

# 差動二輪ロボットのためのSLAMアルゴリズム 開発

森, 公寛 / MORI, Kimihiro

---

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学研究科編

(巻 / Volume)

65

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

4

(発行年 / Year)

2024-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00030781>

# 差動二輪ロボットのための SLAM アルゴリズム開発

## DEVELOPMENT OF A NEW SLAM ALGORITHM DEVELOPMENT OF A NEW SLAM ALGORITHM

森公寛

Kimihiro MORI

指導教員 小林一行 教授

法政大学大学院理工学研究科システム理工学専攻修士課程

In this paper, we describe the development of a new SLAM algorithm for differential drive robots using 3D LiDAR. Traditional SLAM scan matching often employs ICP (Iterative Closest Point) matching, which evaluates point-to-point correspondences, or NDT (Normal Distributions Transform) matching, which evaluates point-to-distribution correspondences. However, these methods require repetitive optimization, which can lead to local optima and fail to calculate the correct position and orientation (matching). Therefore, this paper proposes a new SLAM algorithm that leverages the characteristics of differential drive robots by limiting their movements to in-situ turning and straight-line movement. This approach eliminates the issues associated with ICP and NDT matching and treats the problem as a linear estimation issue, enabling fast and stable position and orientation estimation. The effectiveness of the proposed new SLAM algorithm for differential drive mobile robots is evaluated using a 3D robot simulator.

**Key Words:** SLAM, Differential Drive Robot, ICP, NDT

### 1. はじめに

電子商取引が急速に普及していることから、自律的に周囲の環境を把握して移動できる自律移動ロボットの市場規模は 2026 年までに 2019 年の約 4.8 倍にあたる 2860 億米ドルに達すると予想されている [1]. 中でも、二つの駆動輪と一つのキャスターで構成される差動二輪型のロボットは、機構の単純さ、操作性、制御の容易さなどから幅広くこの分野で扱われている [2-3]. このような機構のロボットは、その場での旋回が可能のため、非常に小回りが利くが、突如の進路変更など予測不能な振る舞いにより周囲の歩行者に不安を与えることや、衝突事故のリスクを増大させる場合がある。そこで我々は、従来の滑らかな進路変更による障害物回避ではなく、直進移動と超信地旋回による旋回の二つ方法によるロボットの自律移動の研究を行なっている。

#### 1.1. 目的

本稿の目的は、直進移動と超信地旋回を走行ステージに分けて行なうことで、スキャンマッチングで生じる問題を線形推定問題に帰着した SLAM を提案・実装することである。従来の滑らかな進路変更における ICP マッチング [4] や NDT マッチング [5] では、反復的な非線形の最適化問題を解くため、大きな計算負荷を伴う [6]. そこで、ロボットの移動方法を直進移動と超信地旋回のみ限定することで、この問題を線形推定問題に帰着する。また、ロボットの移動方法を二つに限定することで、周囲の歩行者に不安を与えることをなくし、衝突事故のリスクを低減することが期待される。

#### 1.2. 仮定と解決すべき問題

本稿における仮定を以下に示す。

A1) ロボットの移動方法は直進移動と超信地旋回のみ。

A2) 提案する SLAM では、動的な障害物は考慮しない。

A1) を設けた理由は、研究の目的から、直進移動と超信地旋回を走行ステージに分けて SLAM を行なうためである。

A2) を設けた理由は、環境地図を生成する際に歩行者や自転車等の動的な障害物が写りこんでしまう場合があるが、これを除去すると計算負荷が大きくなってしまうためである。上記仮定のもとで以下の問題を検討する。

