

日用品モデルデータベースと深度センサを用いた 円筒面を含む物体の把持および運搬作業の実現

○新良貴陽平 加藤龍一（都市大） 永田和之（産総研） 佐藤大祐 金宮好和（都市大）
原田研介 山野辺夏樹 中村晃（産総研） 辻徳生（九大）

1 緒言

ロボットによる朝食などの後片付けを望む家庭は多いが、そのためには調味料や食器を含む日用品の扱い方を考慮する必要がある。そのため、ロボットも日用品を正しく扱うための把持方法を知るべきである。

ロボットが物体を把持するために必要な物体形状データの作成には深度センサがよく用いられる。近年安価な深度センサが登場し、より高精度な把持モデルを作成するために点群データと CAD モデルのフィッティングを用いた手法 [1] が提案されている。しかし日用品は同じような形状でも用途が異なれば扱い方も異なるため、形状に着目した把持の安定性 [2] ばかりでなく、用途に応じた日用品特有の扱い方を考慮した日用品の把持モデルが必要である。

本研究では日用品の物体形状データを日用品の機能や扱い方を記述した日用品の知識モデル [3] を用いて識別し、把持可能領域と把持禁止領域に領域分割し、日用品の把持モデルを作成する。その際、日用品の構成パーツをプリミティブ [4] な形状の組み合わせで表現する。本稿ではこの考えに基づき、コップを始めとして日用品のうち多くの割合を占めている円筒面を含む日用品を対象とした把持および運搬作業を実現する。

2 日用品の知識モデルの作成

日用品の知識モデルとはロボットが日用品を扱う上で知らなければならない、物体の形状や扱い方が記述されているモデルである。日用品の知識モデルは構成データと扱い方データから構成されている。本節では取っ手付きコップの知識モデルを例に、構成データと扱い方データの詳細について述べる。

2.1 構成データ

取っ手付きコップの構成データを図 1 に示す。知識モデルは YAML 形式で記述する。知識モデルでは日用品をプリミティブ形状の機能パーツの集合とみなし、一つの主となるメインパーツに複数のサブパーツが従属しているとして記述する。構成データには日用品のメインパーツのパーツ名や近似するプリミティブ形状を記述する。取っ手付きコップでは中空の円筒形コンテナがメインパーツにあたる。プリミティブ形状を構成する寸法データは、物体識別を行うために最小値、代表値、最大値をそれぞれ記述する。サブパーツには、パーツ名とプリミティブ形状データのほかに、メインパーツとの接続関係と接合位置を示す。取っ手は固定接続であるが、そのほかの自由度として回り対偶、すべり対偶、ねじ対偶、円筒対偶、スナップジョイント、弾性リンク、無拘束がある。

```
Knowledge model: Cup (with handle)
Composition:
  Layer_0:
    Main_part:
      Name: Container
      Primitive:
        Hollow_cylinder:
          Height: [40, 80, 105]
          Radius: [30, 35, 44]
          Thickness: [2, 3, 4]
    Sub_part_1:
      Name: Handle
      Parent_parts:
        - Container
        - Side
        - Fix
      Primitive:
        Half_ring:
          Radius: [10, 14, 15]
          Thickness: [4, 5, 6]
        Hollow_prism:
          Height: [40, 55, 73]
          Length: [7, 12, 14]
          Thickness: [4, 5, 6]
          Width: [20, 28, 30]
```

図 1 取っ手付きコップの知識モデル（構成）。

```
Use:
  Translation:
    Grasp:
      Container:
        Priority: 1
        Region: [Side]
        Approach direction: [Side]
        Ungraspable_area:
          Comment: [Hand_out]
          Rim_of_a_cup:
            Region: [Top]
            Value: [20]
            Level: Notice
      Handle:
        Priority: 2
        Region: [All]
        Approach direction: [Side, Top]
```

