

自己位置推定におけるセンサ精度の比較と実験的考察

○幸田 健介, Desvignes Julian, Tyagi Kunal, Colin Wilson, 佐伯嘉彦, Imai Pierre (楽天技術研究所), 福嶋 章哲, 柿木 泰成, Miyagusuku Renato, 尾崎 功一 (宇都宮大学)

Comparison of Sensor accuracy of Localization and Experimental Consideration

○Kensuke Koda, Julian Desvignes, Kunal Tyagi, Wilson Colin, Yoshihiko Saeki, Pierre Imai (Rakuten Institute of Technology), Akihiro Fukushima, Yasunari Kakigi, Renato Miyagusuku, Koichi Ozaki (Utsunomiya University)

Abstract : A cost-effective approach for solving the Last-Mile delivery problem is the use of autonomous robots. For this we first need to achieve robust robot localization for most urban environments. The Tsukuba challenge is a perfect scenario for testing this, as it is an outdoor robot navigation experiment involving several urban environments. In this work, we present our preliminary results on localization accuracy obtained during preliminary rounds of this year's Tsukuba Challenge. We show localization accuracies using different sensors and algorithms, as well as comparisons among them.

1. 緒言

近年, E コマースの利用は増加の一途を辿っており, それが引き起こす物流業界の諸問題(再配達問題, 人手不足など)の早期解決が望まれている. 超高齢少子社会を迎えた日本にとっては, ロボットの実社会への活用はますます重要になってきており, E コマースを手がける我々にとって物流の問題を解決することは大変意義深い.

楽天技術研究所と宇都宮大学尾崎研究室では, ラストワンマイル区間と呼ばれる, 最寄りの配送所から注文者宅までの区間の配達の人手不足解消の手段として自律移動ロボットの活用を目指し共同研究開発を行なっている. つくばチャレンジは自律移動ロボットのコンテストであり, そのコースは屋外の実環境である. ラストワンマイルの区間も屋外であることからつくばチャレンジで得られる知見はラストワンマイルでロボットが直面する様々な課題に適用できる可能性が高い.

ロボットの自律走行に関しては地図の作成, 自己位置推定, 経路計画, また障害物検知とその回避など様々な機能が求められる. これらの機能はセンサを通して行われるため, センサごとに得られる情報とその精度を把握しておくことは重要である. ロボットに実装すべき機能の中でもラストワンマイルを担うロボットにとっては自己位置推定は肝である. というのも, 正確な地図を持っていたとしても自己位置推定ができなければ経路計画は意味を成さず, 目的地に到達することができないからである. さて, 自己位置推定のためにロボットに用いられるセンサには様々なものがあり, それぞれに特徴を持っている. 3D, 2D LiDARといったレーザレンジファインダから GPS といった日常的に我々が使用するものまでである上, 価格帯も幅広い.

実環境を対象とした際に, 一つのセンサで全ての環境に対応できることは素晴らしいかもしれないが現時点でそのようなものは見当たらず, 仮に存在したとしても高価である可能性が高く実用的でない. 現時点では, 各種センサは環境により得手不得手があると考えるのが自然である. そこで本研究では, つくばチャレンジにおける課題達成に求められる環境を対象に, センサ毎に得られたデータを用いて作成された地図とロボットの自己位置推定の精度, 確度を明らかにするとともに, 自律移動ロボットの社会への普及を考えた際に問題となるであろう, それらセンサの費用対効果について考察する.

2. 地図作成と自己位置推定法

この節では本研究で使用するセンサと地図作成, 自己位置推定手法を概観する.

2.1 地図作成と自己位置推定に使用するセンサ

GPS

GPS は GNSS の一種で, 位置情報を知る際に一般に広く利用されているセンサである. 屋外のような衛星が観測できる場所では精度が高いが, 屋内など衛星からの電波が届きにくい場所では精度が落ちるといった特徴がある.