P1) 直進移動と超信地旋回のみを許容するロボットのコントローラ。

P2) スキャン点群データからの特徴点の抽出。

P3) 線形推定問題による点群の姿勢更新と蓄積。

### 2. 提案手法

#### 2.1. システムの概要

Fig.1 に本稿で提案する SLAM アルゴリズムの処理の流れを示す。提案する SLAM アルゴリズムは、大きく 3 つの処理に分けられる。1.2 の P1) を実現する Robot Controller では、ユーザーからの入力によって直進移動と超信地旋回を制御する。1.2 の P2) を実現する PCD Processor では 3D-LiDAR から得たスキャン点群データから特徴点の抽出を行なう。1.2 の P3) を実現する Optimization では、抽出した特徴点同士の距離の差を最小化する ICP アルゴリズムの改良と特異値分解によって環境地図の構築を行なう。

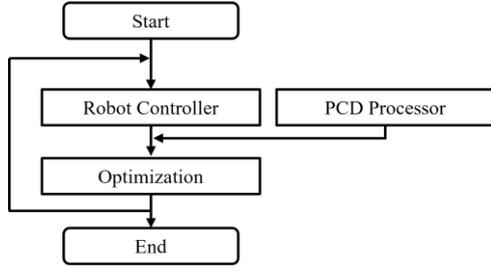


Fig.1 Flow of the new SLAM algorithm.

## 2.2. ロボットコントローラ

Robot Controller では、ユーザーのキーボード入力に応じて、ロボットのモータドライバに直進移動もしくは超信地旋回をするような速度指令を送信する。Fig.2 にキーボード入力に対するロボットの動きの方向を示す。

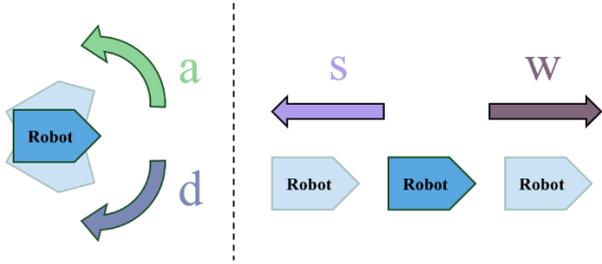


Fig.2 Robot movement in response to user input.

Robot Controller は Action [7] と呼ばれるクライアント/サーバーモデルのクライアントとして機能しており、ロボットの停止コマンドを受信した場合にのみ、環境地図の構築を行なう Optimization が実行される。

## 2.3. 特徴点抽出

PCD Processor では、Optimization で特徴点同士のマッチングを行なう準備として、3D-LiDAR から得られた点群の一つ一つに対して曲率を計算し、特定の閾値を上回る点を特徴点として抽出する。ここで曲率  $c_i$  および  $c_i > T$  を満たす全てのスキャン点  $P_i (i = 1, 2 \dots N)$  の集合  $P_F$  は以下の Eq.(1) で求められる。

$$c_i = \left( \sum_{k=-n, i \neq 0}^n r_{i-k} - 2n \cdot r_i \right)^2 \quad (1)$$

$$P_F = \{ P_i \in \mathbb{R}^3 \mid c_i > T \}$$

$$r_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}$$

Eq.(1)において、 $r_i$  は  $i$  番目の点  $P_i$  とロボットとの距離を表わしている。また、 $n$  はタップ数で、この値が大きいくほど広範囲の点群を曲率の計算に使用する。

## 2.4. 姿勢更新

Optimization では、直進移動と超信地旋回を走行ステージに分けた ICP マッチングの改良と特異値

分解により、点群の姿勢更新を行なうことで環境地図を構築する。具体的にはロボットが直進移動後に停止した場合には、直進方向への姿勢更新のみを許容する ICP マッチングによって特徴点マッチングを行なう。また、超信地旋回後にロボットが停止した場合には、特異値分解によって回転行列を推定[8]し、現在のスキャン点群に回転を適用する。直進移動および超信地旋回における姿勢更新後は、最適化された点群が参照点群として環境地図に蓄積され、次のイテレーションで使用される。

### 2.4.1. 直進移動における姿勢更新

本研究で改良した ICP マッチングにおける誤差関数  $E(x)$  を以下の Eq.(2) に示す。

$$E(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|(P_i + t) - Q_j\|^2 \quad (2)$$

