

局所特徴量による同定処理結果を複数組み合わせた 局所特徴点マッチング手法の提案

A feature point matching method with combination of multiple local features

潮平寛弥[†]
Hiroya Shiohira

赤嶺有平[‡]
Yuhei Akamine

遠藤聡志[‡]
Satoshi Endo

根路銘もえ子[§]
Moeko Nerome

1. はじめに

単眼カメラのみを用いたマーカレス AR では、現実空間の3次元構造とカメラ入力内の特徴点の2次元位置を用いた推定処理が必要となる。その3次元構造と特徴点の同定処理は、一般的にカメラ入力内の特徴点周りの画素から得られる特徴量によるマッチングが用いられている。

屋外環境下で特徴量を用いたマッチングを行う際には日照変化などの環境変化に対してロバストであることが求められるが、SIFT[1]やSURF[2]、BRIEF[3]などの輝度を用いた従来の特徴量記述手法では、日照方向の変化に伴う輝度変化が大きく影響するため、ロバスト性が低い。

本研究では、局所特徴量を用いた同定処理の結果を複数組み合わせることで、屋外環境下における特徴点マッチングの高精度化を図る。

2. 提案手法

一般的に、特徴量を用いて同定処理を行う際には1種類の特徴量を用いる。特徴量による同定処理に適した環境下であれば、1種類の特徴量でも十分に同定処理ができるのだが、特定の環境下では精度が低下してしまう。例えば、時間帯及び天候によって日照状況が変化する屋外がそうである。

SIFTやBRIEFといった従来の手法では、特徴量の抽出時に輝度のみを用いる。屋外環境下では、天候や日照方向によって輝度特徴量が変化するため、マッチングできないことがある。

色情報は、輝度に比べて解像度が低くノイズが乗りやすいが、光源の位置や色が変化しても相対的には大きく変化しない。

そこで本研究では、入力として色情報を含む、複数の局所特徴量記述手法を組み合わせたマッチング手法を提案する。

SIFTは特徴点近傍の勾配情報を特徴量としており、BRIEFは画素値の大小関係の特徴量としている。このように特徴量は、手法毎に異なるアルゴリズムに基づいて記述されているため、特徴量を用いた同定処理結果を組み合わせることで、信頼度の低いマッチングを排除することができる。

例えば、画像Aの特徴点aと画像Bの特徴点bが一致するという結果がSIFT及びBRIEFの同定処理結果から得られた場合に、特徴点ペア(a,b)は画像Aと画像Bのマッチング時に信頼できる箇所として判断し、

マッチングに利用する(図1)。

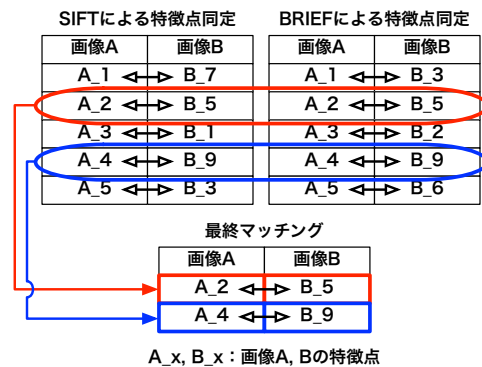


図1: 提案手法による特徴点マッチングイメージ

3. 実験及び結果

従来の1種類の特徴量による特徴点マッチングと提案手法の性能を比較実験した。

この時、特徴点の検出にはFASTを、特徴量の記述にはSIFTとBRIEFを用いた。また、特徴量抽出の際には輝度だけでなく、 $L^*a^*b^*$ 表色系の要素 a^* を用いた。

テストデータとして日照方向の変化を伴う3つの屋外シーンをを用いた。本実験では従来手法と提案手法の特徴点マッチング性能だけを比較するため、実験に使用する画像間でズレが無くなるように画像の位置を予め修正している。従って、両画像で検出された特徴点の画像上の座標を比較することで、マッチングの成否を判定できる。

提案手法及び従来手法を用いた各シーンにおける特徴点マッチング率を表1と表2に、処理時間を表3と表4に示す。処理時間には特徴点検出に掛かる時間は含まれず、特徴量の算出及びマッチングの処理時間のみを計測した。

表1~4において、Lは輝度を基にした特徴量、Cは $L^*a^*b^*$ 表色系の要素 a^* を基にした特徴量、 S_i はSIFT特徴量、 B_r はBRIEF特徴量を表す。例えば、 $S_i(L)$ は輝度を基にしたSIFT特徴量を意味する。

テストデータには、どのシーンにおいても別の日に撮影した2枚の画像を用いた。一方は天候が曇りで太陽が南西側にあり、もう一方は天候が晴れて太陽が東側にある。シーンAとシーンBは画像間で日照状況が大きく異なっており、影のできる位置や輝度の強い箇所が大きく異なっている。シーンCは他の2つのシーンに比べて凹凸が多く、特徴点数が多い。また、画像上部に駐車場が写っているため、その箇所では他に比べて特徴点が大きく異なっている。

