

人工環境における平面特徴量を用いたランドマーク SLAM

尾崎 亮太*¹, 黒田 洋司*²

Landmark SLAM using planar features in artificial environments

Ryota OZAKI*¹ and Yoji KURODA*²*^{1,2} Mechanical Engineering Program, Graduate School of Science and Technology, Meiji University
1-1-1 Higashimita, Kawasaki Tama-ku, Kanagawa 214-8571, Japan

This paper presents online SLAM for self-localization of mobile robots in artificial environments. This proposed method exploits global planar features as landmarks in extended Kalman filter (EKF). Planar features are extracted from point-cloud of 3D LiDAR by clustering normals which are computed by principal component analysis (PCA). These observed features are associated with registered landmarks. Some geometric constraints are used in this association in order to avoid false matching. Observed features which are not associated with any landmarks become new landmarks. The state vector of EKF has states of both a robot and landmarks. Prediction steps compute integration of angular velocity from gyroscope and linear velocity from wheel encoders, respectively. Observation steps update states by using association between observed features and landmarks. The state vector is augmented when the new landmarks are registered. Similar landmarks are merged as necessary. To evaluate the proposed method, an experiment with an actual robot was performed. It showed the method suppresses accumulative error of localization by using the landmarks.

Key Words : Mobile robot, Artificial environment, Self-localization, Landmark-SLAM, EKF-SLAM

1. 緒 言

移動ロボットの分野では、未知の環境を走行するとき、自己位置推定と地図生成を同時に行う SLAM⁽¹⁾がよく用いられる。ICP⁽²⁾や NDT⁽³⁾を用いたスキャンマッチングは、典型的な SLAM の手法の 1 つだ。Zhang⁽⁴⁾は、低ドリフトと低計算量を目的として、エッジと平面を特徴量として用いるスキャンマッチングを提案した。しかしながら、これらのようなスキャンマッチングは、相対変化量を積算するので、蓄積誤差を補正するのが難しい。一方、ランドマーク SLAM⁽¹⁾は、ランドマークを観測している限り、蓄積誤差を補正しやすい手法である。特に、EKF を用いたランドマーク SLAM はよく知られている⁽⁵⁾。また、カメラを用いた Visual SLAM の分野では、平面特徴量を用いた手法が提案されている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。しかし、これらの論文では、ロボットが通り過ぎて観測できなくなったランドマークの扱いに関して明記されていない。

上記の問題を解決するため、本論文では、人工環境の平面をランドマークとして用い、通り過ぎて観測で

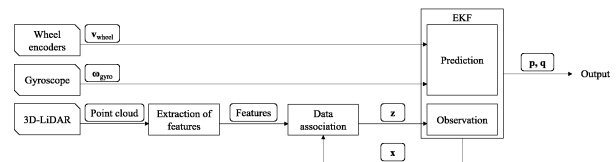


Fig. 1 System architecture.

きなくなったランドマークの情報を残すことができる EKF-SLAM を提案する。

2. 平面をランドマークとして用いる SLAM

図 1 に提案手法のシステム図を示す。

2.1 平面特徴量の抽出 まず、3D-LiDAR の点群の各局所点群に主成分分析 (PCA) を適用することで、法線群を生成する。その法線群から、条件を設定することで、高い平面度を持つ平面のみを選定する。選定された法線群に対して条件付きユークリッドクラスタ分析を適用し、メンバの数が十分多いクラスタを選定する。各クラスタのそれぞれの法線の始点を、原点に移動させて、深さを付加して法線の各成分をユークリッド空間に写像する (深さ付きガウス球)。Fig.2 に、深さ付きガウス球の概要図を示す。深さ付きガウス球に写像された各クラスタの重心を特徴量として抽

*¹ 明治大学理工学研究科機械工学専攻 (〒 214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1) ce192021@meiji.ac.jp*² 明治大学理工学研究科機械工学専攻 (〒 214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1) ykuroda@meiji.ac.jp

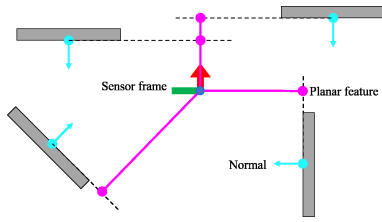


Fig. 2 Depth-Gaussian sphere

出する。

2.2 EKFの構成 状態ベクトルはロボットとランドマークの状態構成され、EKFでそれを推定する。ジャイロスコプとホイールエンコーダを用いて予測を行う。また、観測された特徴量とランドマークの対応付けで更新を行う。対応付けされなかった特徴量は新たなランドマークとして登録される。

