

ワイヤレス距離センサのNLoS情報を活用した屋内ロボット位置推定手法の開発 – 第2報 ファクターグラフによる統合 –

○井塚智也 倉爪亮（九州大学）

GPSが使用できない屋内環境において、2D-LiDARとワイヤレス距離センサを利用し、環境壁面反射によるNLoS情報も活用した屋内ロボット位置推定手法を提案する。本稿では各センサ値のファクターグラフによる統合に取り組む。またワイヤレス距離センサのNLoS誤差に対し、環境壁面による反射経路を利用するため、切り替え可能ビーコンファクタを追加する。シミュレーションにより、ビーコンの天井反射を含めた環境において提案手法の動作確認を行なった。

1. はじめに

屋内ロボットの自律移動には、安定かつ高精度な位置推定手法が必要不可欠である。屋外環境ではGPSによって地図上の高精度な位置が取得可能であるが、屋内環境では屋根や壁に阻まれ信号を取得できない。

屋内ロボットにおける位置推定手法では、2D-LiDARによって測定したロボット周囲の形状を利用するものが多い。しかしながら2D-LiDARで得た周囲形状による推定のみでは廊下のように類似形状が重なっていたり、形状特徴が単純/複雑すぎる環境では補正が難しい。

近年Ultra WideBandや超音波による測距手法の発展により、2つのビーコン間の距離を測定するワイヤレス距離センサの精度が向上している。ビーコンを環境に配置することで既知点からの距離が取得可能となる。

しかしワイヤレス距離センサによる測定値は、そのビーコン間に障害物が存在するNLoS状態(Non Line-of-Sight; NLoS)では環境中の天井や壁面での反射によるマルチパスによって、大きな測定誤差を生む。そこで位置推定手法が反射経路まで考慮することができれば、NLoS状態であっても有効な位置推定が実現できる。本研究ではワイヤレス距離センサがNLoS状態であっても、反射経路を考慮することで安定した位置推定が可能な手法の実現を目指す。本稿ではLiDAR-SLAMを利用し、各センサ値のファクターグラフによる統合に取り組む。

2. 関連研究

2.1 2D-LiDARとビーコンを利用した位置推定

廊下やトンネルなど類似形状が連なる環境においても、LiDARによるSLAMにビーコンを統合することで、高精度な結果が得られる手法が提案されている[1][2]。またワイヤレス距離センサを利用した位置推定において問題となるNLoS状態による誤差に対して、さまざまな除去手法・緩和手法が取り組まれているが[3]、環境による反射経路を利用する[4]のような手法は、NLoS状態であっても高精度に推定ができる可能性を有する。

2.2 ファクターグラフによるSLAM手法

LiDARおよびオドメトリを使用したSLAM手法として、LIO-SAM[5]がある。これはIMU、3D-LiDARおよびGPSを利用したリアルタイムで動作可能な高精度3次元点群SLAMである。ロボット姿勢を状態

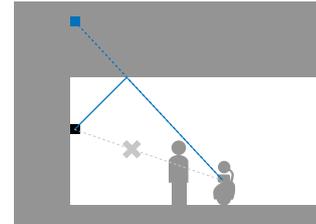


図1: ワイヤレス距離センサ計測値の天井反射を考慮する場合 実際のビーコンの位置(黒点)だけでなく、天井面にて反射したビーコン像の位置(青点)を考える。

とし、IMUとLiDARにより補正されたオドメトリ、LiDAR形状によるループクロージャ、およびGPSによる推定位置をそれぞれファクタとしてファクターグラフを構成している。推定にはiSAM2[6]を利用しリアルタイムで動作可能な性能を有している。

ファクターグラフとは確率的グラフィカルモデルの一種である[7]。無向グラフで表し、各ノードはロボット姿勢やランドマーク位置を示す状態変数であり、各エッジはオドメトリやセンサ観測値によりそれら状態を結びつけるファクターを表現する。ファクターグラフを解く方法には非線形最適化問題の代表的なソルバであるLevenberg-Marquardt法や、iSAM2[6]がある。iSAM2は内部的にファクターグラフをベイズツリーと呼ばれる木構造に変換し、更新に必要な部分のみを解く。そのため、SLAMのように逐次的にセンサ観測が得られる場合に有効である。また切り替え可能な拘束[8, 9]はグラフベースの姿勢推定において、不要な拘束条件を考慮から外す手法である。[8]ではGPSにおける疑似距離において、NLoSやマルチパスによって誤差を持っている場合でも、スイッチングによって誤差を持った疑似距離を推定から取り除くことができる。その他の手法として[10]ではワイヤレス距離センサによるファクタにおいて、測定誤差をGMMで模擬することでNLoS誤差の影響の緩和に取り組んでいる。

