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4報 長距離の廊下環境での位置推定と地図作成-

○井塚 智也 倉爪 亮 (九州大学)

ワイヤレス距離センサ(超音波ビーコン)の NLoS 情報を活用した屋内ロボットのための位置推定手法を開発する。特 に長距離の廊下やトンネルのような環境は従来の LiDAR ベースのスキャンマッチングでは補正が難しい。またビーコン は障害物による NLoS で大きな誤差が発生する。本稿では、これまでに提案したビーコン反射面も同時推定する手法が、 長距離の廊下でも有効であるかを検証するため、ビーコンの配置、およびファクターグラフを用いた SLAM との統合に ついて検討した。

1. はじめに

屋内ロボット位置推定によく用いられる LiDARのス キャンマッチング手法は、特に長距離の廊下やトンネ ルのような環境では補正が難しい。そこでワイヤレス 距離センサ(超音波ビーコン)を利用した屋内位置推定 手法を開発する。ワイヤレス距離センサは Ultra Wide Band(UWB)や超音波によって、2つのビーコン間の距 離をワイヤレスかつ高精度に測定できる。しかし、測定 対象のビーコン間に障害物が存在する Non-line-ofsight(NLoS)状態では、主に環境中のマルチパスを代わ りに計測してしまい測定距離の誤差が発生する。

前報[1]ではこの NLoS 時の信号をも利用できる手法 を目指し、天井や床面で生じた反射経路による誤差を 動的に予測し、それを利用できる位置推定手法を提案 した。また屋内の直方形状の部屋にて障害物を設置し NLoSが生じやすい環境で実験を行った。本研究では廊 下形状のようにLiDAR 点群による位置推定結果が縮退 してしまう環境にて、ビーコンの有効性を検証する。

2. 関連研究

LIO-SAM[2] は 3D-LiDAR、IMU、GPSをファクター グラフにて融合し高性能な 3D-LiDAR SLAM を実現し た。ファクターグラフ中の LiDAR 利用法としては、 LIO-SAM では IMU によるオドメトリ値にスキャン マッチングにより補正をかけた後、ファクターグラ フに取りこまれている。また、Koide et al.[3] は、3D-LiDAR によるスキャンマッチング自体も matching cost factor として取り込み、他のセンサ情報と同時に ファクターグラフにて最適化する手法を提案した。

ワイヤレス距離センサのような距離センサによる ファクターの構成として、Pfeifer et al.[4] は NLoS 誤 差に対応するため、ファクターグラフ中の I. ビーコン の NLoS 誤差関数の Gaussian Mixture Model(GMM) による推定、II:GMM によるノイズモデルを利用しロ ボットの位置推定に利用、の2つの推定を交互に行う ことによる Nested-EM アプローチによる手法を提案 した。

我々も、第3報[1]ではこの研究を応用し、環境中の 反射を GMM ノイズモデルに推定させ利用する手法を 提案した。実験では屋内の部屋内にてホイールオドメ



図 1: プログラム全体像

トリとビーコンを利用し、事前に反射面を与えること なく NLoS によってマルチパスで生じる誤差を利用し 位置推定を行うことができた。

3. 提案手法

本稿では、第3報[1]で提案したビーコンを用いた位 置推定手法をもとに、これと 2D-LiDAR を用いた位置 推定をファクターグラフで融合する手法を提案する (図1)。第3報[1]で提案した手法は NLoS 状態における ビーコン測定も利用できるよう、ロボットの位置推定 および反射ノイズモデルの推定を交互に行う手法であ る(3.1 節および 3.2 節)。

3.1 ファクターグラフによるポーズ推定

ファクターグラフは状態ノードおよびファクター ノード、およびそれらを接続する辺からなる。

状態ノードは、ロボットの姿勢など推定対象を示す。 ファクターノードは状態ノード間を得られたセンサ 値で拘束する。SLAMでファクターグラフを解くには、 繰り返し手法による非線形最適化が主に用いられる。 Gauss-Newton 法や Levenberg-Marquardt 法では全 体のグラフを一度に解くため、センサによるファクタ が逐次的に増えていく SLAM ではリアルタイム動作が 難しい。iSAM2 [5] はこのファクタの逐次的増加に対し て有効なソルバである。



