

スケールの違いに対応したレンジデータの位置角度推定法

河野 優香[†] 山口 修[†] 佐藤 俊雄[†] 入江 文平[†]

[†] (株) 東芝 電力・社会システム技術開発センター

〒183-8511 東京都府中市東芝町1 (府中事業所)

E-mail: [†] {yuka.kohno, osamu1.yamaguchi, toshio4.sato, bunpei.irie}@toshiba.co.jp

あらまし 本研究では、距離画像からの物体検出の要素技術として、同じ物体を異なる撮影角度で撮影した2個のレンジデータを、物体表面が重なるように座標変換する、位置・角度・スケール算出手法を提案する。位置・角度・スケールは、レンジデータから検出される幾何学的特徴の代表点である特徴点3点を対応させることにより算出する。この対応付けに相似不変量を利用したハッシュテーブルを用いることで、スケール変換を許容しつつ高速に対応付けを行う。さらに凹凸状の部分に検出される従来の特徴点に加え、線分や平面を表す幾何学的特徴を利用することで、少ない要素で特徴的な形状を表現し効率的なマッチングを実現する。ポリゴンデータから擬似的に作成したレンジデータを使って実験を行い、スケールの異なるデータへの適用の有効性と、複数の幾何学的特徴の併用による正解率の向上を確認した。

キーワード 3次元形状, レンジデータ, 位置角度合わせ, 幾何学的特徴, ハッシュテーブル

1. はじめに

画像認識において、距離画像から得られる形状情報の利用は、対象物体の識別、位置角度推定の精度向上に大きな役割を果たす。輝度画像は、撮影角度や光源情報の違いによって、物体の見え方が異なる。そのため輝度画像のみを使った物体の検出、識別は、物体のあらゆる環境下での見え方を考慮したマッチングを行う必要がある。一方、形状情報は、光源環境の影響は受けませんが、撮影角度の変化によって物体の見える部分が変わる。しかし、その部分の形状自体は変わらないため、輝度画像のみの場合のように多くの見えの変化を扱う必要がない。物体に対して1つの参照データのみで物体検出、識別を可能とすることが期待され、参照データの探索時間の短縮に貢献する。また近年は、高額なレーザレンジスキャナだけでなく、TOF方式カメラ、光パターン投影型のセンサなど、低価格で距離情報を取得できる機器も提供されており形状情報の利用を現実的なものとしている。

本研究では、距離情報を利用した物体検出、識別の要素技術として、同じ物体を異なる撮影角度で撮影した2個のレンジデータを、物体表面が重なるように座標変換する位置・角度・スケールを求める手法を提案する。背景の混入やオクルージョンによるデータの欠損を考慮し、点群の重点や形状全体の外接矩形といった情報は使用せず、部分的な形状情報のマッチングに基いた方法を考える。これまでに我々は、3次元形状の凹凸部分に検出される特徴点を使い、複数の3点の組み合わせをマッチングすることで位置角度合わせを行う手法を提案した[1]。本手法の特徴と効果を以下に説明する。

- ・ 特徴点3点の部分的なマッチングの利用

3点の相対位置がほぼ等しい場合、3点の対応付けにより2個のレンジデータ間の位置角度変換を求められる。よって、すべての特徴点を使うのではなく少数の3点ずつの組を使うことで効率よくマッチングを行う。

- ・ ハッシュテーブルを利用した高速化

特徴点3点を使ったマッチングは、特徴点の数に応じて組み合わせ数が膨大になる。そこでデータのスケールの違いを許容しつつ、相対位置に関して整合性のある組のみを使うため、相似不変量をキーとするハッシュテーブルを利用する。3点を使うことで相似不変量の算出が可能になり、位置、角度だけでなくスケールが異なるデータでも対応特徴点の候補を絞り込める。

本稿では、特徴点に加え平面や線分などの複数の幾何学的特徴を利用し、同様の枠組みでレンジデータの位置・角度・スケールを合わせる手法を提案する。3次元形状上の凹凸状の点や曲率極大点といった一般的な特徴点は、曲面で構成される形状では期待した位置に検出されやすい。しかし、平面や直線で構成される人工物では、エッジ上の任意の位置に特徴点が多数検出される。また、平面は特徴的な形状であるにもかかわらず、特徴点として検出されない。ここでの問題点として、1個のエッジ上に同様の特徴量をもつ多数の特徴点が検出されるため、マッチング処理の効率が悪くなることあげられる。また特徴点がエッジ上の任意の位置に検出されるため、異なるデータ間で検出位置にずれが生じやすい。これらの問題を避けるため、対応付けを行うための幾何学的特徴として、物体表面に存在するエッジや平面を直接利用するように文献[1]のマッチング処理を拡張し、その効果を確認する。

