

1. はじめに

非剛体のレジストレーションとして、グラフカットにより画像間の対応を求める手法が提案されている [1]。この手法では対応するピクセルの輝度差しか用いていないため、実シーンに適用した場合、誤対応率が高くなるという問題がある。本研究では、データ項の情報を増やすことで高精度なレジストレーションを目的とし、SIFT 対応点による拘束を用いたグラフカットと疎密探索を用いたグラフカットを提案する。

2. グラフカットによる画像レジストレーション

二つの画像を I_1, I_2 、座標を $p \in P, I_1$ から I_2 に対応する x, y 方向の移動量を $f = \{f_1, f_2, \dots, f_p, \dots, f_{|P|}\}$ とする。また、 q は p の近傍ピクセルとし $p, q \in N$ とする。グラフカットでは、エネルギー関数を式 (1) のように定義する。

$$E(f) = \sum_{p \in I} D(f_p) + \lambda \sum_{p, q \in N} V(f_p, f_q) \quad (1)$$

$D(f_p)$ はデータ項と呼び、 $\|I_1(p) - I_2(p + f_p)\|^2$ とし、 I_1 のピクセル p に対応する I_2 のピクセル $p + f_p$ の輝度差を計算する。 $V(f_p, f_q)$ は平滑化項と呼び、 $\|f_p - f_q\|^2$ とし移動量を比較する。 λ はパラメータ係数である。 $D(f_p)$ と $V(f_p, f_q)$ により定義されたエネルギー関数 $E(f)$ を最小とする f を Graph Cuts Algorithm [1] を用いて計算することでレジストレーションを行う。

3. 提案手法

従来法では、データ項に画像間のピクセルの輝度差しか用いられていない。本手法は、データ項の情報を増やすことで高精度なレジストレーションを目指す。以下に、SIFT 対応点による拘束を用いたグラフカットと、疎密探索を用いたグラフカットについて述べる。

提案手法 1: SIFT 対応点による拘束を用いた GC 提案手法 1 の流れを図 1 に示す。はじめに、入力画像 I_1 と I_2 から SIFT 特徴量 [2] を抽出して対応点探索を行う。求めた対応点を $k \in K$ とし、その位置を $p(k)$ 、対応点の移動量を $f(k)$ とする。対応点を用いたデータ項 $D_1(f_p)$ を式 (2) に示す。

$$D_1(f_p) = \begin{cases} 0 & \text{if } p = k \\ D(f_p) + \mu \sum_{k \in K, f(k) \neq f(p)} \frac{r^2}{|p(k) - p|^2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

r は対応点の影響範囲、 μ はペナルティ係数とする。このデータ項 $D_1(f_p)$ を用いて、エネルギーを最小化する。

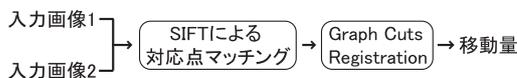


図 1: SIFT 対応点を用いた手法的流れ

提案手法 2: 疎密探索を用いた GC 提案手法 2 の流れを図 2 に示す。はじめに画像 I_1 と I_2 をダウンサンプリングした画像 I_1^n, I_2^n を作成する。このダウンサンプリングの割合を決定する n は任意で与える。ダウンサンプリングした画像に対して 1 つ前の結果を拘束条件に加えた式 (4) をデータ項に用いてグラフカットを行う。

$$D_2(f_p) = \|I_1^n(p) - I_2^n(p + f_p)\|^2 + \kappa \|f_p^n - f_p^{n+1}\|^2 \quad (3)$$

ここで κ はペナルティ係数である。このデータ項 $D_2(f_p)$ を用いて、レジストレーションを $n = 0$ である原画像サイズになるまで繰り返し行う。これより、グラフカットの疎密探索を実現する。

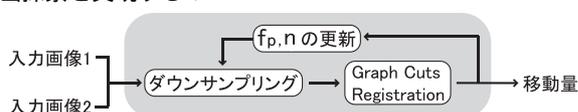


図 2: 粗密探索を用いた手法的流れ

4. 評価実験

本手法の有効性を示すために評価実験を行う。ステレオデータによる評価 ステレオデータセット¹を用いて各手法による比較実験を行う。図 3 にレジストレーション結果を、表 1 に誤対応率を示す。提案手法 1 は従来手

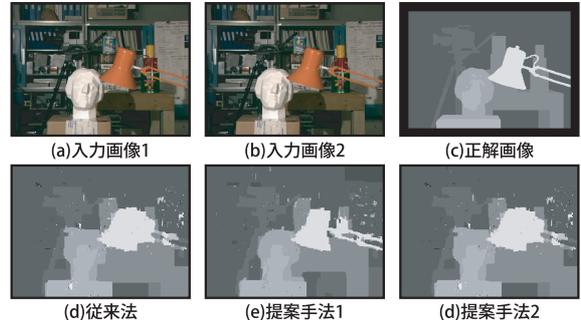


図 3: ステレオデータによるレジストレーション結果

表 1: 誤対応率 [%]

| 従来法 | 提案手法 1 | 提案手法 2 |
|------|--------|--------|
| 8.37 | 5.25 | 8.36 |

法より誤対応率が 3.12% 減少し、提案手法 2 は同等であった。提案手法 1 では、ライト領域の SIFT 対応点とその周辺のペナルティ項に影響を与えたため、レジストレーション精度を向上させることができたといえる。

空撮画像のレジストレーション実験 時系列の空撮画像を用いてレジストレーションを行う。図 4 に各手法によるレジストレーション結果を示す。図 4(c),(d) より、提案手法

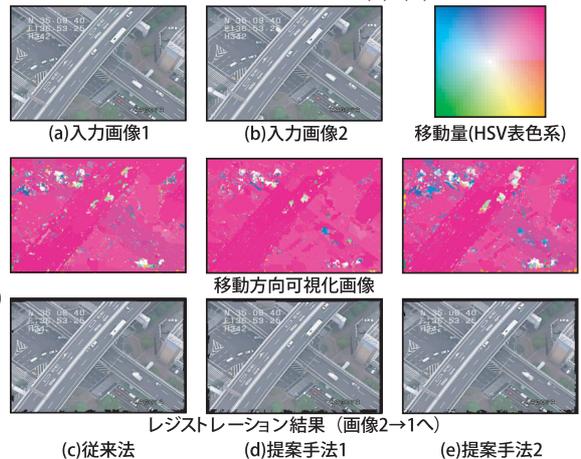


図 4: 空撮画像のレジストレーション

1 は SIFT 対応点を用いることで、従来法より細かな誤対応を抑制できているのがわかる。また、図 4(c),(e) より、従来法では車の移動量が検出されていないが、提案手法 2 では、ダウンサンプリング画像で車領域の移動量を捉えることができるため、車領域の移動量を高精度に検出することができた。以上のことから、従来法よりも提案手法は精度が良いレジストレーションをが可能となった。

5. おわりに

本研究では SIFT 対応点による拘束と疎密探索を用いたグラフカットによる画像レジストレーションを提案した。今後は、二つの提案手法を組み合わせたレジストレーションを行う予定である。

参考文献

- [1] Y. Boykov *et al.*, "An Experimental Comparison of Min-Cut/Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision", PAMI, vol. 26, no. 9, pp. 1124-1137, 2004.
- [2] D. Lowe, "Distinctive image features from scaleinvariant keypoints", IJCV, 60(2), pp. 91-110, 2004.

¹<http://vision.middlebury.edu/stereo>