

災害対応ロボットにおけるデプスカメラ情報に基づく対象物体の把持位置・方向の自動的な推定
Position and Orientation Estimation for Grasping Target Objects by a Disaster Response Robot Based on Depth Camera Information

西川 敬士[†] 大谷 淳[†] 小方 博之[‡] 橋本 健二^{*} 松澤 貴司[†] 高西 淳夫[†]
Keishi Nishikawa[†] Jun Ohya[†] Hiroyuki Ogata[‡] Kenji Hashimoto^{*} Takashi Matsuzawa[†] Atsuo Takanishi[†]

1. はじめに

近年、大地震等の自然災害や原子力発電所事故が発生している。これらの災害の現場は、作業員が立ち入って復旧作業を行うには極めて危険な環境であるといえる。そこで、災害現場での復旧作業における 2 次災害の防止や作業員の安全確保を図るため、災害対応ロボットの需要が増大している。その需要に応える一環として、我々は極限環境に対応可能な災害対応ロボット WAREC-1[1]を開発している。また、米国では災害対応ロボットの競技会である Darpa Robotics Challenge (以下、DRC)[2]が開催されている。

現在、WAREC-1 はセンシングに基づく自律動作を行っておらず、物体を使った作業はオペレータの遠隔操作によって機体を制御することでの遂行を目指している。また、DRC においても基本的にはオペレータがロボットを遠隔操作し与えられたタスクを解決していくが、現場での災害対応ロボットの運用時にオペレータ・ロボット間の通信障害の発生を想定し、意図的に妨害電波を発生させてオペレータ・ロボット間の通信を遮断することがある。その間はロボットに自律的に作業を遂行させる、というフェーズも用意されている。このため、災害対応ロボットの作業の遂行には一定の自律性が求められるといえる。

WAREC-1 が行うべき復旧作業として想定されるものに、ドリルの使用やバルブの開閉がある。これらの復旧作業課題は DRC でも用意されている。以上のことから、災害対応ロボットはセンシングに基づいてドリルやバルブといった物体を作業時に操作できるように、それらを自律的に認識し、把持ができるようにする必要がある。

DRC に出場している災害対応ロボットの研究では、多くの場合、デプスセンサ等で得られる 3 次元点群情報を用いて作業対象物体を検出しているが、多くの場合オペレータが、GUI を通して 3 次元モデルを対象物体とみられる点群データにフィッティングさせて検出している。そのため、検出における自律性が低いことに加え、実際の作業を行う未知環境下では、カテゴリが同じでも形状が異なる可能性が高くフィッティングの保証のない対象物体を検出することは困難であると予想される。また、対象物体の把持のために画像情報を用いた把持位置・方向(以下、把持情報)を推定する研究は、近年 Lenz らの研究[3]を皮切りに盛んに行われている。しかし、いずれの手法も机上に寝かせてある家庭用品の 2 次元的なピッキングとその移動を実現することを目的としているため、災害対応ロボットの作業遂行において求められる把持後の使用を考慮した把持情報を推定することは難しい。