2. 関連研究

レンジデータのような部分的な形状情報を扱う手法として、特徴点や局所パッチのマッチングをもとに、識別や位置合わせを行う方法が提案されている。Liらはレンジデータから凹凸状の部分の特徴点として検出し、特徴点位置の特徴量を使ったピラミッドマッチングにより物体を識別した[2][3]。Knoppらは、SURF特徴量をボクセルデータに適用した3D SURFと、確率的Hough変換を使った識別方法を提案した[4]。Gelfandらは、出現頻度の低い特徴量をもつ少数の特徴点に対応付けて位置角度変換の仮説をたて、これと整合性のある特徴点の対を徐々に増やしていく方法で位置・角度を推定した[5]。Chenらは、特徴量をキーとするハッシュテーブルを使って高速に局所パッチの対応付けを行い、位置の整合が取れる対応をグルーピングし、最大となるグループを使って位置合わせ、識別を行った[6]。特徴点部分の特徴量に関する提案としては、HOG特徴量をメッシュ状のデータに適用したMeshHOG[7]や、Shape Indexなど低次元の特徴量を使い、注目する特徴点とその周辺の特徴点の特徴量をヒストグラム化したもの[8]などがある。

これまでに挙げた手法は特徴点やパッチの特徴量を使用するが、現実にはデータの欠損等が原因で、対応する位置の特徴量の類似度が低い場合もある。これに対してShanら、Drostらは少数の特徴点ではなく、多数の2点の組を使って物体位置・角度を推定する手法を提案した[9][10]。これらの手法は点の対応付けの条件として絶対距離を用いるため、対象データは同じスケールのものでなければならない。異なるスケールのレンジデータを扱う研究としては、玉木らがspin image特徴量のばらつきが最大となるスケールを自動的に選択する方法を提案している[11]。

この他に形状データを扱う技術として、形状検索用途でポリゴンデータを識別する技術がある[12]。しかしこれらの手法の多くは、形状全体の特徴量ヒストグラムを使うなど物体の完全な表面形状情報を必要とし、出力は識別結果や形状データ間の類似度である。提案手法はこのような技術とは異なり、物体片面のみの形状情報をもつレンジデータを対象とし、データ間の位置・角度・スケールを算出することが目的である。

3. 提案手法

本手法は、同一物体を異なる角度から撮影した2個のレンジデータ間の位置・角度・スケールを合わせるために、異なるレンジデータ間で対応付けられた特徴点3点の組を使って、位置・角度・スケール変換を算出し、投票により最適なものを選出する。マッチングに3点の相対位置から算出される相似不変量を利用す

ることで、異なるスケールの形状データを扱うことを可能にする。また3点の組み合わせが膨大になる問題に対しては、ハッシュテーブルの利用と、特徴点以外に平面や線分などを併用することで解決を図る。

3.1 処理概要

全体の処理の流れを図1に示す。最初に2個の入力レンジデータそれぞれについてメッシュ化を行い、特徴点、平面、線分を検出し、それぞれ局所座標系と特徴量を算出する(図1-①)。次に、特徴点、平面、線分のいずれかを各データから3点ずつ抽出し対応付け、3点ずつが重なるような位置・角度・スケール変換を算出する(図1-②)。ここで平面、線分も特徴点と同様に三次元空間中の代表点1点で表すこととする。また、使用する特徴点が形状の凹凸状の部分に検出されることから、以降これを凹凸点と言い換え、凹凸点、平面の代表点、線分の代表点をまとめて特徴点と呼ぶことにする。これら三種類から成る特徴点3点の対応の組み合わせと、そこから算出される位置・角度・スケール変換は多数あるので、投票処理により数の多い変換

