

建造物の壁に対する相対姿勢を用いた 6DoF 位置姿勢推定

6DoF Localization with Relative Poses to Walls of Buildings

○学 尾崎 亮太^{*1}, ◎正 黒田 洋司^{*1}

Ryota OZAKI^{*1}, Yoji KURODA^{*1},

^{*1} 明治大学 Meiji University

Key Words : Pose estimation, Mobile robot, Artificial environment, Gauss map, Extended Kalman filter

1. 結 言

移動ロボットのナビゲーションや姿勢制御を行うためには、3次元空間における時々刻々の姿勢を推定する必要がある。移動体の姿勢推定法として、内界センサを使ったデッドレコニングによる推定と、外界センサを使った SLAM による推定とを統合する手法が提案されている⁽¹⁾。このような手法は、初期姿勢に対する相対変化を推定するため、蓄積誤差を補正することが難しい。

本研究では、従来用いられる慣性センサと SLAM の統合に加え、鉛直に建てられた建造物の壁に対する相対姿勢をワールド座標系における絶対姿勢として観測することで、誤差の蓄積を適時補正する姿勢推定法を提案する。主に、時々刻々での推定精度を重視しており、ループクローズによる過去の軌跡の補正は本研究の趣旨と一致しない。なお、本手法は、一般的な建造物の壁がおおよそ鉛直に建てられていることを利用し、事前環境地図を必要としない。屋外での実機走行実験によって本手法の有用性を示す。

座標系を以下に定義する。

(1) ロボット座標系

ロボットに固定され、進行方向を X 軸の正とする右手直交座標系とする。各軸を X_r , Y_r , Z_r 軸とする。

(2) ワールド座標系

初期姿勢位置において原点がロボット座標系と一致し、重力方向を Z 軸の負とする右手直交座標系とする。各軸を X_w , Y_w , Z_w 軸とする。

2. 建造物の壁に対する相対姿勢を用いた 6DoF 位置姿勢推定

本提案手法では、ロボットが静止している状態で IMU によって初期姿勢を求め、それに対して角速度センサを用いたデッドレコニングおよび SLAM で推定される相対姿勢変化を積算する。そして、壁面を観測した場合は、第 2・1、2・2 節のように推定したロボット座標系での重力ベクトルを用いて、第 2・3 節のように蓄積誤差を補正する。なお、デッドレコニングで推定する姿勢を予測、SLAM で推定する姿勢を観測 1、壁面に対する相対姿勢を観測 2 とし、拡張カルマンフィルタで統合する。車輪型ロボットで人工環境を走行することを想定しており、各姿勢角度変化が急激なものでなく、カルマンフィルタで十分扱えたと仮定する。

2・1 主法線抽出

測距センサで得られる点群を用いて、各注目点の近傍局所点群に主成分分析を適用することで法線ベクトルを算出する。近傍点群は、kd-tree⁽²⁾を用いて指定半径以内の点を探索することで得られる。センサから得られる点群は、センサから遠くなるほど点の密度が粗になるため、注目点とセンサとの距離が大きいくほど、探索半径を大きくする。本論文内の実験では経験的に、探索半径をセンサと注目点との距離の 0.09 倍と設定する。

この法線群から、信頼性の高い鉛直面を持つ法線を以下の条件で抽出する。

(1) 注目点を持つ近傍点の数が十分多い (密度が高い)。

(2) 式 (1) で算出される角度 β が十分小さい。これは 1 ステップ前の推定重力ベクトル G'_{robot} をもとに、観測された法線 N が鉛直面を持つかを判定するものである。

$$\beta = \left| \cos^{-1} \frac{\mathbf{N} \cdot \mathbf{G}'_{\text{robot}}}{\|\mathbf{N}\| \|\mathbf{G}'_{\text{robot}}\|} - \frac{\pi}{2} \right| \quad (1)$$

(3) 法線に垂直な平面と近傍点群の二乗誤差が十分小さい（平面度が高い）。

抽出された法線群でガウス球⁽³⁾を生成し、球内の点群に対してユークリッド距離に基づくクラスタ分析を適用する。ガウス球とは、各点が保有する法線ベクトルの各成分をユークリッド空間内に再配置することで得られる点群であり、この操作は一般にガウス写像と呼ばれる。なお本手法では、適当な法線を反転させガウス球をさらに半球のみに反映している。つまり、平行で向かい合う平面は同じ法線ベクトルを持つようにする。クラスタリング終了後に、メンバが閾値より少ないクラスタは外れ値として除去する。各クラスタが持つ点群の重心を算出し、それらの位置ベクトルを主法線（支配的な法線）として用いる。