そこで、本稿では、災害対応ロボット WAREC-1 におい

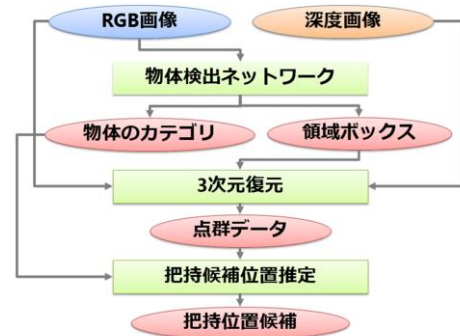


図 1 提案手法概観

て、デプスカメラで得られる情報に基づいて作業に使用する物体(ドリルとバルブ)を自律的に検出し、把持後に作業可能であるような把持情報を推定する手法を提案する。

2. 提案手法

本稿では、災害対応ロボットの自律的な作業遂行を実現するために、デプスカメラから得られる RGB 画像と深度画像を入力として、把持後も作業可能であるような対象物体の把持情報の推定を行う手法を提案する。図 1 に提案手法のフローを示す。ロボットに設置したデプスカメラより、RGB 画像と深度画像を得る。予め収集したドリルやバルブの画像を学習データとして転移学習を行った Faster-RCNN[4]に RGB 画像を入力し、その出力結果として検出された物体のカテゴリと RGB 画像上での位置と存在範囲を囲う矩形(以下、領域ボックス)を得る。得られた領域ボックスを深度画像上に投影する。深度画像上において領域ボックスの範囲のみのデプス情報を 3 次元点群データに変換することによって、対象物体とその周辺のみ点群データを得る。得られた点群データに対し、前述の Faster-RCNN によって得た物体のカテゴリに応じた処理を行う。

2.1 Faster-RCNN における転移学習

センサで得る画像情報に基づいて未知環境下での作業に使用する、カテゴリのみ指定された物体における把持情報を推定するため、従来のように 3 次元モデル等の詳細な事前情報を用いずに対象物体の認識を行う必要があると考える。これを実現するためにモデルベースではなく対象物体の一般的概念を学習することが可能な、深層学習を用いた物体検出のフレームワークである Faster-RCNN を活用する。本提案手法では対象物体を RGB 画像上で検出するので、インターネットで収集した対象物体の RGB 画像データを学習データとして Faster-RCNN の転移学習を行う。学習データに対し回転・反転・スケール調整などのデータ拡張手法を適用し、学習データの増量を図る。学習に使用した検出対象物体のカテゴリはドリル 1 種類とバルブ 5 種類(円形状のものやレバーのような形状のものも含む)である。

[†] 早稲田大学創造理工学部総合機械工学科

[‡] 成蹊大学理工学部システムデザイン学科

^{*} 明治大学理工学部機械情報工学科

2.2.3 次元復元について

センサから得られる RGB 画像と同解像度の深度画像において、Faster-RCNN によって得た領域ボックスが囲う領域の画素のみを抽出し、抽出したデプス情報を透視投影変換によって 3 次元点群データに変換する。これによって、対象物体とその周辺のみを 3 次元点群データを得る。

2.3 点群データから把持情報を推定する処理

ここでは 2.1 の検出で得られる対象物体のカテゴリについての情報と 2.2 で得られる対象物体とその周辺の 3 次元点群データを用いて各々のカテゴリに属する対象物体の把持情報を推定する手法について説明する。

2.3.1 バルブに対する処理

本稿では 5 種類のバルブのうち図 2(a)に示すようなバルブを対象物体とし、デプスカメラの光軸方向とバルブの回転軸方向は平行であると仮定する。このカテゴリのバルブの把持部は一般的に 3 次元の円で近似可能であると考え、このため、以下の処理を実行する。

- ① 深度を基準に閾値を設け、壁面を構成する点群をフィルタリングによって除去する。
- ② ①で得た点群をユークリッド距離でクラスタリングし、クラスタの含有点数に基づき非最大値抑制する。
- ③ バルブを近似する 3 次元円のパラメータ(中心座標・直径)を推定するために、②で得た点群を内包する最小の直方体を生成し、その直方体の中心を円の中心座標、高さを直径とする。
- ④ 推定した 3 次元円の円周上に離散的に候補点を配置し、その各候補点の近傍点を探索し統合することによって把持位置となり得る点群データを得る。把持方向は得られた把持位置となり得る点群データの任意の点から円の中心への方向ベクトルとして算出する。

2.3.2 ドリルに対する処理

本稿では図 2(c)に示すような一般的なドリルを対象物体とし、ドリルはデプスカメラの光軸に対し平行な平面に設置されていると仮定する。ドリルの設置面を xy 平面とし、その面の法線方向を z 軸方向とする直交座標系を設定し、以下の処理を実行する。

