

パーツ定位を用いた三次元位置合わせ

池上 史郎^{1,a)} 石田 将吾^{2,b)} 川口 敦生^{1,c)}

概要: 物体の3次元モデルを作成する3次元スキャンでは、様々な位置・方向から取得した点群の相対的な位置姿勢を合わせ、一つの点群にまとめる位置合わせの処理が欠かせない。従来の位置合わせ手法は、点群における局所的な特徴量を定義し、点群間で類似する箇所を点群全体から探索し、対応付けを行う。そのため、点群間の重なりが少ない場合や対象物体が対称的な形の場合、対応関係の推定が難しく、正しく位置合わせできないという問題があった。本稿では、物体認識の分野で研究されているパーツ定位を用いてこの問題を解決する、新しい位置合わせ手法を提案する。パーツ定位は、RGB画像より対象物体のパーツの位置とサイズを推定する手法である。提案手法では点群を取得する際に、対象物体のRGB画像も取得する。RGB画像より対象物体のパーツを検出し、それに対応する点群同士で位置合わせを行う。これにより、点群間の類似箇所の探索を大幅に減らし、点群間の重なりが少ない場合でもロバストに対応付けを行うことができる。実験では、実際に3Dスキャナで取得した点群を用いて従来手法と比較を行った。そして、従来手法では位置合わせができない点群間の重なりが少ない場合や、対象物体が対称的な形をしている場合でも、提案手法が正しく位置合わせできることを示した。

1. はじめに

3Dスキャナで取得した点群は、一般に単一方向から計測されたデータである。そのため、物体全体の3次元モデルを得るためには、複数の異なる位置・方向から点群を取得し、取得した点群間の相対的な位置姿勢を合わせる必要がある。このような複数の点群間の相対的な位置姿勢を合わせる技術を位置合わせと呼ぶ。ロボットアームやターンテーブルを用いれば、それら機構の位置関係より、取得した点群間の位置姿勢を合わせることができる。しかし、こういった方法は対象物の大きさや点群取得環境を極端に限定してしまう。

位置合わせは、対象とする複数の点群が重なり合わない状態から互いに重なり合うまで位置姿勢を合わせる粗い位置合わせと、より精密に位置合わせを行う精密な位置合わせに分類できる[1]。本稿では粗い位置合わせの新たな手法を提案する。従来の粗い位置合わせ手法は、点群における局所的な特徴量を定義し、点群間で類似する箇所を探索し、対応付けを行う。点群ではなくテキストチャを特徴量として用いる研究もある。このような従来手法は、特徴量をベースとしている。そのため、点群間の重なりが少ない場

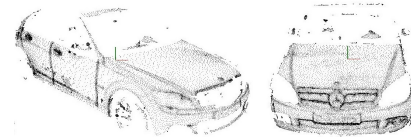


図1 Point clouds created from a model car.

合や対象物体が対称的な形をしている場合、対応関係の推定が難しいという問題があった。これに対し、提案手法は人間が位置合わせを行うときのアプローチをベースとしている。

例えば、図1のような2つの点群の位置合わせを考える。人間であれば、まず「これは自動車だ」という認識が発生し、「自動車である」という情報を用いて位置合わせを行う。具体的には、フロント部が重なる、ボンネットが重なるという具合に位置合わせを行う。すなわち、対象物体が何であるか、点群が対象物体のどのパーツを表しているのかを推定することにより、点群間の対応関係の探索範囲を大幅に削減でき、点群間の重なりが少ない場合でもロバストに位置合わせが可能と考えられる。以下、2章で提案する位置合わせ手法について説明し、3章で既存手法との比較実験により提案手法を評価し、4章でまとめる。

2. パーツ定位を用いた位置合わせ方法

本手法の入力はRGB画像と点群であり、出力は複数の点群を位置合わせした点群である。入力 of RGB画像と点

¹ RICOH Company, Ltd.

