

深度画像を用いたロボットアームによる 平面上未知物体の把持方法

鈴木 俊孝[†] 岡 哲資[‡]

[†]日本大学大学院生産工学研究科数理情報工学専攻

[‡]日本大学生産工学部数理情報工学科

1. はじめに

ロボットによる未知物体 (ロボットの知識にない物体) の把持は, ロボットが人間の社会に適応するために解決されるべき問題の 1 つである. 特に, 未知物体の把持により, 事前に存在する物体の予想ができない家庭やオフィスでのロボットの活躍が期待できる. 未知物体の把持に関しては, 多くの研究が行われているが, いまだに汎用的な把持方法は提案されておらず, 今日もお困難な問題であり続けている。

本研究では, ロボットアームが平面上にある未知物体を把持する方法を提案する. 提案する把持方法では, 深度カメラで取得した深度画像を点群に変換, 平面に属する点を除去し, 距離によるクラスタリングを用いて, 平面上の物体を発見する. その後, 発見した物体に対し主成分分析を行い, 重心と主軸を推定する. ロボットアームは把持対象に上から接近し, 推定された物体の重心を平行グリッパが主軸を挟み込むような姿勢で把持を行う (Fig. 1).

本手法は 1 台の深度カメラから取得する深度画像のみを用いるため, 環境照明の影響を受けにくい. また, 学習に必要な訓練データや物体の 3D モデルを必要としない. さらに, カメラの搭載を想定していない市販のロボットアーム (iARM や JACO) で実装が可能である.

2. 先行研究

センサデータを用いて物体を発見し, ロボットアームで把持する方法はいくつも提案されているが, いずれも欠点がある. Goldfeder らの方法²⁾は物体の 3D モデルを必要とするため, 物体をスキャンし 3D モデルを集める手間がかかる. Saxena らの方法³⁾も学習に必要な訓練データを必要とし, これを用意する手間がかかる. Ekvall らの方法⁴⁾では, RGB 画像を用いるが, RGB 画像によ

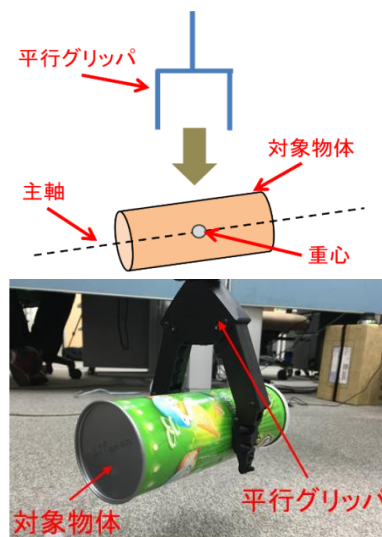


Fig. 1 平行グリッパによる把持

る物体の発見と姿勢推定は周囲の環境照明の影響を受けやすい. Lei らの手法⁵⁾では物体の位置と姿勢の推定に, ロボットのハンドとヘッドにカメラを搭載する必要がある.

3. 提案手法

3.1 仮定

提案する把持方法では, 以下の仮定を設定する.

- 把持対象物は平面上に存在し, 上方に障害物がない.
- 把持対象物の高さは平行グリッパの長さ未満である.
- 座標変換に必要なロボットアームとカメラの位置関係, カメラのチルト角は既知とする.
- 平面上の複数の物体は, グリッパの開閉に干渉しない距離で離れている.

3.2 背景の除去

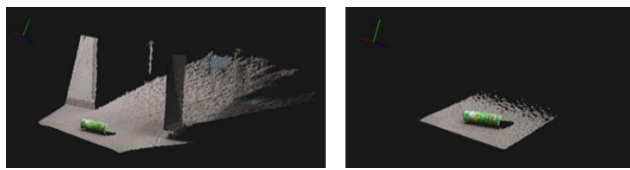
一般に, カメラから取得する深度画像を変換した点群データは膨大な点から構成される. データの処理速度向上, また余分な把持物体の周辺環境をカットするため, この点群に対してカメラからの距離に基づいたフィルタリングを行う. Fig. 2

Robotic Grasping of Unknown Objects on a Planar Surface Using Depth Images

[†]Toshitaka Suzuki, Mathematical Information Engineering, Graduate School of Industrial Technology, Nihon University

[‡]Tetsushi Oka, Mathematical Information Engineering, College of Industrial Technology, Nihon University

にフィルタリングの例を示す. フィルタリング後の点群はカメラ前方付近だけを映している.



