

線集中度を用いた画像局所特徴の記述法 A Description Method for Local Feature in Images Using Line-convergence Index

丸山 智央[†] 吉永 幸靖[‡] 坂本 博康[‡]

Tomohisa MARUYAMA Yukiyasu YOSHINAGA Hiroyasu SAKAMOTO

1. はじめに

カメラで撮影した画像のみを用いて自動三次元形状復元が行える3Dフォトグラフィーという技術がある。この手法では3Dモデルを得るためにカメラ以外の特殊な機器や、キャリブレーションチャートによる事前のカメラ位置等の推定の必要がない。また、レーザーレンジセンサーよりも安価に高解像度のデータを得ることができるため、オープンスペースでの汎用性の高い3D復元手法として更なる発展が期待される。しかしこの手法では入力画像から直接特徴点や対応箇所を探索するために、低コントラスト部分の復元が難しいという問題がある。このコントラストに依存する原因を3Dフォトグラフィーの手順より探りたい。

ここで3Dフォトグラフィーの手順について概説する[1]。その手順は次の二段階に分かれる。

1. 各々の写真のカメラパラメータの推定
2. 密な3Dデータを復元

第一段階として、入力した画像の一枚一枚のカメラパラメータの推定が行われる。入力画像から直接対応点を抽出し、複数の画像の画像特徴間の対応を得る。この対応をもとに3D幾何(形状、構造)とカメラ位置姿勢の両方を推定する。これは一般的には運動からの形状復元(SfM: Structure-from-Motion)として知られる。SfMにおける画像特徴の取得には、幾何学的変換に不変であるSIFT[2]等のオペレータが用いられている。

第二段階として、第一段階のSfMで得られたカメラパラメータをもとに密な3次元点群データを作成する。この復元には多眼ステレオ(MVS: Multi-view Stereo)などの形状復元手法が用いられる。MVSアルゴリズムによってポリゴンメッシュやデプスマップ、点集合などが復元される。

本研究では、この3Dフォトグラフィーの手順について、画像間の対応点を得るための特徴量抽出手法に焦点を当てる。入力画像のコントラストが低い場合、この特徴量抽出手法のコントラスト変化に対する頑強性を向上させることで、SfMにおけるカメラパラメータ推定、およびそのパラメータを用いるMVSにおいても精度が良くなるものと考えられる。

そこで本稿ではSIFTのアルゴリズムをベースとして、コントラスト非依存である線集中度[3]の情報をを用いた新たな特徴点検出および特徴量記述手法を提案する。実験ではコントラストに差のある画像において得られる特徴量の性質をSIFTと比較して検証する。さらに事前に入力画像に対してコントラスト補正とノイズ除去を行った画像から得られるSIFTの特徴点および特徴量との比較実験も行う。

2. SIFTによる特徴量記述手法の概要

SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)[2]はDavid G. Lowe氏によって提案された局所特徴量の抽出手法である。画像の回転、スケール変化や照明変化に頑強な特徴量が記述されるため、画像のマッチングや物体認識等に広く利用されている。

SIFTのアルゴリズムは特徴点の検出と特徴量の記述の二段階からなる。

SIFTの特徴候補点は異なるスケールのガウス平滑化画像の差分であるDoG(Difference of Gaussian)画像の極値として検出される。検出された特徴候補点からDoG出力値および主曲率をもとに特徴点として不適である候補点を除き、サブピクセル位置にて特徴点が決定的される。

特徴量の記述は特徴点が発見されたスケールを幅とする局所領域で行われる。まず特徴点のオリエンテーションを算出する。算出の為に36方向ヒストグラムを、特徴点が発見されたスケールの平滑化画像における局所領域の勾配強度と勾配方向より作成し、その最大値から80%以上となるピークを特徴点のオリエンテーションとして定める。次にオリエンテーション方向に局所領域を回転し、局所領域を4*4の16ブロックに分割する。それぞれのブロック内にて8方向ヒストグラムをオリエンテーション方向の算出に用いたヒストグラムと同様に作成する。最後に、作成された16(ブロック)*8(方向)=128次元の特徴ベクトルを単位長に正規化し、SIFT特徴量として記述する。

3. 線集中度を用いた特徴量記述

SIFTは特徴点の検出にDoG出力値を用い、特徴量の記述に画像の輝度勾配情報を利用している。したがって入力画像のコントラストが悪くなると、特徴点検出数が減ってしまうという問題がある。さらに特徴量の記述についてはノイズの影響を受けやすいため、対応点探索が安定して行えなくなる。そこで輝度勾配情報ではなく線集中度の情報をを用いた特徴点の検出法と画像局所特徴量の記述法を提案する。ただしマルチスケールへの対応は今後の課題であるため、今回は単一スケールに限定して述べる。

3.1 線集中度フィルタ

線集中度フィルタ[3]とは2次元の画像に対して第3軸に輝度をとったとき、線状領域と呼ばれる線状に盛り上がった部分として線を検出するフィルタである。図1は、線状領域の輝度勾配ベクトルの分布を矢印で示したものである。線状領域の中心線を境にして、両側のベクトルはそれに直行する形で相対した分布となっている。このように、ある線にベクトルが直行して集中することを“線集中”と呼ぶ。また、ベクトルが線集中する線をベクトル集中線、この時のベクトルの分布を線集中ベクトル場と呼ぶ。線集中ベク