² General5

^{a)} shiroh.ikegami@nts.ricoh.co.jp

^{b)} ishida@general5.com

^{c)} atsuo.kawaguchi@nts.ricoh.co.jp

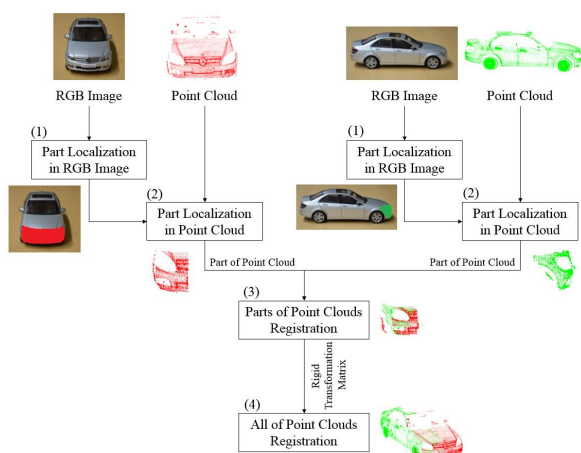


図 2 Overview of proposed method.

群は、同方向から取得した RGB 画像と点群を 1 セットとし、複数の位置・方向から取得した複数セットから成る。RGB 画像と点群はキャリブレーションされており、RGB 画像の任意の画素に対応する点群が計算できるものとする。本手法の概略を図 2 に示す。まず RGB 画像に対してパーツ定位を行い (1)、次に推定されたパーツ部分に対応する点群を抽出する (2)。その後、抽出した点群のパーツ同士を位置合わせすることで変換行列を求める (3)。最後に、得られた変換行列を用いて大元の点群の位置合わせを行う (4)。例えば自動車を対象とした場合、前方からと左方から RGB 画像及び点群を取得したとする。パーツ定位を行ったとき、両者にフロント部が写っているという結果が得られた場合、フロント部に対応する点群を切り取り、それらに対して位置合わせを行い、最後にフロント部以外の点群を加え位置合わせを行う。

2.1 節では RGB 画像におけるパーツ定位、2.2 節では点群におけるパーツ定位について説明し、2.3 節でパーツ定位を用いて得られた点群のパーツ同士の位置合わせ手法について説明し、2.4 節で点群全体の位置合わせについて説明する。

2.1 RGB 画像におけるパーツ定位

パーツ定位は、RGB 画像より対象物体のパーツの位置と大きさを推定する手法である。例えば対象物体が自動車の場合、RGB 画像におけるタイヤやボンネットの位置とサイズを推定する。具体例を図 3 に示す。

パーツ定位は物体認識に用いられる因子として研究されている。物体認識では、様々な向きの物体を同じカテゴリーの物体として認識する必要がある。例えば自動車を認識したい場合、自動車を前方から撮影した画像であっても左方から撮影した画像であっても、同様に自動車と認識する必要がある。このような 3 次元物体認識で用いられている手法は、大きく Object-Centered models と Viewer-Centered

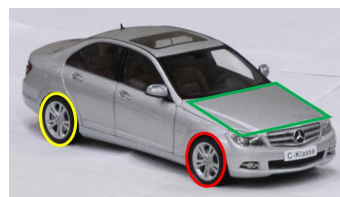


図 3 Example of detection of tires and hood by part localization.

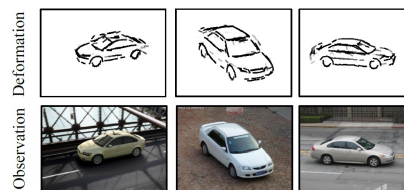


図 4 Examples of part templates by Hu's method.

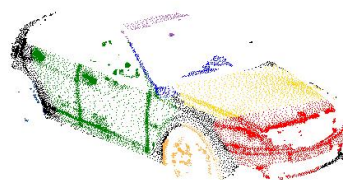


図 5 Point cloud with color-coded parts

models に分けられる。Object-Centered models のいくつかの研究 [2], [3] では、パーツの構成として 3 次元オブジェクトを表現している。Hu[4] はラベル画像から 3D オブジェクトのテンプレートを学習するための手法を提案している。3 次元オブジェクトのテンプレートは 3 次元の部分のテンプレートから構成される。部分のテンプレートはガボールフィルター画像から生成される。図 4 に実際の例を示す。

2.2 点群におけるパーツ定位

提案手法は、2.1 節で説明した既存のパーツ定位を用いてそれぞれのパーツの点群を抽出する。具体的には、点群と、それとキャリブレーションされた RGB 画像が与えられたとする。このときのキャリブレーションは、RGB 画像の任意の RGB 画素に対応する点群が抽出できることを指す。まず、RGB 画像に対してパーツ定位を行い、それぞれのパーツの位置と大きさを検出する。そしてパーツ部分の RGB 画素に対応する点群を求め、パーツの点群とする。点群をパーツ毎に色分けした例を図 5 に示す。