図 2 取っ手付きコップの知識モデル（扱い方）。

2.2 扱い方データ

次に取っ手付きコップの扱い方データを図 2 に示す。扱い方データは日用品に応じて行うタスクごとに分類されており、取っ手付きコップに用いられるタスクは搬

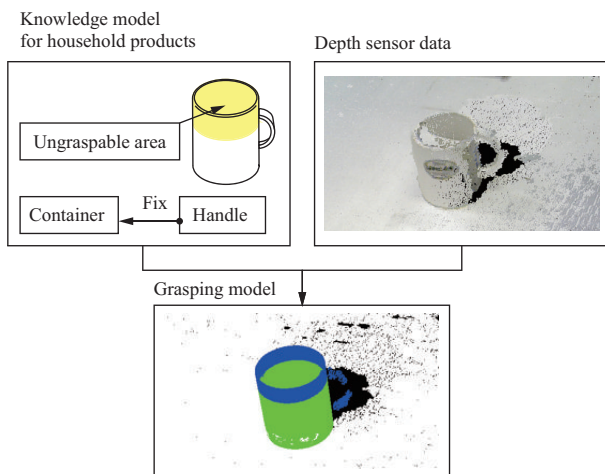


図3 知識モデルと点群データから作成された把持モデル。

送である。タスクには機能パーツごとの操作方法、把持領域、把持方向、把持禁止領域を記述する。また、取っ手付きコップの機能パーツのうち、コンテナ部と取っ手ではコンテナ部の方が把持優先度を高く設定しているが、これは取っ手のプリミティブ形状が、コンテナ部のプリミティブ形状と比較して複雑なためである。

3 日用品の把持モデルの作成

日用品の扱い方を考慮した把持モデルを作成するために、知識モデルと取得した点群データを用いる。

日用品の点群データから知識モデルに記載されている形状パラメータを抽出する。抽出された形状パラメータを知識モデルと比較し、日用品の点群データをパラメータが最も一致していた知識モデルと対応付ける。知識モデルにその日用品の扱い方の観点から記述されている、把持可能領域と把持禁止領域を三次元点群データに適用し、領域を分割した上で入力された三次元点群データをプリミティブ形状に置き換える。日用品把持モデルを作成した例を図3に示す。

図4および以下に、円筒面を含む日用品に対する処理内容を例に、点群データの取得から領域分割までの手順の詳細を説明する。本研究では点群データを処理するために Point Cloud Library (PCL) を用いており、図4では PCL を用いた処理をオレンジ色の枠で囲み示した。

3.1 深度センサを用いた点群データの取得

作業空間はテーブル上とし、円筒物体はテーブル上に垂直に置かれているものとする。深度センサから取得した Raw 点群データを処理するために、点群データを深度センサの座標系からロボットシステムの基準座標系に変換する。

3.2 円筒物体のプリミティブ形状への変換

3.2.1 点群データの取得と平面分離

作業環境はテーブル上であるため、PCL を用いて点群データに対してテーブルと物体以外の余計な点群データをフィルタによって除去した。除去した結果を図4(a)に示す。フィルタ処理は x, y, z 各軸の距離でカットす

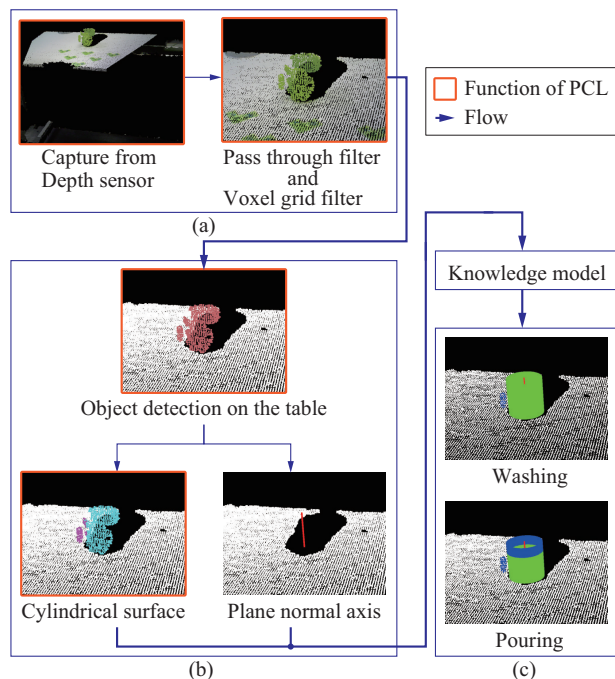


図4 円筒面を含む日用品の物体形状データに対する知識モデルマッピングのフローチャート: (a) フィルタリング済みデータ, (b) 円筒と平面パラメータの計算, (c) モデルマッピング: 把持可能領域 (明色), 把持禁止領域 (暗色)。

