

視覚情報を用いた把持計画と置き場所探索に基づく 品出しロボットの研究

堀 慎太郎^{†1} 笹渕 一宏^{†2} 長濱 虎太郎^{†3} 矢口 裕明^{†4} 稲葉 雅幸^{†5}
 東京大学[‡] 東京大学[‡] 東京大学[‡] 東京大学[‡] 東京大学[‡]

1. 序論

ロボットは直接物を扱う作業が可能で人手で行っている作業の置き換えが期待できるが、商店での品出しといった多種物品を扱う作業は状況把握が難しく物品操作の成功率を上げるのが難しい。そこで本研究ではトレイに載せた物品を棚に並べる一連の動作を品出しタスクと設定し、これをロボットによる実現を目指した。

2. 品出しタスクの構成

品出しを行うには、物品を持つての移動、物品の取り上げ、品を出す場所の決定が必要になる。今回はFig.1のような環境を想定して品出しタスクを行う。ロボットは取り付けたお盆で物品を運搬し、棚への物品の配置は棚上でまだ物品が置かれていない列にお盆から取り上げた物品を配置することとした。



Fig.1 Robot Shelf Stacking

3. 3次元点群からの物品検出と把持

カメラから得られる三次元点群を用いて物品位置の推定を行う。物品を点群から取り出す手法としては物品形状を前提とする方法もあるが、多様な物品に対応するために事前に物品形状は知らない状態でのクラスタリング手法を用いる。

まず三次元点群からお盆のある周辺の点群を抽出する(Fig.2-1)。RANSACを用いた平面検出でお盆に相当する平面を検出しこの平面より上にある点群を物品群とする(Fig.2-2)。この点群を物品事に分けるためEuclidean Clustering[1]を行い点群のクラスタリングを行う。また、把持

A study on robot shelf stacking with vision based grasp planning and place positioning search

^{†1} Hori Shintaro

^{†2} Sasabuchi Kazuhiro

^{†3} Nagahama Kotaro

^{†4} Hiroaki Yaguchi

^{†5} Inaba Masayuki

[‡] The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo, 113-0033, Japan

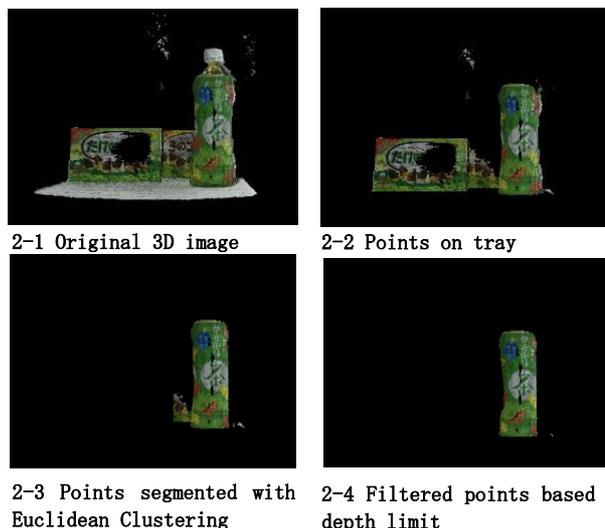


Fig.2 Object clustering based on Euclidean Clustering

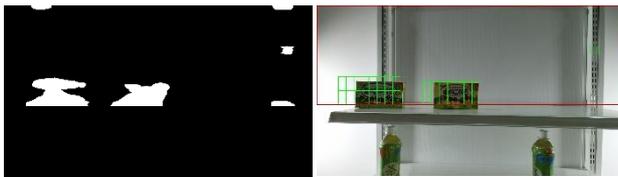
する物体は持ちやすい一番手前側に置かれたものから把持するとして、一番手前にあるクラスターを把持対象とし(Fig.2-3)、このクラスターに点群の深さを一定の深さに制限するフィルターをかける(Fig.2.4)。今回用いる赤外線カメラではToF方式で距離を測定するが、ペットボトルの液体部分などで大きくノイズが乗るためこのフィルターでノイズ除去を行う。この点群を物品の点群、その点群の重心を物体の位置とする。

ノイズの乗った点群からだ物品の位置情報がずれて把持の形が安定しないことがある。これは設置の成功率にも関わるので、設置方法自体にも工夫を加える。

4. 顕著性マップを用いた棚上への物品陳列

棚上への物品の設置は、カメラの二次元画像からまだ物品が置かれていない列を発見して置くこととする。棚を横から奥まで見ると、点群からの棚板などの区別が難しいため、2次元画像から人の目が向きやすい場所を計算した顕著性マップ[2]を用いて、ロゴや模様から物品を発見することとする。