(a) フィルタリング前 (b) フィルタリング後
Fig. 2 距離に基づくフィルタリング

3.3 平面の除去

点群から RANSAC アルゴリズムを用いて平面を除去する. RANSAC は観測データから外れ値を除外し, 残った観測データに数学的モデルを割り当てるアルゴリズムである. 観測データから外れ値を除外するには, 閾値が必要である. ここでは, 閾値は平面からの距離を意味する. RANSAC を行った後, 推定された平面を点群から除去する.

3.4 点のクラスタリングによる物体発見

平面を除去した点群に, 物体がいくつ存在するかは未知である. したがって, 平面上に存在する複数の物体を発見するために, 平面を除去した点群をクラスタリングする. このクラスタリングにはユークリッド抽出クラスタリング⁶⁾を用いる. ユークリッド抽出クラスタリングは事前に設定した距離をもとに, 各点群同士を比較する. 設定した距離内にあれば, 同じクラスタに属する点群とする. クラスタリング後の点群は 3 次元情報に加えて, 平面上に存在するどの物体に属するかという情報を持つ.

3.5 物体の重心位置と主軸方向の推定

クラスタリングされた点群から, 物体の重心と主軸を推定する. 物体の重心はクラスタに属する点の X, Y, Z 座標値をそれぞれ平均して求める. 物体の主軸は, クラスタに対して主成分分析を行って得た 3 次元ベクトルである第 1 主成分とする.

3.6 物体の把持

推定した物体の重心と主軸を用いてロボットアームで把持を行う手順を示す. ロボットアームは物体の上方から接近し, 把持を行う. そのため, アーム先端の平行グリップは Fig.1 に示したように, 常に下を向いている. また, ロボットアームは以下の手順で動かす.

- (i) 重心座標の真上にグリップを移動させる
- (ii) 主軸方向のベクトルからグリップの回転角度を求め, グリップを回転する
- (iii) グリップを開く

- (iv) 平面近くまでグリップを下げる
- (v) グリップを動きが止まるまで閉じる

4. 評価用システムの実現

提案する把持方法を評価するため, カメラセンサとして KinectV1(Microsoft), ロボットアームに iARM(Exact Dynamics) を用いたシステムを開発した. このシステムでは, 深度画像の取得から約 2 秒で, ロボットアームの動作が可能である. また, マーカーペンやペットボトル, 単 4 電池といった様々な物体の把持が可能である. これらの評価結果は別途報告する.

5. まとめ

本稿では, ロボットアームが平面上に存在する未知物体を把持する方法を提案した.

謝辞

本研究の一部は, JSPS 科研費 26330234 の助成を受けて実施した.

参考文献

- 1) Kemp, C. C., Edsinger, A. and Torres-Jara, E.: Challenges for robot manipulation in human environments, *Robotics and Automation Magazine*, Vol. 14, No. 1, pp. 20-29, IEEE (2007).
- 2) Goldfeder, C., Ciocarlie, M., Dang, H. and Allen, P, K.: The Columbia grasp database, *Proc. Robotics and Automation(ICRA)*, pp.1710-1716 IEEE (2009).
- 3) Saxena, A., Driemeyer, J., and Ng, A. Y.: Robotic grasping of novel objects using vision, *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 27, No. 2, pp. 157-173 (2008).
- 4) Ekvall, S., Hoffmann, F. and Kragic, D.: Object recognition and pose estimation for robotic manipulation using color cooccurrence histograms, *Proc. Intelligent Robots and Systems(IROS)*, pp. 1284-1289 IEEE (2003).
- 5) Lei, Q. and Wisse, M.: Unknown object grasping using force balance exploration on a partial point cloud, *Proc. Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, pp7-14 IEEE (2015).
- 6) Rusu, R, D.: Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments, Ph.D. Thesis, Computer Science Department, Technische Universitaet Muenchen, Muenchen, Germany (2009).