

# 方向付き点群を利用した幾何形状判断に基づく小型物体の把持戦略

## A Grasping Strategy based on Geometric Form of an Object using Oriented Points

○学 山崎 公俊 (筑波大) 正 友納 正裕 (筑波大)  
正 坪内 孝司 (筑波大) 正 油田 信一 (筑波大)

Kimitoshi YAMAZAKI, Masahiro TOMONO, Takashi TSUBOUCHI and Shin'ichi YUTA  
(University of Tsukuba)

yamazaki@roboken.esys.tsukuba.ac.jp

This paper describes a grasping strategy for a mobile manipulator based on a 3D object model. We utilize oriented points, each of which is a 3D point with a normal of the object surface, in order to search surface regions on which the manipulator can grasp the object stably. The simulation results show the effectiveness of our method.

Key Words : Mobile Manipulator, Grasping, Oriented Points, Hough Transform

## 1 はじめに

本稿では、小型物体の把持計画を、物体の三次元モデルを元に行う手法を提案する。物体のモデルは、画像列から形状復元された密な三次元点列データとする。この点列データに物体表面の法線ベクトルを付加することで、「方向付き点群」を生成し、これを物体の把持箇所を選出に利用する。

従来、実環境で動作するロボットが、物体を操作する研究例が存在する。物体に人工マーカなどをあらかじめ与えたり [1][3]、操作の対象物体を特定し、操作手法を事前知識を持たせる例 [2] がある。これらの例では、ロボットに新たな種類の物体について作業を行わせる際、操作すべき物体の情報や、それに対する動作を手で与える必要がある。しかし、環境中を自由に移動できるロボットにとっては、実環境中存在する多くの物体が操作の対象となり得るため、ロボットもしくは物体に事前知識を持たせるこれらのアプローチには、限界がある。

筆者らは以前、移動ロボットに搭載するための、三次元物体モデリングの手法を提案した [5]。ここでは、形状の事前知識やマーカを与えずに、物体の三次元形状を獲得できた。本研究の目的は、そこで得た形状モデルを利用し、移動ロボットに物体の拾い上げ動作を行わせることである。この一貫した動作の実現により、実環境で動作する移動ロボットの自律性を、向上させることを目指す。

把持戦略の方針としては、三次元形状モデルから生成した「方向付き点群」を元に、簡便な機構の二指ハンドで、物体の拾い上げるための把持箇所探索を行う。また、提案手法について、誤差を含むデータを入力としたシミュレーションを行い、その実現可能性を示す。

## 2 問題設定とアプローチ

### 2.1 問題設定

把持の対象とする小型物体には、以下の仮定を置く。

- 物体は人間の片手に納まる程度の大きさで、軽量の剛体である。
- 十分な接触面積を確保して把持できれば、物体とハンド間に滑りは起きない

移動マニピュレータに搭載するハンドは、二つの平行な平面指で構成される二指ハンドを想定する。把持箇所は、二つの平面指により物体を挟み込む際に、広い接地面積が確保できるかどうかを評価基準として選出する。

### 2.2 方向付き点群

方向付き点とは、物体の復元形状を構成する3次元点に、物体表面に対する法線成分を持たせたものである。

筆者らが適用している形状モデリング手法 [5] は、画像データから、物体の密なサーフェスモデルが獲得できる。ここでは、まず形状を疎な点群として復元する。その後、近傍の三点から三角パッチを生成し、その内部の3次元情報を密な点列により補完することで、形状モデルを得る。これらの密な点それぞれに、対応する三角パッチの法線成分を持たせることで、方向付き点群を生成する。

### 2.3 課題とアプローチ

把持箇所の候補選出には、多数の方向付き点群の並びから、把持の可否を判定する必要がある。このとき、把持箇所の候補の探索空間を、いかに効率よく削減できるかが課題となる。

提案手法では、方向付き点を利用した二段階の処理により、探索空間の削減を図る。

- 点群の位置と方向成分から、物体を構成する形状要素（平面、円筒形状、その他）を判定する。この結果を次項の処理に反映し、想定するロボットハンドでは把持不可能な部分を、探索処理から除くことに役立てる。