[†]九州大学大学院芸術工学府
Graduate School of Design, Kyushu University
[‡]九州大学大学院芸術工学研究院
Faculty of Design, Kyushu University

トル場はコントラストに不変な線状領域のモデルとして考えることができる。以下に線集中度の計算について記述する。

図 2 に示すようなある注目点を通る傾き φ の直線 V_C を考える。これが理想的なベクトル集中線であるならば、近傍のある点 P の輝度勾配ベクトルもこのベクトル集中線に線集中しており、その向きは図 2 の点線矢印となる。実際の輝度勾配ベクトル \vec{g}_P の向きが実線矢印であるとすると、これらの方向差 θ_P はベクトル集中線に対する線集中の程度、線集中ベクトル場らしさを表しているといえる。そこで、この直線 V_C に対する近傍点 P での線集中ベクトル場の評価値 C_P を次のように定義する。

$$C_P = \begin{cases} \cos(\theta_P) & |\vec{g}_P| \neq 0 \\ 0 & |\vec{g}_P| = 0 \end{cases} \quad (1)$$

この C_P をベクトル集中線 V_C に対する点 P の線集中度と呼ぶ。ベクトル集中線 V_C に対する領域 A の線集中度 C_A は、領域内部のすべての点 P の線集中度 C_P の平均値と定義される。

ここで、この直線 V_C について平行に左右それぞれ w_R, w_L の幅で長さ l の矩形領域 A_R, A_L を考える。直線の右側の領域 A_R 内にて、 V_C と並行で距離 i の直線を探索線とする。さらに探索線上の j 画素目の点の輝度勾配ベクトルとそこから直線に対する垂線とのなす角度を θ_{ij} とする。すると傾き φ であるベクトル集中線 V_C に対する矩形領域 A_R の線集中度は以下の式で定義することができる。

$$C_{A_R}(\varphi) = \frac{1}{lw_R} \sum_{i=0}^{w_R} \sum_{j=0}^l \cos(\theta_{ij}(\varphi)) \quad (2)$$

直線の左側でも同様に計算をし、 $C_{A_L}(\varphi)$ を求め、 $C_{A_R}(\varphi)$ との平均をとることで、注目点における方向 φ のベクトル集中線を仮定した線集中度 $C(\varphi)$ が計算される。

$$C(\varphi) = \frac{C_{A_R}(\varphi) + C_{A_L}(\varphi)}{2} \quad (3)$$

線集中度の値域は $[-1, 1]$ となる。

今回は $w_R = w_L$ であるとし、これを固定幅 w_{max} とすることでベクトル集中線近辺のみ抽出する[4]。このとき、理想的な線集中ベクトル場における線集中度は、ベクトル集中線上では 1、ベクトル集中線からの距離が $w_{max}/2$ 以下の領域では 0.5 以上となる。この値は絶対的輝度やコントラストに影響されない。また、エッジの線集中度は 0.5 以下にしかならないことが理論的に分かっており、線集中度は 0.5 を境界とすることでエッジと線領域を容易に分離できる。さらに線集中度はノイズに対しても非常に頑健である。

参考として線集中度フィルタによる画像からの線抽出結果をここで示す。図 3(a) は Leuven 大学の公開画像[5]の一枚である。この 900×600 ピクセルの画像について、フィルタパラメータ $l = 5, w_{max} = 3$ を用いて線集中度を計算し、各画素で最大値をとる方向の線集中度を投影したものが図 3(b) である。さらにしきい値 0.5 で 2 値化すると図 3(c) となる。さまざまなコントラストの線領域を抽出できることが分かる。

3.2 線集中度を用いた特徴点検出

本研究では特徴点として、線の交差する箇所を選択し、線集中度を用いて検出する手法を考える。線集中度フィルタが対象とするのは白い線の抽出であるため、まずは白い線の交差箇所を仮定する。線集中度の計算には画像上の線に適したパラメータを用いたものとし、以下に線集中度を

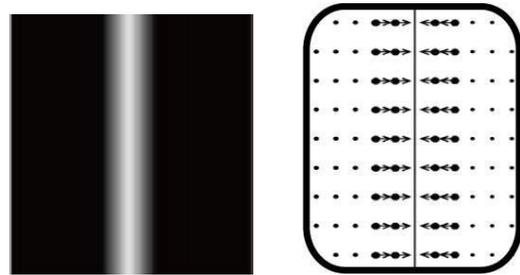


図 1 線状領域

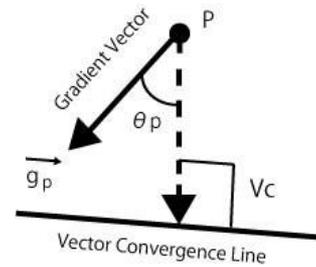
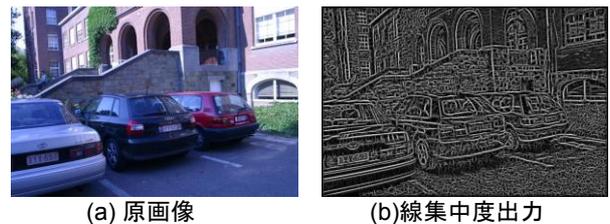


図 2 線集中度の定義



(a) 原画像

(b) 線集中度出力



(c) 線集中度出力(2 値)

