

SLAMに基づく片づけロボットによる 物体の力学的操作結果の確認方法に関する検討

Study of SLAM Based Confirmation of Results of Mechanical Operations by a Clean-Up Robot

高 斯† 立松 直倫† 大谷 淳†

Si GAO† Naotomo TATEMATSU† and Jun OHYA†

あらまし

本稿では、片付け対象の物体を検出して、検出した物体を「片付けロボット」で押して片付けする機能の実現に資する技術の検討を行う。具体的には、「片付けロボット」と片付け対象物体との力学的インタラクションの結果の成否の判定方法として、(a)ロボットのオドメトリ出力、および自己位置推定と地図生成(以下、SLAM: Simultaneous Localization and Mapping)に基づく(b)ビジュアルオドメトリ、と(c)地図の差分データ、の三つの方法を用いる物体の移動量の推定方法を提案する。実空間中における移動ロボットを用いた実験を行い、前述の3つの方法による結果を比較し、有効性を見通しを得た。

1. はじめに

近年、iRobot社のRoomba®やBraava®など、様々な種類の「掃除ロボット」が開発されている。しかし、現在の「掃除ロボット」が実現した機能はあくまでもゴミの吸い取りと床拭きのみであり、室内環境の中で、位置の変わったもの、または新規に現れたものを検出し、整理することと言う「片付け機能」を実現していない。本稿では、この「片付け機能」を実現するために必要な基本的技術を扱う。

本稿の目的は前述の「片付けロボット」の実現に資する技術として、「片付けロボット」と片付け対象物体との力学的インタラクションの結果の成否を画像処理等により判定する方法を明らかにすることである。

ロボットへの応用を目的としたSLAMシステムを実現したアルゴリズムは数多く存在する。Grisetti, G. は、レーザレンジセンサーを利用し、2次元の地図を生成する手法[1]を提案したが、2次元の地図では不十分である。3次元ベースの地図としては単眼カメラから獲得された画像の特徴点の3次元地図を生成する手法[2]もあげられるが、特徴点のみの疎な地図であり、片付けが必要な物体のモデルの抽出には利用できない。FEndresが提案するRGB-D画像を利用するSLAMシステム[3]は、密な空間の3次元点群モデルを取得することが出来るため、片付けロボットに適している。

地図の差分の抽出の手法に関しては、R. Biswasの手法[4]が存在するが、地図は2次元の地図に限られるという問題点がある。3次元地図の差分方法としては、点群データの位置情報を用いたFinmanの手法[5]が上げられる。

2. アプローチ

2.1 研究の概要

本稿に提案する研究の処理のブロック図を図1に示す。

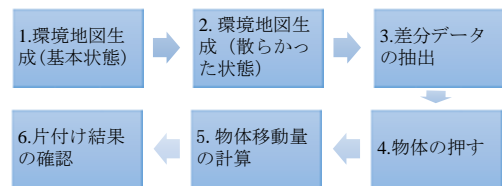


図1 研究の流れ

- (1) FEndresが提案するSLAMシステムを用い、片付いた基本状態の部屋の地図を生成する。
- (2) 散らかった状態の地図を再び生成する。
- (3) 二つ地図間の差分領域を片付け対象として抽出する。
- (4) ロボットで片付け対象を押す。
- (5) 本稿で提案する物体移動量推定方法を適用し、押す前後物体の位置変化を計算する。
- (6) 計算した移動量とロボット移動距離の指定値を比較し、片付けの成否を判定する。

2.2 環境地図の生成

FEndresが提案したRGB-D画像を用いたSLAMシステムにより、基本状態の地図と片付け対象が存在する散らかった状態の地図を生成する。SLAMシステムは以下の六つの処理から構成される。

- (1) RGB-D画像の距離画像とRGB画像を用い、RGB画像の各点の二次元位置を三次元位置に変換し、点群データを生成する。
- (2) RGB画像からSIFT特徴点を抽出し、隣接フレーム間の特徴点のマッチングを行う。
- (3) 特徴点のマッチング結果に基づき、RANSAC (Random Sample Consensus) とICP (Iterative Closest Points) を適用し、隣接フレーム間の回転・並進行列を求める。
- (4) 推定した回転・並進行列により、各時刻のロボット姿勢情報を計算し、ロボットの運動軌跡を生成する。
- (5) 推定したロボット姿勢情報の累積誤差を最小化するため、運動軌跡を最適化する。
- (6) ロボットの姿勢情報に基づき、各時刻の点群データを世界座標系に変換し、三次元点群地図を生成する。

2.3 片付け対象の検出

SLAMで生成した基本状態の地図 M_A と散らかった状態の地図 M_B に基づき、Finman, Rの差分手法を、色情報を扱えるように改良して施し、差分となる点群データを抽出する。

† 早稲田大学 国際情報通信研究科, GITS Waseda University

二つの地図は異なる時刻で生成されるため、各地図の座標系は一致しない。ICP を適用し、 M_A と M_B 間に回転・並進行列を計算し、 M_B 地図の各点の位置を M_A の座標系に変換する。

次に、点群データの位置情報と色情報を併用して差分を抽出する。 M_A の各点が一定の距離以内に存在しない場合、 M_B のみに存在する点の集合を D_{ab}' とする。さらに、仮に M_B の点 p は M_A のある点 q の一定距離に存在しても、 p と q の濃淡値の差が閾値より小さい場合、 p も M_A と M_B の差分データとして定義する。前述の条件を満たす点 p の集合は D_{ab}'' とする。最終的な差分のデータは、 D_{ab}' と D_{ab}'' の和の集合とする。