3D LiDAR

LiDAR は自動運転技術などでもよく利用される, レーザ光線を利用し物体との距離を測定

するセンサである。測距の精度は高いが一般に高価であるといった特徴がある。

2D LiDAR

先述した 3D LiDAR の二次元版である。次元が小さい分、価格も 3D LiDAR よりも安くなる。

Wi-Fi

インターネットの普及に伴い、今は多くの街で Wi-Fi が飛び交っている。つくばチャレンジの走行エリア近辺も Wi-Fi のデータが多数飛び交っているため Wi-Fi のデータを用いた自己位置推定を試みる。

2.2 地図作成と自己位置推定のアルゴリズム

2.2.1 FastSLAM

FastSLAM はパーティクルフィルタを使用したオンライン SLAM アルゴリズムである [1]。その仕組みは、自己位置推定の際、動作モデルに従ってパーティクルをばら撒き、それぞれのパーティクルに対し、観測と作成途中の地図に基づいて尤度計算をし、各パーティクルの重みを更新し、重みが最大となるパーティクルの状態値と地図をその時点の推定値とする方法である。本研究ではこれを実装している gmapping[2] を利用し、地図作成を試みる。

2.2.2 GraphSLAM

FastSLAM に代わるアルゴリズムとして GraphSLAM が存在する [3]。オンライン SLAM である FastSLAM に対して GraphSLAM はオフライン SLAM である。GraphSLAM はグラフを用いた全体最適化を目指すアルゴリズムであり完全 SLAM 問題を解決する。GraphSLAM を実装している Cartographer[4] を利用し、地図作成と自己位置推定を試みる。

2.2.3 モンテカルロ自己位置推定法

レーザーレンジファインダを使用した自己位置推定法にモンテカルロ自己位置推定法がある [5]。モンテカルロ自己位置推定法はパーティクルフィルタを活用したもので計算コストが高い欠点があるもののノイズに強く実装が簡単であるという特徴がある。2D LiDAR のデータに対し、これに KLD サンプリングを適用した適応モンテカルロ自己位置推定法¹を試みる。

2.2.4 Wi-Fi による自己位置推定法

Wi-Fi による自己位置推定の手法も提案されている [6]。信号伝播に関する物理モデルとデータ学習モデルを統合するフレームワークを考案し、Wi-Fi 信号を用いた自己位置推定に適用することでモンテカルロ自己位置推定法より高い精度の自己位置推定が可能となる。Wi-Fi のデータに対し、本手法による自己位置推定を試みる。

3. 実験

3.1 使用するロボット、OS、センサについて

3.1.1 名前と由来

ロボットの名前は MATANE である。読み方は「またね」と読む。日頃、グローバルな環境で働く我々にとって長きにわたり手厚い支持を受けるとともに頻繁に使用される日本語がこれであった。大いなる示唆に富んだこの言葉に我々は日々感銘を受けている。

3.1.2 仕様

実際に実験に使用したロボットを図 1 に示す。

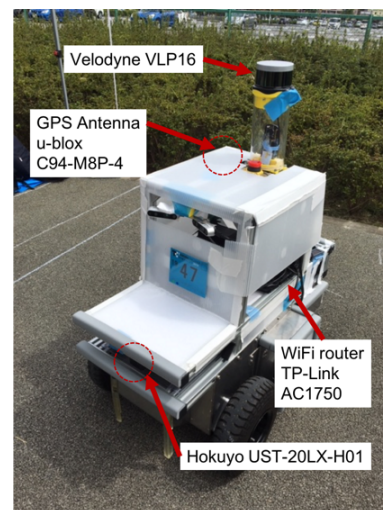


Fig. 1: MATANE (Full length:0.9m, Full Width:0.6m, Height:1.06m, Weight:96kg)