2.3 点群の位置合わせ

2.2 節で説明した点群のパーツ定位を用いて点群の位置合わせを行う。例えば、点群 A と点群 B が与えられたとき、以下のように位置合わせを行う。

- (1) 点群 A と点群 B からパーツの点群を抽出する

- (2) 点群 A と点群 B のパーツの中で、最も重なりが大きいパーツ点群 A_i, B_i を選ぶ ($A_i \subset A, B_i \subset B$)
- (3) A_i, B_i がほぼ同サイズになるよう切り取る
- (4) A_i, B_i に対して位置合わせを行い、変換行列を得る
- (5) 4 で得た変換行列を用いて点群 A と点群 B に対して位置合わせを行う
- (6) 精密な位置合わせ (fine registration) を行う

まず、点群 A に対して 2.2 節で説明したパーツ定位を用いて、点群 A から n 個の点群 A_1, A_2, \dots, A_n を抽出する。 A_i は以下を満たす。

$$\bigcup_{i=1}^n A_i \subseteq A \quad (1)$$

点群 B に対しても同様の処理を行い、 B_1, B_2, \dots, B_n を求める。 A_i と B_i は同じパーツを指すものとし、 $A_i = \emptyset$ も考える。

A_1, A_2, \dots, A_n と B_1, B_2, \dots, B_n から、以下を満たす i ($1 \leq i \leq n$) を求める。

$$\arg \max_i |C_i| \quad (2)$$

ただし、

$$C_i = \begin{cases} A_i (\emptyset < |A_i| < |B_i|) \\ B_i (\emptyset < |B_i| < |A_i|) \\ \emptyset (|A_i| = |B_i| = \emptyset) \end{cases} \quad (3)$$

とする。1 から n における任意の i に対して、 A_i と B_i の 2 つから点の数が少ない方を選び (これを点群 C_i とする)、1 から n の中で C_i が最も点の数が多きときの i を求める。

得られた i より、 A_i, B_i を求め、それらに対して位置合わせを行う。まず RGB 画像に対して姿勢推定 [4], [5] を行うことで、点群が対象物体をどの方向から取得したものかを推定することができる。これを用いて、 A_i, B_i の 2 つの点群を可能な限り同じサイズになるように切り取る。今回の実験では選択された A_i, B_i の x 方向のサイズに注目し、小さい方のサイズに合わせて他方の点群を切り取った。位置合わせは、粗い位置合わせ及び精密な位置合わせを行い、変換行列を求める。

2.4 精密な位置合わせ

2.3 節で得られた変換行列を用いて点群 A あるいは B に対して剛体変換を行い、位置合わせする。その後、ICP[6] を用いてより精密に位置合わせを行う。

3. 実験

提案手法の評価のために、実際に 3D スキャナで取得した点群を用いて、従来手法との比較を行った。

パーツ定位には Hu の手法を用いた。パーツ定位のための学習データセットは UCLA が公開しているもの *1 を用

*1 <http://www.stat.ucla.edu/~wzhu/CVPR12/#data>

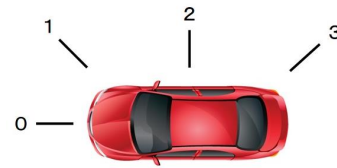


図 6 Positions of point clouds creation

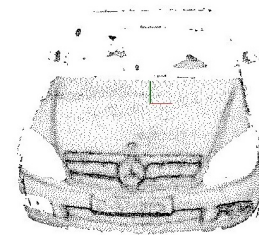


図 7 Point cloud from direction 0

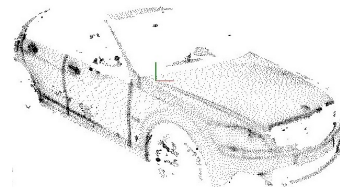


図 8 Point cloud from direction 1

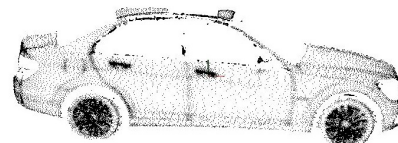


図 9 Point cloud from direction 2

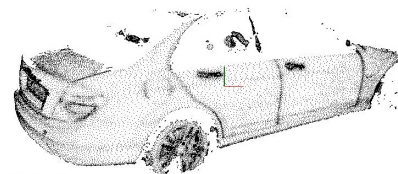


図 10 Point cloud from direction 3

いた。

比較のために従来手法として FPFH[7] を用いた。提案手法のパーツ同士の位置合わせでも FPFH を用いている。実装には Point Cloud Library*2 を利用した。