本研究では、形状要素の判定に、平面性の Hough 変換を利用する。

- ある方向付き点の負の方向に、逆向きの方向を持つ点が存在するかを調べる。このとき、調べる範囲は前項の結果により変わる。逆向きの方向付き点が存在しなければ、現在の点は探索処理に利用しない。存在した場合、二点間の距離を算出し、ハンドの最大開き幅より小さい場合のみ、探索処理に利用する。

この他にも、voxel 空間へ統合によるデータ量の削減も

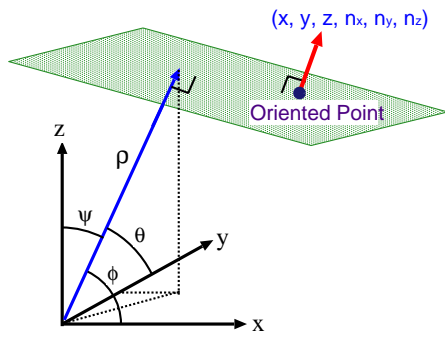


図 1: 平面性の Hough 変換

行う。Hough 変換については、4 章に述べる。上述の方法による探索空間の削減については、5 章に詳細を述べる。

### 3 把持計画の流れ

提案する把持計画の流れは、以下のものである。

#### 0. 方向付き点群を入力

##### 1. 形状要素の判別

Hough 変換を利用し、物体の形状を (1) 平面 (2) 円筒形状 (3) その他、にクラス分けする。詳細は次章に述べる

##### 2. 探索すべき voxel の選択

入力された方向付き点群を、粗い voxel 空間に統合する。データ量を削減し、同時に、方向付き点の誤差を平均化する。また、明らかに把持できない部分に存在する voxel は、この時点で破棄する。この詳細は 5 章で述べる。

##### 3. 把持箇所の候補選出

1.、2. の結果から得られた全ての voxel について、ハンドの把持姿勢の候補を探索する。ハンドの指平面と物体との接触面積がなるべく大きくなるような把持箇所の候補を探す。この詳細は 5 章で述べる。

以上の流れで、複数の把持箇所の候補が選出される。これらのうち、現在のマニピュレータの位置・姿勢からアクセスしやすい把持箇所を一つ選び、把持動作を行う。

## 4 Hough 変換に基づく形状判別

Hough 変換は、データの位置と方向から、特定の形状についてセグメンテーションを行う手法である。本研究では、三次元空間中の平面について、Hough 変換を行う。

### 4.1 形状判別の利点

方向付き点群は、位置と方向の両成分を持つため、ここから形状に関する特徴量を抽出可能である。この操作には、本研究において、いくつかの利点がある。

形状の性質によって、そこに属する方向付き点を持つ誤差を、見積もることができる。また、方向付き点群を形状要素ごとにグループ化できるため、データ量を削減し、簡明な物体モデルを生成する目的にも有用である。

本稿では、Hough 変換を用いて、物体を 4 種の形状要素に分類する。

## 4.2 平面性の Hough 変換

方向付き点群は、それぞれの点が、位置  $(x, y, z)$  と方向  $(n_x, n_y, n_z)$  を持っている。このため、一つの方付き点から、図 1 に示す  $\theta$ 、 $\phi$ 、 $\psi$  を一意に求めることができる。また、座標系原点から平面までの距離  $\rho$  は、以下の式で表される。

$$\rho = x n_x + y n_y + z n_z \quad (1)$$

すなわち、3次元空間中のある平面上に、方向付き点群が多数存在する場合、それぞれの点から求まるこれらのパラメータは、全て同一となる。本研究では、 $\theta$ 、 $\phi$  と  $\rho$  の、合計三成分から Hough 空間を構成する。

## 4.3 主成分分析による形状判別

式 (1) は平面の方程式から構成されている。このとき、形状によって、以下のような特性がある。

- x-y-z 空間で平面を構成する点群は、Hough 空間上で一点に集中する。
- 円筒形状のように、ある方向に対する曲率が、0 に近い曲面を構成する点群は、Hough 空間では空間曲線状になる。
- 球面や、他の二次曲面を構成する点群は、Hough 空間では平面になったり、曲面状に大きく散らばる。

