

共通に観測される平面を利用した距離画像の自動位置合わせ Automatic Registration of Range Images Utilizing the Common Observed Plane

荒木田 翔[†]
Shou Arakida

岡谷 (清水) 郁子[†]
Ikuko Shimizu Okatani

1. はじめに

近年、実世界にある物体の3次元形状モデルは、建築・製造・考古学・映画・医療など幅広い分野で利用されている。3次元形状モデルを生成するためには、まず、レンジファインダなどを利用して対象物体を計測する。レンジファインダにより取得したデータは距離画像と呼ばれ、計測方向からの対象の部分形状データであり、計測時のレンジファインダの位置と姿勢に依存した座標系で表されている。したがって、計測対象全体の3次元形状モデルを生成するためには、異なる視点から多くの部分形状データを取得し、全ての距離画像を共通の座標系で表す必要がある。このとき、データを取得したときの相対的な位置と姿勢は一般にはわからないため、それを各形状データから推定する。これを、距離画像の位置合わせという。

視点に関する事前知識を用いない距離画像の位置合わせでは、対象物体の同じ位置を計測した計測点を距離画像間で対応付け、対応する点が重なるような剛体変換を求めることで、相対的な位置姿勢を推定する。このとき、距離画像間での計測点の対応関係は未知であるため、対応付けには人手の介入を必要とする場合が多い。また、形状データの持つ特徴量を用いて特徴点の選択を行いそれらに対応付ける手法も多く提案されている[1][2][3]。しかし、距離画像は離散的な点群であるため、形状データから抽出した特徴量は正確に対象の形状から得られる値をとらないため、特徴量を比較するだけでは対応付けが困難であるという問題がある。

そこで本研究では、特徴点の選択とその対応の整合性を評価するために複数の特徴量を組み合わせることにより、距離画像を取得した際の視点の位置関係に関する事前知識を必要しない、距離画像間の大まかな位置合わせ手法を提案する。本手法では、対象物体の形状情報である曲率の大きさに加え、物体が置かれている平面のデータを利用することで、頑健に自動位置合わせを行う。

手で持つことのできる程度の身の回りの物体(例えば人形など)は、机などの台に載せて計測を行うことが自然である。このとき、対象の部分形状と同時に距離画像に含まれる平面が計測された部分のデータは、通常であれば不要なデータとして何らかの方法で除去される。しかし、平面部分のデータは、離散値であっても計測誤差の影響が小さく、平面の法線などのパラメータは、多数の計測点から推定されるため、特徴量として信頼性が高い。そこでこれを対応付けのための特徴量として用いる。

本手法では、距離画像を、対象物体の形状データと平面のデータに自動分割し、対象物体の形状データから、曲率の大きさをもとに特徴点を抽出する。そして、各距離画像間での特徴点の対応付けには、平面から特徴点ま

での距離を利用する。剛体変換の推定は、異なる視点で得られた平面を重ね合わせることで、面の法線方向を軸とする回転に拘束することができるため、その推定が非常に容易となる。

本手法は、平面に載せて対象を回転させながら計測を行い、対象物体のデータと同時に平面のデータを取得することを前提としている。また、対象物体の形状が持つ幾何学的な特徴量をもとに対応点を抽出するため、位置合わせ対象となる距離画像にある程度の重複部分が必要である。

2. 曲率の大きさと平面を利用した距離画像の自動位置合わせ手法

2.1 距離画像の自動分割

まず、距離画像を、対象物体の形状データの領域と、対象物体の置かれている平面の形状データの領域に分割する。これは、領域拡張法[4]により自動的に行う。

対象物体を机の上などに載せて計測を行う場合、距離画像の下の方の端の画素は机を計測しているのが一般的である。そこで、距離画像の下の方の端の画素に対応する計測点を机などの平面のデータであると仮定し、その計測点を始点として平面領域を拡張する。

2.2 曲率の大きさを利用した特徴点の抽出

次に、対象物体の形状データから得られた特徴量をもとに特徴点を抽出する。曲率にはさまざまな表現が存在するが、曲率の大きさを表すための表現として知られている curvedness[6]を用いる。curvedness の値 R は主曲率 κ_1, κ_2 から、以下の式で求めることができる。

$$R = \frac{\sqrt{\kappa_1^2 + \kappa_2^2}}{2} \quad (1)$$

これは、画像上での近傍画素に対応する計測点を用いて計算する。

式(1)で表される curvedness の値 R は、0 から 1 までの値をとり、0 に近いほど平坦な面になり、1 に近づくほど曲がった面となる。レンジファインダでは、各計測点が非常に密に計測されるため、距離画像から復元される形状データを局所的に見ると、ほとんどの計測点が平坦な面であり、 R は 0 に近い値をとる。ところが、突起やくぼみといった物体の持つ特徴的な部分を計測した計測点では、その計測点に近づくにつれ R の値が徐々に大きくなり、その計測点で R が極大値をとる。このことから、 R が極大値をとる計測点是对应付けのための特徴点として適切であると考えられる。