最後に、差分結果に存在するノイズを除去する。本稿には、Finman R の差分手法に使用する Free space filter と Radius filter に加え、PCL (Point Cloud Library) が提供する Statistical filter と本稿で提案する Coordinate filter を適用し、ノイズを除去する。Coordinate filter では、基本状態の地図 M_A の全ての点を含む最小の立方体を確定する。確定された立方体を差分結果の座標系に射影し、射影した結果の立方体の外側に存在する点をノイズとして除去する。

2.4 片付け結果の判定

ロボットにより片付け対象を一定時間押した時の、ロボットの速度と時間の指令値をそれぞれ v と t をすると、移動距離 s は $s=vt$ となるはずである。物体を押す場合、実際の移動量 d と s の関係に、以下の 3 つのパターンを設定する。

- ① d と s がほぼ同じの場合：ロボットで物体を簡単に移動させられ、片付け対象が非常に軽いと考えられる。
- ② d は s より小さいが、0 より大きい場合：対象はやや重い、ロボットでなんとか押せると考えられる。
- ③ d がほぼ 0 の場：片付け対象が非常に重く、ロボットは片付けられないと考えられる。

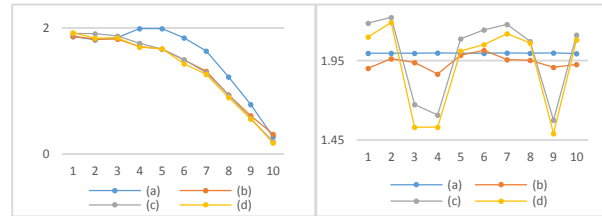
本稿では、①ロボットのオドメトリ出力、②ビジュアルオドメトリと③地図差分データをそれぞれ独立に用いて、片付け対象の移動量を推定する。

- ① ロボットのオドメトリ：ロボット自体の電源を ON にした位置を原点として、ロボット現在の 2 次元位置を推定するセンサーである。物体の押し始めと押し終わり時点のオドメトリ位置を用いて計算した距離を、 d の推定値とする。
- ② ビジュアルオドメトリ：SLAM システムではロボットの各時刻の三次元位置も推定できる、SALM で推定して物体押し始めと押し終わった時点のロボットの姿勢情報を用いて計算した距離を d の推定値とする。
- ③ 地図の差分データを用いた物体移動距離の推定方法：地図差分を用いて、片付け前後の物体をそれぞれ抽出し、抽出した二つの領域の重心間の距離を物体の d の推定値とする。

3. 実験結果と考察

本稿では、Roomba に Kinect を搭載して実環境で動作させて実験を行った。ロボットによる操作対象物体はダンボールと球体とし、ダンボールは 1kg から 10kg まで 1kg ずつ変動させて、実験対象の重さと形状が各センサに与える影響を計測する。Roomba の速度を

0.2m/s と指定し、物体を 10 秒間押す。3 つの方法で物体の移動距離を推定する。各方法による計測値を図 2 に示す。同図の(a)(b)(c)(d) はそれぞれロボットオドメトリ、ビジュアルオドメトリ、地図差分と実測値である。各方法の計測値と真値の誤差を表 1 に示す。



(A)ダンボール 10 秒間 (B) 球状の物体 10 秒間

図 2 各方法の移動量の計測値

表 1 各センサーの計測値と実測値の誤差

パターン	ロボットオドメトリ		ビジュアルオドメトリ		地図の差分データ	
	最大誤差	平均誤差	最大誤差	平均誤差	最大誤差	平均誤差
ダンボール 5s	38.1%	15.1%	8.7%	3.6%	22.0%	5.4%
ダンボール 10s	39.6%	15.9%	8.0%	3.3%	4.3%	2.4%
球体 5s	7.0%	16.7%	7.7%	18.8%	3.3%	7.4%
球体 10s	10.8%	34.2%	10.8%	28.0%	3.6%	9.4%

ダンボールの場合、質量が 10kg の場合、Roomba では動かすことができなかった。表 1 よりビジュアルオドメトリの計測値の精度が一番高いことが判明した。地図差分を用いた計測方法には、ノイズが完全に除去できないケースが存在するため、最大誤差が大きい場合がある。Roomba 自体のオドメトリは最も誤差が大きい。球体の場合には物体が転がるため、ロボットの移動量と物体の移動量は必ずしも一致しない。地図差分を用いた計測方法は物体の移動量を精度よく推定できることを確認した。

4. まとめ

本稿では、ロボットで片づけ対象物体を押して片付けするための基本技術として、ロボットで物体を押した成否を判定する方法を 3 つ (ロボットのオドメトリセンサ情報と SLAM に基づく 2 つの方法) 提案した。Roomba に Kinect を搭載して実環境で動作させて実験を行い、ダンボールの場合、SLAM に基づくビジュアルオドメトリを用いた方法が、球体の場合、地図差分を用いた計測方法が物体の移動量を最も精度高く推定できることを確認した。今後は、地図差分精度の向上、ロボットの片付けプランの自動生成、ロボットにアームを付けることによるより複雑なインタラクションの実現等の検討を進める予定である。

文献

- [1] G. Grisetti, et al., "Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters", IEEE Transactions on Robotics, pp.34-46, 2007
- [2] J. Enge, et al., "Accurate Figure Flying with a Quadcopter Using Onboard Visual and Inertial Sensing", IROS, 2012
- [3] F. Endres, J. Hess, J. Stumm, D. Cremers, W. Burgard, "3D Mapping with an RGB-D Camera", IEEE Transactions on Robotics, pp. 177-187, 2014
- [4] R. Biswas, et al., "Towards object mapping in non-stationary environments with mobile robots", IROS, pp. 1014-1019, 2002
- [5] Finman, R, et al., "Toward lifelong object segmentation from change detection in dense RGB-D maps", ECMR, pp.178-185, 2013