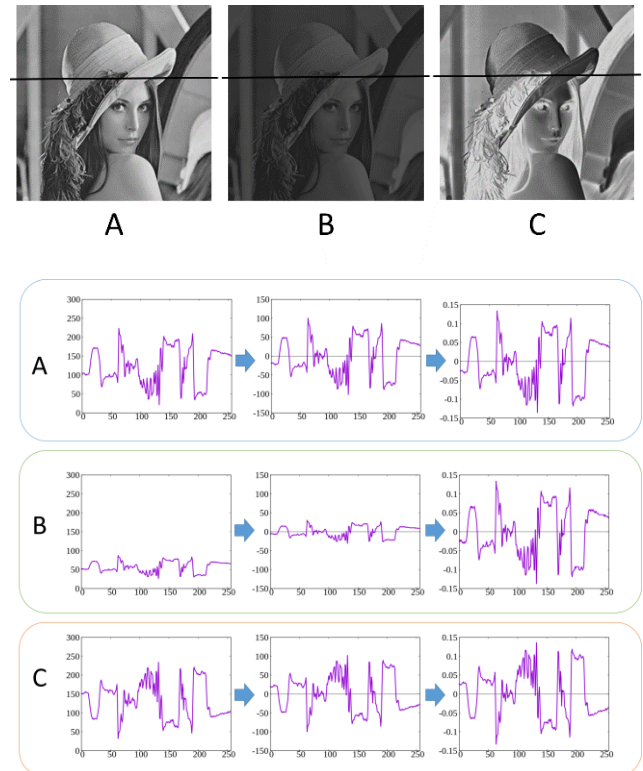


図 5 一次元信号の変換過程

A : 元の画像, B : A の明るさが変化した画像,

C : A をネガポジ反転した画像

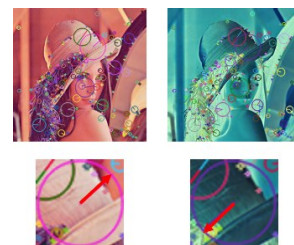


図 6 ネガポジ反転した画像:

オリエンテーションの向きが反転する

4. 実験

広く知られているキーポイントマッチングの手法としては、SIFT, SURF, ORB[5]などが挙げられる。SIFT や SURF は微分に基づく特徴記述であり、ORB は差分に基づく特徴記

述である。Karami ら[6]の比較実験でも示されているように、SURF や ORB に比べ、SIFT が多くの場面において最も良い結果を示している。そこで、本研究の比較対象としては SIFT を選ぶ。SIFT のように画素値の差分と勾配ベクトルの方向毎の数え上げをする必要がないため、NDD の特徴記述では大幅な速度向上が見込めるが、その精度は検証しなければわからない。そのため、実験では、微分に基づく特徴記述である SIFT と微分に基づかない NDD の特徴記述の速度および正しいマッチング数についての比較を行う。まず SIFT と同様の問題設定にするため、NDD では負のクエリを与えないようにして速度と精度を比較する。その後、SIFT を勾配反転に対応できるように拡張した後、SIFT と NDD の精度比較を行う。

実験に用いた計算機の CPU は、Intel Core i7-2600K、メモリは 16GB である。

対象画像はキーポイントマッチングで一般的に用いられる Affine Covariant Regions Dataset[7]の Graffiti, ubc, leuven (図 7) を用いる。いずれも基本画像である①から、②～⑥のいずれかの画像との対応付けを行う。



図 7 実験に用いたデータセット

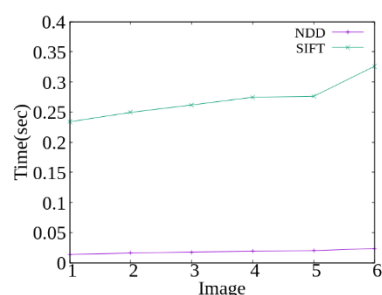
(上段：Graffiti, 中段：ubc, 下段：leuven)