- ① ドリルが設置された平面を構成する点群を除去する。
- ② 点群データを z 軸方向に沿ってある分解能で分割し、分割された各点群データを内包する最小の直方体をそれぞれ生成する。各直方体の 3 次元の中心座標と幅と奥行きの計 5 つのパラメータで 5 次元のベクトルを構成する。
- ③ 構成された 5 次元ベクトルの集合を k -means 法によって 3 クラス (ドリルの台座・把持部・本体) に分類する。
- ④ ②によって生成された 3 つのクラスタを各クラスタの重心の z 軸の値に基づいて昇順にソートし、2 番目となるクラスタを、ドリルの把持部を構成する点群とする。把持方向は本体を構成する点群データを xy 平面状に投影した 2 次元情報を主成分分析して得られる第一固有ベクトルとして算出する。

3. 実験と結果

本稿で提案する手法の有効性を確認するため、シミュレータ環境である Gazebo[5]において、そこで予め用意され

ているドリルとバルブに対し、提案手法を適用した。デプスカメラは、Gazebo で用意されているキャリブレーションを完了した理想的な KinectV2 の機能をほぼ網羅するモデルを使用した。結果を図 2(b), (d)に示す。これらの図において提案手法によって検出された対象物体の把持位置を緑色で示す。緑色の領域はこれらの物体を使用する作業の際の把持箇所と一致しているといえる。したがって、本提案手法によって、把持後も作業可能であるような把持を実現するための把持情報を抽出できたと考えられる。

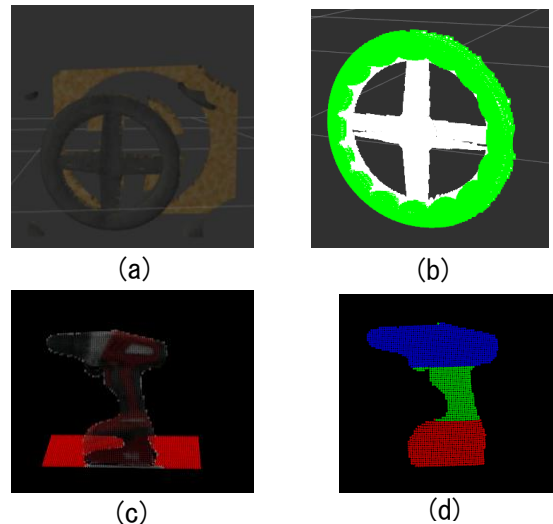


図 2 各対象物体と把持情報の抽出結果

4. まとめと今後の課題

本稿では、デプスカメラ情報に基づいて災害対応ロボットが作業に使用する物体を作業可能な状態で自律的に把持を行うための手法を提案し、一定の条件下においてその有効性を確認した。また、2.3 で述べたように、現在は対象物体の設置位置・方向に対して制約を設け、この制約に基づいて対象物体以外を構成すると推定される点群データを削除している。今後の課題は任意の姿勢で置かれている対象物体を構成する点群データのみを抽出する手法を確立することである。

参考文献

- [1] Kenji Hashimoto et al., "WAREC-1 - a Four-Limbed Robot Having High Locomotion Ability with Versatility in Locomotion Styles," 2017 IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR2017), pp. 172-178 (2017)
- [2] Adam Norton, Willard Ober, Lisa Baraniecki, Eric McCann, Jean Scholtz, David Shane, Anna Skinner, Robert Watson, and Holly Yanco, "Analysis of human-robot interaction at the DARPA Robotics Challenge Finals," The International Journal of Robotics Research, Vol. 36, Issue 5-7, pp. 483-513 (2017)
- [3] Ian Lenz, Honglak Lee and Ashutosh Saxena, "Deep learning for detecting robotic grasps", The International Journal of Robotics Research, Vol. 34, Issue 4-5, pp. 705-724 (2015)
- [4] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun, "Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks", NIPS'15 Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vol. 1, pp. 91-99 (2015)
- [5] Gazebo(最終閲覧日 2018 年 6 月 25 日) <http://gazebo.org/>