ここで、Eq.(2)において  $P_i (i = 1, 2 \dots N)$  はスキャン点を、 $Q_j (j = 1, 2 \dots M)$  は参照点を表わす。この誤差関数  $E(x)$  では、並進ベクトル  $t$  に関してのみ最適化を行なうため、スキャン点群と参照点群の重心間の差分を利用して、最適な  $t$  を直接計算することができる。スキャン点群と参照点群の重心をそれぞれ  $C_P, C_Q$  とすると、並進ベクトル  $t$  は次の Eq.(3) で求められる。

$$C_P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i$$

$$C_Q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q_i \quad (3)$$

$$t = C_Q - C_P$$

ここでスキャン点  $P_i$  と参照点  $Q_j$  との関係は、2.3 で導出した特徴点集合  $P_F$  から選択された各点  $P$  と、参照点群から  $k$ -d 木を用いて抽出された  $m$  個の近傍点  $Q_k^p (k = 1, 2 \dots m)$  に基づいて決定される。以下の Eq.(4) にスキャン点  $P_i$  と参照点  $Q_j$  との関係を示す。

$$P_i = P \in P_F$$

$$Q_j = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^m Q_k^p(P_i) \quad (4)$$

Eq.(4)において、 $Q_k^p(P_i)$  はスキャン点  $P_i$  に最も近い  $M$  個の参照点群を指し、これらの点の重心が参照点  $Q_j$  として計算される。

### 2.4.2. 超信地旋回における姿勢更新

超信地旋回における姿勢更新では、特異値分解を用いて回転行列  $R$  を推定する。具体的には、現在のスキャン点群を表わす行列  $C$  と参照点群を表わす行列  $M$  にそれぞれ特異値分解を施して、この分解によって得られた左特異値ベクトル行列の内積から回転行列  $R$  を得る。ここで、2.4.1 と同様にスキャン点が

$P_i (i = 1, 2 \dots N)$ , 参照点が  $Q_j (j = 1, 2 \dots M)$  と表わされると仮定すると行列  $C$  と  $M$  は以下の Eq.(5) で表わせる。

$$\begin{aligned} C &= \begin{bmatrix} | & | & \dots & | \\ P_1 & P_2 & \dots & P_N \\ | & | & \dots & | \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times N} \\ M &= \begin{bmatrix} | & | & \dots & | \\ Q_1 & Q_2 & \dots & Q_M \\ | & | & \dots & | \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times M} \end{aligned} \quad (5)$$

この行列  $C$ ,  $M$  に特異値分解を施して回転行列  $R$  を計算する過程を以下の Eq.(6) に示す。

$$\begin{aligned} C &= U_C \Sigma_C V_C^T \\ M &= U_M \Sigma_M V_M^T \\ R &= U_M U_C^T \end{aligned} \quad (6)$$

Eq.(6) において,  $U_C$ ,  $U_M$  は左特異値ベクトル行列,  $V_C$ ,  $V_M$  は右特異値ベクトル行列,  $\Sigma_C$ ,  $\Sigma_M$  は対角成分が非負の実数で非対角成分が 0 の行列である。

### 3. 検証

本稿における SLAM アルゴリズムを評価するために, シミュレーション環境において, スキャン点群を利用した二種類の検証を行なった。一つ目の検証では, スキャン点群に正規分布に従うランダムなノイズを追加して環境地図を構築した。二つ目の検証では, ノイズの追加したスキャン点群に本稿で提案する SLAM アルゴリズムを利用して環境地図を構築した。直進移動時には, スキャン点  $P_i (i = 1, 2 \dots N)$  に対して以下の Eq.(7) で定義された正規分布に従うノイズを加える。