画像は、狭い範囲で見ると、似た値を持つ画素が並んでいる。NDD では、特徴記述に画素値を用いるため、狭い範囲の特徴記述では似た局所特徴が増えてしまい、誤った対応づけが多くなる。そこで NDD では、キーポイントのスケールを 15 倍した範囲で特徴記述を行う。なお画像の範囲を超えたものについては、その位置から最も近い画像の端の画素を取得する。

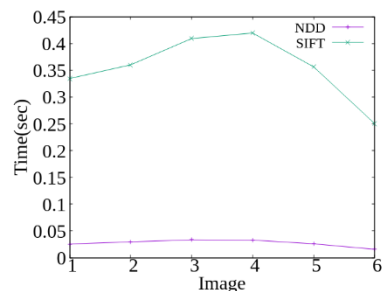
4.1 SIFT と NDD の特徴記述速度の比較

この節では、SIFT と NDD の記述速度の比較を行う。縦軸に時間、横軸に対象画像内の各画像に対応する番号を示す。その結果を図 8 に示す。

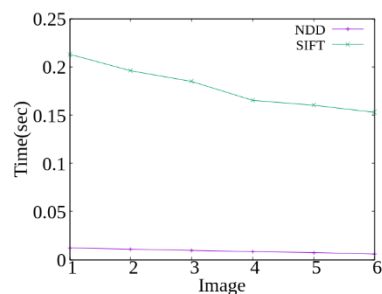
この結果より、NDD は SIFT よりも約 15~20 倍高速に記述が行えることがわかった。SIFT では、特徴記述である勾配方向ヒストグラムを作るのに微分と勾配ベクトルの方向毎の数え上げが必要であるのに対し、NDD ではそのような処理をする必要がないため、高速な記述が行えることを示している。



対象画像：Graffiti



対象画像：ubc



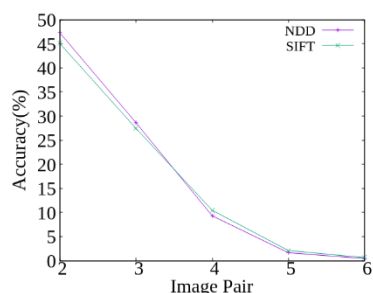
対象画像：leuven

図 8 SIFT と NDD の特徴記述速度の比較
(緑：SIFT, 紫：NDD)

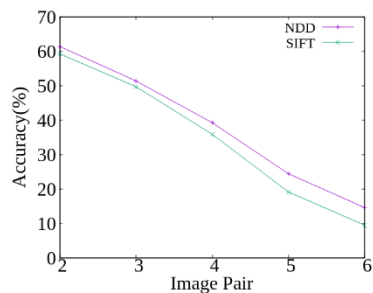
4.2 SIFT と NDD の精度比較

この節では、SIFT と NDD の精度の比較を行う。4.1 節で示したように SIFT に比べ NDD では約 15~20 倍高速な記述が行えているため、SIFT と同等もしくはそれ以上に正しい対応づけが行えていることを示せば、画素値を用いる特徴記述の有効性を示せたことになる。いずれも基本画像から②～⑥で示す画像へと対応づけを行うため、対応づけるキーポイント数は Graffiti, ubc, leuven の各基本画像で検出されたキーポイント数と一致する。縦軸に対応づいたキーポイント総数に対する正しい対応づけの割合、横軸に基本画像から対応づけを行う画像に対応する番号を示す。その結果を図 9 に示す。

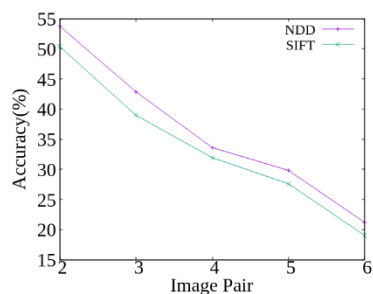
図 9 より、Graffiti では、NDD の精度は SIFT にやや劣り、ubc, leuven は SIFT 以上の精度である。SIFT では各キーポイントのスケールを 3 倍した範囲で特徴記述を行うのに対し、NDD ではスケールを 15 倍した範囲で特徴記述しているため、幾何学的な変化が起きていない画像では SIFT より正しい対応づけが行えると考えられる。一方、Graffiti のような幾何学的な変化が強い画像では、記述範囲を広く