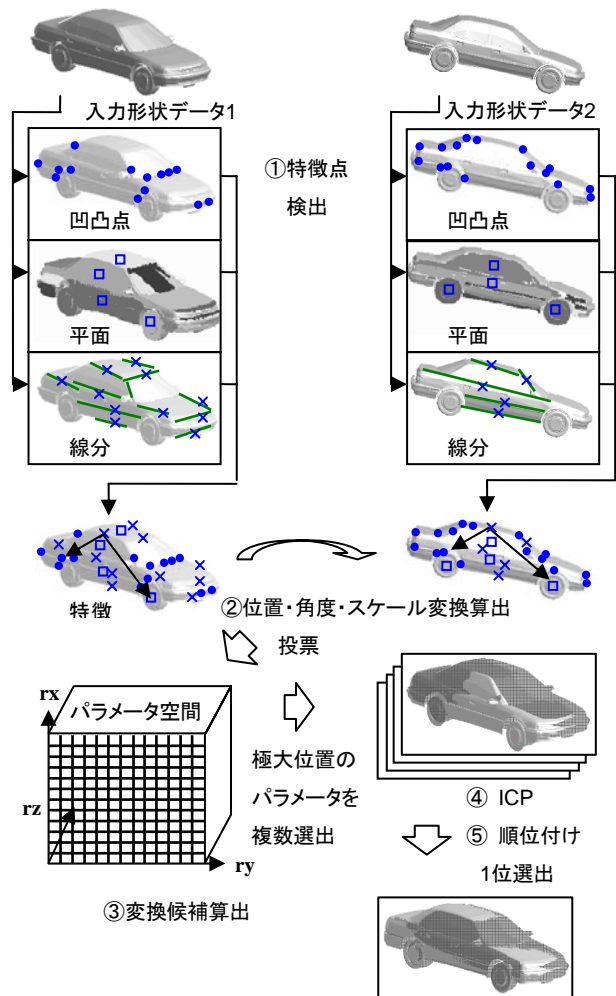


図1 全体の処理の流れ

を正解候補として複数個算出する(図1-③)。最後にICP法によって形状全体を使って位置・角度を修正した後(図1-④)、候補の順位付けを行ない、最終的に1候補を選出する(図1-⑤)。

3.2 特徴点(凹凸点)検出処理

特徴点(凹凸点)検出は文献[7]で提案される手法を使い、平均曲率が極大である点を検出する。これはSIFT[13]の特徴点検出方法をメッシュデータに適用したもので、形状を表す点群の各点について算出したスカラー値を隣接点の値により多段階に平滑化し、平滑化処理の前後の差分が極大となる点を求める方法である。本手法ではスカラー値として近傍点を2次曲面で近似して得られる平均曲率を使った。図2に、(a)入力レンジデータ、(b)平均曲率の値を輝度で表示したもの、(c)凹凸点検出結果の一例を示す。

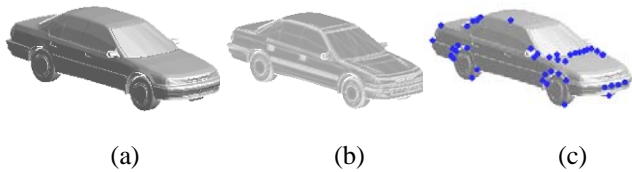


図2 特徴点(凹凸点)検出処理

次に検出した各凹凸点について、マッチング処理で類似度を算出するための特徴量を算出する。ここでは特徴量として同じ文献[7]で提案されるMeshHOGを利用する。MeshHOG特徴量は、注目特徴点の近傍点におけるスカラー値の勾配方向を、注目点の局所座標系を基準としてヒストグラム化したものである。図3に特徴量の算出方法の概念図を表す。まず各点について法線方向とスカラー値の勾配方向をもとに局所座標系を設定し(a)、その基底を通る平面によって周辺を8個の領域に分割する(b)。次に近傍点を、それが位置する領域、各平面に投影した曲率値勾配方向によって分類し(c)、ヒストグラム化する(d)。

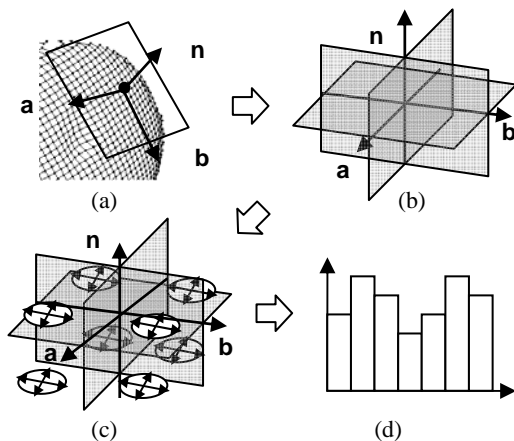


図3 MeshHOG 特徴量算出の概念図

特徴量の次元数は、近傍点の位置8分割、投影面3個、投影後の勾配方向4分割の、計96次元である。

3.3 平面検出処理

平面検出は、法線方向が近い点群のまとまりを検出する。処理の流れは図4に示すように、まず法線方向によって点群を分類し(b)、同じ分類内の点でつながりのあるもの同士をまとめ1個の平面とする(c)。次に平面内の点群を使って最小二乗法により平面パラメータを算出する。平面の輪郭を滑らかにするため隣接点を平面に取り込むなどの後処理をした後、最後に法線方向の分離度によって平面を再分割する(d)。最後の再分割処理は、法線方向の近い複数の面が隣接している場合にこれを分離するような効果がある。たとえば図4に示す車両データのように、再分割処理の前には1枚の平面とみなされたルーフ、フロントガラス、ボンネット(図4(c))が、処理後は3個の平面に分割される(図4(d))。