2.3 ワイヤレス距離センサのNLoS状態を考慮した位置推定

著者らはこれまでに、ワイヤレス距離センサのNLoS状態を考慮する手法として、2D-LiDARによる代表的な位置推定手法である位置推定手法 Adaptive Monte-

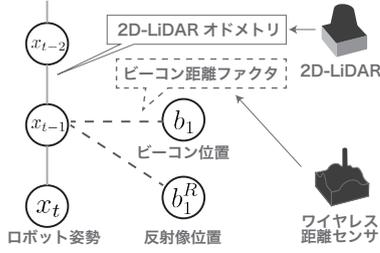


図 2: 提案手法の概要図 2D-LiDAR とワイヤレス距離センサによるファクタによりロボット姿勢・ビーコン位置を接続する。

Carlo Localization (AMCL) に、ビーコンによる尤度を追加した手法を提案した [11]。この手法では実際のビーコン位置だけでなく天井高を事前に与え、天井平面を鏡面とするビーコンの反射像位置を考慮する (図 1)。ワイヤレス距離センサ測距値による観測モデルは、ビーコンからロボットまでの直接経路、天井反射経路、およびその他の経路による 3 つのモデルを動的に切り替えることで NLoS 状態に対応した。

しかし本手法には以下の課題がある。

- ビーコン観測モデルの選択の際に 1 つ前のロボット姿勢を表すパーティクル分布しか利用できない。
- ビーコンの反射像位置 (環境中の天井高) をあらかじめ与えておく必要がある。そのため複雑な環境形状にて壁反射を考慮する場合、適用は難しい。
- ビーコンの位置の他に、環境中の占有格子地図も事前に与える必要がある。

そこで本稿では先行研究で取り組んだパーティクルフィルタベースの推定手法からファクターグラフを基にした手法 (図 2) に変更することで、以下の特性を持たせることを目標とした。

- 柔軟なビーコン観測モデル割り当て ファクターグラフおよび切り替え可能な拘束の採用により、過去に行なったモデル割り当てをやり直すことのできる柔軟性を持たせる。
- 環境の占有格子地図 2D-LiDAR のマッチングのために用いてきた環境の占有格子地図を不要とする。

3. 提案手法

まずオドメトリセンサとしてホイールオドメトリを想定し、2D-LiDAR によるそのオドメトリ計測の補正を行う (4 章)。次に補正されたオドメトリおよび環境中に設置したビーコンからロボットまでの測定距離をファクタとして、ファクターグラフを構成しロボット姿勢を含めた状態の推定を行う (5 章)。この構成は LIO-SAM [5] のファクターグラフにおける LiDAR-Odometry Factor および GPS Factor を参考にした。

4. 2D-LiDAR によるオドメトリ補正

LIO-SAM [5] の LiDAR-Odometry Factor および LOAM [12] を参考に、2D-LiDAR によるオドメトリの補正を実装した。ここでは、ロボットのホイールオドメトリを初期値とし、2D-LiDAR によって得られた点群から、平面を示す Planar 特徴点群および角を示す

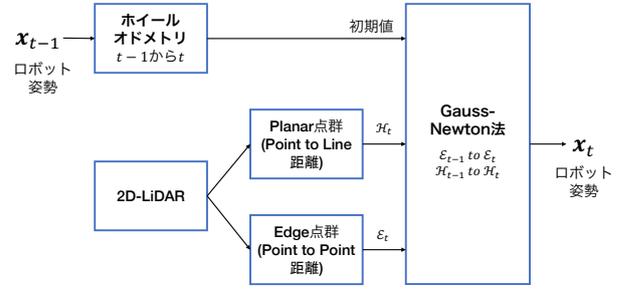


図 3: 2D-LiDAR によるオドメトリ補正

Edge 特徴点群を抽出する。その後、前回取得したそれぞれの特徴点群と比較することで、オドメトリを補正した (図 3)。

4.1 滑らかさ特徴量による Planar 点群・Edge 点群の抽出

滑らかさ特徴 ([12] 式 (1)) より 2D-LiDAR による 1 スキャンデータに含まれる点 1 つ 1 つの特徴量 c を算出する。特徴点としての要件 ([12] Fig.4 を参照) を満たす点にて、特徴量 c によって平面特徴点群 \mathcal{H} およびエッジ特徴点群 \mathcal{E} を抽出した。