メインプロセッサは Jetson Xavier, OS は Nvidia Jetpack, ソフトウェアは ROS を使用する。

実験で使用するセンサは、IMU², ホイールエンコーダ³,

¹<http://wiki.ros.org/amcl>

²RSX-UM7, <https://redshiftlabs.com.au/product/um7-orientation-sensor/>

³DACS-2500KD-SCNT-ISO,<https://www.dacs-giken.co.jp/d2500KDCNT.html>

3次元 LiDAR⁴, 2D LiDAR⁵, GPS⁶, Wi-Fi Router⁷ の 6 つである。

3.2 実験システム

3.2.1 実験環境

本研究における実験環境は、つくばチャレンジ 2019 における確認走行区間とする。図 2 に確認走行区間を示す⁸。

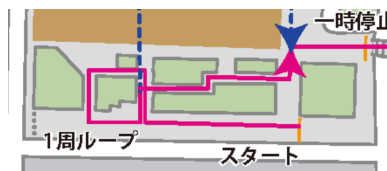


Fig. 2: Check Running Area

実験は 9/14(土), つくばチャレンジ第二回実験走行日に実施した。データ記録時の天気は晴れであった。

3.2.2 実験手順

実験手順を以下に示す。

- 1 確認走行区間のスタート位置にロボットを合わせる
- 2 各種センサを ROS 越しに起動する
- 3 リモートコントローラにてロボットを操作し、センサデータを rosbag ファイルに保存する
- 4 データ取得後、rosbag ファイルをもとに、それぞれのプログラムにて地図作成、自己位置推定を実施し結果を確認する。

なお、本来、確認走行区間の終了は指定された一時停止線で終わるが、ループ閉じ込みをするために一時停止線ではなくスタート位置へ戻るルートとした。

4. 結果と考察

取得したデータをもとに各々生成された地図と自己位置推定の結果を図 3 に示す。

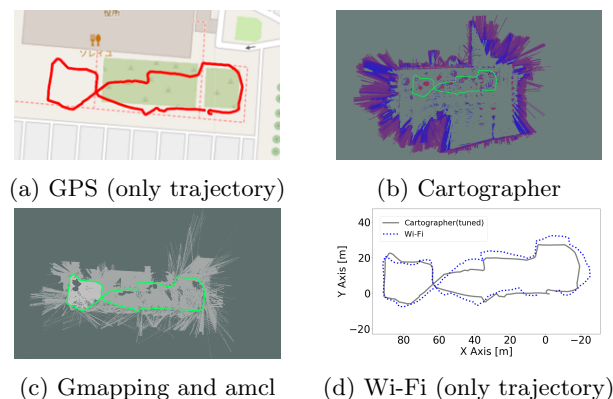


Fig. 3: Map and Trajectory

4.1 GPS を用いた自己位置推定

GPS における自己位置推定の結果を図 3a に示す。GPS は一般に誤差が数 m に及ぶが、実験結果からは実際に辿ったコースから極端に逸脱したような軌跡は見られなかった。確認走行区間は市庁舎が近くにあるものの、それを除けば遮蔽物がいないために、良い精度の結果が得られたかもしれない。ただ、左側の軌跡に関しては芝生や植え込みの情報が地図上に描かれていないため、細部を確認する必要がある。軌跡についての議論は他と併せて後述する。

4.2 3D LiDAR を用いた GraphSLAM と自己位置推定

Cartographer を使用した GraphSLAM による地図作成と自己位置推定の結果は図 3b のようになった。作成された地図を見ると市庁舎の壁は正確に表されているが、確認走行区間内にある芝生や植え込みは所々は表されているものの、LiDAR の設置した高さの関係もあり、大部分は表されていない。自己位置推定の結果は GPS 同様の軌跡が得られた。ただし図 3b における軌跡は見やすいようにペイントで太く塗ったものであり、詳細な軌跡は図 4 の “Cartographer(tuned)” である。自己位置推定が上手くいった理由は、Cartographer で作成した地図は二次元であるが、スキャンマッチングを 3 次元で実施しているためと予想している。

また、Cartographer では様々なパラメータが存在するが、それらのチューニングによる効果についても述べておく。チューニング前の自己位置推定の結果を図 4 の “Cartographer(default)” に記載する。データの記録開始時点と終了時点の部分に着目すると、パラメータチューニング後の方 (“Cartographer(tuned)”) がデフォルト (“Cartographer(default)”) に比べてスタート位置と終了位置の差が小さくなっており、データはないものの、実際にデータ取

