

局所形状情報を用いた距離画像の位置合わせの高精度化に関する研究 Precise Range Image Registration Using Local Shape Information of Object Surface

森谷 聡史[†]
Satoshi Moriya

岡谷 (清水) 郁子[†]
Ikuko Shimizu Okatani

杉本 晃宏[‡]
Akihiro Sugimoto

1. 概要

実世界の物体の形状モデルは、組み立て作業や自動車などの部品の検査等、様々な製造業の場で有用である。また、CAD 図面が存在しないような博物館の収蔵品等の文化遺産をコンテンツ化するときにも利用できる。

3次元形状を取得するために、レンジファインダと呼ばれるセンサが用いられる。これは、非接触で対象の形状を計測する装置で、物体にレーザー光やパターン光などを照射してカメラで撮影する。得られるデータは画像の各画素に3次元座標が対応するような形式のデータで、このデータは距離画像と呼ばれる。つまり、距離画像は、データを得たときのセンサの位置と姿勢に依存する座標系で表された対象物体の部分的な形状データを含んでいる。

本稿の目的は、レンジファインダで計測して得た複数の距離画像を用いて、オブジェクトの3次元形状モデルを生成するために高精度な位置合わせを行うことである。

本稿では、距離画像の位置合わせを高精度に実現するための手法を提案する。位置合わせの問題点として、変換パラメータ推定のための誤差関数の値が真の変換パラメータで最小になっていないことや、真の変換パラメータ付近で局所最小解を持つという問題がある。そこで本稿では、局所的な形状を表す特徴量である法線と曲率を用いる。距離画像間での対応関係を正しく求めるために、曲率を利用する。また、位置合わせの評価関数に頂点法線の内積の項を導入し、高精度な位置合わせを実現する。このとき、誤った対応関係による外れ値の影響を抑えるため、ロバスト統計の手法として知られている M 推定を導入する。

2. 局所形状情報

2.1 法線成分の導入

距離画像を得た視点間の相対的な位置と姿勢を表す変換パラメータ T を高精度に推定するためには、変換パラメータ T を推定するための誤差関数は、局所最小解を持たないことが望ましく、また真の変換値で最小をとる必要がある。本稿では、位置合わせの誤差関数に、従来手法の距離に加えて各計測点の法線成分を導入する。まず、距離のみの誤差関数のときと同様に、計測点の対応の組 $x^1(u, v)$ と $x^2(u', v')$ を求める。求めた対応点の組 $x^1(u, v)$ と $x^2(u', v')$ の法線をそれぞれ $n^1(u, v)$, $n^2(u', v')$ とする。本稿では対応点の法線の係数 $n(T(n^1(u, v)), n^2(u', v'))$ を用いる。対応点の法線を使う理由は、真の変換値で変換パラメータが求められているならば、位置合わせ後の二つの距離画像において、重なっている部分での法線も一

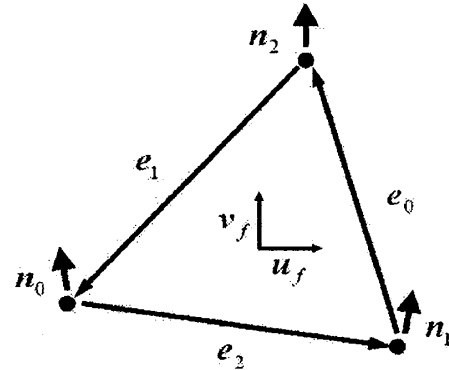


図1 各面の定義

致するからである。

法線係数 $n(T(n^1(u, v)), n^2(u', v'))$ は、法線の内積をとる。実際には、

$$n(T(n^1(u, v)), n^2(u', v')) = (1 - T(n^1(u, v)) \cdot n^2(u', v'))$$

として求める。ただし、 \cdot は内積を示す。法線は単位ベクトルなので、法線成分のとりうる範囲は $0 \leq n(T(n^1(u, v)), n^2(u', v')) \leq 1$ である。

各計測点の法線ベクトルは、変換パラメータが変化しても対応点の組が変化するだけでモデルの形状自体が変化することではないが、データの座標が変わるので、対応点の組は変換パラメータが更新されるたびに求めるとともに、法線ベクトルも求める必要がある。

2.2 曲率の計算方法

物体表面の形状を表すものとして、曲率がある。本稿では曲率を用いて距離画像間の対応の整合性をチェックする。距離画像は、視線方向と面の局所的な向きに依存する離散化されたデータであり、また計測誤差も含まれるため、距離画像から正確に曲率を推定するのは難しい。ここでは、離散化に対して頑健な計測点の主曲率 κ_1 , κ_2 と主曲率から求められる平均曲率 $H_i(u, v)$, ガウス曲率 $K_i(u, v)$ の推定方法について述べる [8]。