図 3 写真からの線集中度出力

用いた特徴点検出手法を述べる。

線集中度は式(3)にあるように方向 φ ごとに線集中度 $C(\varphi)$ として独立して計算され、計算のため仮定したベクトル集中場が理想的であるほど線集中度の値は大きくなる。すなわち、方向 φ を順々に変えて線集中度を計算すると、存在する線の方向と一致する方向にて線集中度が最大となるピークが発生する。線集中度は方向ごとに独立して計算されるため、このピークは線の交差箇所ならば複数の方向で発生する。

参考として、実際に画像の線の交差箇所の線集中度を確認する。使用するのは最大輝度がそれぞれ 10 と 190 であり、同じガウス広がり ($\sigma=10$) を持つ直線が縦横に交差した画像(図 4(a))である。図 4(b) にしきい値 0.1 にて 2 値化した画像を示す。この図 4(a) の格子画像について、角度分解能を 11.25° 、計算パラメータを $l = 15, w_{max} = 5$ としたときの、各交差箇所の中心における各方向の線集中度をグラフにしたものが図 5 である。どの交差箇所においても縦方向 (0°) と横方向 (90°) にてピークが発生していることがわ

かる。

したがって、複数の方向で線集中度のピークが発生する点を探索することにより、特徴点となる線の交差箇所を検出することができる。ただしこの際、対象としない箇所や値が不安定な箇所が検出されることを防ぐ必要があるため、対応点におけるピークの集中度 C_{peak} は 2 つのしきい値 $thr1$ 、 $thr2$ による次の条件を満たすものとする。

- ① $C_{peak} \geq thr1$ を満たす複数のピークが存在する
 - ② $C_{peak} \geq thr2$ を満たすピークが 1 つ以上存在する
- 線集中度フィルタの特性より、この特徴点の検出法は、画像のコントラストに依存せず、またノイズに頑健である。

$thr2$ の値の決定について、3.1 で述べたようにエッジにおける線集中度は 0.5 以下にしかならないため、エッジ上の点を除くために $thr2 > 0.5$ であることが望ましい。また、線の交差角度について、線集中度フィルタの角度分解能の 2 倍以上の角度で交わることで検出が可能である。

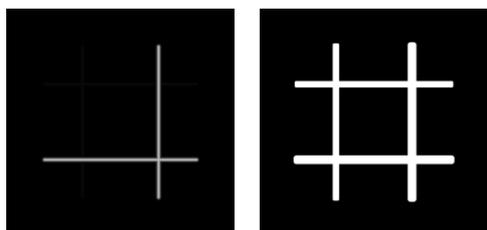
この節で述べた手法は白い線の交差を仮定し検出するものであるが、求めた線集中度の正負を反転して一連の処理を行うことで、黒い線の交差箇所を検出することが可能である。

3.3 線集中度を用いた特徴量記述

前節 3.2 で検出した特徴点について、線集中度を用いて特徴量を記述する手法を考える。以下に述べる提案手法の処理の多くは SIFT をベースにしている。また今回は線集中度の角度分解能を 11.25° として用いることとする。まず特徴量記述領域の半径 σ を、線集中度の計算に用いたパラメータから以下の式にて決定する。

$$\sigma = \sqrt{(l/2)^2 + w_{max}^2} \quad (4)$$

次に半径 σ の円領域内における各方向の線集中度を用い、



(a)元画像 (b) 値化画像
図 4 輝度の異なる線が交差した画像

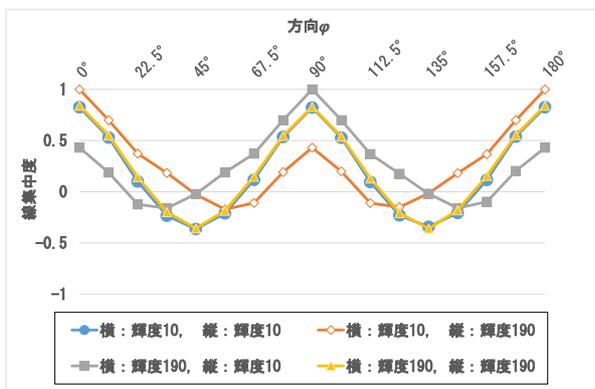


図 5 線の交差箇所における方向ごとの線集中度

図 6 に示すような重み付き方向ヒストグラムを作成する。特徴点を (i, j) とし、局所領域内の相対座標 (x, y) を円領域内で変化させるとすると、ヒストグラムは以下の式で計算される。

$$h_\phi = \sum_x \sum_y G(x, y, \sigma) \cdot C(i + x, j + y, \phi) \quad (5)$$

ここで、 h_ϕ とは直線が取りうる全方向を 16 方向に分割したヒストグラムである。この分割数は線集中度の角度分解能 11.25° に基づく。スケールサイズのガウス窓 $G(x, y, \sigma)$ によって重み付けすることで、特徴点により近い位置の線集中度を強く反映させる。このヒストグラムで最大となった方向 ϕ_{max} が特徴点付近で優位な線集中度の方向として得られる。

しかし線集中度フィルタの方向は直線の傾きを想定したものであり、直線の傾きは得られても特徴点から外側へ伸びる半直線の傾きは ϕ_{max} と $\phi_{max} + 180^\circ$ が考えられ一意に定まらない。そこでまずヒストグラムで最大値をとる方向として ϕ_{max} だけ記述領域を回転させる。さらに記述領域を、特徴点を通り得られた方向の線と直行する直線にて領域を上下に 2 分する。得られた 2 つのそれぞれの領域における、全方向の線集中度の総和を、ガウス窓による重み付けをした上でそれぞれ計算する。 $y > 0$ の領域の総和 S_{top} は以下の式で計算できる。

$$S_{top} = \sum_x \sum_y \sum_\phi G(x, y, \sigma) \cdot C(i + x, j + y, \phi) \quad (6)$$