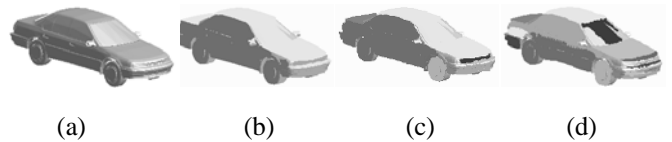


図4 平面検出処理

次に、検出した平面を特徴点として扱い、同じ枠組みでマッチング処理を行なうため、平面の中心位置を代表点とし、平面の法線方向をz軸とする局所座標系を設定する。平面の類似度の算出については凹凸点のような特徴量は利用せず、法線方向の角度の違いのみを使ってマッチングをとる。

3.4 線分検出処理

線状にエッジが分布する線分の検出には前節で述べた平面検出の結果を利用する。図5に処理の流れを示す。まず検出された平面の輪郭上の点を、以下に説明する3種類とその他に分類する。

- (1) 境界上の点:元のレンジデータで隣接する計測点が欠損するような点、つまり形状表面の端にあたる点
 - (2) 凸エッジ上の点:凸状で曲率が一定以上の点
 - (3) 凹エッジ上の点:凹状で曲率が一定以上の点
- 次に平面内の点群を平面に投影し(図5-①)、2次元画像内でHough変換により輪郭上の線分候補を検出する(図5-②)。線分検出処理は上記の分類ごとの輪郭点で行い、境界上のエッジ、凸エッジ、凹エッジをそれぞれ求める。最後に平面上の線分候補を三次元空間に投影し、線分とする(図5-③)。

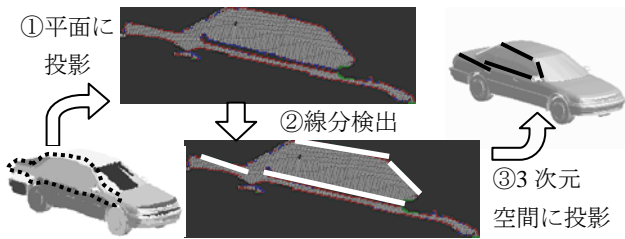


図5 線分検出処理

線分を凹凸点と同様に扱うため、線分の中点を代表点とし、平面の法線方向、平面の輪郭を右回りにたどる方向、その両者と直交する方向を軸とする局所座標系を設定する。線分の類似性の判断には線分の3種類の分類結果を利用し、局所座標系と線分の種類の整合性をもとにマッチングを行なう。

3.5 特徴点の対応付け

特徴点3点の対応付けを、図6を使って説明する。3点を効率よく対応付けるために、相似不変量をキーとするハッシュテーブルを利用する。相似不変量は、2次元画像のマッチングに使われる Pattern Hashing[14]と同じく、3点中の2点ずつをつなぐ2個の辺の長さの比と、2辺のなす角度を利用する。

処理の流れは、まず入力データ1の特徴点3点の組み合わせの集合をハッシュテーブルに登録する(図6-①)。その後入力データ2から3点ずつ抽出し、ハッシュテーブルを参照して同じキーで登録された入力データ1の3点の組と照合していく(図6-②)。ここで対応する特徴点の種類(凹凸点/平面/線分)の整合性、特徴量類似度、3点中2点間の座標系の整合性などを判定し、条件を満たすものについて3点が重なるような位置・角度・スケール変換を算出する(図6-③)。これを複数の3点の組について行い次の位置・角度・スケール推定処理にわたす。

