

2D Lidar を活用した 単眼 SLAM のスケール推定

Scale Estimation of Monocular Camera SLAM using a 2D Lidar

高橋大陸

Daichi TAKAHASHI

指導教員 中村壮亮

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

SLAM using a monocular camera has the problem that scale cannot be uniquely estimated, and scale drift occurs. This study uses 2D Lidar scan data to improve scale drift and enable scale estimation. Specifically, we improve scale estimation and scale drift by averaging the ratio of distances between the 3D point cloud reconstructed by monocular SLAM and the 2D Lidar point cloud by mapping the data based on the viewing direction. The accuracy is further improved by following the concept of M-estimation.

Key Words : SLAM, Monocular Camera, 2D Lidar, Scale Estimation

1. はじめに

ロボットの自律移動を実現する技術として SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) [1] が使われている。SLAM はロボットがセンサにより取得した情報を基に、自己位置推定と地図構築を同時に行うものであり、経路計画や障害物回避にも活用される。SLAM に使用する代表的な外界センサとして、カメラや Lidar が挙げられる。

カメラによる SLAM (以下、Camera SLAM) は、画像から周囲との距離以外の情報が取得可能なため、環境認識に優れており安価に手に入れることが可能であるため低コストで SLAM を実行できる。Camera SLAM では、主に単眼カメラ、ステレオカメラ、RGB-D カメラが主に用いられる。単眼カメラ及びステレオカメラは安価に購入が可能だが、直接距離計測ができないため、三角測量によって距離を算出する必要があり、SLAM の精度低下を招く一因となっている。更に単眼カメラはカメラ一台で三角測量を行う方法であるため、スケールが不定である特徴があり、それによってスケールの誤差が累積するスケールドリフトが生じる。ステレオカメラは、複数のカメラを持つことで常に三角測量が可能だが、高価なステレオカメラでないとカメラ間の外部パラメータの調整が低く、距離情報を高精度に取得することは難しい。また距離画像カメラは、赤外線などを用いることで距離の直接計測を可能としている。しかしステレオカメラ及び RGB-D カメラの距離計測精度は Lidar と比較すると低く、単眼カメラよりも高価である [2]。

Lidar はレーザを照射し、スキャンと呼ばれる周辺との距離を直接計測する二次元あるいは三次元の点群データを高精度で取得できる。そのため、Lidar による SLAM (以下、Lidar SLAM) では、安定した高精度な SLAM を実現しやすい。しかし、環境の形状を基に SLAM を行うため、形状の変化の少ない環境では退化が生じやすく、更に高価である。

本研究では最も安価に SLAM が実行できる単眼 SLAM に注目しているが、前述のようにスケールが推定できない問題とスケールドリフトが生じる問題がある。この問題の解決を目的とした研究をいくつか紹介する。まず物体認識を活用したスケール推定手法がある [3]。この研究では既知の物体を認識したときに、その物体の大きさをもとに地図全体のスケール推定を行う手法である。しかし、環境に適用するため、事前準備をする必要性と既知の物体がなければスケールが推定できない問題がある。また 1D Lidar とのセンサフュージョンによりスケール推定を行う手法がある [4]。この研究では 1D Lidar で取得した距離情報に対応した単眼 SLAM の点を探索し、その距離情報に応じてスケール推定を行う手法である。しかし 1D Lidar を活用するため、異なった点や外れ値の点と対応付けた場合は正確にスケールを推定できない問題がある。

そこで本研究では 2D Lidar の高精度なスケール情報を活用することで安定的にスケールを推定し、更にスケールドリフトにも対応したシステムの実現を目指す。具体的には 2D Lidar で取得したスキャンと単眼 SLAM で作成した点群の対応付けを基にスケール推定を行い、更に M 推

定及び RANSAC の概念を踏襲することで精度向上を図る。この手法は逐次的にスケールが推定できるため、スケールドリフトに対応できる。また、既知の物体が存在しない場合にも動作し、また広角に距離情報を取得できるため、安定的に稼働することができる。

2. 2D Lidar のスキャン情報を利用した単眼 SLAM のスケール推定手法

(1) 視線方向に基づくデータ対応付けを基にしたスケール推定

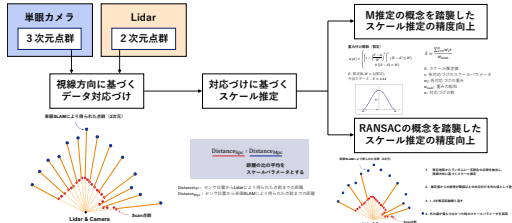


図 2.1 システム概要

図 2.1 に提案手法のシステム構成、図 2.2 に視線方向に基づくデータ対応付けを示す。本手法では単眼カメラと Lidar が同じ位置であることに着目し、単眼 SLAM により作成した点群と Lidar により取得した点群を視線方向に基づくデータ対応付けを行う。センサ位置を基準とし、単眼 SLAM の点群から角度差が閾値以内のスキャン点群を抽出する。その内、最も角度差が小さい点と対応付ける。次に得られた対応付けに基づき、センサ位置から単眼 SLAM の点とスキャン点までの距離の比の平均をスケールパラメータとして取得する。