る Pass through フィルタと、Raw 点群データを平滑化する Voxel grid フィルタを用いた。

3.2.2 円筒面の検出と円筒パラメータの取得

PCL の機能を利用して、円筒面と円筒中心軸を検出する。まず、PCL の機能を用いてテーブル面を検出し除去し、次に円筒面中心軸と円筒半径を求める。ただし、本機能を作成する段階における基礎実験の結果から PCL によって取得できる円筒中心軸は、深度センサから理想的な円筒面の点群データが取得できず、またその点群のデータ点数も少ないため精度が悪くなることがわかった。そのため何らかの方法で補正する必要がある。

そこで円筒面よりも点群数が多く、平滑化が容易なテーブル平面の点群を利用することとした。本稿において、対象である日用品の環境条件として日用品はテーブル上に垂直に置かれていることを仮定している。よって、テーブル平面の法線ベクトルと円筒中心軸の向きは等しい。これを利用し、テーブル平面の法線ベクトルの向きを円筒中心軸の向きとし、点群をテーブル平面に射影し射影した二次元点群で円筒中心位置と円筒半径を推定した。PCL によって取得した円筒面を水色、補正した円筒中心軸を赤線で図4(b)に示す。

3.3 周辺パーツの判定

物体は構成パーツの大きさや種類によって識別される。円筒面はすでに得られているため、次は円筒面以外の周辺パーツの検出が必要である。周辺パーツは円筒面の付近に存在すると仮定し、円筒面の半径と点群データの各点と各点から円筒中心軸に垂直に下ろした

交点との距離（法線長さ）を用いて判定する．法線長さが円筒半径よりも大きい場合は取っ手，法線長さが円筒半径よりも小さい場合はキャップとして判定する．

3.4 検出した物体のパラメータと日用品知識モデルによる識別と領域分割

次のステップでは取得したパラメータと日用品知識モデルに記述されたプリミティブ形状のパラメータとを比較し，物体識別を達成する．日用品知識モデルには各パーツのパラメータの最大値，代表値，最小値が記述されているため，それらと点群データから取得したパラメータを比較する．

- 1. 比較に用いる m 個の日用品知識モデルを用意する．
- 2. 点群データを取得し，円筒面と周辺パーツのパラメータを取得する．
- 3. 日用品知識モデルの一つを選択し，パラメータを読み込む．
- 4. 周辺パーツの識別結果から構成パーツがマッチした場合は評価 e_i ($i = 0, 1, 2, \dots, m$) に加算，しなかった場合は減点，次の構成パーツに進む．
- 5. 円筒面または周辺パーツが，知識モデルに記述されたプリミティブ形状モデルのパラメータを満たす場合は e_i に加算．
- 6. 比較する日用品知識モデルを変更し，手順3に戻る．
- 7. 点群データを，最も評価が高かった日用品知識モデルが示す日用品であると識別する．

各配点は経験則により決定した．以上の手法によりマッチした知識モデルにより，物体形状をプリミティブ形状に変換し，同様に記載されている把持可能領域と把持禁止領域情報を参照して領域を分割する．

4 日用品データベースに基づく把持計画

対象物を把持するためには対象物の位置姿勢を取得し，把持点を決定する必要がある．把持点の決定には把持モデル以外に，ロボットハンドと円筒物体の幾何形状把持評価，ロボットアームの運動学評価，障害物回避評価を用いる．本稿では円筒面を並行2指グリップで把持するとし，把持点をこれら三つの評価指標の結果から決定する．

4.1 幾何形状把持評価

ロボットハンドと円筒物体の幾何形状把持評価は，グリップの形状で作成した円筒面が幾何的に把持可能か判定し，把持可能な場合は把持のしやすさを評価値として返す．

4.2 運動学評価

ロボットアームの運動学評価は，幾何学的に把持可能な点においてロボットアームが到達可能か判定し，到達可能な場合はロボットアームの初期姿勢からの各関節の移動量の合計を評価値として返す．

4.3 障害物回避評価

障害物回避評価は 3D Occupancy Grid を用いて評価する [5]．3D Occupancy Grid は作業空間内を任意の voxel で分割し，分割した voxel を物体空間，障害物空間，自由空間，未知空間に分類する手法である．3D Occupancy Grid による衝突回避を行うためには，ロ