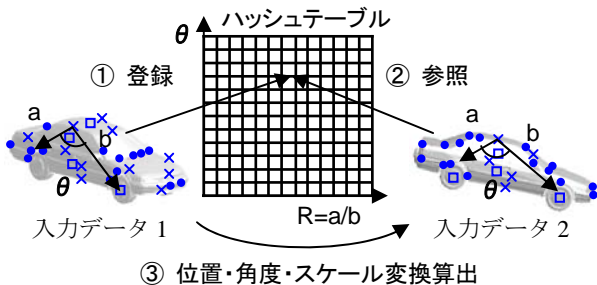


図6 ハッシュテーブルによる3点の対応付け

3.6 位置・角度・スケール推定

特徴点3点の対応から求めた位置・角度・スケール変換をパラメータ空間に投票した後、パラメータ空間の極大位置に対応する変換を選出する。位置・角度・

スケール変換は、角度に関する3パラメータ(θ, ϕ, ψ)と位置とスケールに関する4パラメータ(x, y, z, s)の計7自由度がある。しかし現実にはメモリ量の制約により7次元のパラメータ空間は実装困難である。そこでこの処理を図7に示すように角度を求める処理と位置・スケールを求める処理の2段階に分割する。まず変換の角度成分について角度パラメータ空間(θ, ϕ, ψ)への投票を行い、位置・スケール成分については投票先と関連付けられたリストに格納する(図7-①)。次に角度パラメータ空間(θ, ϕ, ψ)から投票数極大となる座標を選出し角度成分を求める(図7-②)。これに関連付けられたリストの位置スケール成分を位置スケールのパラメータ空間(x, y, z, s)に投票し(図7-③)、極大位置を検出する(図7-④)。最後に角度成分と対応する位置・スケール成分を合わせて変換候補として出力する。4章の実験では最大10個の候補を出力した。

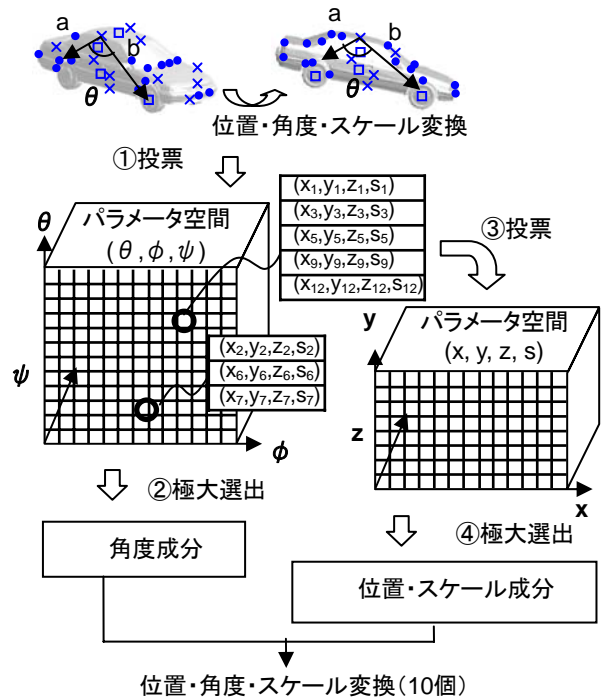


図7 位置・角度・スケール変換の候補選出

3.7 位置・角度修正と候補の順位付け

投票処理によって求めた位置・角度・スケール変換の候補を使って2個の入力レンジデータを重ね合わせた後、全候補についてICP処理[15]により位置・角度を修正し、順位付けを行い、複数の候補から1個を最終的に選出する。順位付けの方法は、ICP処理で対応付けられた点のうち法線方向の違いが一定以下の点の数をスコアとして降順に順位付けをする。これは、正解候補は他の候補よりも形状の重なりが大きく、重なった部分の面は同じ角度を向くという考えに基づく。

4. 実験

提案手法を、公開データをもとに作成した距離画像を使って評価した。実験に使用したデータは、ポリゴンモデルの公開データを距離画像として描画することで擬似的に作成した、物体片側の形状を表すレンジデータである。公開データは Georgia Tech Large Geometric Models Archive[16]から 5 個の物体、Princeton Shape Benchmark[17]から乗り物や日用品を中心に 27 個の物体を選出した。まずこれら計 32 個の物体について、物体を斜め上から見るような角度で、同程度の大きさになるように、手動で角度とスケールを調整してレンジデータを作成し、基準データとした (図 8)。次に撮影角度を 4 種類 (0 度、15 度、30 度、45 度)、物体のスケールを 5 段階 (0.5 倍、0.75 倍、1.0 倍、1.25 倍、1.5 倍) に変化させ、1 個の物体あたり基準データを含めて 20 種類のデータを作成した。そして基準データと、これら 20 種類のレンジデータの間の位置・角度・スケール算出に提案手法を適用し、正解率の評価を行った。ただし、20 種類中 1 個は基準データ自身の位置合わせとなる。

表 1 に、使用した幾何学的特徴の種類と数、撮影角度、スケールごとの正解率を示す。左側の列 i) は投票処理 (図 1-③) により算出される 10 候補中に正解が含まれる率を示し、中央列 ii) は ICP 処理後 (図 1-④) の 10 候補中に正解が含まれる率、右側の列 iii) は順位付け (図 1-⑤) の結果 1 位候補が正解である率を示す。正解と判定するための許容誤差は、i) については位置ずれ 10 画素以内、角度ずれ 10 度以内、スケールずれ ± 0.2 以内とし、ii)、iii) は位置ずれ 5 画素以内、角度ずれ 5 度以内、スケールずれ ± 0.2 以内とする。ここで位置ずれの単位である画素は、図 8 の個々の画像 320×240 画素に対するずれの程度を画素数で表したものであり、ずれの方向は画像面内だけでなく画像面と直交する奥行き方向も含む。位置ずれ、角度ずれと異なりスケールは ICP 処理によって修正されないため、すべて同じ許容誤差とした。特徴点の種類と数は、表 1 の上から順に (a) 凹凸点 50 点、(b) 線分 50 点以内、(c) 平面、(d) 凹凸点 30 点 + 線分 20 点以内、(e) 凹凸点 30 点 + 平面、(f) 凹凸点 30 点 + 線分 10 点以内 + 平面の 6 通りを試した。特徴点数は、合計 50 個程度になるように設定したが、平面に関しては検出される数が少ないため、数を設定せずに利用するかしないかによって分類した。