具体的な手法を説明する。まず、棚を映したカメラ画像から顕著性マップを計算する(Fig.3-1)。このとき棚の対象とする段だけを扱うために、その段の高さは既知としてその領域だけ画



3-1 Saliency map 3-2 Shelf occupancy
Fig. 3 shelf's occupancy calculation with saliency map

像から切り出して計算を行う。次に、その顕著性マップから既に物体の置かれている場所を決定する (Fig. 3-2)。まず、棚の空間を横に一定の長さごとに分割して、これらの分割した領域ごとに物体が置かれているかを判定することで物体が置かれていない場所には手元の物品を置くだけの十分な横幅が確保させていることを保証する。それぞれの領域内の顕著性マップから、物品がすでに置かれているかの判定を行う。まず、顕著性マップをクラスター分けして小さなクラスターはノイズとして省く。そうしてできたクラスターを一定の大きさの正方形で切り出したものを数えて、領域内に一定数以上あったらその領域にはすでに物品が置かれていることとする。物品の置かれている領域が決定出来たら、物品の置かれていない領域の中で切り出した正方形の少ないものの数が少なかった場所を物品の設置場所とする。こうすることで、一番物品が無さそうな場所に設置を行う。

また、設置の際には物品を上から棚板に押し付けるようにする。これによって把持の際に把持位置がずれて物品が斜めになっているなどした時に、物品の底面を使って設置の安定性を向上させる。

5. 品出しタスク実験

以上のシステムを実際にロボットで稼働させ品出しタスクを実行した。品出しタスクはお菓子の箱二種類とペットボトル一種類を用いて行い、箱とペットボトルはそれぞれ棚の別の段に置くこととした。お盆に一回に乗せる物品の量は1から3個で、実験中に人が棚上から物品を取り除いたりお盆に物を新たに載せたりしている。

使用したロボットは上半身 20 自由度、下半身は前後上下に移動できるようになっており、台車を用いて物品を補充する場所と棚の前とを移動できるようになっている。カメラは Kinect v2 を用いて、二次元画像と三次元点群を計測した。ロボットのシステムは Fig. 4 のようになっている。

実験環境は展示会場にロボットが移動できる空間と棚を用意して行い、3日間で約20時間動作させ続けた。成功の定義は把持では棚に向かうまで物品を持ち続けること、設置位置の選択で

は他の物品がない場所を選んだら成功とした。

実験の結果、把持は 518 回の試行で 461 回成功して 89%の成功率、設置位置は 471 回の試行で 453 回成功し、96%の成功率だった。また、棚板に物体を押し付ける動作に関しては倒れずに設置できる確率が動作を入れる前が 81%，入れた後が 93%で安定して設置できる効果が確認された。設置位置の選択が失敗した理由として、物品が他物品の影に入って顕著性マップに現れなかったことがあり、物品間の明るさの差を吸収するのが課題として挙げられる。

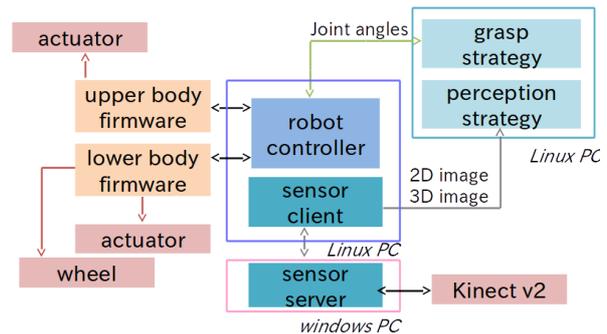


Fig. 4 System Chart

6. 結論

把持、設置の要素を合わせてロボットによる品出しシステムを構成した。把持では物品形状を前提としないクラスタリング手法を用いて把持物品の決定を行い、認識の誤差で把持位置がずれて物品が傾くと設置にも影響するため、設置の際に棚板に押し付ける動作でこれを補償した。また、棚上の設置位置の決定では顕著性マップを用いて物品の模様やロゴを基準にすでに物品が置かれているか判定する手法を用いた。これを実際にロボットで稼働させて箱とペットボトルに関して品出しタスクが実行できることを確かめた。また、設置動作で把持時の認識誤差を補うことによりシステム全体の成功率を上げられることを確認した。

参考文献

[1] R. B. Rusu and S. Cousins: 3D is here: Point Cloud Library (PCL) 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, pp. 1-4.
 [2] X. Hou and L. Zhang: Saliency Detection: A Spectral Residual Approach, 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, pp. 1-8.