

全球画像列によるカメラ位置推定の高速化

妹尾男宜 多田裕貴 太田寛志 道西博之

岡山理科大学大学院 工学研究科 電子工学専攻

1. はじめに

MMS (Mobile Mapping System) によってあらかじめ取得した全球画像列に対して、ユーザーが撮影した画像 (クエリ画像) をキーにして検索を行うことで、クエリ画像の撮影位置を推定する手法が提案されている[1,2]. しかし検索を行う際、画像列に対してクエリ画像との全特徴点マッチングを行おうとすると、この処理時間が膨大になるため実用的ではない. そこで本研究では、撮影位置推定の高速化を目的に、MMS において撮影位置が近い全球画像同士は類似する箇所が多いことを利用して、画像検索処理を行う際の計算量を減らす手法を提案する.

2. 画像のマッチング方法

全球画像列は MMS によって 2mおきに撮影されたものを用いる. これより撮影位置の検出分解能は 2mとなる. 画像検索には ORB 特徴量を用いた特徴点マッチングを使用する. クエリ画像と全球画像の双方で特徴点を検出し、特徴量記述を行い、特徴量距離が最小になる特徴点の対応づけを行う. このとき、特徴量距離に応じてマッチング得点 S を次式で与える.

$$\begin{cases} S = 5 - \frac{d}{10} & (d < 50) \\ S = 0 & (d \geq 50) \end{cases} \quad (1)$$

d は対応づけをした際の特徴量距離である. 式(1)により、特徴量距離が小さい特徴点対が多いほどマッチング得点の総和は大きくなる. また、特徴量距離が大きい特徴点対はマッチングの判定から除外される. この処理を全球画像それぞれに対して行い、マッチング得点の総和が最大になる画像を撮影位置として検出する.

3. 画像検索の高速化方法

MMS で取得した画像列内で隣接する画像同士は風景に重複部分が多いことから共通の特徴点



図1 画像列上で隣接する画像

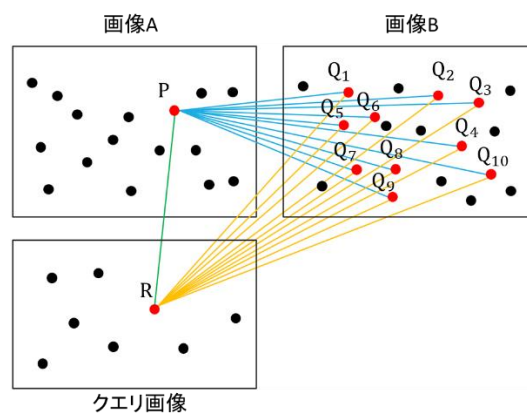


図2 マッチング処理の概略

が多く含まれる. 画像例を図1に示す. この性質を利用して、マッチングの計算量を削減する. あらかじめ、隣接する画像間で全特徴点のマッチングを行う. そして、画像の特徴点1点につき、他方の画像から類似している複数の特徴点を検出し、この情報を記録しておく. マッチング処理の概略を図2に示す. 画像検索ではまず画像Aとクエリ画像の全特徴点でマッチングを行う. このとき、点Rと点Pが対応したとする. 次に画像Bとクエリ画像のマッチングでは、画像Aとクエリ画像のマッチング結果を利用して、適合すると予想される点Pの類似特徴点 Q_i ($1 \leq i \leq n$) とのみマッチングを行う. このように2枚目以降の特徴点マッチングの計算数を減らすことで検索全体の処理時間を短くすることが期待できる. 画像の一つの特徴点に対する他方の画像の検出特徴点数 n は、最小特徴量距離を d_{\min} 、類似特徴点の最大検出数を x 個とするとき $n = \min\left(x, \frac{16x}{d_{\min}}\right)$ とする. これは特徴量距離が小さいほど、検出する特徴点数を多くするためである.