[†]琉球大学大学院理工学研究科

[‡]琉球大学工学部

[§]沖縄国際大学経済学部

以上のことから、シーン A とシーン B では日照方向の変化に対するロバスト性、シーン C では一方の画像では存在しない特徴点に対するロバスト性に着目する。

同定処理の結果組合せ	シーン別特徴点マッチング率 (分母は結果重複ペア数)		
	A	B	C
Si(L)+Br(L)	166/199 83.4%	108/172 62.8%	1094/1134 96.5%
Si(L)+Si(C)	210/216 97.2%	174/207 84.1%	1591/1612 98.7%
Si(L)+Br(C)	123/128 96.1%	81/95 85.3%	995/997 99.8%
Si(C)+Br(C)	170/205 82.9%	116/153 75.8%	1419/1462 97.1%
Si(C)+Br(L)	77/82 93.9%	86/97 88.7%	765/766 99.9%
Br(L)+Br(C)	58/61 95.1%	60/73 82.2%	564/565 99.8%

表 1: 提案手法によるシーン別特徴点マッチング率

局所特徴量	シーン別特徴点マッチング率 (分母はマッチング対象数)		
	A	B	C
Si(L)	499/1116 44.7%	260/608 42.8%	2764/4392 62.9%
Si(C)	433/1116 38.8%	307/608 50.5%	3081/4392 70.2%
Br(L)	197/762 25.9%	127/578 22.0%	1409/3822 36.9%
Br(C)	200/762 26.2%	141/578 24.4%	1824/3822 47.7%

表 2: 従来手法によるシーン別特徴点マッチング率

シーン A で Si(L)+Si(C) を用いた場合には、マッチング対象 216 ペアの内、97.2%がマッチングしており(表 1)、Si(L) を用いた場合には、マッチング対象 1116 ペアの内、44.7%がマッチングしていることが分かる(表 2)。上記以外のシーン A での結果を見ても、従来手法はマッチング対象ペアは多いが誤ったマッチングも多いのに対し、提案手法はマッチング対象ペアは少ないが誤ったマッチングも少ないといった結果になっている。提案手法では、異なるアルゴリズムや情報に基づいた特徴量による同定結果を組み合わせている。そのため、日照方向の変化に対する輝度特徴量のロバスト性の低さや色情報の SN 比の低さを互いに補っており、また、同定結果が重複した信頼度の高い特徴点ペアだけをマッチングに利用しているため、従来手法よりも良い結果になったと考えられる。

同様の理由から、シーン B においても提案手法の方が良い結果になったと考えられる。

シーン C では画像の上部に駐車場が写っており、車両の移動に伴って特徴点そのものが異なる。従来手法

同定処理の結果組合せ	シーン別処理時間(秒)		
	A	B	C
Si(L)+Br(L)	0.94	0.63	8.74
Si(L)+Si(C)	1.51	0.98	11.30
Si(L)+Br(C)	0.95	0.61	8.80
Si(C)+Br(C)	0.96	0.58	8.96
Si(C)+Br(L)	0.94	0.59	8.84
Br(L)+Br(C)	0.38	0.23	6.23

表 3: 提案手法によるシーン別処理時間

局所特徴量	シーン別処理時間(秒)		
	A	B	C
Si(L)	0.62	0.41	3.82
Si(C)	0.65	0.42	3.70
Br(L)	0.09	0.06	1.41
Br(C)	0.10	0.07	1.43

表 4: 従来手法によるシーン別処理時間

では 30%~70%台といったムラのあるマッチング率となっている(表 2)が、提案手法におけるマッチング率はどの組み合わせにおいても 90%以上となっている(表 1)。これは、前述したように信頼度が高い特徴点ペアだけを選出するため、従来手法よりも誤ったマッチングの原因となるような特徴点を排除できていると考えられる。

表 3、表 4 を見て分かるように、提案手法は従来手法よりも処理時間が長いため、リアルタイムにマーカレス AR を利用することはできないが、GPGPU を用いたプログラミングを行うことで解決できると考えている。

4. おわりに

本稿において、局所特徴量による同定処理結果を複数組み合わせることで特徴点マッチングの精度が向上することを示した。

しかし、提案手法を用いることでマッチングに成功する特徴点の数が減少するため、様々なシーンにおいて十分なマッチングが得られるか実験する必要がある。また、提案手法をカメラ位置姿勢推定に利用した場合の推定精度の検証を行うことを検討している。

参考文献

- [1] D.G.Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features", International Conference on Computer Vision, pp.1150-1157, 1999
- [2] H.Bay, T.Tuytelaars, and L.Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features", In ECCV, pp.404-417, 2006
- [3] M.Calonder, V.Lepetit, C.Strecha and P.Fua, "BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features", European Conference on Computer Vision, 2010