2・2 重力ベクトル推定

クラスタリングされた主法線（ガウス球内での点）を用いてロボット座標系における単位重力ベクトル $\mathbf{G}_{\text{robot}}$ を推定する。主法線の数に応じて以下のように算出する。ただし、以下のように外積などで算出されるベクトルが、本来の重力ベクトルと方向が逆になる場合もある。そのため、算出後に、1ステップ前の重力方向をもとに、算出したベクトルの向きを判定する必要がある。

(1) 主法線の数：3以上

主法線をガウス球における点として扱い、この点群に対する主成分分析で得た法線を重力ベクトルとする。ただし、各クラスタが持つ点の数で重み付けを行う。

(2) 主法線の数：2

2本の主法線ベクトルの外積を重力方向ベクトルとする。図1(a)に推定の様子を示す。

(3) 主法線の数：1

ワールド座標系における絶対的な姿勢を得るには、平行でない鉛直面が2面以上必要であるが、1ステップ前の推定重力ベクトル $\mathbf{G}'_{\text{robot}}$ を用いて、式(2)のように部分的に推定重力ベクトルを補正し算出する。観測された主法線ベクトルを \mathbf{N} とする。図1(b)に推定の様子を示す。

$$\mathbf{G}_{\text{robot}} = \frac{\mathbf{G}'_{\text{robot}} - (\mathbf{G}'_{\text{robot}} \cdot \mathbf{N}) \mathbf{N}}{\|\mathbf{G}'_{\text{robot}} - (\mathbf{G}'_{\text{robot}} \cdot \mathbf{N}) \mathbf{N}\|} \quad (2)$$

(4) 主法線の数：0

重力方向を推定することが出来ない。

2・3 推定姿勢補正

重力ベクトルの推定誤差が、推定姿勢の誤差であることを用いて補正する。なお計算は四元数（クォータニオン）を用いて行う。補正後の姿勢を表す四元数 $\mathbf{q}_{\text{pose.wall}}$ の算出を以下に示す。1ステップ前の推定重力ベクトル $\mathbf{G}'_{\text{robot}}$ と、第2・2項で推定した推定重力ベクトル $\mathbf{G}_{\text{robot}}$ において、この2ベクトル間の回転を表す四元数 $\mathbf{q}_{\text{error}}$ は、

$$\mathbf{q}_{\text{error}} = (q_{\text{error},x} \quad q_{\text{error},y} \quad q_{\text{error},z} \quad q_{\text{error},w}) = \left(C_{X_r} \sin \frac{\gamma}{2} \quad C_{Y_r} \sin \frac{\gamma}{2} \quad C_{Z_r} \sin \frac{\gamma}{2} \quad \cos \frac{\gamma}{2} \right) \quad (3)$$

$$\gamma = \cos^{-1} \frac{\mathbf{G}'_{\text{robot}} \cdot \mathbf{G}_{\text{robot}}}{\|\mathbf{G}'_{\text{robot}}\| \|\mathbf{G}_{\text{robot}}\|} \quad (4)$$

$$\mathbf{C} = (C_{X_r} \quad C_{Y_r} \quad C_{Z_r})^T = \frac{\mathbf{G}'_{\text{robot}} \times \mathbf{G}_{\text{robot}}}{\|\mathbf{G}'_{\text{robot}}\| \|\mathbf{G}_{\text{robot}}\|} \quad (5)$$

推定重力ベクトル $\mathbf{G}'_{\text{robot}}$ に対応する推定姿勢を表す四元数を $\mathbf{q}'_{\text{pose}}$ としたとき、次のように補正される。

$$\mathbf{q}_{\text{pose.wall}} = \mathbf{q}'_{\text{pose}} \mathbf{q}_{\text{error}} \quad (6)$$

$q_{\text{pose.wall}}$ および q'_{pose} はワールド座標系での姿勢であり, q_{error} はロボット座標系での誤差 (回転) である.