しかし、距離画像は離散的な点群であるため、計測点から計算される曲率の大きさ R にも影響があり、面が滑らかであっても曲率の大きさ R の値が滑らかに変化しないことがある。また、距離画像間で重複している部分

[†]東京農工大学大学院工学府, Tokyo University of Agriculture and Technology

から十分な数の特徴点を抽出しておき、それを対応付ける必要があるため、ある程度多くの特徴点を抽出しておく必要がある。

そこで本手法では、曲率の大きさ R の値が大きい順に N 点の計測点を特徴点として抽出する (実験では、 $N = 10$ とした)。このとき、 R の値が大きい順に N 点を選択し、それを特徴点として使用するだけでは、対象の形状により、その N 点が形状データの一部分に集中し (図 1(a))、形状データ全体に対する位置合わせを行うことができない可能性がある。そこで、抽出する特徴点間の距離をある程度大きくすることとし、抽出された特徴点からの距離が閾値以下の点は R が大きくても特徴点とはしないことで、抽出する特徴点をうまく形状データ全体にばらつかせる (図 1(b))。

また本手法では、レンジファインダを使用して距離画像を取得する際に、平面も同時に取得する。一般的に、物体と平面の境界部分は、形状が大きく変化している傾向があるため、境界付近での R の値も大きくなる。したがって、曲率の大きさ R の上位 N 個の点を抽出すると、物体と平面の境界部分に特徴点が集中し、物体中に特徴点が得られないことがある。図 1(b) を見ても、物体と平面の境界部分に二つの特徴点が抽出されていることがわかる。そこで、特徴点の抽出を行う領域に高さの拘束を加えることにより、この問題を改善する (図 1(c))。

2.3 平面部分の形状データを利用した特徴点の対応付けと位置合わせ

本手法では、対象物体の置かれていた平面のデータを用いて特徴点の対応付けを行う。前節に述べたように、曲率の大きさを利用して各距離画像から抽出した N 個ずつの特徴点の中で、互いに対応する特徴点が抽出できていれば、対応する特徴点の平面からの距離は等しいはずである。そこで、特徴点から平面までの距離を利用して対応付けを行う。

まず、特徴点から平面までの距離の値の差が最小の組を、物体中の同じ位置を示す対応点として最も信頼性が高いと仮定して対応付ける。次に、その対応点から平面へ下ろした垂線と平面との交点の座標が 3 次元座標系の原点となるように、各距離画像の 3 次元座標データを平行移動する。そして、形状データ中の平面が 3 次元座標系の XZ 平面と重なり合うように、各距離画像の 3 次元座標データを回転させる。対応点から平面へ下ろした垂線と平面との交点の座標を原点とし、平面を XZ 平面と重ね合わせることで、Y 軸は各距離画像の選択した対応点を通る (図 2(a))。これにより、変換パラメータを Y 軸回りの回転行列へと拘束できる。そこで、Y 軸回りの回転において距離画像中で抽出した他の $N-1$ 対 $N-1$ の特徴点の組み合わせで特徴点間の距離が最も小さくなる角度と特徴点の組を求める (2(b))[†]。座標変換を一意に定めるためには、同時に三組以上の対応点が存在しなければならないため、同時に三組以上の特徴点が一致すれば、その角度が正しいと考え、位置合わせを終了する (図 2(c))。(図 2 では、三つずつの特徴点を示しているが、 N 対 N の特徴点に対して対応付けを行う。)

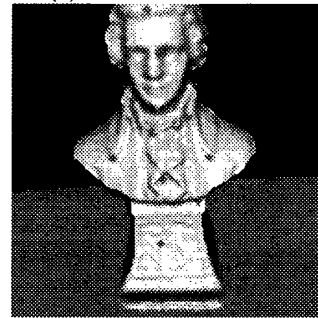
[†]このとき、少数 (実験では $N = 10$) の特徴点を抽出しているため、全ての組み合わせに対して計算しても計算時間はそれほどかからない。