同様に $y < 0$ の領域の総和 S_{bottom} も計算する。これら 2 つの領域の総和を比較し、総和の大きい側に特徴点から外へ伸びる半直線の方向を特徴点の方向として用いる。すなわち特徴点を持つ方向は $S_{top} \geq S_{bottom}$ ならば ϕ_{max} となり、 $S_{top} < S_{bottom}$ ならば $\phi_{max} + 180^\circ$ となる。

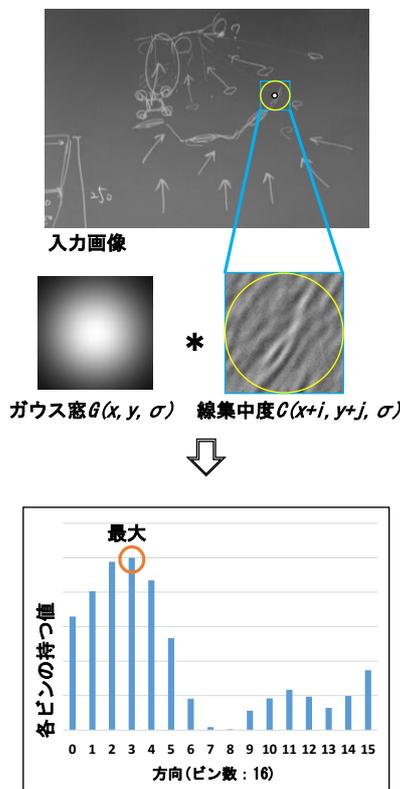


図 6 ヒストグラム作成の流れ

特徴量の記述ではまず記述領域を特徴点を持つ方向に回転する。記述領域を 1 辺 4 ブロックずつの計 16 ブロックに分割し、ブロックごとに、方向ごとの線集中度を中心からの距離に応じた重み付きで投票した 16 方向ヒストグラムを作成する。このブロックごとのヒストグラム作成の手法は、線集中度の方向 φ_{max}° の算出に用いたヒストグラムの作成と同様である。最後に、ヒストグラムによる 16(方向) * 16(ブロック) = 256 次元の特徴ベクトルを単位長に正規化し、本手法における 256 次元の特徴量とする。

4. 実験

コントラストに差のある画像を用いて特徴点検出・特徴量記述を行い、提案手法の有効性を確かめる。

提案手法で検出される特徴点は白い線の交差として検出される特徴点に限定して実験を行った。

すべての実験において、提案手法は OpenCV[6]による SIFT と比較した。実験に用いた OpenCV のバージョンは 2.4.8 である。実験用画像として、実験 2 から実験 4 では Leuven 大学の公開画像[5]より、明るさの変化のある画像セットを使用した。画像の名称を含め図 7 に示す。

4.1 検出される特徴点の比較

4.1.1 実験条件

最大輝度がそれぞれ 10 と 190 であり、同じガウス広がり($\sigma=10$)を持つ直線が縦横に交差した画像(図 4(a))を用いて SIFT と提案手法で特徴点検出を行い、結果を比較した。

提案手法のパラメータには $l = 15$, $wmax = 5$, $thr1 = 0.3$, $thr2 = 0.6$ を使用した。

4.1.2 実験結果

SIFT で検出した特徴点の位置を図 8(a)、提案手法で検出した特徴点の位置を図 8(b)に示す。SIFT では輝度の低い線が交差する箇所において特徴点を検出できていない。しかし提案手法では輝度の差に影響されず、交差箇所のすべてを特徴点として検出できていることが分かる。

特徴点の検出数は SIFT : 16 点、提案手法 : 96 点であった。

4.2 コントラスト差の小さい 2 画像での対応点比較

4.2.1 実験条件

SIFT と提案手法にて、実画像を用いて対応点探索を行い、その結果を目視にて比較する。実験用画像として、図 7 に示す画像のうち、全体が最も明るく、かつコントラストの差が小さい画像のペアとなる img1 と img2 を選択し、各手法で対応点探索を行った。

2 枚の画像のうち特徴点の検出数が少ない方の画像の特徴点について、他方の画像の特徴点の中で最も特徴量空間におけるユークリッド距離が近い特徴点を対応点として定義し、対応点の探索を行った。

提案手法のパラメータには $l = 5$, $wmax = 3$, $thr1 = 0.3$, $thr2 = 0.6$ を使用した。

4.2.2 実験結果

全ての対応点のうち、特徴量空間でのユークリッド距離が近い上位 100 個の対応点を線でつなぎ画像として出力し

た。SIFT の結果を図 9、提案手法の結果を図 10 に示す。コントラスト変化および幾何学的変換の小さい 2 画像であることもあり、どちらの手法においても良い対応点を得ている。この結果から、提案手法が実画像においても対応点を正しく得られるような特徴量抽出手法であることが分かる。