4.2 Planar 特徴点群マッチング (2D)

現在得られた平面特徴点 $\vec{x}_t \in \mathcal{H}_t$ と前回得られた平面特徴点群 \mathcal{H}_{t-1} とのマッチングを考える。前回の平面特徴点群 \mathcal{H}_{t-1} から、 \vec{x}_t の最近傍 5 点 $\mathbf{X} = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_5)^T$ を取得する。この 5 点を結ぶ直線を、線形モデル $ax + by + c = 0$ による単回帰として最小二乗法で求める。この直線および平面特徴点 $\vec{x}_t = (x, y)$ との距離 d は以下で与えられる。

$$d = \frac{\|ax + by + c\|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (1)$$

4.3 Edge 特徴点群マッチング (2D)

現在得られた Edge 特徴点 $\vec{x}_t \in \mathcal{E}_t$ と前回得られた Edge 特徴点群 \mathcal{E}_{t-1} とのマッチングを考える。現在得られた Edge 特徴点 \vec{x}_t から、最近傍点 $\vec{x}_{t-1} \in \mathcal{E}_{t-1}$ を探索する。 \vec{x}_t と \vec{x}_{t-1} との距離 d は以下で与えられる。

$$d = \|\vec{x}_t - \vec{x}_{t-1}\| \quad (2)$$

$$= \sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2} \quad (3)$$

4.4 LiDAR オドメトリの計算

初期値をホイールオドメトリとし、式 (1) および (3) を元に、前回の特徴点群 $\mathcal{E}_{t-1}, \mathcal{H}_{t-1}$ と今回の特徴点群 $\mathcal{E}_t, \mathcal{H}_t$ の各点との距離を最小化するようなオドメトリを Gauss-Newton 法によって求め、2D-LiDAR によって補正されたオドメトリとした。

5. ファクターグラフによる全体最適化

補正されたオドメトリとビーコン測定距離を、ファクターグラフに統合してロボット姿勢 $\mathbf{x}_0, \dots, \mathbf{x}_t$ の推定を行う。ファクターグラフによる推定手法の実装には GT-SAM ライブラリ [13] を利用した。

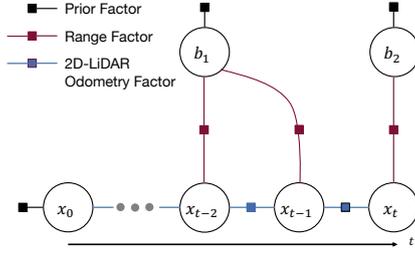


図 4: ファクターグラフ

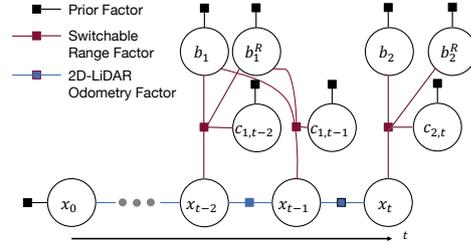


図 5: ビーコン反射を考慮したファクターグラフ

5.1 ファクターグラフ

本手法ではロボットを 2 次元平面上を走行するものとし、姿勢を表す状態を $\mathbf{x} = (x, y, \theta)^T$ 、ビーコン位置を表す状態を $\mathbf{b} = (x, y, z)^T$ とした。

以下の 4 つのファクタにより構成した。

- Prior Factor
状態の事前分布に相当するファクタであり、GT-SAM[13] の PriorFactor を利用した。
- 2D-LiDAR オドメトリファクタ
4 章により計算したオドメトリを元に、ロボット姿勢 x_{t-1} から x_t を結ぶファクタとして GT-SAM[13] の BetweenFactor を利用した。
- ビーコン距離ファクタ (5.2 節)
ビーコン測定距離からロボット姿勢を推定する。
- 切り替え可能ビーコンファクタ (5.3 節)
測定距離から反射経路がどうかも含めロボット姿勢を推定する。

5.2 ビーコン距離ファクタ

環境中に配置したビーコンからロボットまで、ワイヤレス距離センサを使用してその間の距離計測を行った結果、観測値 r が得られたとする。 r を元にロボット状態 \mathbf{x} および ビーコン位置 \mathbf{b} のファクタを作成した。

ノード ロボット姿勢 $\mathbf{x} = (t_x, t_y, \theta)^T$ およびビーコン位置 $\mathbf{b} = (p_x, p_y, p_z)^T$

観測モデル $h(\mathbf{x}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{b} - (t_x, t_y, 0)^T\|$