i) の実験結果より、スケールの違いが大きくなるにつれて正解率は下がるものの、ほとんどの物体で定めた誤差範囲で対応付けが行なわれていることが確認された。3 点の対応付けによるマッチングをベースとした本アルゴリズムは、スケールの異なるデータに対して正常に機能しているといえる。スケールの違いにより位

置合わせが失敗する要因として、データの解像度の違いが特徴点の検出位置や特徴量に影響し、2 個のデータ間で特徴点の対応がとれなくなることがあげられる。また、角度が大きくなる程 2 個のデータ間で共通する領域が少なくなるため、共通して検出される特徴点数が減少し、正解率も低下している。

特徴点の種類と数について (a)~(f) を比較すると、単一種類の特徴点を使う場合、(a) 凹凸点 50 点と比較して (b) 線分 50 点、(c) 平面の正解率は、顕著に低下している。(c) 平面の結果が悪い理由として、曲面のみで構成される形状では平面の検出結果が不安定なことで、平面は凹凸点と比べて検出される数が少ないため、単独での利用ではそもそも特徴点数が他と比較して少ないことがあげられる。(b) 線分 50 点の結果についても、線分は平面の輪郭上に検出されるため、平面と同様の原因が考えられる。この (b)、(c) の 2 種類で角度 0 度スケール 1.0 倍の基準データ同士の結果が 100% とならないのは、検出された特徴点数が少ないため投票処理におけるパラメータ空間への投票数が足りないためである。

一方、複数の種類の特徴点を併用する (d)、(e)、(f) の結果は、(a) 凹凸点 50 点と同程度か、それより改善している。つまり凹凸点のみを使う場合と比べて、線分や平面のみを使う場合は正解率が低下する一方で、凹凸点の一部を線分や平面で置き換えることで正解率は同等か向上している。このことは複数の種類の特徴点を組み合わせることが性能改善につながることを示している。

平面や線分の扱いに関する個々の改良も、複数種類の特徴点を使ったマッチング処理のさらなる性能向上に貢献すると期待される。平面や線分を特徴点と同様に扱うための代表点や特徴量の設定方法は、改良の余地が大きい。たとえば平面は特徴量を使用せず、線分の特徴量は 3 種類の分類のみに基づいている。どちらも中心点を代表点とするため、オクルージョンによりデータの一部が欠損する場合には位置ずれが起こる。これらの弱点の改良により、平面や線分を利用する (b)~(f) の性能向上が期待できる。

さらに、曲面の多い形状、面や線の多い人工的な形状など、対象物体の形状の特徴によって、効率よく形状を表現できる特徴点の種類は異なる。入力レンジデータごとに特徴点の最適な種類と数を決定できれば、少数の特徴点による効率のよい位置・角度・スケール算出につながると考えられる。

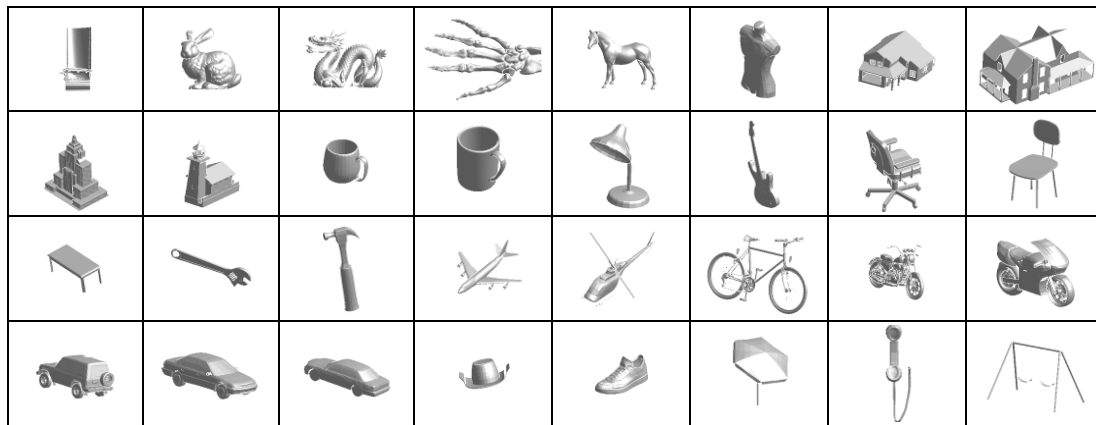


図8 実験に使用した32種類の物体 (基準データ)