対象画像：Graffiti



対象画像：ubc



対象画像：leuven

図 9 SIFT と NDD の精度比較

(緑：SIFT, 紫：NDD)

することで、かえってキーポイントとは関係のない画素値を参照してしまい、やや劣るといった結果になったと考えられる。

4.3 NDD における重みづけ

4.2 節の実験結果より、幾何学的な変化が起きている画像では、NDD は SIFT にやや劣る精度を示すことがわかった。幾何学的変化の起きている画像は、図 10 に示すようにキーポイントの中心ほど一致しており、キーポイントから外れるほどずれが大きくなることからわかる。そこで、NDD では、キーポイントの中心ほど重視する重みづけを行う。ここでは、ガウシアンを用いる。ガウシアン標準偏差は 2.5 とした。なおガウシアンを掛け合わせることにによる記述速度の変化は、計測不可能な範囲であった。

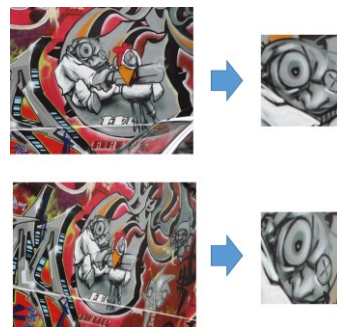
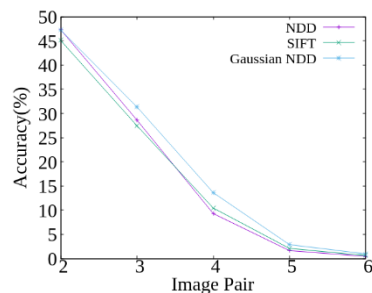
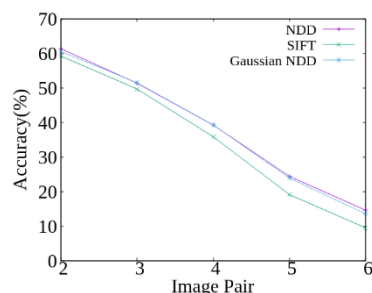


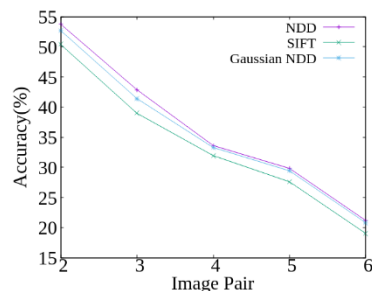
図 10 幾何学的変化が起きている画像例



対象画像：Graffiti



対象画像：ubc



対象画像：leuven

図 11 NDD, SIFT, Gaussian NDD の精度比較

(紫：NDD, 緑：SIFT, 青：Gaussian NDD)

4.4 SIFT とガウシアンを用いた NDD の精度比較

SIFT と NDD, ガウシアンを用いた NDD の精度比較を行う。縦軸に対応づいたキーポイント総数に対する正しい対応づけの割合、横軸に基本画像から対応づけを行う画像に対応する番号とし、その結果を図 11 に示す。

図 11 より、ガウシアンによる重みづけを行った Gaussian NDD は、ubc や leuven のような画像では NDD に比べ、ごくわずかに精度が下がるという結果になったが、幾何学的

変化の起きている Graffiti の画像では大きな精度向上が見られた。いずれの画像においても Gaussian NDD は SIFT を上回るという結果が示されている。これより以下 NDD は、ガウシアンによる重みづけを行うこととする。