図 5 把持および搬送作業を行う実験システムの外観．

表 1 コーヒー缶の円筒パラメータの計測値と実測値．

Parameter	Height [mm]	Radius [mm]
Point cloud data	96.1	23.3
Measured data	105.0	25.0

ボットが作業不可能な未知空間を減らすことが重要である．そこで我々は対象物の点群データを複数点から取得することで一方向から取得した点群データでは取得不可能な未知空間を減らす．

5 日用品データベースを用いた把持および搬送作業実験

5.1 システム構成

把持および搬送作業実験に用いるロボットアームを三菱重工業社製 PA-10，ロボットハンドをシュンク・ジャパン社製 ミューグリッパ RH707，深度センサを ASUS 社製 Xtion Pro Live (Xtion) とした．実験システムの外観を図 5 に示す．

5.2 把持モデル作成実験

5.2.1 実験方法

円筒面を含む日用品を知識モデルにより識別する．入力データは Xtion によるキャプチャを三回行い，三次元点群を重ねたものとする．

5.2.2 実験結果

深度センサにより取得した点群データの処理過程を図 6 に示す．(a)-(d) は取得した三つの点群データを基準座標系に変換し，重ね合わせた結果である．ただし (b) は三次元点群キャプチャごと，(c) は高さで色分けしており，(d) はコーヒー缶の部分を拡大したものである．(e) は点群データからテーブル面とテーブル面上の対象物を検出した結果である．(f) は知識モデルを用いて領域分割を行った結果である．点群データから得られた円筒パラメータと実測値の比較を表 1 に示す．

半径については 2 mm 以下の誤差であったが，高さについては 10 mm 程度の誤差が発生してしまった．これは缶の材質が金属であるため赤外線が正しく反射されなかったことと，縁にくぼみがあることが原因であると考ええる．

5.3 物体搬送実験

5.3.1 実験方法

知識モデルを用いて把持モデルを作成し，把持モデルを基に実機による対象物の搬送実験を行う．円筒面を含む日用品としてコーヒー缶を例にし，作業空間に

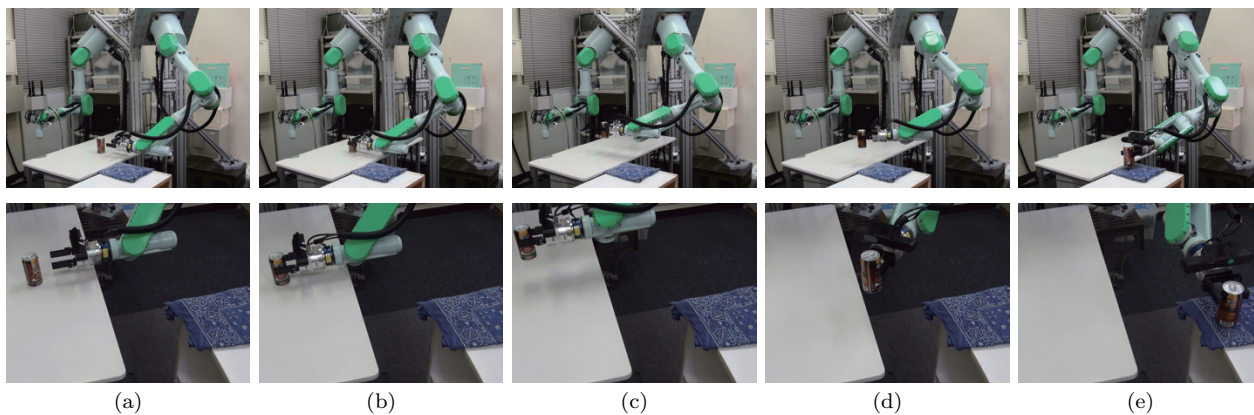


図7 円筒物体の搬送: (a)-(b) アプローチと把持動作, (c) 持ち上げ動作, (d) 移動動作, (e) 置き動作.