図 2: ファクターグラフ 赤 :Range Factor 青 :ホイール オドメトリによる Between Factor 緑:matching cost factor 黒 : Prior Factor

3.1.1 ファクターグラフの構成

ロボットの位置・角度を推定するためにファクター グラフを構築する。状態ノードにロボットの位置・角度 を、ファクターノードにホイールオドメトリおよび超 音波ビーコンでの拘束を追加する(図 2)。

Prior Factor

ロボットの初期姿勢およびビーコンの位置を事前 に与える。

Between Factor

ロボットの位置・角度状態間を、ホイールオドメト リによる推定をもとに拘束する。

Matching Cost Factor

ロボット状態間を、2D-LiDARによって取得した前 後フレーム間の幾何形状をもとに拘束する。

・Range Factor + 反射ノイズモデル

ビーコンとロボットの状態間を、ビーコンによ る測定距離により拘束する。この測定値は Gaussian Mixture Model(GMM)による反射誤差モデルによっ て重み付けされ推定に利用する。

3.2 反射ノイズモデルの推定

前節にて推定したロボットポーズ列 $x_1, x_2, ..., x_t$ を入力として、天井・床方向の反射面を推定する。モデル として GMM を利用し、Expectation-Maximization 法によりフィッティングさせる。これをファクターグラ フの誤差モデル(反射ノイズモデル)として取り込む。

3.3 2D-LiDAR スキャンマッチング ファクタ

前後フレームの LiDAR 形状により、ロボット位置状 態間を拘束する。Koide et al.[3] を参考に、Iterative Closest Point 法 (ICP)、Point-to-Plane ICP、GICP の 3つのマッチング手法によるファクタを実装した。

3.3.1 Iterative Closest Point (ICP)

通常の Iterative Closest Point アルゴリズムでは以下の式を最適化する。

$$\boldsymbol{T} \leftarrow \arg\min_{\boldsymbol{T}} \{ \Sigma_i \boldsymbol{w}_i \parallel \boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{b}_i - \boldsymbol{m}_i \parallel^2 \}$$
(1)

ここで m_i は $T \cdot b_i$ の最近傍点である。 w_i は重みであり、 現在は Tukey ロバスト関数を利用している。

条件	車輪 オドメトリ	2D-LiDAR	ビーコン+ 反射モデル	
1	1			
2	1		1	
表 1: 予備実験の条件				

3.3.2 Point-to-Plane ICP

ICP では廊下のような形状により点群が縮退する 場合正しいマッチングが困難である。Plane-to-Plane ICP は以下の式を最適化する。

$$\boldsymbol{T} \leftarrow \arg\min_{\boldsymbol{T}} \{ \boldsymbol{\Sigma}_i \boldsymbol{w}_i \parallel \boldsymbol{\eta}_i \cdot (\boldsymbol{T} \cdot \boldsymbol{b}_i - \boldsymbol{m}_i) \parallel^2 \}$$
(2)

ここでη_iは点m_iの法線ベクトルである。法線方向はそ の点の最近傍数点から計算した。

3.3.3 Generalized-ICP (GICP)

GICP[6] は点群の分布も考慮した plane-to-plane に よる ICP である。

$$T \leftarrow \arg\min_{T} \left\{ \sum_{i} d_{i}^{(T)^{T}} \left(C_{i}^{B} + T C_{i}^{A} T^{T} \right)^{-1} d_{i}^{(T)} \right\}$$
(3)
$$\mathcal{I} \subset \mathcal{C} d_{i}^{(T)} = b_{i} - T a_{i} \mathcal{C} \not {\mathfrak{B}} \not {\mathfrak{S}}_{\circ}$$

3.4 地図作成

地図作成処理では推定した過去から現在までのロボットポーズ列 $x_0, x_1, ..., x_t$ 、およびそれぞれの時刻での 2D-LiDAR による周囲形状スキャン $z_{\text{scan},1}, ..., z_{\text{scan},t}$ を入力とし、占有格子地図を作成する。これには slam_toolbox[7]を利用した。