⁴VLP16, <https://velodynelidar.com/>

⁵UST-20LX-H01, <https://www.hokuyo-aut.co.jp>

⁶C94-M8P-4, <https://www.u-blox.com/ja/product/c94-m8p>

⁷AC1750, <https://www.tp-link.com/jp/home-networking/wifi-router/archer-c7/>

⁸<https://tsukubachallenge.jp/2019/regulation/task>

得時に辿った軌跡と近い．このように，自己位置推定の精度を上げるためにはパラメータチューニングが有効であることが示唆された．

4.3 2D LiDAR を用いた FastSLAM と適応モンテカルロ自己位置推定法

gmapping を用いた FastSLAM による地図作成と適応モンテカルロ自己位置推定法 (amcl) による自己位置推定の結果を図 3c に示す．作成された地図の範囲は Cartographer に比べて狭く，下部に着目すると道路沿いまでではあるものの，確認走行区間は概ね表されている．2D LiDAR の設置箇所はロボット前部であったため，芝生や植え込みを 3D LiDAR に比べて検出しやすい位置であり，参加者などノイズも多くあったはずだが，地図を見る限りそれらの影響は微小であった．自己位置推定の結果は先述した 2 つと同様の軌跡が得られた．ただし図 3c における軌跡は見やすいようにペイントで太く塗ったものであり，詳細な軌跡は図 4 の “amcl” である．図 3c から，ランドマークはかなり少ない地図であるが自己位置推定が上手くいったということは 2D LiDAR によるスキャンマッチングが安定していたことを意味しているのではなかろうか．ランドマークは少ないものの設置箇所を低くしているため，少ない中でそれらの検出を行えたかと予想している．

4.4 Wi-Fi による自己位置推定法

Wi-Fi における自己位置推定⁹の結果は図 3d のようになり，先述の 3 つと同様の軌跡が得られた．平均精度は Cartographer のパラメータチューニング時の軌跡と比較した結果 3m であった．

4.5 軌跡の比較

GPS, GraphSLAM, FastSLAM, Wi-Fi の 4 つに関し，いずれも似通った軌跡が得られたため，より細部を比較するために各軌跡を重ね合わせた．図 4 がその結果である．GPS は平面直角座標に変換し，GPS, amcl は開始点が原点になるようにデータを修正した．その後，軌跡の角度を揃えるために，GPS は反時計回りに 5 度，amcl とオドメトリに関しては反時計回りに 60 度回転させた．

参考までにオドメトリによる自己位置推定の結果も載せている．オドメトリによる自己位置推定はデッドレコニングとして知られ誤差が累積するため精度が悪いことが知られており，図 4 からそれが見て取れる．軌跡が右ではなく，左に傾いているのも想定通りである．というのも，実

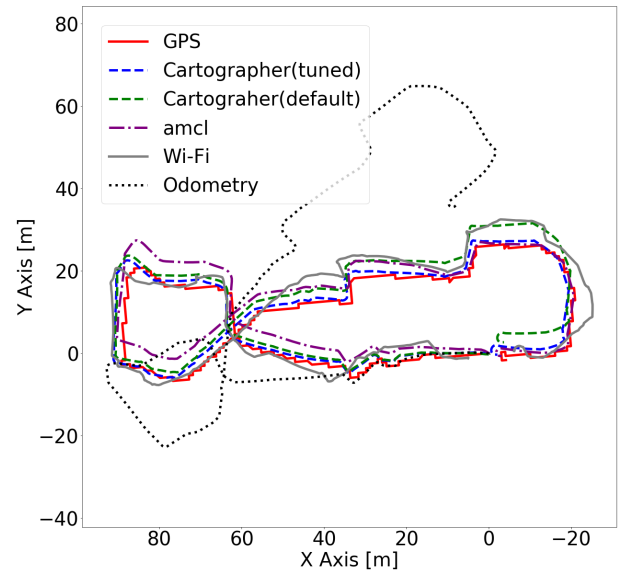


Fig. 4: Trajectories

験準備段階でロボットを直進させた際，ホイールエンコーダが出力する左の車輪の回転角度が右よりも大きいため，オドメトリの値では左に曲がった軌跡を描くといった問題があった．それに対処するべく，プログラムでオドメトリの値を補正していたが，累積誤差により左へ傾いていったと考えられるからである．

さて，図 4 を見ると，オドメトリは除外したとしてもその他の軌跡もそれぞれ厳密には異なっていることが分かる．データ記録時に実際に辿った軌跡が不明であることからどの軌跡がもっとも真値に近いかは分からないものの，各軌跡を見比べると概ね 5m 以内に収まっているように見える．

4.6 費用対効果

自律移動ロボットに用いるセンサは，LiDAR に代表されるように高価なものもある．実社会における自律移動ロボットの普及を考慮すれば，センサの価格と精度を検討するのは有益であろう．今回調査したセンサについての結果を表 1 に記す．