4.3 コントラスト差の大きい 2 画像での対応点比較

4.3.1 実験条件

SIFT と提案手法にてコントラストに差がある実画像を用いて対応点探索を行い、その結果を目視にて比較する。実験用画像として図 7 に示す画像のうち、全体が最もコントラストの差が大きい画像のペアとなる img1 と img6 を選択し、各手法で対応点探索を行った。

対応点の定義は 4.2.1 で述べた通りである。

提案手法のパラメータには $l = 5$, $wmax = 3$, $thr1 = 0.3$, $thr2 = 0.6$ を使用した。

4.3.2 実験結果

全ての対応点のうち、特徴量空間でのユークリッド距離が近い上位 100 個の対応点を線でつなぎ画像として出力した。SIFT の結果を図 11、提案手法の結果を図 12 に示す。明るさの変化がある実画像においても、提案手法を用いることで対応点を安定して得られる事が分かる。

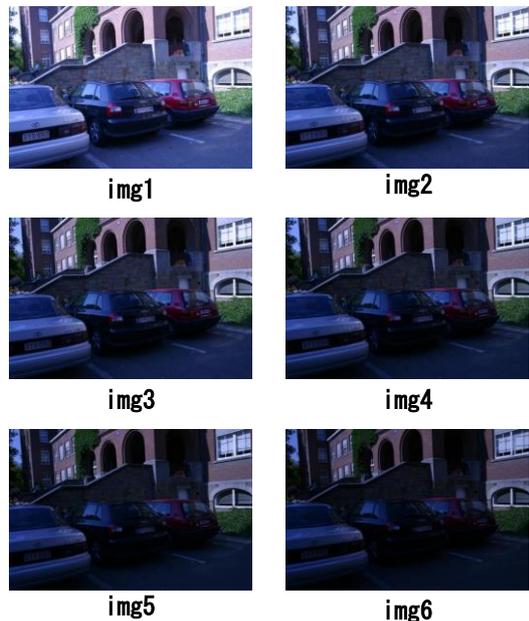
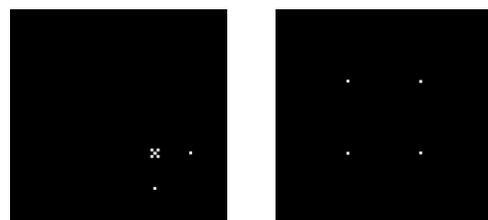


図 7 Leuven 大学の公開画像



(a) SIFT (b) 提案手法
図 8 各手法による特徴点の検出位置



図 9 コントラスト差の小さい画像ペアにおける SIFT の対応点



図 10 コントラスト差の小さい画像ペアにおける提案手法の対応点



図 11 コントラスト差の大きい画像ペアにおける SIFT の対応点



図 12 コントラスト差の大きい画像ペアにおける提案手法の対応点

4.4 再現性をもとにした定量的評価

4.4.1 実験概要

提案手法の精度を定量的に評価するため、特徴点の再現性[7]を対応点に限定して比較した。

特徴点の再現性は幾何学的変換が既知である 2 つの画像について、2 画像のうち特徴点の少ない画像における特徴点の検出数に対する、片方の特徴点の位置を他方の画像上に写像した位置付近で検出できた特徴点の数の比率で定義される。本実験ではこの特徴点の再現性を、対応点に限定して実験を行う。すなわち対応点の数を、対応する特徴点の片方の位置を他方の画像上に写像した位置付近で他方の特徴点が発見されている対応点の数の比率を、対応点に限定された特徴点の再現性として定義した。対応点に限定された特徴点の再現性の値は対応点の正答率であるため、この値が大きいほど、対応点が頑強に得られる手法であると言える。以下断りなく再現性という言葉を用いたときは、ここで定義した対応点に限定された特徴点の再現性のこととする。対応点の定義は 4.2.1 で述べた通りである。

Leuven 大学の公開画像[5]には *img1* から他の画像への射影変換行列が与えられているため、*img1* と他の各画像との対応点を調べ、再現性を計算した。提案手法のパラメータには $l = 5$, $wmax = 3$, $thr1 = 0.3$, $thr2 = 0.6$ を使用した。

また、再現性の計算に用いる画像上の対応点の距離が近いかの判断について、1 ピクセル以内であれば距離の近い対応点であるとして計算した。

4.4.2 実験結果

各画像で見つかった特徴点数を図 13 に、各画像ペアのすべての対応点を用いて計算された再現性を図 14 に示す。画像のコントラストが下がるに伴い、SIFT による特徴点検出数は大きく減少する。しかし提案手法による特徴点検出数は殆ど変化しない。また、提案手法による再現性の比率はどの組み合わせにおいても SIFT より高い値を得た。SIFT との差は画像のコントラストが下がるにつれ顕著である。

さらに、各画像間の対応点のうち、特徴量空間のユークリッド距離の近い上位 N%の対応点を用いて計算した際の再現性についても計算した。SIFT の結果を図 15 に、提案手法の結果を図 16 に示す。特に画像のコントラストが変化している *img5* と *img6* に対する再現性について、SIFT の上位 10%の対応点に限定したとしても、提案手法のすべての対応点を用いた再現性の方が依然として高い値を持つことが分かった。

4.5 コントラストを補正した画像からの SIFT の検出

4.5.1 実験概要

4.4 までに示した実験より、SIFT が入力画像のコントラストに大きく影響を受けること、および提案手法はコントラストの変化に対する頑強性が非常に高く、画像間でコントラストに差があっても安定して正しい対応点を得られる手法であることを示した。しかし、入力画像に対し事前にコントラストやノイズについて補正する処理を行うことで、提案手法を用いずとも SIFT で十分な対応点を得られるのではないかとの疑問が残る。そこで事前にコントラスト補正あるいはノイズ除去を行った補正画像にて得られる