表1. 実験結果

		i) 投票処理による10候補正解率 (許容誤差: 角度ずれ10度, 位置ずれ10画素, スケール±0.2)				ii) ICP処理後の10候補正解率 (許容誤差: 角度ずれ5度, 位置ずれ5画素, スケール±0.2)				iii) 順位付け後の1位正解率 (許容誤差: 角度ずれ5度, 位置ずれ5画素, スケール±0.2)			
scale/angle		0	15	30	45	0	15	30	45	0	15	30	45
(a) 凹凸点50点	0.5	87.5	81.3	65.6	50.0	78.1	65.6	62.5	40.6	68.8	62.5	56.3	40.6
	0.75	100.0	100.0	90.6	62.5	100.0	93.8	87.5	59.4	100.0	93.8	81.3	50.0
	1	100.0	100.0	93.8	75.0	100.0	100.0	96.9	75.0	100.0	93.8	93.8	56.3
	1.25	100.0	96.9	87.5	75.0	100.0	96.9	93.8	81.3	78.1	62.5	37.5	25.0
	1.5	100.0	96.9	90.6	68.8	100.0	96.9	93.8	78.1	87.5	71.9	46.9	31.3
(b) 線分50点以内	0.5	75.0	46.9	46.9	31.3	65.6	46.9	37.5	28.1	59.4	37.5	37.5	25.0
	0.75	90.6	68.8	62.5	56.3	90.6	75.0	65.6	59.4	87.5	68.8	62.5	56.3
	1	96.9	87.5	68.8	68.8	96.9	90.6	71.9	71.9	96.9	87.5	68.8	62.5
	1.25	96.9	81.3	81.3	56.3	96.9	87.5	84.4	62.5	62.5	25.0	28.1	12.5
	1.5	96.9	87.5	75.0	62.5	96.9	96.9	78.1	75.0	75.0	59.4	28.1	25.0
(c) 平面	0.5	40.6	21.9	18.8	15.6	37.5	21.9	12.5	9.4	37.5	18.8	12.5	9.4
	0.75	75.0	43.8	37.5	21.9	75.0	43.8	31.3	21.9	75.0	43.8	31.3	21.9
	1	93.8	62.5	43.8	31.3	93.8	65.6	40.6	37.5	93.8	65.6	40.6	37.5
	1.25	84.4	65.6	46.9	34.4	90.6	75.0	65.6	40.6	59.4	28.1	21.9	12.5
	1.5	90.6	75.0	46.9	40.6	93.8	84.4	65.6	43.8	75.0	40.6	31.3	6.3
(d) 凹凸点30点 +線分20点以内	0.5	90.6	75.0	68.8	43.8	90.6	68.8	59.4	46.9	78.1	56.3	46.9	40.6
	0.75	96.9	96.9	84.4	75.0	100.0	96.9	87.5	75.0	100.0	87.5	81.3	68.8
	1	100.0	100.0	93.8	81.3	100.0	100.0	93.8	84.4	100.0	93.8	87.5	65.6
	1.25	100.0	96.9	90.6	78.1	100.0	100.0	93.8	84.4	81.3	68.8	28.1	21.9
	1.5	100.0	100.0	87.5	65.6	100.0	100.0	90.6	78.1	90.6	84.4	59.4	34.4
(e) 凹凸点30点 +平面	0.5	87.5	62.5	68.8	50.0	90.6	71.9	62.5	53.1	87.5	68.8	59.4	50.0
	0.75	100.0	93.8	84.4	75.0	100.0	96.9	87.5	71.9	100.0	90.6	84.4	65.6
	1	100.0	100.0	90.6	87.5	100.0	100.0	96.9	84.4	100.0	96.9	87.5	75.0
	1.25	100.0	100.0	100.0	81.3	100.0	100.0	100.0	90.6	78.1	75.0	37.5	12.5
	1.5	100.0	100.0	93.8	81.3	100.0	100.0	93.8	75.0	84.4	78.1	59.4	34.4
(f) 凹凸点30点 +線分10点以内 +平面	0.5	90.6	81.3	81.3	56.3	93.8	84.4	65.6	65.6	87.5	71.9	53.1	59.4
	0.75	100.0	96.9	87.5	84.4	100.0	96.9	84.4	78.1	100.0	90.6	78.1	71.9
	1	100.0	100.0	96.9	87.5	100.0	100.0	96.9	93.8	100.0	93.8	87.5	78.1
	1.25	100.0	100.0	100.0	90.6	100.0	100.0	100.0	93.8	71.9	75.0	40.6	18.8
	1.5	100.0	100.0	96.9	84.4	100.0	100.0	96.9	84.4	90.6	71.9	65.6	46.9