4.5 SIFT の拡張 : Reversal SIFT

NDD では、負のクエリを与えることで、勾配反転した画像に対しても頑健なマッチングが行える。ネガポジ反転した画像を対象とし、SIFT と NDD それぞれ対応づけを行った結果を図 12 に示す。SIFT は勾配方向ヒストグラムで特徴記述を行っているため、勾配が反転している画像では正しい対応づけを行うことができない。この問題は、検出されたキーポイントのオリエンテーションと逆向きで特徴記述を行い、勾配方向ヒストグラムを構成する方向ベクトルを全て逆向きにすることで正しい対応づけを行うことができる。ここでは通常の勾配方向ヒストグラムを正方向の勾配方向ヒストグラムと呼ぶのに対し、このようにして作る勾配方向ヒストグラムを負方向ヒストグラムと呼ぶ。探索の際、正方向の勾配方向ヒストグラムと負方向の勾配方向ヒストグラムをクエリとして与え、より距離の近いクエリとデータを対応づけることで、勾配の反転に関わらず正しい対応づけを行うことができるようになる。このように拡張した SIFT を、ここでは Reversal SIFT と呼ぶことにする。

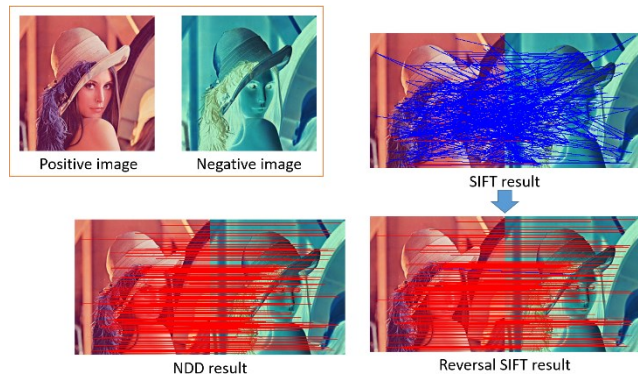


図 12 ネガポジ反転した画像とマッチング結果

(左 SIFT, 右 NDD)

青線 : 誤った対応付け 赤線 : 正しい対応付け

4.6 NDD と Reversal SIFT の精度比較

この節では、NDD と Reversal SIFT の精度の比較を行う。なお、NDD では、負のクエリも与え、勾配反転した画像に対しても頑健なマッチングが行えるようにする。縦軸に対応づいたキーポイント総数に対する正しい対応づけの割合、横軸に基本画像から対応づけを行う画像に対応する番号とする。その結果を図 13 に示す。

図 13 より、NDD は Reversal SIFT の結果を上回ることがわかった。SIFT は勾配反転の起きていない画像に対して高精度な対応づけが行える一方で、Reversal SIFT のように本来想定していない負のクエリを与える探索を行うと、誤対応が増えてしまうためである。

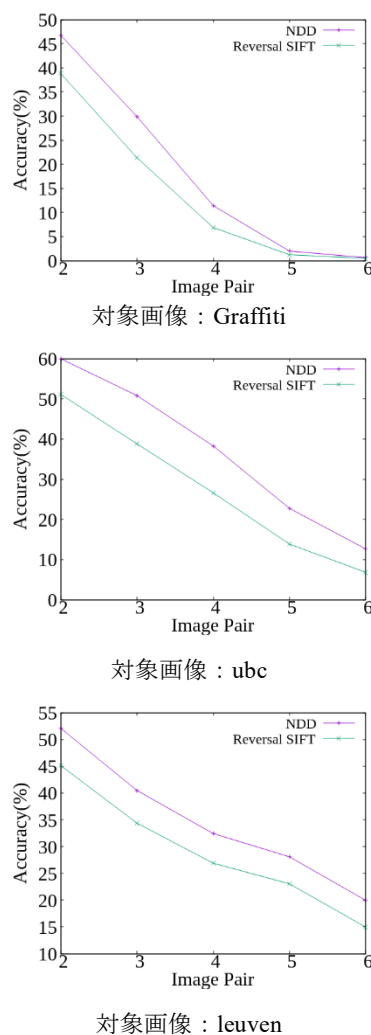


図 13 NDD と Reversal SIFT の精度比較

(紫 : NDD, 緑 : Reversal SIFT)