これより、Hough 空間における方向付き点群の振るまいを観察し、x-y-z 空間での平面、円筒形状、その他の判別を行う。アルゴリズムを以下に示す。

1. 平面性の Hough 変換により、全ての方向付き点を Hough 空間に投影し、投影結果を対応する bin に投票する。Hough 空間は、粗めの bin に区切っておく。
2. 各 bin に納まっている点群に対し、三次元の主成分分析を行う。
3. 主成分分析により形状の判別を行い、方向付き点それぞれに、形状を区別するためのフラグをつける

主成分分析は、bin 内に存在する点の分布から共分散行列  $\mathbf{C}$  を求め、それを特異値分解することで行う。

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V} \quad (2)$$

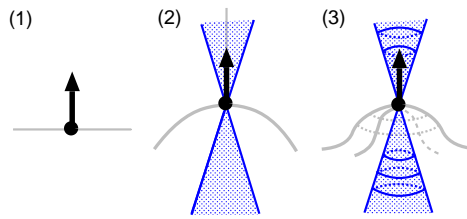
$\mathbf{\Sigma}$  は対角行列であり、三つの対角要素は  $\mathbf{C}$  の各固有値の二乗を表す。このとき、三つの固有値が全て小さければ、bin 内の点は Hough 空間で一ヶ所に集中している。すなわち、x-y-z 空間中で平面を表すことに等しい。一つの固有値が大きく、残りが小さい場合には、bin 内の点は Hough 空間で線状になる。これらより、各 bin に納まる点がどの形状要素に属するかを判別し、もとの方向付き点の成分  $(x, y, z, n_x, n_y, n_z)$  に、形状情報を付加する。

ただし、データに誤差がある場合には、 $\mathbf{C}$  の固有値が安定して得られない。そこで、実装段階では LMedS 推定 [4] を導入し、外れ値に対するロバスト性を高める。

## 5 把持箇所探索の効率化

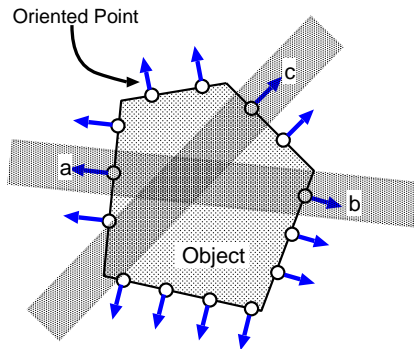
### 5.1 探索範囲の削減

方向付き点群は、多数の点データであるため、全ての点を探索の対象とすると、非常に多くの処理時間を要する。そこで、いくつかの評価基準を元に方向付き点を評価し、探索すべきデータを削減する。



(1)平面上の方向付き点→方向成分の誤差小  
 (2)円筒形状を構成する方向付き点→一方向に誤差  
 (3)球面、他の曲面を構成する方向付き点→二方向に誤差

図 2: 方向付き点の持ちうる方向誤差



方向付き点aの負方向に相対点bが存在する→aを残す  
 方向付き点cの負方向に相対点が存在しない→cを消去

図 3: 相対する方向付き点の探索

### 5.1.1 形状要素の利用

4章で述べた Hough 変換に基づく形状判別を行い、それぞれの点がどの形状に属するかを調べる。このとき、方向付き点を持つ角度方向の誤差を、図 2 のように見積もる。

本手法では、Hough 変換を利用することで、周囲の方向付き点も含めて形状の判別を行う。このため、同じ bin に投票され、x-y-z 空間において隣接するような方向付き点が存在すれば、現在の点の位置と方向成分の信頼度を、周囲の点と合わせて推定できる。具体的には、図 2 のように、平面に分類された方向付き点は方向成分の誤差が小さく、円筒に分類された方向付き点は、方向成分の誤差が一方向にのみ大きいと判定する。この結果を、5.1.3 の処理に利用する。

### 5.1.2 voxel 空間への統合

方向付き点群を、voxel 空間に統合する。これにより、データ量の削減と、方向付き点を持つ誤差の平均化を図る。voxel のサイズは、把持動作において、ハンドが許容できる誤差の大きさから決定する。

手順としては、まず、方向付き点群に形状判別結果を付加し、voxel 空間に投票する。そして、それぞれの voxel の投票結果から、方向成分の平均を取るなどして代表値を求める。形状判別については、一番多く投票された形状要素をその voxel が属する形状要素とする。以上より、方向付き点群を、方向と形状要素を付加した voxel 集団に変換する。