Table 1: Sensor price and localization result

Sensor	Map	Loc	Cost	Perf-Cost
GPS	No	high	low avg	high
3D LRF	Yes	high	high	low
2D LRF	Yes	high avg	avg	high
Wi-Fi	No	avg	low	avg

今回の結果では費用対効果が高いのは GPS と 2D LiDAR であり，その次に Wi-Fi が続いた．地図作成の機能を備えている点を踏まえると総合的には 2D LiDAR が良

⁹<https://github.com/RMiyagusuku/ros-wifi-localization>

い。3D LiDAR は地図作成の範囲が広く、また自己位置推定の精度も高かったが値段が高価のため、費用対効果はそこまで高くない。今回は検討事項に入れなかったが、地図作成に用いるアルゴリズムと作成される地図の再現性も入れた方が良いかもしれない。というのも、データ解析の中で複数回、地図作成を実施した際、Cartographer では毎回安定して同じような地図と自己位置推定の軌跡が得られたものの、gmapping による地図作成は安定せず、時々かなり破綻した地図が作成されることがあったからである。再現性が低いと所望の地図を得るのに複数回試行が必要になり、それに要する時間は費用対効果に影響する要素となるであろう。

5. 結言、今後の課題

近年の E コマースの利用増に伴う物流業界で起きている人手不足は深刻である。超高齢少子社会を迎えたことから、ロボットの実社会への活用は望まれている。ラストワンマイルと呼ばれる配送所から注文者宅までの距離へのロボットの活用を目指して楽天技術研究所と宇都宮大学では自律移動ロボットの共同研究開発を行なっている。ロボットが実社会に広く普及するためには開発にあたり最大性能だけでなくコストとのバランスを考える必要があるため各センサとそれらにより得られる精度を明らかにすることは重要である。本研究では、つくばチャレンジ 2019 における、確認走行区間における各種センサの自己位置推定の精度を比較した。3D/2D LiDAR, GPS, Wi-Fi を比較した結果、GPS と 2D LiDAR の費用対効果が高かった。

最後に今後の課題について述べる。本研究では時間的制約もあり GPS, LiDAR, Wi-Fi を調査したが、身近なセンサとしてカメラによる Visual SLAM も試みる予定である。また、センサの精度を比較する上でそれぞれ複数回の計測の実施も必要である。測定対象とする環境も、確認走行区間だけでなく、公園内や道路沿い、林道、駅など、様々な環境に対して実施をする予定であり、それにより、環境ごとにセンサの得手不得手を明らかにしていく。さらに、精度を比較するためには実際にデータ取得時に辿った軌跡のトラッキングが必要であり、これは RTK-GPS を利用し、それを真値と仮定するのが良いかもしれない。その他、費用対効果の面では、値段と得られる精度のみならず、地図作成、自己位置推定の再現性、さらにはシステムのリソース消費の状況も確認していきたい。その先に、環境毎に最適といえるセンサを採用したロバストな自律走行能力を備えた、実社会へ適用可能なロボットを実現できると考えている。

謝辞

ロボットの運搬をはじめ各種多大なるサポートをいただいた宇都宮大学尾崎研究室の皆様には厚く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] Montemerlo, Michael and Thrun, Sebastian and Koller, Daphne and Wegbreit, Ben: "FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem", Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence, pp.593-598(2002)
- [2] G. Grisetti, C. Stachniss and W. Burgard: "Improving Grid-based SLAM with Rao-Blackwellized Particle Filters by Adaptive Proposals and Selective Resampling," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 2432-2437(2005)
- [3] S. Thrun and M. Montemerlo: "The GraphSLAM algorithm with applications to large-scale mapping of urban structures", International Journal of Robotics Research, Vol.25, No.5-6, pp. 403-429 (2006)
- [4] W. Hess, D. Kohler, H. Rapp, and D. Andor: "Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM", IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1271-1278(2016)
- [5] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard and S. Thrun: "Monte Carlo localization for mobile robots", In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1322-1328 (1999)
- [6] Renato Miyagusuku, Atsushi Yamashita and Hajime Asama: "Precise and accurate wireless signal strength mappings using Gaussian processes and path loss models", Robotics and Autonomous Systems, Vol. 103, pp. 134-150(2018)