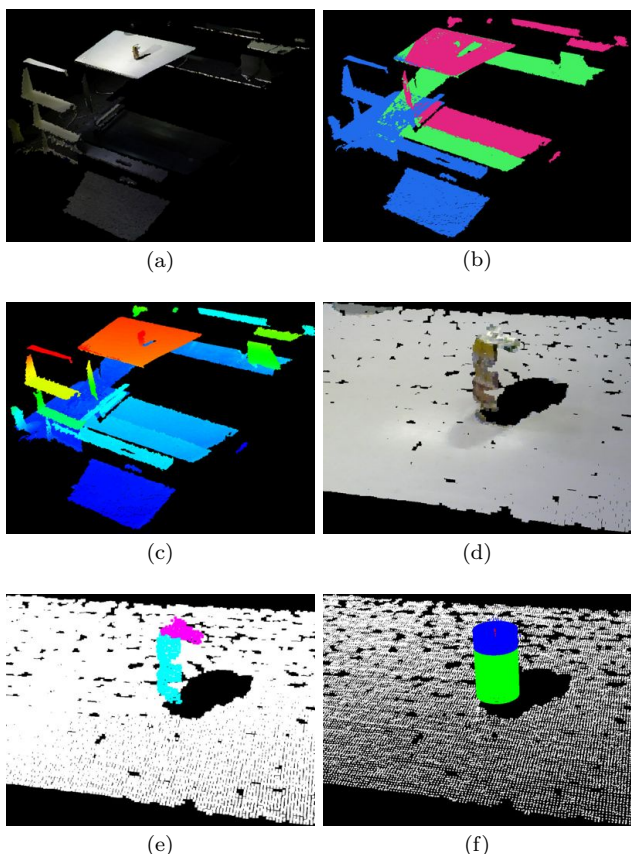


図6 円当面を含む日用品の物体形状データに対する知識モデルのモデルマッピング方法: (a) 色データ, (b) 3箇所から取得した点群データ, (c) 高さによる色分け, (d) 取得データ, (e) 円筒の分離, (f) 把持可能領域と把持禁止領域分割.

は白いテーブルと白いラックを準備し、日用品の知識モデルと日用品のタスクモデルによる把持および搬送作業を実現する。5.1節で述べた構成で対象物を深度センサによりキャプチャし、グリッパで把持、ロボットアームで搬送するまでを実験により確認する。また、コーヒー缶の搬送においては飲み口を把持禁止領域とする。比較対象とする日用品の知識モデルには、湯のみ、取っ手付きコップ、ペットボトル、コーヒー缶、スプレー缶の5種類を用意した。

5.3.2 実験結果

缶を把持するためには缶の位置姿勢を取得し、把持点を決定する必要がある。実機による実験結果を図7に示す。(a)(b)では対象物に対してアプローチと把持を行い、(c)(d)で対象物の持ち上げと搬送を行い、(e)で対象物を目的地に設置した。図7においては用意した日用品知識モデルのデータベースからコーヒー缶を選び出し、コーヒー缶の飲み口を把持禁止領域として把持できた。

6 結言

日用品の知識モデルを用いて、日用品を識別することで把持モデルを作成した。また円筒形の日用品を対象とし知識モデルに書かれた把持禁止領域を避けて搬送することで日用品特有の扱い方を考慮した日用品の操作を実現した。

今後の課題としては、日用品が密集した状態での日用品の識別、色情報の利用などの知識モデルによる識別の拡張などが挙げられる。

参考文献

- [1] N. Blodow, D. Gossow, S. Gedikli, R. B. Rusu and G. Brdski, "CAD-model recognition and 6DOF pose estimation using 3D cues," *IEEE Int. Conf. on Computer Vision Workshops*, pp. 585-592, 2012.
- [2] T. Baier and J. Zhang, "Reusability-based semantics for grasp evaluation in context of service robotics," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Biomimetics*, pp. 703-708, 2006.
- [3] 永田和之, 山野辺夏樹, 原田研介, 中村晃, 辻徳生: "物体把持のための日用品のモデル化", 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2012 講演論文集, 2A1-H03, 2012.
- [4] A. T. Miller, S. Knoop, H. I. Christensen and P. K. Allen, "Automatic grasp planning using shape primitives," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1824-1829, 2003.
- [5] A. Elfes, "Sonar-based real-world mapping and navigation," *IEEE J. of Robotics and Automation*, Vol. 3, No. 3, pp. 249-265, 1987.