各計測点 p の主曲率 κ_1^p , κ_2^p は計測点 p の第二基本テンソル \mathbf{II}_p から計算することができる。 \mathbf{II}_p は計測点に隣接する各面 f の第二基本テンソル \mathbf{II}_f の重みつき平均から求められる。計測点から補間される面を図 2.2 のように定義すると、面の第二基本テンソル \mathbf{II}_f は次の式の最小二乗から得られる。ただし、 n_i , e_i , ($0 \leq i \leq 2$) はそれぞれ i 番目の計測点の法線ベクトルとエッジベクトルであり、 (u_f, v_f) は各面 f の正規直交座標系である。

[†] 東京農工大学大学院

[‡] 国立情報学研究所

$$\mathbf{II} \begin{pmatrix} \mathbf{e}_0 \cdot \mathbf{u}_f \\ \mathbf{e}_0 \cdot \mathbf{v}_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\mathbf{n}_2 - \mathbf{n}_1) \cdot \mathbf{u}_f \\ (\mathbf{n}_2 - \mathbf{n}_1) \cdot \mathbf{v}_f \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{II} \begin{pmatrix} \mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{u}_f \\ \mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{v}_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\mathbf{n}_0 - \mathbf{n}_2) \cdot \mathbf{u}_f \\ (\mathbf{n}_0 - \mathbf{n}_2) \cdot \mathbf{v}_f \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{II} \begin{pmatrix} \mathbf{e}_2 \cdot \mathbf{u}_f \\ \mathbf{e}_2 \cdot \mathbf{v}_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\mathbf{n}_1 - \mathbf{n}_0) \cdot \mathbf{u}_f \\ (\mathbf{n}_1 - \mathbf{n}_0) \cdot \mathbf{v}_f \end{pmatrix}.$$

求めた \mathbf{II}_f を計測点 p の正規直交座標系 (u_p, v_p) 座標系に変換して、その重み付け平均として計測点 p の第二基本テンソル \mathbf{II}_p が得られる。得られた \mathbf{II}_p の固有値が計測点 p の主曲率 κ_1^p, κ_2^p となる。

さらに求めた κ_1^p, κ_2^p から計測点 p の平均曲率 $H_i(u, v)$ とガウス曲率 $K_i(u, v)$ を求めることができる。 $H_i(u, v)$ と $K_i(u, v)$ はそれぞれ次のようになる。

$$H_i = \frac{\kappa_1^p + \kappa_2^p}{2},$$

$$K_i = \kappa_1^p \kappa_2^p.$$

3. 局所形状情報を用いた位置合わせ

本手法では ICP アルゴリズムと同様に変換の推定を繰り返す。まず、初期変換パラメタ T_0 を設定する。次に、距離画像 1 の各計測点での局所形状一致し、さらにその中で最も距離が近くなるような計測点を距離画像 2 から探し、互いを対応付ける。求めた対応のみを用いて式 1 を最小にするような変換パラメタ T_i を求める。ただし、 i は反復回数である。 $J(T_i)$ が収束するまで上記を繰り返す。式 1 が収束したときの変換パラメタ T_i で距離画像を変換し、重ね合わせる。

3.1 計測点間の距離

異なる距離画像間において、計測された対象物体の同一の点を計測しているとは限らないため、対応点間の距離は計測点間の距離ではなく、1 番目の距離画像の計測点と 2 番目の距離画像の計測点から成る局所的な面上にある点との距離とする。

本稿では頂点とメッシュまでの距離を次のようにして決める。まず、距離画像 2 の計測点から成る任意のメッシュを含む平面に距離画像 1 の計測点から垂線を下ろし、その交点と計測点との距離を計測点と面との距離とする。そのとき、交点が任意のメッシュ内部にあるならば、計測点とメッシュの距離は計測点と面との距離、交点がメッシュ外部にあるときは計測点から三角メッシュの 3 頂点および、3 辺への距離の中で最小のものを計測点とメッシュとの距離とする。

3.2 局所形状パターンを用いた計測点の対応付け

計測点の対応関係に基づき変換パラメタを推定する際に、誤った対応が存在すると、高精度な変換パラメタの推定ができなくなる。そのため、各計測点の近傍に隣接す

る面から求められる局所的な形状パターンから誤対応を取り除く [9]。各計測点の局所的な面の形状パターンは、局所的な面の平均曲率 $H_i(u, v)$ とガウス曲率 $K_i(u, v)$ の値の符号から求めることができる。平均曲率 $H_i(u, v)$ とガウス曲率 $K_i(u, v)$ の求め方は 2.2 に示す。平均曲率 $H_i(u, v)$ とガウス曲率 $K_i(u, v)$ 表 1 のように、凸、凹、平面、鞍点、凸円筒、凹円筒の 6 種類の形状パターンに分類する。ただし、 $K = 0, H = 0$ については、値が厳密に 0 になる場合以外にも、絶対値が十分小さいときは $K = 0, H = 0$ とする。