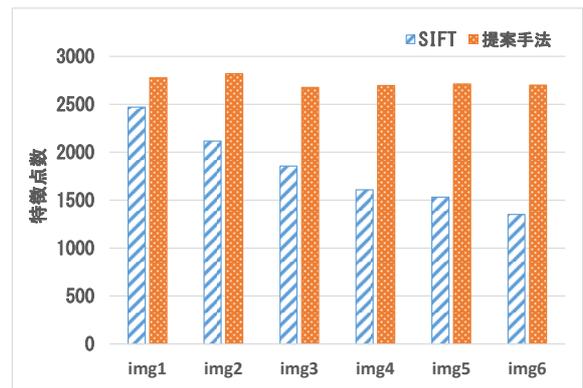


図 13 各画像で検出した特徴点数

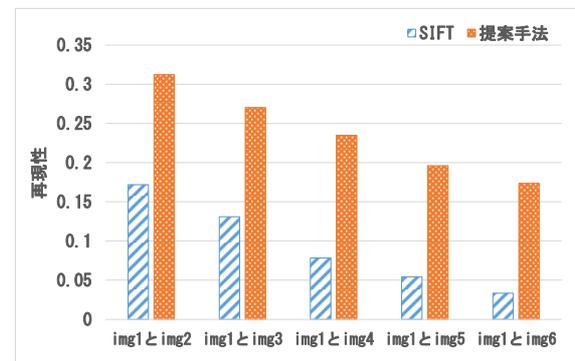


図 14 再現性の比較

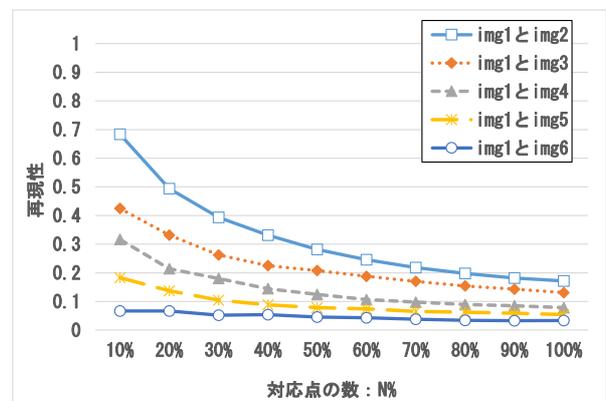


図 15 上位 N%を用いた SIFT の再現性

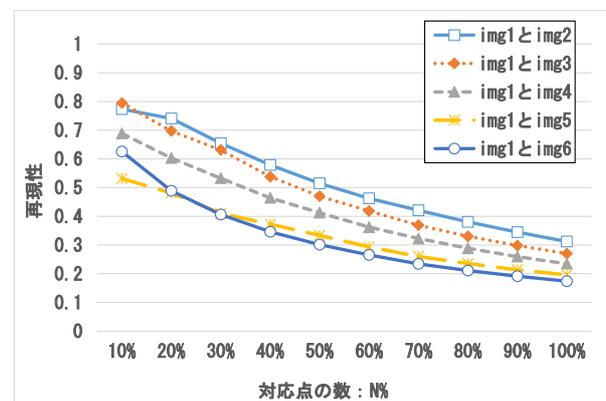


図 16 上位 N%を用いた提案手法の再現性

SIFT の対応点について、再現性を用い評価することとした。

まずコントラスト均一化によるコントラストの事前補正を行った入力画像における SIFT の再現性を 4.5.2 に示す。次にメディアンフィルタによるノイズ除去を事前に行った画像における SIFT の再現性を 4.5.3 に示す。さらに 4.5.4 では、メディアンフィルタによるノイズ除去を行ったうえでコントラスト均一化によるコントラスト補正を行った入力画像における SIFT で探索した対応点の再現性を示す。

対応点は *img1* と *img2* のペア、および *img1* と *img6* のペアで探索した。また、メディアンフィルタのフィルタ幅は最小 3、最大 11 まで実験を行った。

4.5.2 コントラスト均一化による事前のコントラスト補正

各画像に事前にコントラスト均一化を行ったうえで SIFT による特徴量抽出および対応点探索を行った。各画像の特徴点数を図 17 に、各画像間の特徴量空間のユークリッド距離の近い上位 N% の対応点を用いて計算した再現性の結果を図 18 に示す。

特徴点検出数について、元画像のコントラストに伴い大きく減少することはなくなった。また再現性の値はコントラストを補正しない場合と比較し、コントラスト差の大きい *img1* と *img6* のペアで少し良くなっている。しかしそれでも図 16 に示した提案手法の結果の方が良い結果であったと言える。

4.5.3 メディアンフィルタによる事前のノイズ除去

各画像に事前にメディアンフィルタによるノイズ除去を行ったうえで SIFT による特徴量抽出および対応点探索を行った。各フィルタサイズでの特徴点検出数を図 19 に、再現性の推移を *img1* と *img2* のコントラスト差の小さいペアの結果を図 20 に、*img1* と *img6* のコントラスト差の大きいペアの結果を図 21 に示す。