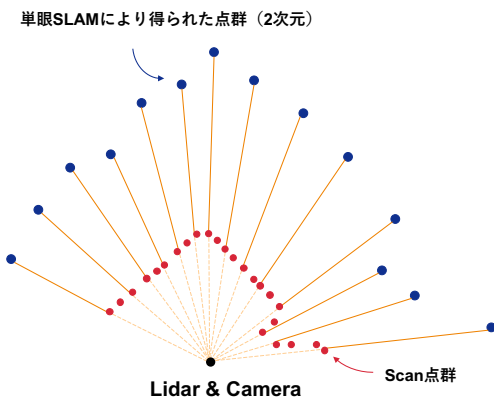


図 2.2 視線方向に基づくデータ対応付け

(2) スケール推定の精度向上

本手法では M 推定、及び RANSAC の概念を踏襲し、スケール推定精度の向上を図る。

本手法では M 推定の重み付け平均の概念を踏襲する。具体的には、(1) 項で推定したスケールパラメータ E を用いて、対応付けそれぞれのスケールパラメータに対する重み ω_B 及び ω_H を Bisquare (式 2.1) と Huber (式 2.2)

より求める。ここで d は各対応付けのスケール推定値、 k は重み付け閾値を表す。

$$\omega_B(d) = \begin{cases} \left\{ 1 - \left(\frac{E-d}{k} \right)^2 \right\}^2 & (|E-d| \leq k) \\ 0 & (|E-d| > k) \end{cases} \quad (2.1)$$

$$\omega_H(d) = \begin{cases} 1 & (|E-d| \leq k) \\ \frac{k}{|E-d|} & (|E-d| > k) \end{cases} \quad (2.2)$$

そして得られた重みに基づいて式 2.3 によりスケールパラメータ S を取得する。このスケールパラメータが収束するまで繰り返し計算を行い、最終的なスケールパラメータ S を推定する。ここで s は各対応付けのスケールパラメータ、 ω_i は各対応付けの重み、 ω_{sum} は重みの総和、 n は対応付けの数を表す。

$$S = \frac{\sum_{i=0}^n \omega_i s}{\omega_{sum}} \quad (2.3)$$

RANSAC の概念を踏襲した手法では、(1) 項で得られた対応付けから一定割合の対応付けを抽出し、センサ位置から単眼 SLAM の点とスキャン点までの距離の比の平均を計算し、スケールパラメータを取得する。そしてスケールパラメータと全ての対応付けのスケールパラメータの比較を行い、全ての対応付けに含まれる外れ値の個数を計算する。この工程を規定数回繰り返し、外れ値の最も少ない時のスケールパラメータを最終結果として採用する。

3. 評価実験

(1) 実験環境

提案手法の有用性を確認するための、仮想実験を行うシミュレータとして、ロボットシミュレーションとして広く用いられている Gazebo[5]を採用した。Gazebo にて使用するロボット、センサについて表 3.1、図 3.1 に示す。ロボットは、後部キャスター付きの二輪駆動で走行するものを採用した。単眼カメラの解像度は 640×480 、fps は 30 とし、Lidar の計測距離は 30m とした上で、それぞれロボットの上部に取り付けた。

実験では、図 3.1 の黒で示す軌跡のような経路でロボットを走行させ、提案手法による単眼 SLAM で地図作成を行った。

表 3.1 実験で使用したセンサ構成

Camera		Lidar	
Resolution	640 × 480	Range [m]	4
fps	30	Angle [deg]	270

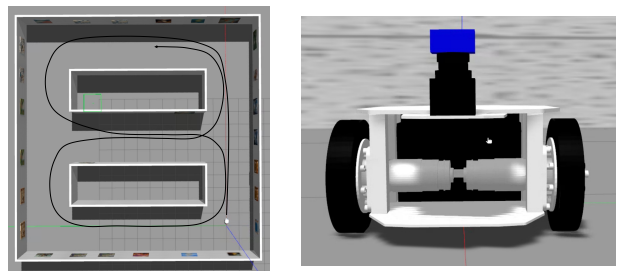


図 3.1 シミュレータで作成した実験環境と実験で使用したセンサ構成

(2) 実験結果と評価

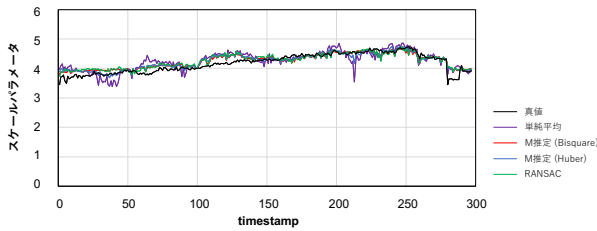


図 3.2 各手法により取得したスケールパラメータと真値の比較

図 3.2 に実験環境で走行させたときのスケールパラメータの推移の結果を示す。真値を黒で、(1)項で示した単純平均を紫で、M 推定の Bisquare を利用した結果を赤で、M 推定の Huber を利用した結果を青で、RANSAC を緑でプロットしている。実験結果の評価を行うためのスケールパラメータの真値は Gazebo で取得したロボットの移動量を単眼 SLAM の移動量で割った値としている。