Fast Estimation of Camera Position Using Sequential Panoramic Images

Danki Seno, Yuki Tada, Hiroshi Ohta, Hiroyuki Michinishi
Okayama University of Science Graduate School

4. 実験結果

類似特徴点の最大検出数 x を 25 と 50 にした提案手法、および全特徴点とのマッチングを行う従来手法についてそれぞれ画像検索の実験を行い、処理時間およびマッチング得点差の比較を行った。この実験において全特徴点数は 100 点とした。実験環境を表 1 に示す。

実験にはクエリ画像 (5400×2700 画素) 1 枚と MMS の画像 (5376×2688 画素) 20 枚を 1 組として 3 組 (A, B, C) の実験画像を用意し、各組に対してそれぞれ 5 回ずつ処理時間計測を行った。また、マッチングの処理量削減に対するマッチング得点の総和の変化を調べるため、 k 番目の画像に対するマッチング得点の総和を、従来手法、提案手法それぞれ a_k , b_k とし、提案手法と従来手法との得点差の割合を、 $1 - \sum_{k=1}^{20} \frac{\min(a_k, b_k)}{\max(a_k, b_k)} / 20$ で求めた。

表 2 に従来手法と提案手法の計算量と処理時間を示す。計算量はマッチング計算に用いた特徴点の総数である。処理時間は特徴点マッチングに要した時間である。ただし、提案手法には特徴点選択処理時間も含まれる。実験結果より、検出数 50 のとき、提案手法のマッチング計算量は従来手法と比べ約 86%削減され、処理時間は平均で約 34%の高速化が確認できた。また、検出数 25 のとき、計算量は約 90%削減され、マッチング処理時間は約 42%の高速化が確認できた。提案手法においてマッチング計算量の削減に比べマッチング処理時間の削減値が低いのはマッチング処理に特徴点選択が追加されているためであり処理時間の約 30%が特徴点選択に費やされている。

提案手法と従来手法の得点差の割合を表 3 に示す。検出数 50 の場合、得点差は従来手法と比べ約 4.7%の差であり、大きな差はないことが確認できた。検出数を 25 に減少させた場合、得点差は 17.3%になった。ただし最大得点を取得した画像番号はどの組であっても従来手法と同じであったため、得点に差異はあるものの位置推定の精度はほぼ変化していないと言える。

5. まとめ

本研究は、MMS で取得した全球画像において、隣接する画像の類似性を利用し、撮影位置推定を高速化する手法を提案した。実験によって、提案手法は全点マッチングする場合と同程度の検出精度を保ったまま高速化されたことを確認した。今後は画像列をより多くした場合の処理時間の短縮方法について考える。

表 1 実験環境

CPU	Intel Core i7 3.40GHz
OS	Windows 10 Professional
開発ソフト	Visual C++ 2015
ライブラリ	OpenCV ver2.4

表 2 マッチング計算量と処理時間

	従来手法	
	計算量	処理時間(ms)
A	200000	2.73
B	200000	2.81
C	200000	2.40
平均	200000	2.64
	提案手法(検出数 25)	
	計算量	処理時間(ms)
A	20074	1.43
B	20021	1.42
C	19623	1.40
平均	19906	1.41
	提案手法(検出数 50)	
	計算量	処理時間(ms)
A	27466	1.66
B	27588	1.62
C	26948	1.54
平均	27334	1.60

表 3 提案手法と従来手法の得点差

	A	B	C	平均
検出数 50 の得点差(%)	2.5	9.5	2.3	4.7
検出数 25 の得点差(%)	14.1	25.9	11.9	17.3

謝辞

本研究の一部は、公益財団法人ウエスコ学術振興財団の助成を受けて行われた。ここに感謝の意を示す。

参考文献

- [1] N.Yazawa, H.Uchiyama, and H.Saito, "Image Based View Localization System Retrieving from a Panorama Database by SURF," IAPR Conf. on Machine Vision Application, pp.118–121, 2009.
- [2] 多田裕貴, 太田寛志, 道西博行, "全球画像列を使用した撮影位置の推定," 情報処理学会第 79 回全国大会講演予稿集, vol.2, pp.451–452, 2017.