(a) 初期値



(b) 特徴点間の間隔に拘束

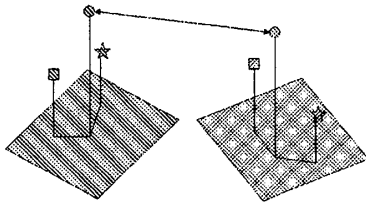


(c) 特徴点抽出の高さに拘束

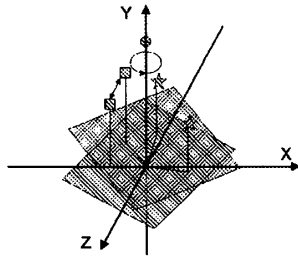
図 1: 本手法による特徴点抽出

2.4 対象形状データの重なりによる位置合わせ結果に対する評価

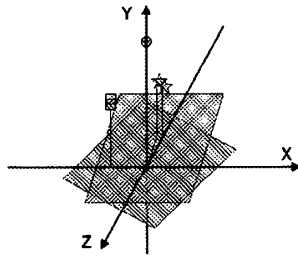
本手法では、特徴点の対応付けに平面から特徴点までの距離の値を利用し、三組の対応の組があれば位置合わせを終了する。そのため、抽出した特徴点のうち三組の特徴点と平面の位置関係がほぼ等しければ、正しい位置合わせ結果が得られずに終了してしまう。図 3 に、異なる二つの視点から取得した距離画像間の三組の特徴点と平面の位置関係がほぼ等しいために起きる間違った位置合わせ結果を示す。図中で、二つの距離画像は、片方を緑で、もう一方を白で表している。本手法では、位置合わせされた距離画像における計測点間の最近点の距離を計算し [5]、距離画像間の形状データの一致具合を見ることにより、位置合わせ結果が正しいものであるかの評価を行う。もし部分形状データが十分に重なっていなければ、次の特徴点の組の候補を用いて位置合わせをやり直し、正しい位置合わせ結果を得る。



(a) 対応する特徴点と平面を重ね合わせる



(b) 特徴点間の距離が最小となる角度を求める



(c) 三組以上の特徴点に対応すれば終了

図 2: 位置合わせ

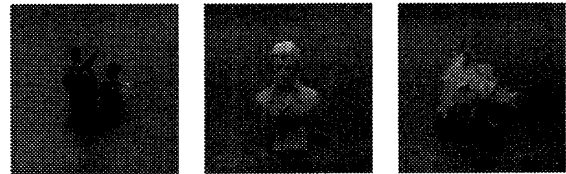
3. 実験

本手法の有効性を検証するために、本手法を実距離画像に対して適用した。実験に使用したレンジファインダは、KONICA MINOLTA 社製の VIVID 300 である。三種類の物体 (ぬいぐるみ、モーツァルトの像、貝殻) に対して異なる二つの視点から距離画像を取得し、本手法による位置合わせを行った。図 4 に実験に使用した物体を示す。また、図 5 にぬいぐるみ、図 6 にモーツァルトの像、図 7 に貝殻それぞれについて、本手法を適用する前の初期値の形状データと本手法を適用した後の実験結果を示す。なお、本節でも、取得した二つの距離画像に対し、片方の距離画像を緑で、もう一方の距離画像を白で示している。

曲率の大きさ R の値のみで対応付けを行った場合と比較した。結果を図 8 に示す。ここでは、ある特徴点に対応する点が、平面から特徴点までの距離を利用して選択されたものと R の値を利用して選択されたものとで、



図 3: 特徴点と平面の位置関係の一致による間違っただけの位置合わせ結果



(a) ぬいぐるみ (b) モーツァルトの像 (c) 貝殻

図 4: 実験に使用した物体

どのように変化するかを示している。図 8(a) の赤い点で示された点は、抽出した 10 点の特徴点のうち最も R の値が大きい特徴点である。図 8(a) の赤い点に対して、図 8(b) の赤で示された点が平面から特徴点までの距離を利用して対応付けられた特徴点で、青で示された点でも R の値を利用して対応付けられた特徴点である。

図 5, 6, 7 の三種類の対象における本手法の適用結果をみると、初期値ではどの部分形状データも向きが大きく違っていることがわかる。それに対して、本手法を適用し位置合わせを行った結果をみると、ぬいぐるみ・貝殻どちらの対象に対しても正しく重なり合っており、図 3 では正しく位置合わせされなかったモーツァルトの像を対象とした部分形状データも正しく重なり合っていることがわかる。また、図 8 から R の値のみでは特徴点の対応付けがうまくできないことがわかる。これらのことから、本手法が有効であると考えられる。