まず特徴点検出数について、コントラストがより小さくなる *img1*、*img2*、*img6* の順で検出数が減っていることから、ノイズ除去では特徴点検出数が元画像のコントラストに依存する問題を解決できていないことがわかる。またフィルタサイズを大きくするほど特徴点検出数は減少する。

再現性について、*img1* と *img6* のペアでは 3×3 を除くすべてのフィルタサイズで補正前より良い結果を得ているが、*img1* と *img2* のペアでは 7×7 のみすべての対応点の割合で良い結果を得ている。すなわちこの画像に適切なメディアンフィルタのサイズが 7×7 であり、異なるサイズのフィルタを用いると、特に元画像にコントラスト差がなかった画像において再現性に悪い影響を及ぼす場合があると言える。

4.5.4 メディアンフィルタによるノイズ除去と

ヒストグラム均一化によるコントラストの事前補正

各条件での特徴点検出数を図 19 に、再現性の推移について *img1* と *img2* のコントラスト差の小さいペアの結果を図 20 に、*img1* と *img6* のコントラスト差の大きいペアの結果を図 21 に示す。

まず特徴点検出数は、コントラスト均一化によって元画像のコントラストに依存しなくなったが、メディアンフィルタのフィルタサイズが大きくなるにつれ、減少している。

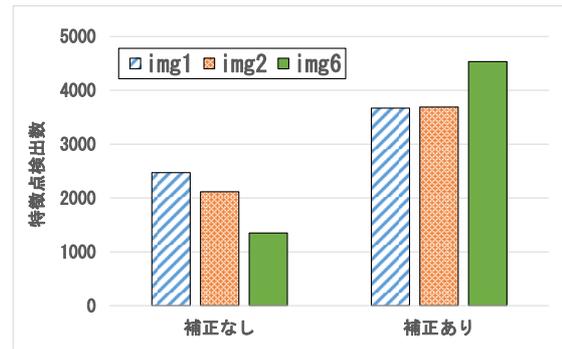


図 17 事前にコントラストを補正した場合の SIFT の特徴点検出数

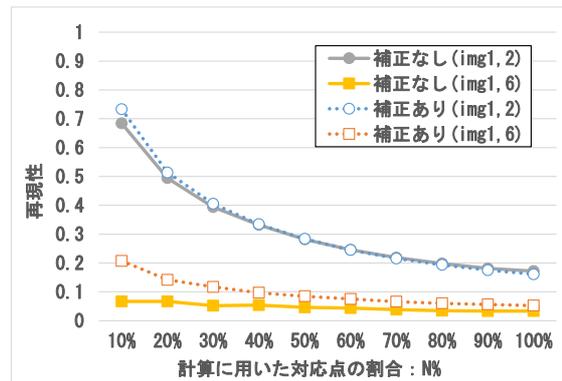


図 18 事前にコントラストを補正した場合の SIFT の再現性

再現性について、どちらのコントラストのペアについても画像補正を行わない場合より良い結果を得たのはフィルタサイズ 7×7 および 9×9 を用いた場合であった。特に 9×9 のフィルタを用いた場合に高い再現性の値を得たが、図 16 に示した提案手法の結果の方が依然として高い値を得ている。

5. まとめ

画像の対応点探索におけるコントラスト問題を解決する手法として、線集中度を用いた特徴点検出および特徴量記述手法を提案した。実験では、既存手法である SIFT と比較し、コントラストに差のある画像でも安定して特徴点数を得られること、および対応点の多くが正しく得られることを示した。これは線集中度がコントラストに非依存であり、ノイズにも頑健であるためである。

また、提案手法を用いずとも、入力画像をコントラストとノイズの面から補正することで、既存手法でも良い結果を得られるのではないかと考えられるため、実験を行った。4.5 に示した実験より、入力画像にコントラスト均一化によるコントラスト補正とメディアンフィルタによるノイズ除去を行うことで、補正前よりも SIFT にて良い結果を得られたが、提案手法の方が依然として良い結果を得ていた。さらに事前の画像補正について、メディアンフィルタのフィルタサイズが大きくなると特徴点検出数が減少するという問題、および適切なサイズのフィルタを用いなければ再現性の値も低くなる問題があった。すなわち、コントラスト非依存の特徴量抽出手法を提案することは有効である。

提案手法の今後の課題として、対象のスケール変化への対応がある。これには線集中度フィルタに多重解像度を導入した手法[8]の応用を検討している。また提案手法の処理時間はSIFTの約4倍であり、より処理時間が短くなるような対策も必要となる。これらの課題も踏まえ、自動三次元形状復元に向けた改良をさらに進める必要がある。

参考文献

[1] 編：八木康史・斎藤秀雄，“-CVIM チュートリアルシリーズ-コンピュータビジョン最先端ガイド5”，初版，アドコムメディア株式会社，2012年12月5日発行。
 [2] David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International Journal of Computer Vision, 60, 2, pp. 91-110., 2004

[3] 吉永幸靖 他, “輝度勾配ベクトル場モデルによる線の特徴抽出を用いたスピキュラ判別法”, 信学論(D-II), Vol.J87-D-II, No.1, pp.146-154, 2004.
 [4] 吉永幸靖, 福島重廣, “胃 X 線二重造影像におけるひだ集中度を用いた病変検出”, 日本がん検診・診断学会誌, vol.12, no.2, pp.132-137, 2005.
 [5] <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/>
 [6] <http://opencv.jp/>
 [7] C. Schmid, R. Mohr, and C. Bauckhage, “Evaluation of Interest point Detectors”, International Journal of Computer Vision, Vol. 37, No. 2, pp.151-172, June 2000.
 [8] 吉永幸靖 他, “2 波長分光分析に起因する低光量下での血管検出法およびスケール分類法に関する検討”, 信学技報, MI2003-104, pp.39-43, 2012