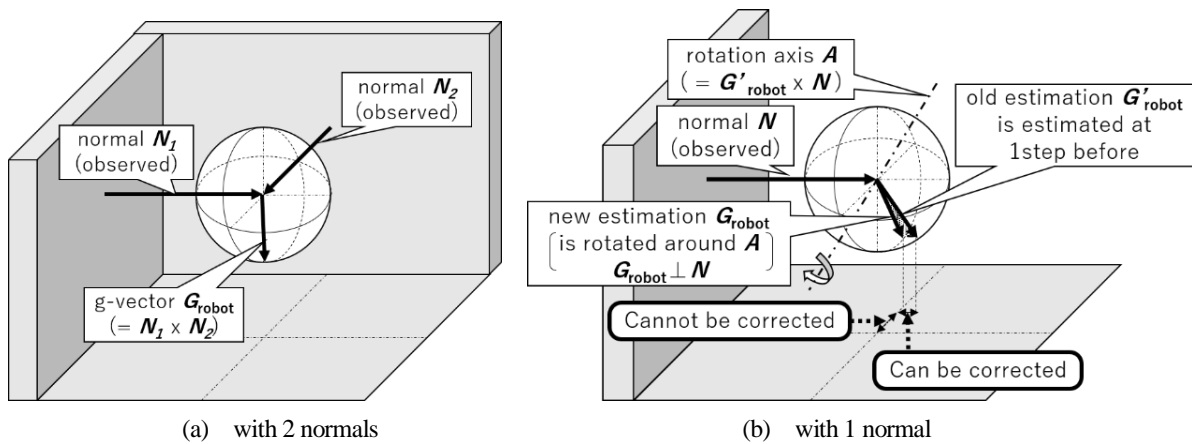


Fig. 1 Estimation and correction of the gravity vector.

3. 評価実験

3.1 実験概要

起伏のあるコースで移動ロボットを走行させ, 提案手法および比較手法で, 時々刻々のロボットの自己姿勢を推定する. 走行中の推定姿勢を評価することは難しいため, 推定姿勢と並進速度を統合することで, 走行中の推定姿勢誤差を, 走行終了時の推定位置誤差に置き換えて評価する. つまり, 同じ並進速度を用いた場合, 姿勢の推定誤差が小さいほど, 推定位置 (軌跡) の誤差が小さくなると仮定する.

3.2 実験環境

本実験での提案手法のシステム図を図2に示す. 図中, Staticはロボットが静止している状態での初期姿勢推定のシステム, Dynamicは走行開始後のシステムをそれぞれ表している. カルマンフィルタの観測で用いるSLAMとして, LSD-SLAM⁽⁴⁾を用いる. LSD-SLAMとは単眼カメラSLAMである. 推定のレート of the speed and scaleに依存しないことが姿勢推定に適していると判断し選定する. 並進速度は, ホイールオドメトリで得られる並進速度を用いる. 姿勢推定の比較手法として, ジャイロスコープによるデッドレコニングと, 単独のLSD-SLAMを用いる. 提案手法と同様に, これらの手法で姿勢をそれぞれ推定し, ホイールエンコーダの並進速度と統合する. なお, 本研究の趣旨より, LSD-SLAMでのループクローズは行わない.

ロボットに搭載し, 使用するセンサは, Velodyne HDL-32E, Xsens MTi30, RealSense D435, ホイールエンコーダである. RealSense D435はRGB-Dカメラであるが, LSD-SLAMのために画像のみを利用しているため, 深度情報は利用していない. 評価に用いる真値として, 走行開始時と走行終了時における, モーションキャプチャで得られる位置姿勢を用いる. 本実験ではVicon Vero v1.3Xを用いる. 図3に, 明治大学生田キャンパス内の実験環境の航空写真を示す. 走行コースは, 1周約250m, 高低差約3mであり, 図3に示すように3周走行する.

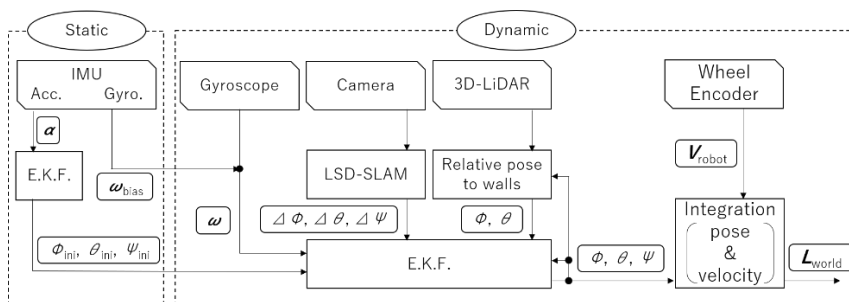


Fig. 2 System configuration diagram of the proposed method.