4. まとめ

本稿では、距離画像を取得した際の視点の位置関係を必要としない距離画像間の大まかな位置合わせを自動的に行う手法を提案した。距離画像間の変換パラメータを推定するために必要な対応点の決定に、物体の形状情報である曲率の大きさと物体が置かれている平面を利用した。曲率の大きさである *curvedness* は、曲面上の各点において、その近傍から作られる局所的な面の曲がり具合を表す値であるため、その値が大きい計測点を特徴点として抽出した。また、抽出した特徴点を異なる視点から取得した距離画像間で対応付けるために、特徴点と平面と

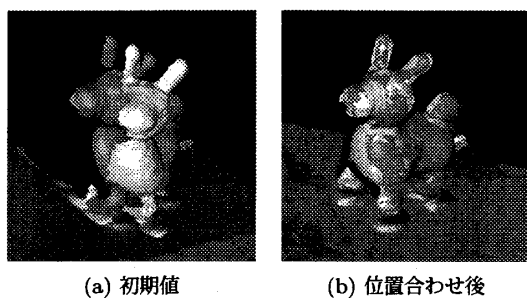


図 5: 本手法の適用 (ぬいぐるみ)

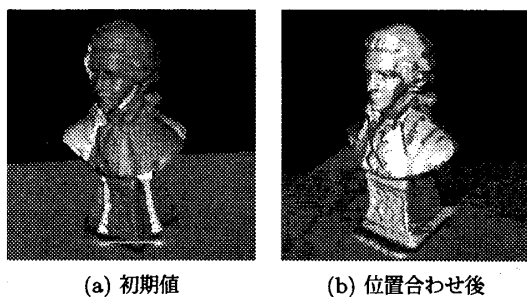


図 6: 本手法の適用 (モーツァルトの像)

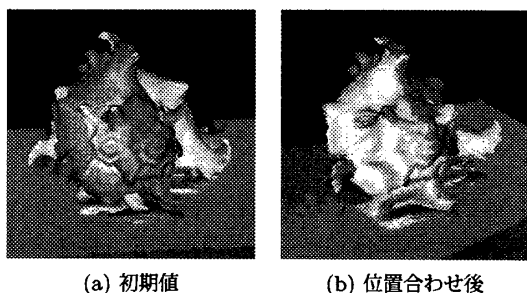


図 7: 本手法の適用 (貝殻)

の距離を特徴量として用いた。この値がほぼ等しい特徴点の組は対応点として信頼性が高いことから、最も値が近い特徴点の組を対応付けた。対応が正しければ、距離画像間でその対応点と平面部分の形状データを重ね合わせるにより、回転軸が平面の法線方向と一致するという拘束を利用できる。そこで、距離画像間で特徴点間の距離が最も小さくなる角度を求め、その角度で同時に三組以上の対応点があれば面と面の重なり具合を調べ、うまく重なっていない場合は他の点を対応付けることにより、自動的なおおまかな位置合わせを実現した。

本手法を実距離画像に対して適用し位置合わせを行い、その有効性を示した。また、本手法で利用する特徴量は低レベルなものであるため、位置合わせにおける実行時間が数秒程度と短く、位置合わせ結果を見ながら計測の不足している部分の形状データを得るといようなインタラクティブな位置合わせが可能であると考えられる。

今後の課題として、本手法では平面を使用するために、平面と接する部分に関する物体の形状データを取得することができない。そこで、ある程度復元された形状モデルに対して別の特徴量を使用することにより、物体の底

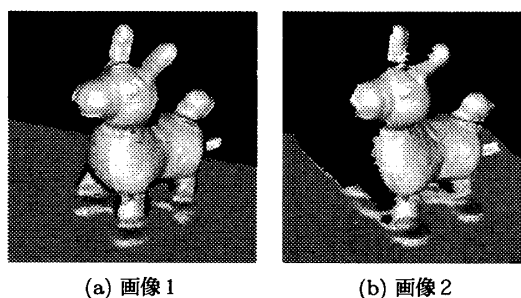


図 8: 特徴点の対応付け

の部分に対して位置合わせを行う必要がある。

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (No.17700174) による。

参考文献

- [1] K. Higuchi, M. Herbert, K. Ikeuchi, "Building 3-D Models from Unregistered Range Images," *Graphical Models and Image Processing*, Vol. 57, No. 4, pp. 315-333 (1995).
- [2] F. Stein and G. Medioni, "Efficient 3-d object recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 125-145 (1992).
- [3] A. E. Johnson, and M. Herbert, "Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 5, pp. 433-449 (1999).
- [4] O. D. Faugeras and R. Reddy, "The representation, recognition, and locating of 3-d objects," *International Journal of Robotics Research*, Vol.5, No.3, pp.27-52 (1986).
- [5] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration 3-d shapes," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239-256 (1992).
- [6] J.J. Koenderink, *Solid Shape*, MIT Press (1990).