$$P_i' = P_i + N(0, (n_T \cdot T)^2) \cdot v \quad (7)$$

Eq.(7) において  $N(0, \sigma^2)$  は平均 0, 標準偏差  $\sigma$  の正規分布を表わしていて,  $n_T$  は直進移動時のノイズ係数を,  $v$  はノイズを加える方向を表わす単位ベクトルを,  $T$  はオドメトリデータから得られるロボットの移動量を表わすものである。また, 超信地旋回時には, ロボットの旋回角度  $\theta$  に対して以下の Eq.(8) で定義された正規分布に従うノイズを加える。

$$\theta' = \theta + N(0, (n_R \cdot \theta)^2) \quad (8)$$

Eq.(8) において  $n_R$  は超信地旋回時のノイズ係数を表わす。Eq.(7), Eq.(8) はいずれもロボットの移動量もしくは回転量が大きいほどノイズが大きくなるようにモデル化している。本検証では直進移動時のノイズ係数  $n_T$  を 3.0, 超信地旋回時の際のノイズ係数  $n_R$  を 1.0 として検証を行なった。

#### 3.1. 使用する自律移動ロボットと環境

Fig.3 にシミュレーション環境で検証に用いたロボットと搭載するセンサの位置関係を示す。ロボッ

ト上部に搭載されている 3D-LiDAR のセンサデータを利用して, 本研究で提案する SLAM アルゴリズムを検証した。

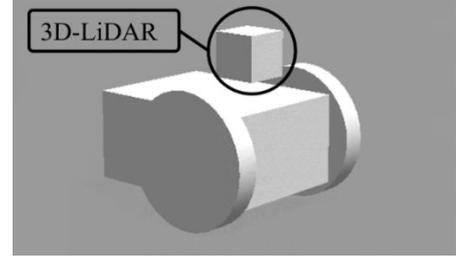


Fig.3 The position of 3D-LiDAR sensors in an autonomous mobile robot.

また, Fig.4 にシミュレーション環境で用いたロボットの走行コースを示す。

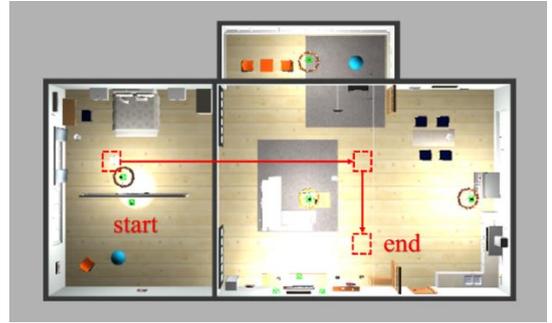


Fig.4 Robot movement for aws-robomaker-small-house-world.

検証を行なうために aws-robotics が OSS として公開している aws-robomaker-small-house-world[9] という家屋の 3D モデルを gazebo と呼ばれる物理シミュレータ上に置いて利用した。本検証では, 赤色の点線で囲まれた開始位置に Fig.3 のロボットを置いて 10m 直進させた後, 時計回りに  $\pi/2$  超信知地旋回し, 再度 4m 直進させて検証を行なう。

#### 3.2. 線形推定を利用しない場合の結果

本検証において, 2.3 における特徴点の抽出では, タップ数  $n$  を 5, 曲率  $T$  が 1.0 より大きい点を特徴点として抽出した。また, 2.4.1 における参照点  $Q_j$  の求解では, k-d 木を用いて抽出する点の個数  $m$  を 5 とした。これら設定のもと, 本研究における SLAM アルゴリズムを用いず環境地図を構築した結果を Fig.5 に示す。

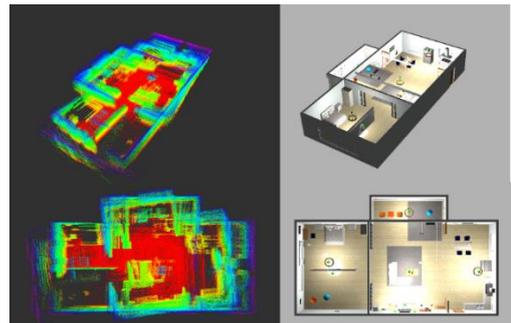


Fig.5 Result of not using new SLAM algorithm.