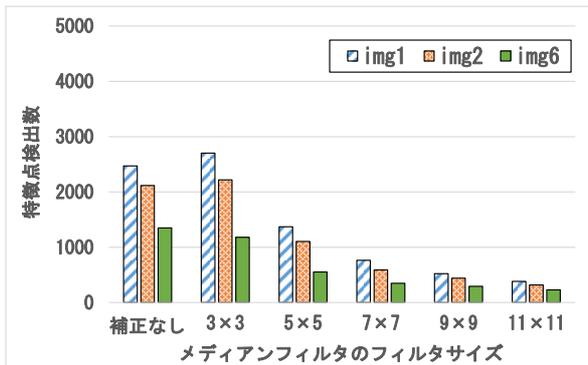


図19 事前にメディアンフィルタを用いた場合のSIFTの特徴点検出数

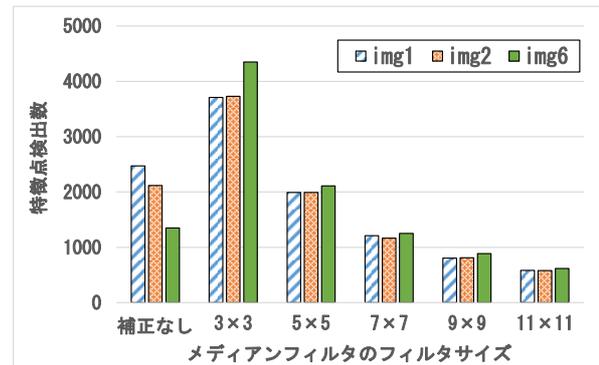


図22 事前にコントラストとノイズを補正した場合のSIFTの特徴点検出数

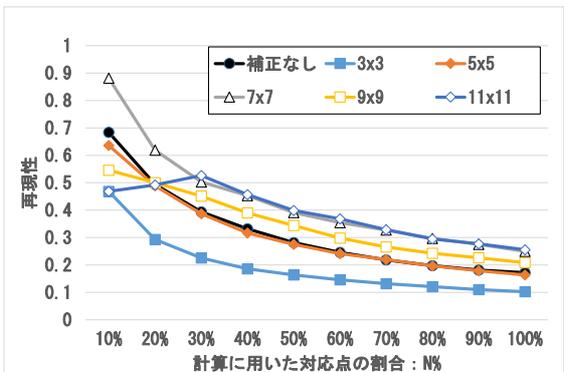


図20 事前にメディアンフィルタを用いたimg1とimg2におけるSIFTの再現率

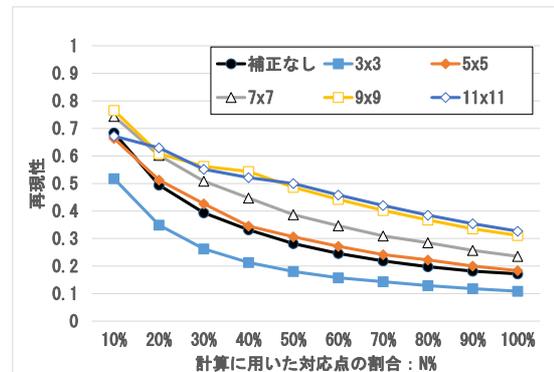


図23 事前にコントラストとノイズを補正した場合のimg1とimg2における再現率

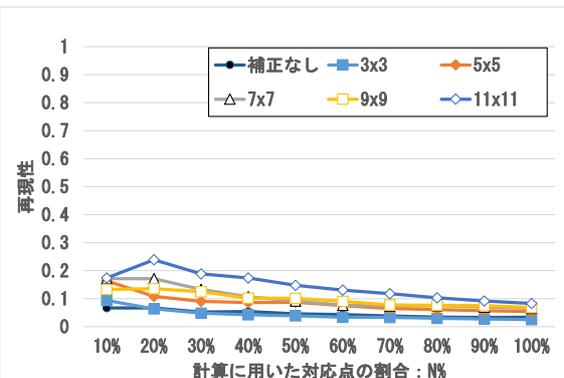


図21 事前にメディアンフィルタを用いたimg1とimg6におけるSIFTの再現率

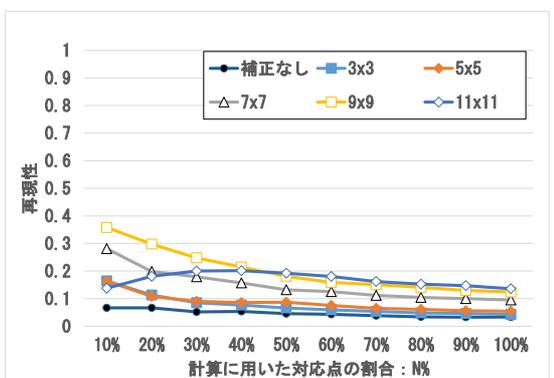


図24 事前にコントラストとノイズを補正した場合のimg1とimg6における再現率