実験対象物体は 1/18 スケールのモデルカーを用いた。点群の取得には、Artec 社の 3D スキャナである Spider*3 を利用した。RGB 画像及び点群は、図 6 のように 45° 刻みの 8 方向から取得した。モデルカーより取得した点群の例を図 7, 8, 9, 10 に示す。

*2 <http://pointclouds.org/>

*3 <http://www.artec3d.com/hardware/artec-spider/>

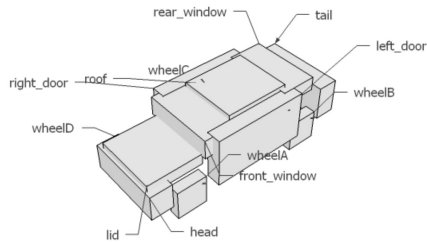


図 11 Division of car parts.



図 12 The left is a picture of the target object. The middle is an image of color-coded parts with an estimated active curves from the image on the left. The right is an image that the inside area embedded from the active curves in the image in the middle.

3.1 Hu の手法を用いた点群のパーツ定位

Hu の手法は図 4 に示すように、物体を active curve という特徴量で表現する。Hu は自動車を対象に実験を行っており、自動車は図 11 のように 12 のパーツに分けられている。それぞれの active curve は 12 のパーツにラベリングされているため、active curve で囲まれた部分がパーツに相当する。

実験では点群におけるパーツ定位を Hu の手法を用いて行う。まず、対象物体を撮影した RGB 画像に対し Hu の手法を用いて active curve を推定する。active curve は主に joint 部に対して生成される。そのため、パーツに対応する点群を算出するため、active curve に囲まれる部分の情報も得る必要がある。active curve に囲まれる部分の算出は以下のように行った。

```
active_curve_pixel_array // Active Curve が描画
されるピクセルの座標が入っている配列
while (true) do
  for (pixel_1 in active_curve_pixel_array) do
    for (pixel_2 in active_curve_pixel_array) do
      pixel_1 と pixel_2 を通る直線を計算
      直線上のピクセルを active_curve_pixel_array
      に追加
      新規の追加がなければ while を抜ける
    end for
  end for
end while
```

結果は図 12 のようになる。右図はパーツ毎に色分けした画像である。RGB 画像と点群はキャリブレーションさ

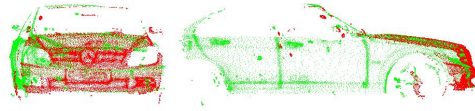


図 13 Results of registration of point clouds from directions 0-1 by a conventional method.

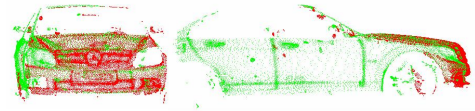


図 14 Results of registration of point clouds from directions 0-1 by our method.

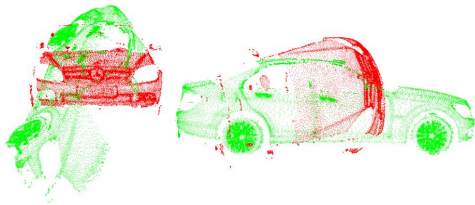


図 15 Results of registration of point clouds from directions 0-2 by a conventional method.

れているので、図 12 のような結果を用いて、点群からパーツの点群を抽出する。

3.2 位置合わせの結果

3.2.1 0-1 方向点群の粗い位置合わせ

既存手法による点群の位置合わせの実験結果を図 13 に示す。0 方向と 1 方向の点群間には重なりがある程度あるため、位置合わせに成功し、1 つの点群として矛盾のないかたちになっている。

提案手法による点群の位置合わせの実験結果を図 14 に示す。既存手法と同様に、位置合わせに成功し、1 つの点群として矛盾のないかたちになっている。

3.2.2 0-2 方向点群の粗い位置合わせ

既存手法による点群の粗い位置合わせの実験結果を図 15 に示す。粗い位置合わせに失敗し、点群が大ききずれる結果となっている。要因として、点群間の重なりが少ないと考えられる。従来手法では、点群間で類似している箇所の対応付けより位置合わせを行うため、点群間の重なりが少ない場合は位置合わせが正しく行われなかった場合が多い。この状態で ICP による精密な位置合わせを行っても、正しい位置にたどり着かない。

提案手法による点群の粗い位置合わせの実験結果を図 16 に示す。従来手法では位置合わせができなかったのに対して、提案手法では 1 つの点群として矛盾のないかたちになっている。



図 16 Results of registration of point clouds from directions 0-2 by a proposed method.