投票数	$\sigma_1$	$\sigma_2$	$\sigma_3$
1698	0.393596	0.181395	0.171957
186	0.447282	0.168162	0.072167
889	0.110954	0.067243	0.046743
2633	0.667107	0.186539	0.181137
49	0.029484	0.016145	0.010296
793	0.598677	0.178442	0.159789
1208	0.782735	0.211430	0.191514

表 1: 直方体モデルの主成分分析結果

投票数	$\sigma_1$	$\sigma_2$	$\sigma_3$
1079	2.901392	0.739029	0.228080
1635	6.863096	0.958626	0.223764
1616	6.633216	1.301035	0.240743
1602	6.570780	1.501059	0.262979
1619	6.785487	1.349752	0.238327
1634	6.713778	1.038905	0.249943
1613	6.491342	0.786147	0.218263

表 2: 円筒モデルの主成分分析結果

### 5.1.3 相対する voxel の位置と方向成分の調査

本研究では、二つの平行な平面指で物体を挟みこみ、把持動作を行う。すなわち、ある voxel に対し、方向成分と垂直に指平面を接地させたとき、その voxel の負方向に、ほぼ逆の方向成分を持つ voxel が必要である。この voxel を、相対する voxel と呼ぶ。

明らかに把持に利用できない voxel を除去するため、すべての voxel について、相対する voxel の有無を調べる。存在しなければ、現在の voxel を消去する。概念図を図 3 に示す。ここでは、相対する voxel の探索範囲を、5.1.1 の結果を元に定める。具体的には、形状要素が平面であれば、その点は方向成分の誤差が小さいと見なし、探索範囲をハンドの指部分の横幅分とする。形状要素が平面以外であれば、ハンドの横幅分に、図 2 に基づく角度分の誤差を加えて、放射状の探索範囲を設定する。

また、相対する voxel が見つかったとしても、voxel 間の距離がハンドの開き幅より大きな場合は、現在の voxel を消去する。

### 5.2 把持箇所の探索

前節の処理で得られた voxel 集団について、把持箇所の探索処理を行う。二枚の指平面間の距離がハンドの開き幅よりも小さいか、物体と平面の接触量が所定の閾値以上であるか、の判断基準により、把持箇所の候補を算出する。ハンドの回転成分に関する探索は、方向付き点の方向成分の軸周りに対して行う。以上より、物体を十分に把持可能な、把持姿勢の候補を得る。この候補は、一般に複数個得られる。

## 6 シミュレーション実験

提案するアルゴリズムを実装し、いくつかの物体について把持箇所の候補を探索するシミュレーションを行った。

### 6.1 実験方法

計算機上でいくつかのモデルを定義し、方向付き点群のデータを生成した。この方向付き点群を把持計画処理に入力し、把持計画を行った。データに誤差があった場合も提案手法が有効かどうかを確認するため、入力する

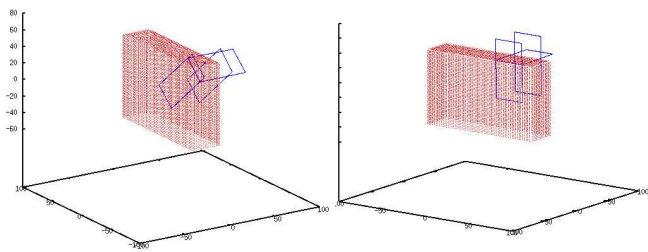


図 4: 把持箇所選出の例 (1)

方向付き点群には、方向成分に最大 10 度の誤差、位置成分に最大 5mm の誤差を正規分布で与えた。

## 6.2 実験

### 6.2.1 Hough 変換データの主成分分析

まず、Hough 空間での主成分分析結果の例を示す。表 1 は、図 4(1) の直方体モデル (方向付き点群 8400 点) の結果である。LMedS 推定を含んだ主成分分析の結果、固有値は三つとも小さな値となり、変換後のデータは Hough 空間で一点に集中していることが判別できる。ただし、データに誤差が含まれていたり、データの分布が bin の境界線にまたがっているため、投票される bin の数は直方体の面数よりも多い。この場合、隣接する bin との連結を行うか、投票数が少なければノイズとして扱うなどの対策を取る。