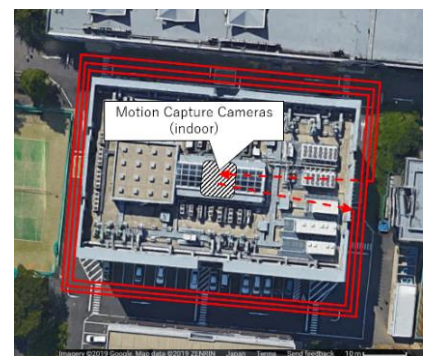


Fig. 3 The experimental environment.

3・3 実験結果

表 1 に、各手法での推定位置姿勢の誤差を示す。表中の誤差は、ワールド座標系の座標軸を基準とした位置および姿勢角の誤差である。図 4 に、各手法での推定されたロボットの軌跡を示す。ユークリッド距離で表した位置推定誤差に関して、比較手法に比べて、提案手法の値が小さいことから、走行中の姿勢推定の誤差も提案手法の方が小さいと言える。特に、 Z_w 軸（鉛直）方向の並進誤差が小さく抑えられており、壁面を用いたロール、ピッチ補正による結果だと考察する。

Table 1 Errors in estimated pose and position

error in ...	X_w [m]	Y_w [m]	Z_w [m]	Euc.dist. [m]	roll _w [deg]	pitch _w [deg]	yaw _w [deg]
proposed method	+1.8843	-0.6136	+1.9233	+2.762	-2.069	-0.095	-0.300
LSD-SLAM	+4.8471	-2.3376	+9.0677	+10.544	+6.922	-8.721	+18.257
Gyrodometry	+2.0761	-0.2382	-2.6726	+3.393	-2.984	+6.970	-0.963

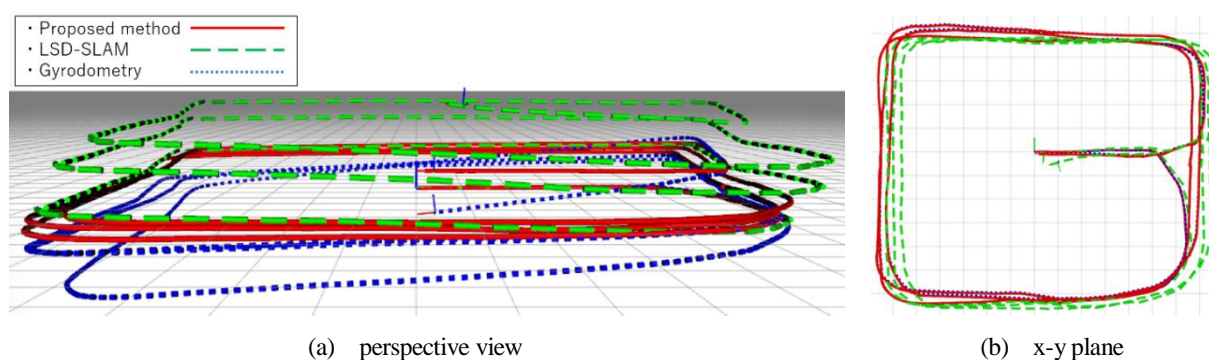


Fig. 4 Estimated trajectories of the robot in the experiment.

4. 結 語

従来の慣性センサと SLAM による移動ロボットの姿勢推定に加え、鉛直に建てられている建造物の壁に対する相対姿勢を利用する姿勢推定法を提案した。実験結果より、本提案手法の、蓄積誤差に対する補正の有用性が示された。

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。

文 献

- (1) Stumberg, L. von, Usenko, V. and Cremers, D., “Direct Sparse Visual-Inertial Odometry using Dynamic Marginalization”, *in International Conference on Robotics and Automation* (2018), pp.2510–2517.
- (2) Bentley, J. L., “Multidimensional binary search trees used for associative searching”, *Communications of the ACM*, Vol.18, No.9 (1975), pp.509–517.
- (3) Horn, B. K. P., “Extended gaussian images”, *Proceedings of the IEEE*, Vol.72, No.12 (1984), pp.1671–1686.
- (4) Engel, J., Stueckler, J. and Cremers, D., “LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM”, *European Conference on Computer Vision* (2014), pp.834–849.