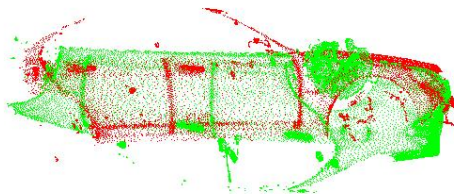


図 17 Result of registration of point clouds from directions 1-3 by a conventional method.

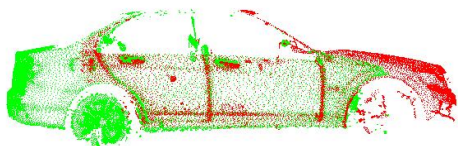


図 18 Result of registration of point clouds from directions 1-3 by a proposed method.

3.2.3 1-3 方向点群の粗い位置合わせ

既存手法による点群の粗い位置合わせの実験結果を図 17 に示す。自動車のフロントとリアが重なるような上下が反転する結果となっている。今回実験に使用したモデルカーが概ね前後対称の形であり、フロント及びリアの凸部が対応付けられたためと考えられる。

提案手法による点群の粗い位置合わせの実験結果を図 18 に示す。従来手法では位置合わせができなかったのに対して、提案手法では 1 つの点群として矛盾のないかたちになっている。モデルカーは、大局的にみると前後対称の形となっているが、パーツ毎にみるとそうではないため、位置合わせに成功したと考えられる。

4. まとめ

本稿では、物体認識の分野で研究されているパーツ定位を用いた位置合わせ手法を提案した。同方向から取得した RGB 画像と点群を 1 セットとしたとき、入力は複数の位置・方向から取得した複数セットであり、出力は位置合わせした点群となる。パーツ定位によりパーツ毎の点群を抽出し、最も重なりが大きいパーツ同士を位置合わせし、パーツ部分以外の点群を加えて、その後 ICP による精密な位置合わせを行う。

モデルカーより取得した点群を対象に既存手法と提案手法の比較実験を行った。従来手法では位置合わせができない点群に対しても、提案手法では位置合わせが可能という

結果が得られた。提案手法は点群間の重なりが小さい場合や対象物体が対称的な形の場合に対してもロバストに位置合わせを行うことが可能と言える。

参考文献

- [1] Salvi, J., Matabosch, C., Fofi, D. and Forest, J.: A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation, *Image and Vision Computing*, Vol. 25, No. 5, pp. 578 – 596 (online), DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.imavis.2006.05.012> (2007).
- [2] Biederman, I.: Recognition-by-Components: A Theory of Human Image Understanding, *Psychological Review*, Vol. 94, pp. 115–147 (1987).
- [3] Dickinson, S. J., Pentland, A. P. and Rosenfeld, A.: From volumes to views: An approach to 3-D object recognition, *CVGIP: Image Understanding*, Vol. 55, No. 2, pp. 130 – 154 (online), DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/1049-9660\(92\)90013-S](http://dx.doi.org/10.1016/1049-9660(92)90013-S) (1992). Directions in CAD-Based Vision.
- [4] Hu, W.: Learning 3D object templates by hierarchical quantization of geometry and appearance spaces., *CVPR*, IEEE, pp. 2336–2343 (online), available from (<http://dblp.uni-trier.de/db/conf/cvpr/cvpr2012.html#Hu12>) (2012).
- [5] Savarese, S. and Fei-Fei, L.: 3D generic object categorization, localization and pose estimation, *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, pp. 1–8 (online), DOI: 10.1109/ICCV.2007.4408987 (2007).
- [6] Besl, P. J. and McKay, N. D.: A Method for Registration of 3-D Shapes, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 14, No. 2, pp. 239–256 (online), DOI: 10.1109/34.121791 (1992).
- [7] Rusu, R., Blodow, N. and Beetz, M.: Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration, *Robotics and Automation, 2009. ICRA '09. IEEE International Conference on*, pp. 3212–3217 (online), DOI: 10.1109/ROBOT.2009.5152473 (2009).