

画像分割により動的に閾値を変化させる特徴点抽出を用いたフォトグラメトリ

山根愛実† 児島彰‡ 弘中哲夫‡

広島市立大学情報科学部情報工学科† 広島市立大学大学院情報科学研究科‡

1 はじめに

対象物を撮影した複数の写真画像から、3DCG モデルを作成する技術はフォトグラメトリと呼ばれ、さまざまな場面で活用されている。フォトグラメトリは、撮影画像から特徴点抽出、特徴点マッチングを行い、カメラ位置を算出し、三角測量法によって三次元の立体情報を得ることで3DCG モデルを作成する。一般的には、生成モデルの品質向上のためには、多くの特徴点を検出することが望ましい [1]。しかし、特徴点の分布に偏りがある場合、単純に検出数を増やすだけでは、モデルの構成に必要な特徴点が得られない場合がある。このとき、図1のような不完全なモデルが生成される。本研究では、画像を分割し、分割画像ごとに特徴点の検出数を調整し、画像全体で満遍なく特徴点を検出することで生成モデルの品質を向上させる手法を提案する。

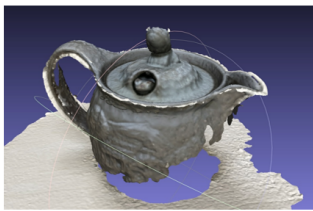


図1: フォトグラメトリによる不完全な生成モデル

2 フォトグラメトリの処理フロー

図2にフォトグラメトリの処理フローを示す。特徴点抽出からバンドル調整までが SfM (Structure from Motion) であり、デプスマップの復元以降が MVS (Multi view Stereo) である [2][3]。本研究では、SfM の一処理である特徴点抽出を SIFT (Scale Invariant Feature Transform) アルゴリズムで行う。また、3DCG モデルの作成にはオープンソースの Colmap [4] を使用し、特徴点抽出に提案手法を適用する。

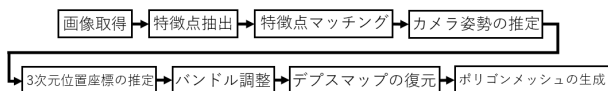


図2: フォトグラメトリの処理フロー

Photogrammetry using feature point extraction with dynamically changing threshold values by image segmentation

Ami Yamane† Akira Kojima‡ Tetsuo Hironaka‡

†Department of Computer and Network Engineering, Hiroshima City University

‡Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University

3 SIFT 特徴点抽出

SIFT 特徴量は画像の拡大縮小や回転に対して不変であり、ノイズ、3次元視点の変化、照明の変化に対して頑健である。主に、スケール空間での極値検出、特徴点のローカライズ、オリエンテーションの割り当て、特徴量記述の4過程で構成されている [5]。本研究では、DoG (Difference of Gaussian) 値を用いた特徴点のローカライズに着目しているため、DoG 値を用いた特徴点のローカライズについてのみ詳細を説明する。

DoG 値を用いた特徴点のローカライズ

連続するスケールを用いた平滑画像の差分である DoG 画像3枚から、ある対象点とその近傍26点を比較し、極値として検出された $D(\hat{x})$ の絶対値が、与えられた閾値より小さい場合、特徴点の候補から除外する。これにより、コントラストが低い、つまりノイズの影響を受けやすい点を除外することができる。 $D(\hat{x})$ の絶対値は $[0,1]$ の範囲である。

4 提案手法

フォトグラメトリでの生成モデルの品質向上のためには、図2の特徴点抽出の段階で満遍なくより多くの特徴点を検出することが望ましい [1]。特徴点抽出を行う SIFT アルゴリズムでは3より、DoG 値を用いた閾値処理の閾値を下げることでより多くの特徴点を検出できるが、この閾値を下げた場合ノイズも特徴点として検出してしまふ可能性がある。ノイズによる点が多く混在すると3次元点群中でどの点が近いかの判断を誤る。距離が遠いときメッシュは生成されないため、モデルの品質が落ちる原因となる。また、既に十分な特徴点数が確保できている箇所では、必要以上に特徴点が増え、計算量が不必要に増加する恐れがある。そこで本研究では、画像分割を行い、分割画像それぞれに対して動的に閾値を変更させることで、画像全体で満遍なく特徴点を検出する手法を提案する。

5 実装

5.1 画像分割

特徴点抽出を行う画像 I_{all} を任意の数の2乗枚に等分割する。分割画像に対して、以下に述べる特徴点抽出 $K1, K2, K3$ を順次適用する。

5.2 特徴点抽出 K1

分割画像 $I_{cut_1\dots n}$ それぞれに対して3で説明した、DoG 値を用いたローカライズの閾値 T_1 を同じ値に設定し、特徴点抽出 K1 を行う。このとき、特徴量記述は行わない。本研究では、 $T_1 = 0.04$ で行う。この値は SIFT の推奨値をもとに決定する。

5.3 特徴点抽出 K2

特徴点抽出 K1 で得た特徴点数 kp_{num} をもとに、DoG 値を用いたローカライズの閾値 T_2 を動的に変更させ、分割画像それぞれに対して再度特徴点抽出 K2 を行う。このとき、特徴量記述は行わない。特徴点抽出 K2 で得られた全ての特徴点の座標を保存する。