5. まとめと今後の展望

本報告では、画素値を用いる特徴記述 NDD を提案した。NDD では、微分に基づく特徴記述である SIFT に比べ、約 10 倍～15 倍の高速な記述が行える。また、ガウシアンによる重みづけを行うことでその精度は SIFT と同等もしくはそれ以上であることがわかった。さらに NDD では、正のクエリだけでなく、負のクエリを与える探索を行うことで勾配反転した画像に対しても正しい対応づけを行うことができる。勾配反転した画像に対しても正しく対応づくように SIFT を拡張した Reversal SIFT との精度比較においても、NDD のほうが上回ることがわかった。

一方で、図 14 に示すように日の当たる角度によって三次元物体の陰影が変化した画像など、局所領域内での画素値が空間的に不均一に変化した画像においては、僅かではあるが SIFT に比べ NDD の精度が悪くなることがわかっている。但し、画素値そのものを用いているので、このような画像でも、照明の空間的変化パターンが推定出来れば、それを補正してマッチング精度を改善できる。

今後の課題としては、明るさの倍率とオフセットの空間的一貫性を調べることで誤対応の除去を行う具体的な方法について検討する。例えばネガポジ反転した画像で、対応づいた局所領域の明るさの変化をヒストグラムにすると図 15 に示すようなヒストグラムが得られ、一点にピークが現れる。仮に誤った対応づけがあれば、ピークと離れて現れる可能性が高い。自然画像では、なだらかに明るさの変化したヒストグラムが得られる。この情報を利用し、より正しい対応づけが行えないか模索していく。

更に、NDD は、SIFT 以外の他のキーポイント検出手法と組み合わせることで、より高速なキーポイントマッチングが実現できる。加えて、RGB のチャンネル間にまたがった特徴記述も行えるため、異なるチャンネルの画素値情報を利用した特徴記述についても検討する。このような特徴記述が行えるようになれば、色情報を用いた画像検索が可能になる。



図 14 3次元物体の陰影が変化した画像での
マッチング結果
上：NDD 下：SIFT

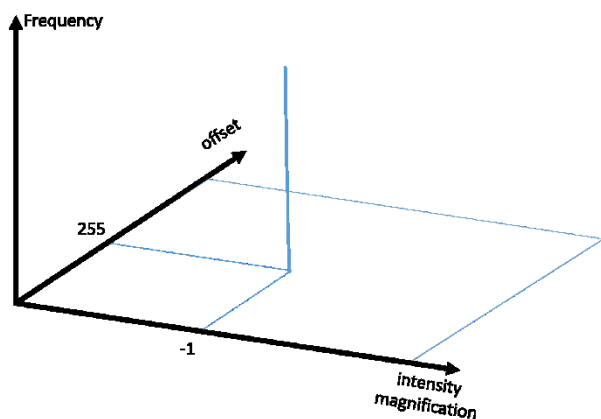


図 15 ネガポジ反転した画像間の
明るさの倍率とオフセットのヒストグラム

参考文献

- [1] D. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features" The proceedings of the seventh IEEE international conference on Vol. 2, pp.1150-1157, September 1999
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, L.V. Gool, "Speeded-Up Robust Features(SURF)" Computer vision and image understanding Vol.110 No.3 pp.346-359, June 2008
- [3] 大倉有人, 和田俊和, "キーポイントマッチングにおける幾何学的的一貫性の評価法-画像検索への応用", 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア(CVIM) 205, pp.1-6, January 2017.
- [4] 大西秀明, 和田俊和, "最近傍探索を用いた高速フラクタル圧縮", 電子情報通信学会論文誌 D Vol.J100-D, No.12, pp.964-973, December 2017
- [5] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, G. Bradski "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF", International Conference on Computer Vision, pp.2564-2571, November 2011
- [6] E. Karami, S. Prasad, M. Shehata, "Image matching using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance comparison for distorted images", arXiv preprint arXiv:1710.02726, July 2017
- [7] Affine Covariant Regions Dataset, <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/>