3.3 変換パラメタの推定

3.3.1 M 推定の導入

誤差関数 J は対応点間の誤差 e_i に対して、その二乗の平均で画像のずれを評価する。しかし、この最小二乗誤差では、すべての誤差 e_i を均等な重みで扱っているため、大きな残差ほど全体の関数値に大きな影響を与えるため、非常に大きく外れた値を持つ少数の外れ値によって誤差関数 J の性能が著しく劣化する恐れがある。そのため、外れ値の影響を制限するために、ロバスト推定手法のひとつである M 推定を導入する。

M 推定では、最小二乗法を変形し外れ値に小さな重みを与えるようにする関数である。本稿では、M 推定に $\rho = \frac{e^2}{e^2 + \sigma}$ を用いることにする。ただし、 σ は閾値である。

3.3.2 評価関数の定義

前節までで定義した対応点間の距離と法線を使用して、評価関数を定義する。しかし、距離の項と法線の項では単位が異なる。また、求められるそれぞれ値の大きさもモデル依存である。そのため、単純に 2 つの値を加算するとモデルによっては、位置合わせができるかもしれないが、多くのモデルでは最適な位置合わせができないと考えられる。そこで本稿では、計測点間の距離の集合の中間値と計測点の法線の集合の中間値が一致するような重みを法線の項に掛けることにより、距離の項と法線の項を同一に扱うようにする。よって、評価関数は次のようになる。

$$J(T) = (1 - \alpha)J_d + \alpha J_n, \quad (1)$$

$$J_d = \sum_{u,v} \rho(d(T(\mathbf{x}^1(u, v), \mathbf{x}^2(u', v')), d_\gamma)), \quad (2)$$

$$J_n = \sum_{u,v} \rho(n(T(\mathbf{x}^1(u, v), \mathbf{x}^2(u', v')), n_\gamma)). \quad (3)$$

なお、 J_d は距離の項であり、 J_n は法線の項である。また、 α は位置合わせのはじめの方では距離の項に重みがかかり、後半には法線の項に重みがかかるような係数である。

4. 実験結果

実験には、図 2 の馬の石膏像を用いた。2 枚の距離画像の計測点はそれぞれ約 13000 点である。位置合わせの初

期状態は図3である。赤い距離画像が一方の距離画像で緑と青で表されたのが他方の距離画像である。緑と青は同じ距離画像であるが、緑が距離のみの評価関数を用いて位置合わせを行った場合で、青が距離と法線の評価関数で位置合わせを行った場合である。

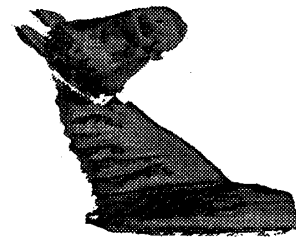


図2 馬の石膏像



図3 位置合わせの初期状態

実験では、評価関数 J において、距離のみの項で変換パラメタを推定する方法と法線の項を加えて変換パラメタを推定する方法での比較を行った。評価関数の距離の項だけを用いて変換パラメタを推定した結果は図4(a)で、法線の項を加えて変換パラメタを推定した結果は図4(b)である。



(a) 距離のみの場合



(b) 本手法の場合

図4 位置合わせ結果

5. まとめ

本稿では、異なる視点から計測された複数の距離画像のロバストな位置合わせを行うために、計測点の法線を位置合わせの誤差関数に導入した。また、誤った対応を除去するために、対象物体表面の局所形状情報を用いた。さらに外れ値の存在の影響を最小限に抑えるため、ロバスト統計の手法として知られる M 推定を導入した。計測点の法線は計測点に隣接する三角メッシュの法線の重み付き平均で求められ、誤差関数に導入するときには、計測点同士の法線の内積をとった。実画像による実験により、本手法の有効性を確認した。

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (No.13224051, No.16650040, No.17700174) による。

参考文献

- [1] Besl, P.J. and McKay, N. D.: IEEE Trans. on PAMI, Vol. 14, No.2, PP. 239-256 (1992).
- [2] Turk, G. and Levoy, M.: Proceedings of SIGGRAPH 94 pp.311-318 (1994).
- [3] Berthold, K. P. Horn.: Journal of Optical Society of America A, volume 4, pp. 629-642 (1987).
- [4] David, K. Forsyth. and Jean, P.: Prentice Hall, ISBN0-13-191193-7 (2003).
- [5] Feldmar, J., and Ayache, N.: International Journal of Computer Vision, Volume 18, number2, pp.99-119 (1996).
- [6] Zhang, Z.: International Journal of Computer Vision, Volume 13, number 2, pp.119-152 (1994).
- [7] Rusinkiewicz, S., and Levoy, M.: Proceedings of the 3rd International Conference on 3-D Digital

- Imaging and Modeling, pp.145-152 (2001).
- [8] Szymon Rusinkiewicz: Proceedings of the 2nd Intl Symp 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, pp.486-493 (2004).
- [9] 岡谷 (清水) 郁子, 杉本晃宏: 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.45 No.SIG 13 (CVIM10) , pp.99-109 (2004).
- [10] W. H. Press, et al. (丹慶勝市他訳): NUMERICAL RECIPES in C. 技術評論社, ISBN4-87408-560-1, (1993).