表 1 は、円筒モデル (図 5(2) の下半分) (方向付き点群 10800 点) の主成分分析結果である。ここでは、円筒モデルは 7 つの bin に変換、投票された。すべての結果において、一つ目の固有値が大きく、二つ目からは小さくなっていることが判る。

### 6.2.2 探索量の削減

把持姿勢の探索処理までに、直方体モデルのデータ量が削減された過程を述べる。

入力データは 8400 点の方向付き点群である。これらを Hough 変換を利用して形状要素を判定した後、粗めに切った voxel 空間へ再投影した。このとき、voxel の大きさは、ハンドが許容できる誤差を考慮し、一辺 10mm とした。得られた voxel は約 1200 個であった。ここまでの処理に要した時間は、約 1sec (Pentium4 2.8GHz) であった。

この結果に 5 章に述べた手法を適用し、不要な voxel の除去をおこなった。誤差の大きな点や、ハンドで把持不可能な位置関係にある voxel が除去され、約 300 個の voxel が残った。この処理に要した時間は、約 200msec (Pentium4 2.8GHz) であった。

### 6.2.3 把持箇所の候補選出

把持箇所の探索を、これまでに残った voxel 全てについて行った。探索範囲は、方向成分に垂直な軸周りに、45 度刻みとした。この処理に要した時間は、約 800msec (Pentium4 2.8GHz) であった。

探索の結果から、ハンドと物体の接地面積が十分に多いハンド姿勢を選出した結果、294 箇所の把持箇所の候補が得られた。算出された候補の例を図 5 に示す。また、他の図形との組み合わせで生成した形状についても、同様に探索処理を行った。図 5(1) は、直方体と二次曲面を組み合わせたモデルである。二次曲面部分は、相対する

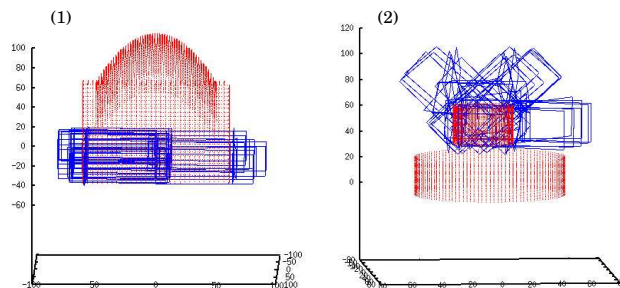


図 5: 把持箇所選出の例 (2)

方向付き点が存在しないため、把持箇所の候補は得られなかった。直方体部分には、51 箇所の候補が得られた。処理時間は 4.6sec であった。図 5(2) は、直径の異なる二つの円筒を重ねたモデルである。下の円筒は、ハンドの開き幅以上の直径があるため把持箇所の候補は得られず、上の円筒部分には、42 箇所の候補が得られた。処理時間は 2.7sec であった。

## 7 まとめ

方向付き点群に基づく物体の把持箇所探索の手法を提案した。また、現状の実装部分についてのシミュレーションをおこない、提案手法の実現可能性を示した。

今後は、提案手法を実環境で得た三次元形状データに適用、評価し、マニピュレータシステムに実装する。

## 参考文献

- [1] N. Y. Chong and K. Tanie: "Object Directive Manipulation Through RFID", Proc. Int. Conf. on Control, Automation, and Systems, Gyeongju, Korea, Oct. 22-25, 2003.
- [2] K. Rahardja and A. Kosaka: "Vision-Based Bin-Picking: Recognition and Localization of Multiple Complex Objects Using Simple Visual Cues", in 1996 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Osaka, Japan, November", 1996.
- [3] R. Katsuki, J. Ohta, T. Mizuta, T. Kito, T. Arai, T. Ueyama and T. Nishiyama: "Design of Artificial Marks to Determine 3D Pose By Monocular Vision", Proc. 2003 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.995-1000, 2003.
- [4] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy: Robust Regression and Outlier Detection, John Wiley & Sons, New York, 1987.
- [5] 山崎, 友納, 坪内, 油田: 「移動ロボットに搭載したカメラの視点移動による物体の 3 次元形状モデリング」, 第 9 回ロボティクス・シンポジウム予稿集, pp.312-317, 2004.