2.3 データアソシエーション 観測された特徴量とランドマークとのマハラノビス距離に閾値を設定することで、それらの対応付けを行う。ただし、幾何学的拘束条件を用いることで誤マッチングへの対策を行う。具体的には、1) 平面の裏側は観測できない拘束と、2) 距離が遠すぎるランドマークは観測できない拘束である。これを適用することで、各ステップで観測できそうなランドマークのみを一時的に抽出してから計算することができる。つまり、走行とともに登録したランドマークの数が増えても、各ステップでのEKFの計算コストはほとんど変わらない。

3. 実験

移動ロボットを走行させて、ロボットの位置と姿勢を推定する実験を行った。その推定は、提案手法と従来手法を用いてそれぞれ行われた。ただし、走行コースの全体でロボットの位置と姿勢の真値を計測することは難しいため、走行終了時(ゴール地点)の推定値のみを評価した。つまり、コース全体で発生した蓄積誤差が、走行終了時の誤差として表れると仮定して評価した。さらに、スタート地点とゴール地点を同一にし、ロボットがスタート地点に戻ってくるように操作することで、簡易的に走行終了時の真値を $(x, y, z, \phi, \theta, \psi) = \mathbf{0}_6$ とした。

ロボットに搭載したセンサは、3D-LiDAR (Velodyne HDL-32E), IMU (Xsens MTi30), ホイールエンコーダである。1周100mのコースをロボットに3周走行させ、それを5セット繰り返した。従来手法として、ジャイロオドメトリとLOAM⁽⁴⁾を用いた。

表1に5セットの実験における誤差の絶対値の平均値を示す。比較手法に比べ、提案手法の誤差がより小さい結果となった。

Table 1 Average in 5 sets of the driving.

| error in... | Proposed method | Gyrodotometry | LOAM |
|----------------|-----------------|---------------|-------|
| x [m] | 0.058 | 1.165 | 0.192 |
| y [m] | 0.024 | 0.370 | 0.094 |
| z [m] | 0.054 | 6.373 | 0.200 |
| d_{Euc} [m] | 0.094 | 6.504 | 0.314 |
| ϕ [deg] | 0.24 | 1.10 | 1.30 |
| θ [deg] | 0.11 | 1.73 | 2.16 |
| ψ [deg] | 0.95 | 7.12 | 1.34 |

4. 結 言

人工環境の平面をランドマークとして用いるEKF-SLAMを提案した。この手法では、ランドマークを観測することで、ロボットの位置、姿勢とランドマークの位置が更新される。観測された平面特徴量とランドマークの対応付けでは、誤マッチングを防ぐようないくつかの条件を設定した。評価実験では、提案手法の誤差は従来手法の誤差より小さい結果となった。

謝 辞

本研究の一部は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の、次世代人工知能・ロボット中核技術開発事業による支援を受けた。ここに篤く御礼申し上げる。

参 考 文 献

- (1) S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: "probabilistic robotics", *The MIT Press*, pp.309-336(2005).
- (2) S. Rusinkiewicz and M. Levoy: "Efficient Variants of the ICP Algorithm", *Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.145-152(2001).
- (3) P. Biber and W. Straßer: "The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching", *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol.3, pp.2743-2748(2003).
- (4) J. Zhang and S. Singh: "LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time", *Proceedings of Robotics: Science and Systems Conference*, pp.161-195(2014).
- (5) S. Huang and G. Dissanayake: "Convergence and Consistency Analysis for Extended Kalman Filter Based SLAM", *IEEE Transactions on Robotics*, Vol.23, No.5, pp.1036-1049(2007).
- (6) J. Martinez-Carranza and A. Calway: "Unifying Planar and Point Mapping in Monocular SLAM", *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, pp.43.1-43.11(2010).
- (7) A. P. Gee, D. Chekhlov, WW. Mayol-Cuevas, A. Calway: "Discovering Planes and Collapsing the State Space in Visual SLAM", *Proceedings of British Machine Vision Conference*, pp.1-10(2007).