図 3.2 より単眼 SLAM のスケールを推定していることが確認できる。単純平均の手法ではパラメータの推移が不安定であったが、M 推定及び RANSAC の概念を踏襲したことで、比較的安定してスケールを推定できていることが確認できる。これは M 推定及び RANSAC の概念を踏襲することで外れ値の影響を少なくできたことに起因すると考えられる。

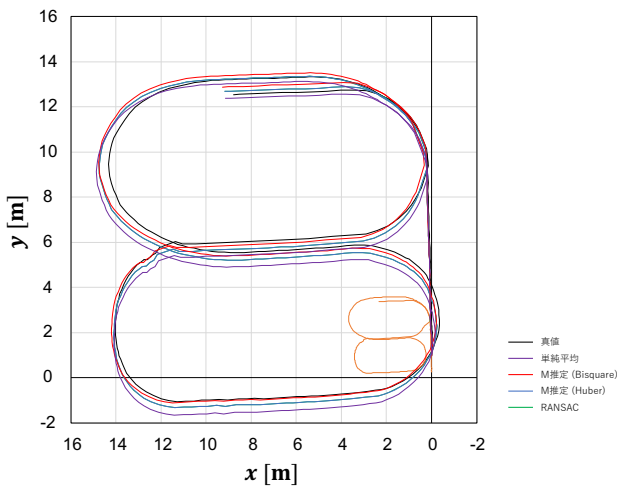


図 3.3 各手法による自己位置の軌跡

図 3.3 にロボットを実験環境で走行させた時の各手法による単眼 SLAM の自己位置の軌跡を示す。真値を黒で、単眼 SLAM をオレンジで、(1)項で示した単純平均を紫で、M 推定の Bisquare を利用した結果を赤で、M 推定の Huber を利用した結果を青で、RANSAC を緑でプロットしている。自己位置の真値は、本研究では単眼 SLAM のスケール推定を目的としているため、上記で算出したス

ケールパラメータの真値を単眼 SLAM の移動量に積算した結果を真値としている。

図 3.3 より単眼 SLAM のスケールが推定できていることが確認できる。単眼 SLAM は前述の通りスケールを求めることができないため、オレンジの軌跡のように縮尺がズレた結果が出力されるが、提案手法により真値に近い結果が出力していることが確認できる。なお、今回スケール推定精度の向上に M 推定及び RANSAC の概念を踏襲したが、それぞれ推定精度の向上は確認できたが、有用性はそれほど大きな差は確認できなかった。

4. まとめ

本稿では、単眼 SLAM のスケール推定及びスケールドリフトの改善を目標に掲げ、2D Lidar のスキャン情報を活用したスケール推定及び M 推定、RANSAC の概念を踏襲することで推定精度の向上を図るシステムを提案した。そこで Gazebo を用いた仮想実験を行い、スケール推定精度を評価し、提案手法の有用性を確認した。

今後の展望としては、過去の時刻のスケールパラメータをトラッキングして利用する手法の提案、測距範囲の狭い Lidar を活用したシステムへの改良、実機での実験を通してよりリアルな環境への対応を考えている。

謝辞: 本研究に取り組むにあたり、お忙しい中ご指導して下さった指導教員の中村壮亮先生に感謝申し上げます。先生にご指導いただいたことは研究のみならず、私の人生の糧になったと感じております。重ねてお礼申し上げます。千葉工業大学未来ロボット技術センターの原祥堯さんには、SLAM に関する専門的な助言をいただき、より深く研究を掘り下げることができました。ここに感謝申し上げます。

参考文献

- 1) G. Dissanayake, et al., "A solution to the simultaneous localisation and mapping (SLAM) problem", IEEE Trans. Robot. Automat, Vol.17, No.3(2001), pp.229-241.
- 2) 友納 正裕, 原 祥堯, "SLAM の現状と今後の展望", システム/制御/情報, Vol.64, No.2(2020), pp.45-50.
- 3) E. Sucar, et al.: "Bayesian Scale Estimation for Monocular SLAM Based on Generic Object Detection for Correcting Scale Drift", 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.5152-5158, 2018.
- 4) Z. Zhang, et al.: "Scale Estimation and Correction of the Monocular Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) Based on Fusion of 1D Laser Range Finder and Vision Data", Sensors, Vol.18, No.6, p.1948, 2018.
- 5) N. Koenig and A. Howard: "Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator", Proceedings of the 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 2149-2154, 2004.