閾値の決定

分割数の増加に伴い特徴点抽出 K1 で、1 枚の分割画像に取得できる特徴点数 kp_{num} は減少する。これにより、分割数が多い場合に、どの分割画像に対しても閾値 T_2 は小さい値に設定されてしまう。この問題を解消するために、K1 で得た kp_{num} の平均 kp_{av} をもとに T_2 を決定するために範囲変数 Kn_1, Kn_2, Kn_3, Kn_4 を以下のように定めた。

$$\begin{aligned} Kn_1 &= kp_{av} * 0.5 \\ Kn_2 &= kp_{av} \\ Kn_3 &= kp_{av} * 2.5 \\ Kn_4 &= kp_{av} * 3.5 \end{aligned} \quad (1)$$

特徴点抽出 K1 で得た特徴点数 kp_{num} と (1) を使って、閾値 T_2 を以下のように決定する。

$$T_2 = \begin{cases} 0.005 & (kp_{num} \leq Kn_1) \\ 0.010 & (Kn_1 < kp_{num} \leq Kn_2) \\ 0.020 & (Kn_2 < kp_{num} \leq Kn_3) \\ 0.030 & (Kn_3 < kp_{num} \leq Kn_4) \\ 0.040 & (Kn_4 < kp_{num}) \end{cases} \quad (2)$$

5.4 特徴点抽出 K3

分割前の画像 I_{all} に対して、5.3 で定めた閾値 T_2 の最小値、つまり閾値 $T_3 = 0.005$ で特徴点抽出 K3 を行う。このとき、5.3 で保存した座標と同じ座標の特徴点が検出された場合のみ特徴量記述を行う。これにより、特徴点抽出で最も計算量の大きい特徴量記述を最小限に抑えることが可能となる。

6 評価

生成されたモデルの頂点数により、生成モデルの品質を評価する。今回は評価にスニーカーの撮影画像を使用した。手案手法を用いず閾値 0.04, 0.005 の場合、手案手法を用いて分割数 9, 25, 49, 81 の場合について、一画像あたりに検出された特徴点数の平均と、生成されたモデルが持つ頂点数を表 1 に示す。また、表 1 のうち、提案手法を用いず閾値 0.04, 0.005 の場合、提案手法を用いて分割数 49 の場合について生成された

モデルを図 3 に示す。提案手法を用いて生成したモデルは、いずれの分割数においても、画像分割を行わない特徴点抽出を用いて生成したモデルよりも生成モデルが持つ頂点数が多いことから品質が良くなった。また、画像分割を行ったときの特徴点数の平均より、画像分割を行わず閾値 0.005 で特徴点抽出を行った特徴点数の平均は多いが、生成モデルが持つ頂点数は画像分割を行う方が多いことより、画像分割により動的に閾値を変更することで、ノイズの影響を受けにくくなったといえる。画像分割を行わず閾値 0.04 で特徴点抽出を行ったときの特徴点数の平均より、その他の方法での特徴点数、モデルが持つ頂点数いずれも大幅に多いことから画像全体で満遍なく、多くの特徴点を検出することで生成モデルの品質は良くなった。

表 1: 特徴点数の平均と生成モデルの頂点数

	平均特徴点数	モデルの頂点数
分割なし閾値 0.04	1,802	274,603
分割なし閾値 0.005	18,104	315,255
9 分割	9,206	345,156
25 分割	7,129	372,158
49 分割	10,742	369,138
81 分割	11,150	356,950

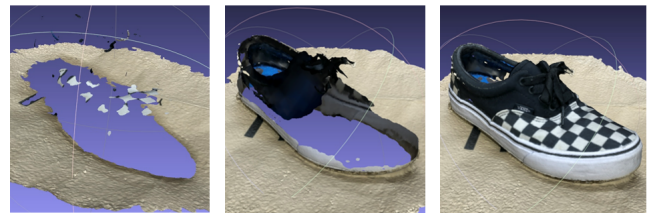


図 3: 分割なし閾値 0.04, 分割なし閾値 0.005, 49 分割

7 まとめ

本研究では、画像分割を行い、分割画像それぞれに対して動的に閾値を変更させることで、画像全体で満遍なく特徴点を検出する手法を提案した。提案手法により、フォトグラメトリでの生成モデルの品質向上が期待できる。

参考文献

- [1] 加治佐剛, 鎌田侑成, 寺岡行雄, “UAV を用いた SfM による単木 3D モデリング-画像オーバーラップ率が 3D モデルの精度に与える影響-,” 九州森林研究, NO.70, 2017.
- [2] 松下康之, 古川泰隆, 川崎洋, 古川亮, 佐川立昌, “-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 Photometric Stereo, Multi-view Stereo, 3D Reconstruction using Structured Light,” アドコム・メディア株式会社, 2012.
- [3] 江尻正員, 岡部孝弘ら, “デジタル画像処理 [改訂第二版],” 公益財団法人 画像情報教育振興協会 (CG-ARTS), 2022.
- [4] J.L. Schonberger, J.M. Frahm, “Structure-from-Motion Revisited,” 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.4104-4113, 2016.
- [5] Lowe, D., “Distinctive image features from scaleinvariant keypoints,” International Journal of Computer Vision, 2004.