ノイズが含まれるスキャン点群で環境地図を構築すると、誤差が次第に蓄積されるため、環境地図に歪みが発生する。Fig.5 では、壁の周辺が複数の層となって重なっている様子が確認できる。この結果から実環境において、同程度のノイズが乗っていると仮定すると、より広大な屋外環境で環境地図を構築するのは難しいことが想定される。

### 3.3. 線形推定を利用する場合の結果

3.2 と同様の設定で、本研究における SLAM アルゴリズムを用いて環境地図を構築した結果を Fig.6 に示す。

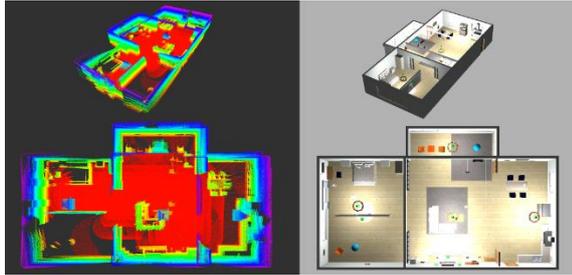


Fig.6 Result of using new SLAM algorithm.

Fig.6 から、直進移動と超信地旋回を走行ステージに分けた線形推定によって、スキャン点群にノイズが含まれる場合でも、環境地図の歪みは抑制され、精度の高い環境地図の構築ができていることが確認できる。特に、3.2 の結果と比べて壁や障害物の輪郭が明瞭であり、ノイズの影響を小さくできていることがわかる。

## 4. むすび

本稿では、直進移動超と信地旋回を走行ステージに分けて行なうことで、スキャンマッチングで生じる問題を線形推定問題に帰着した新しい SLAM アルゴリズムを提案した。従来の ICP マッチングや NDT マッチングによる SLAM ではスキャン点群に適用する回転行列と並進ベクトルを非線形の最適化問題として求めるために、反復的な最適化アルゴリズムが必要であった。そこで提案したアルゴリズムでは、ロボットの移動を直進移動と超信地旋回のみの方の二つの方法に限定することで、走行ステージに分けた線形最適化問題として実装した。シミュレーション環境における検証ではノイズの乗ったスキャン点群を利用して環境地図を生成し、精度の高い環境地図の構築ができることを確認した。

## 参考文献

- [1] 経済産業省: "METI Journal", Vol7, No.6, 2014.
- [2] A. Stefek, T. V. Pham, V. Krivanek and K. L. Pham, "Energy Comparison of Controllers Used for a Differential Drive Wheeled Mobile Robot," in IEEE Access, vol. 8, pp. 170915-170927, 2020.
- [3] L. Canete and T. Takahashi, "Development of a novel switchable omnidirectional wheel for

performing cooperative tasks using differential drive mobile robots," 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Vancouver, BC, Canada, 2017.

[4] Szymon.R and Marc.L, "Efficient Variants of the ICP Algorithm", Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, pp. 145-152, 2001.

[5] P. Biber and W. Strasser, "The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching," Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No.03CH37453), Las Vegas, NV, USA, pp. 2743-2748, 2003.

[6] L. Zhang, S. -I. Choi and S. -Y. Park, "Robust ICP Registration Using Biunique Correspondence," 2011 International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, Hangzhou, China, 2011.

[7] ros, actionlib [Computer software], <https://github.com/ros/actionlib>.

[8] 西田健, 黒木秀一, "対応関係が不明な三次元点集合間の回転行列の推定." 日本ロボット学会誌, vol. 31, No.6, pp. 624-627, 2013.

[9] aws-robotics, aws-robomaker-small-house-world [Computer software], <https://github.com/aws-robotics/aws-robomaker-small-house-world>.