残差 $\epsilon = r - h(\mathbf{x}, \mathbf{b})$

5.3 切り替え可能ビーコン距離ファクタ

環境中に配置したビーコン \mathbf{b}_1 からロボット \mathbf{x} まで、ワイヤレス距離センサを使用してその間の距離計測を行った結果、観測値 r が得られたとする。またビーコンが天井などで反射することを加味して、図 1 に示すように反射像 \mathbf{b}_2 を想定する。さらに、得られた距離が実ビーコン \mathbf{b}_1 からロボット \mathbf{x} までの距離か、 \mathbf{b}_2 からロボット \mathbf{x} までの距離かを表現するために、スイッチング変数 c を用意しておく。

観測値 r からロボット状態 \mathbf{x} 、ビーコン位置 $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2$ およびスイッチング変数 c のファクタを定義し、以下に示す。ここでスイッチング変数は $c' = 1.0$ のときに観測値 r をロボット \mathbf{x} とビーコン \mathbf{b}_1 の距離として、 $c' = 0.0$ の時に観測値 r をロボット \mathbf{x} とビーコン \mathbf{b}_2 の距離として取り入れることを目指し設計した。

ノード ロボット姿勢 $\mathbf{x} = (t_x, t_y, \theta)^T$ 、ビーコン位置 $\mathbf{b}_1 = (p_{1,x}, p_{1,y}, p_{1,z})^T$ 、反射ビーコン像位置 $\mathbf{b}_2 = (p_{2,x}, p_{2,y}, p_{2,z})^T$ 、スイッチング変数 $c = \theta_c$

観測モデル

$$\begin{aligned} h(\mathbf{x}, \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, c) &= c' \cdot \|\mathbf{b}_1 - (t_x, t_y, 0)^T\| \\ &\quad + (1 - c') \cdot \|\mathbf{b}_2 - (t_x, t_y, 0)^T\| \\ &= c' \cdot h_1(\mathbf{x}, \mathbf{b}_1) + (1 - c') \cdot h_2(\mathbf{x}, \mathbf{b}_2) \\ c' &= 0.5 + 0.5\cos(\theta_c) \end{aligned}$$

残差 $\epsilon = r - h(\mathbf{x}, \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, c)$

6. シミュレーション

6.1 シミュレーション条件

シミュレータ Gazebo を使い、本手法の動作確認を行った。 [14] で開発されたものを元にビーコンプラグインを作成し、公開されている Gazebo 環境¹中にビーコンを配置した。これはロボットビーコン間に障害物がない場合は直接経路、障害物があるものの天井反射が利用できる場合は天井反射経路に準じた測定値が得られ、その他の場合は測定値が得られないものとした。ホイールオドメトリの模擬には片側の車輪の半径に誤差を加え、それだけでは正しく推定が行えないものとした。またビーコンの位置、天井によるビーコン反射像の位置は Prior Factor によりあらかじめ与えておき、ロボットの姿勢推定をおこなうものとした。ビーコン距離ファクタを利用した手法 (図 4) および切り替え可能ビーコン距離ファクタを利用した手法 (図 5) について、表 1 に示す条件でシミュレーションを行いロボット姿勢推定の様子を確認した。

6.2 結果

2D-LiDAR によるオドメトリ補正はロボット位置・角度ともに有効に働いていることを確認した (図 6b)。ファクターグラフによるビーコン距離の統合において、切り替えできない図 4 の構成では天井反射経路を考慮できず大きく誤差が生じる場面も見受けられた (図 6c、6d)。また、切り替え可能な図 5 の構成においても、特に初期段階でのスイッチングがうまくいかず、ロボット位置推定がずれている場面を確認した (図 6c、6d)。今後はスイッチングファクタについてよりよい切り替え手法の検討を行う予定である。

¹https://github.com/ROBOTIS-GIT/turtlebot3_simulations.git

7. まとめ

本研究ではワイヤレス距離センサと2D-LiDARを組み合わせた屋内位置推定手法の提案を行なった。今後はビーコンファクタおよび切り替え可能ビーコンファクタについて改善を試みたのち、実ロボットでの運用実験を行い検証および既存研究 ([8]、[10] など) との比較を行う予定である。また天井反射のみではなく、例えば廊下壁など別の反射が考えられる場合でも、同様に利用し良い推定が行えるか検証する必要がある。

謝辞 本研究の一部は JST 科学技術イノベーション創出に向けた大学フェロシップ創設事業 JP-MJFS2132、および JSPS 科研費 JP20H00230 の助成によって実施されました。