5. まとめ

本研究では、複数の幾何学的特徴の部分的な対応付けにより、同じ物体を撮影した異なるレンジデータの位置・角度・スケールを合わせる手法を提案した。特徴点は3点ずつをセットにして対応付けて位置・角度・スケールを計算し、投票処理によって正解候補を求めた。3点の対応付けではスケールの違いに対応しつつ組み合わせ数を抑えるため、相似不変量をキーとするハッシュテーブルを利用した。また、従来の特徴点の一部を平面や線分に置き換えることで、少ない数の幾何学的特徴で効率よく形状を表現し、組み合わせ数を削減した。

様々な形状を使った実験の結果、異なるスケールのレンジデータへの適用の有効性を確認した。また、従来の凹凸状の特徴点に加え、平面や線分の併用による正解率の向上を確認した。

今後の課題として、平面や線分のマッチング方法の改良と、入力データの形状に応じた特徴点の適切な種類と数の設定手法の開発があげられる。また定量的な処理時間の測定と分析も行なう。

文 献

- [1] Y. Kohno, O. Yamaguchi, T. Sato, B. Irie: "Alignment of 3D Shape Data by Hashing Sets of Feature Points," Proc. MVA2011, June 2011.
- [2] X. Li and I. Guskov: "Multi-scale Features for Approximate Alignment of Point-based Surfaces," Proc. of Eurographics Symposium on Geometry Processing, 2005.
- [3] X. Li and I. Guskov: "3D object recognition from range Images using pyramid matching," Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV), 2007.
- [4] J. Knopp, M. Prasad, G. Willems¹, R. Timofte, and L. V. Gool: "Hough Transform and 3D SURF for robust three dimensional classification," Proc. of European Conference on Computer Vision (ECCV), 2010.
- [5] N. Gelfand, N. J. Mitra, L. Guibas and H. Pottmann: "Robust global registration," Proc. of Symposium on Geometry processing, pp 197-206, 2005.
- [6] H. Chen and B. Bhanu: "3D free-form object recognition in range images using local surface patches," Pattern Recognition Letters, vol.28, no.10, pp.1252-1262, 2007.
- [7] A. Zaharescu, E. Boyer, K. Varanasi and R. Horaud: "Surface Feature Detection and Description with Applications to Mesh Matching," Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2009.
- [8] S. Khoualed, U. Castellani, A. Bartoli, "Semantic Shape Context for the Registration of Multiple Partial 3D Views," Proc. of British Machine Vision Conference (BMVC), 2009.
- [9] Y. Shan, B. Matei, H. Sawhney, R. Kumar, D. Huber, and M. Hebert: "Linear model hashing and batch ransac for rapid and accurate object recognition." Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2004.
- [10] B. Drost, M. Ulrich, N. Navab, S. Ilic: "Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition," Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010.
- [11] T. Tamaki, S. Tanigawa, Y. Ueno, B. Raytchev, K. Kaneda, "Scale Matching of 3D Point Clouds by Finding Keyscales with Spin Images," Proc. of International Conference on Pattern Recognition (ICCV), 2010.
- [12] A. M. Bronstein, M. M. Bronstein, U. Castellani, B. Falcidieno, A. Fusiello, A. Godil, L. J. Guibas, I. Kokkinos, Z. Lian, M. Ovsjanikov, G. Patane, M. Spagnuolo, R. Toldo, "SHREC 2010: robust large-scale shape retrieval benchmark", Proc. of Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval (3DOR), 2010.
- [13] D. G. Lowe: "Object recognition from local scale-invariant features," Proc. of International Conference on Computer Vision (ICCV), Vol.2, pp.1150-1157, 1999.
- [14] O. Yamaguchi and K. Fukui: "Pattern Hashing - Object recognition based on a distributed local appearance model," Proc. of International Conference on Image Processing (ICIP), vol.3, pp.329-332, 2002.
- [15] P. J. Besl, N. D. McKay, "A Method for Registration of 3-D Shapes," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, Num.2, pp.239-256, 1992.
- [16] Large Geometric Models Archive
http://www-static.cc.gatech.edu/projects/large_models/
- [17] P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, and T. Funkhouser: "The Princeton Shape Benchmark," Shape Modeling International, 2004.