4. 長距離廊下での予備実験

まず、長距離の廊下環境において、オドメトリと単 ービーコンによる補正のみで位置推定が可能か検証 する予備実験を行った。ワイヤレス距離センサとして、 marvelmind 社製の超音波ビーコンを利用した。

4.1 実験条件

長い廊下(九州大学ウエスト2号館9階)にて実験を 行った。廊下には単一のビーコンを壁に配置し、ロ ボットと壁のビーコンの高さは揃えた。 ロボットの 初期姿勢、ビーコンの位置は予め Factor graph におけ る Prior Factor の形で与えておく。また周囲の障害物 や壁の幾何形状は与えない。実験条件を表1に示す。こ の実験では 2D-LiDAR による補正を入れず検証した。

4.2 実験結果

結果を図3、図4に示す。オドメトリのみ(図3)から、 主に廊下の角など回転方向にて誤差が生じていること がわかる。しかし、単一ビーコンを配置した場合(図4) でもうまく補正が働いていない。

そこで、問題を明確にするため廊下のような環境に おけるビーコン配置とその働きについて 5. 節 にてシ ミュレーションにより検討を行った。



図 3: 条件1 オドメトリのみ 赤矢印の両端は同じ地点



図 4: **条件 2** オドメトリ+ ビーコン 赤矢印の両端は同じ地点, 白四角はビーコン 配置

5. シミュレーション

4. 節 では単一ビーコンとオドメトリによる廊下の SLAM について検証した。一般に、廊下環境では廊下壁 方向のスペースが狭く、ビーコンのみでは廊下壁方向 への補正が難しい。

そこで 2D-LiDAR によるファクタを採用し、ビーコ ン距離および 2D-LiDAR のスキャンマッチングを同時 に解くことによる有効性を検証する。またビーコンの 配置が与える影響を検証する。

5.1 シミュレーション設定

実環境実験にて利用した環境を模した 3D モデルを 使い、ロボットシミュレータ Gazebo を利用して、2D-LiDAR、車輪オドメトリ、ロボット位置の真値からなる データセットを構築した(図 5)。

本シミュレーションでは問題を簡単にするため、ロ ボット・ビーコン間の障害物の有無にかかわらずほぼ 正確な測定値が得られるとした。評価する位置推定 手法も簡単にし、提案手法からビーコンによるファク タは反射ノイズモデルを利用せず、ガウス分布を利用し た。また、ロボットの初期姿勢、ビーコンの位置は事前 に与えている。

実験条件を表2に示す。ホイールオドメトリは常に ファクターグラフ中に取り込んだ。2D-LiDARスキャ ンマッチングによるファクタは使用しない条件も含め て4通り、ビーコン配置は利用しない場合も含めて5通 りとした。各条件に対してノイズのシード値を10通り

車輪オドメ トリ(1 通り)	2D-LiDAR (4 通り)	ビーコン (5 通り)
✔ 常に利用	なし	なし
	ICP	1個(0,0)
	point-to-plane ICP	1個(40,0)
	GICP	2個(0,0),(40,0)
		3個 (0,0),(40,0), (40,20)

表 2: シミュレーション条件 (1×4×5=20 通り)



図 5: シミュレーション環境 (Gazebo) 白四角はビーコ ン, 赤矢印はロボットの経路

設定し、得られるビーコン距離r、オドメトリによる推 定位置 $T = (x, y, \theta)^T$ の各要素に正規分布から生成した ノイズを加えた。

5.2 結果

表3 は車輪オドメトリとビーコンのみを利用した場 合の、最終時刻での推定経路x₀, x₁,..., x_tと真値との誤 差を示す Absolute Trajectory Error(ATE)の結果であ る。ビーコンを複数利用する下2つの結果ではおおよ そ正確な推定結果が得られている。しかしながら実環 境では壁に阻まれるため、常に複数のビーコンからの 正確な距離値を得ることは難しい。