参考文献

- [1] Yang Song, et al. UWB/LiDAR Fusion For Cooperative Range-Only SLAM. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 6568–6574. IEEE, may 2019.
- [2] Weikun Zhen and Sebastian Scherer. Estimating the Localizability in Tunnel-like Environments using LiDAR and UWB. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 4903–4908. IEEE, may 2019.
- [3] Jasurbek Khodjaev, et al. Survey of NLOS identification and error mitigation problems in UWB-based positioning algorithms for dense environments. *annals of telecommunications - annales des telecommunications*, Vol. 65, No. 5–6, pp. 301–311, jun 2010.
- [4] Kang-Wook Kim, et al. Accurate indoor location tracking exploiting ultrasonic reflections. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 16, No. 24, pp. 9075–9088, 2016.
- [5] Tixiao Shan, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping. In *iros 2020*, pp. 5135–5142, October 2020.
- [6] Michael Kaess, et al. iSAM2: Incremental smoothing and mapping with fluid relinearization and incremental variable reordering. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3281–3288, May 2011.
- [7] Frank Dellaert and Michael Kaess. *Factor Graphs for Robot Perception*. Foundations and Trends in Robotics, Vol. 6, 2017.
- [8] Niko Sunderhauf, et al. Switchable constraints and incremental smoothing for online mitigation of non-line-of-sight and multipath effects. In *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp. 262–268, Gold Coast City, Australia, June 2013. IEEE.
- [9] Elizabeth R. Boroson, et al. Inter-Robot Range Measurements in Pose Graph Optimization. In *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 4806–4813, Las Vegas, NV, USA, October 2020. IEEE.
- [10] Tim Pfeifer and Peter Protzel. Expectation-Maximization for Adaptive Mixture Models in Graph Optimization. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 3151–3157, Montreal, QC, Canada, May 2019. IEEE.
- [11] Tomoya Itsuka and Ryo Kurazume. Indoor Position Estimation using NLoS Information by Wireless Distance Sensors. In *SII 2023*, pp. 188–193, Atlanta, GA, USA, January 2023. IEEE.

	2D-LiDAR によるオド メトリ補正 (LO)	ビーコン距 離ファクタ (RF, 図 4)	切り替え可 能ビーコン ファクタ (SW-RF, 図 5)
条件 1	補正あり	-	-
条件 2	補正なし	○	-
条件 3	補正なし	-	○
条件 4	補正あり	○	-
条件 5	補正あり	-	○

表 1: シミュレーション条件

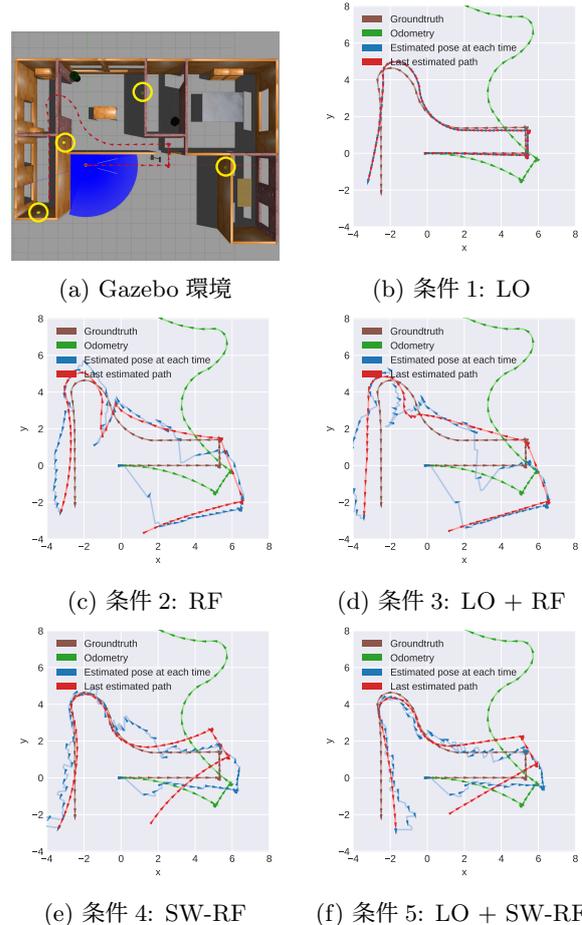


図 6: シミュレーションの様子 図 (a) の赤矢印は走行経路、黄色円はビーコン配置を示す。青い半円は開始地点における LiDAR 計測範囲である。図 (b)–(f) の茶線は真値、緑線はオドメトリ、青線は各時刻における推定姿勢、赤線は最終時刻における推定経路である。

- [12] Ji Zhang and Sanjiv Singh. Low-drift and Real-time Lidar Odometry and Mapping. *Autonomous Robots*, Vol. 41, pp. 401–416, February 2017.
- [13] Frank Dellaert and GTSAM Contributors. *borglab/gtsam*, May 2022.
- [14] Valentín Barral, et al. Nlos identification and mitigation using low-cost uwb devices. *Sensors*, Vol. 19, No. 16, 2019.