一方で単一のビーコンの利用では推定があまり改善 されなかった。これは単一のビーコンの距離のみし か得られないため、ビーコンを中心とする同心円状に 推定がずれている影響である。 特に(40,0)の設定では ビーコンによる補正により廊下の壁方向に推定がまわ り込むことで大きく誤差が生じるケース(図7)があり、 これにより推定精度が大きく悪化する。

ビーコンを(40,0)地点においた場合において LiDAR によるファクタを加えた場合の結果を示す(図6,図7)。 図6は各時刻で推定された推定位置と真値の二乗平 均平方根誤差(RMSE)を示しており、図7はホイールオ ドメトリとビーコンによる推定で一番精度が悪いシー ド値でのプロットである。図7でのオドメトリ+ビーコ ンのみの手法はビーコンの裏側に周りこむように推 定してしまっており、その後正しい位置に収束でき ていない。この場面で LiDAR によるファクタを利用し た場合、ICP は最後までたどり着いているものの、道中 の推定位置が不安定であった。GICP と plane-to-point ICP は推定初期は安定しており、ビーコンの裏側に周

ビーコン	最終時刻の
(5 通り)	推定軌跡の ATE 平均
なし(=車輪オドメトリ)	4.19
1個(0,0)	2.13
1個(40,0)	5.28
2個(0,0),(40,0)	0.16
3 個(0,0), (40,0), (40,20)	0.12

表 3: シミュレーション結果 車輪オドメトリ+ビーコン (LiDAR は使用しない)



図 6: ビーコン配置(40,0)での RSME の推移 (範囲は ±標準偏差) 赤線は車輪オドメトリとビーコンのみを 利用。灰、紫、青はそれぞれ ICP, plane-to-point ICP, GICP



図 7: 各時刻における推定位置のプロット例 車輪オド メトリとビーコンのみを利用した赤線では、推定が大 きく外れている

りこまず推定ができた。しかし左上の地点では、ビーコ ン測定により影響を受けスタックしてしまっている。 ビーコンを(40,0)地点以外においた場合でも、現時点で は LiDAR によるファクタを入れた場合は推定が安定し ておらず、パラメータ調整を含め今後の課題である。

6. まとめ

本研究では廊下のような環境でワイヤレス距離セン サ(ビーコン)を利用が位置推定・SLAM 問題に対して 有効か検証するため、先行研究に地図作成システム を構築した。また、現手法の問題を考察するため、2D-LiDAR スキャンマッチングやビーコン配置によるシ ミュレーション実験を行った。 今後はこのシミュレーション実験の結果を踏まえ、 ビーコンの適切な配置や 2D-LiDAR スキャンとの統合 を検討しながら、ワイヤレス距離センサの利用および 反射推定により廊下形状に有効な手法の実現を目指 す。

謝辞

本研究の一部は JST 科学技術イノベーション創出に 向けた大学フェローシップ創設事業 JPMJFS2132、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] 井塚智也, 倉爪亮: "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3報ロボット位置とビーコン信号反射面の同時推定-", 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会2024,1P1-N04, 2024.
- [2] T. Shan, et al.: "LIO-SAM: Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping", 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020, pp. 5135–5142. doi: 10.1109/IROS45743.2020.9341176.
- [3] K. Koide, et al.: "Tightly Coupled Range Inertial Localization on a 3D Prior Map Based on Sliding Window Factor Graph Optimization", 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024.
- [4] T. Pfeifer, P. Protzel: "Expectation-Maximization for Adaptive Mixture Models in Graph Optimization", 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, QC, Canada: IEEE, 2019, pp. 3151–3157. doi: 10.1109/ ICRA.2019.8793601.
- [5] M. Kaess, et al.: "iSAM2: Incremental smoothing and mapping with fluid relinearization and incremental variable reordering", 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011, pp. 3281–3288. doi: 10.1109/ ICRA.2011.5979641.
- [6] A. Segal, et al.: "Generalized-ICP", Robotics: Science and Systems, The MIT Press, 2009.
- [7] S. Macenski, I. Jambrecic: "SLAM Toolbox: SLAM for the dynamic world", Journal of Open Source Software, vol. 6, no. 61, p. 2783–2784, 2021, doi: 10.21105/joss.02783.