

各点の信頼度を考慮した3次元点群地図のリアルタイム更新

○押久保 雄平（中央大学） Pathak Sarthak（中央大学）
池 勇勲（JAIST） 梅田 和昇（中央大学）

自律走行において事前に作成した環境地図を利用することが多い。しかし、環境地図は時間が経つと実際の走行環境との間に差異が生まれ、自律移動に悪影響を与える。また、環境変化の度に環境地図を作り直すことはコストが大きい。すなわち、簡易的かつ高頻度に環境地図を更新することが必要である。本研究では3D LiDARによる自己位置推定結果から環境地図の一種である点群地図をリアルタイムに更新する枠組みを提案する。

1. 序論

近年、ロボットの自律移動や車の自動運転に関する研究が盛んにおこなわれている。一般に自律走行においては事前に作成した環境地図が用いられることが多く、新たに取得したセンサ情報と照らし合わせることで自己位置推定を行う。四脚ロボットなどでは6自由度の姿勢推定が必要であることから環境地図の中でも3次元点群地図の需要が高まっている。しかし、長期的な運用において周囲の環境の変化は必然であることから、環境地図と実環境に大きな差異が生じてしまうと自己位置推定精度の悪化や破綻の恐れがある。自己位置推定の破綻を防ぐために、環境地図の変化を予測する研究 [1] や永続的な特徴点を自己位置推定に利用する研究 [2] が存在するが、長期的な運用で発生する大規模な変化に対しては対応できないと考えられる。また、変化が起こる度に一から環境地図を作成することはコストが大きい。よって、ロボットに自律移動機能を長期的に持たせるには定期的に環境地図を更新することが求められる。これまでロボットに搭載したセンサを用いて環境地図を更新する研究は2次元 [3, 4, 5], 3次元 [6, 7] とともに数多くなされてきた。[6] は、異なる時刻において同じ場所で取得した2つのセンサ情報から Multi-Session SLAM を用いて環境地図を構築する手法であり、環境の変化を検出できることが示された。しかし、過去に取得したセンサ情報と統合して処理する必要があるため、3次元点群地図を利用した自己位置推定手法 [8, 9] に適用することは難しい。[7] は、3次元空間において環境地図と環境の変化を検出した際、その変化をポーズグラフに融合し、3次元点群地図に反映することができる自己位置推定手法である。しかし、ポーズグラフの変更によって更新を行うため、詳細な変化を反映させることが難しく、オクルージョンによって環境地図の更新結果に欠損領域が発生する恐れがある。

3次元点群地図を逐次的に更新する需要は自律走行における利用法以外にも高まっている。例えば、デジタルツインへの利用のためのスマートフォンに搭載された LiDAR を活用した人手による部分的な点群地図の更新の取り組み事例 [10] や道路維持管理のための3次元点群管理に関する研究 [11] が存在する。すなわち、低コストかつ高頻度に3次元点群地図を更新する枠組みが求められていることが分かる。

本研究では各点の信頼度を考慮することによって動的環境においてリアルタイムに3次元点群地図を更新し、自己位置推定に利用する枠組みを提案する。ここで信頼度とは各点がそれぞれ存在するかどうかの指標

を表しており、更新とは点の追加と削除を行い、3次元点群地図を最新状態に反映することである。3次元点群地図における各点の信頼度を考慮することでノイズやオクルージョンに頑健かつ微小な領域でのマップ点群の更新が可能となる。また、提案手法によって、過去に構築した3次元点群地図が詳細に更新可能かどうかを確認し、手法の有用性を検証する。加えて、リアルタイムに3次元点群地図の更新を行うことが自己位置推定結果に寄与するかどうかを検証する。

2. 手法概要

提案手法の概要を図1に示す。以降、自己位置推定に利用する3次元点群地図をマップ点群、LiDARから取得する1フレームの点群をセンサ点群とする。本手法は自己位置推定とマップ点群の更新のセクションに分類することができる。3D LiDARを用いたNDTスキューンマッチングによる自己位置推定手法 [12] を利用し、推定が正しく行われることを前提にマップ点群の更新手法について論じる。マップ点群の更新における入力にはセンサ点群、マップ点群、ロボットの位置および姿勢であり、出力は更新されたマップ点群である。マップ点群の更新はセンサ点群の入力が行われるたびに動作するフロントエンド側の処理と必要に応じて動作するバックエンド側の処理により行われる。点群の初期化は最初のみ行われる。フロントエンド側にはセンサ点群の動的点除去、新規点群の追加、マップ点群の各点の信頼度計算の3つの段階が存在し、バックエンド側では各点の信頼度を用いてマップ点群の更新を定期的に行う。

3. 3次元点群地図の更新

3.1 点群地図の初期化

マップ点群 P の点数が N 個であり、信頼度 c_i を持つ一点が p_i である場合、次式で表せる。

$$P = \{p_i \mid p_i = (x_i, y_i, z_i, c_i) \in \mathbb{R}^3, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

ただし、 $0 \leq c_i \leq 255$ であり、初期値として c_{init} 、更新を決めるためのしきい値として c_{th} を追加する。また、 $c_{\text{th}} < c_{\text{init}}$ と設定する必要があることに注意する。

3.2 センサ点群における動的点の除去

本節では、センサ点群において動的点を除去する処理について説明する。ロボットが日常生活で活動する際、人などの動物体が周囲に存在することが考えられる。一般に、動物体は自己位置推定に利用することが難

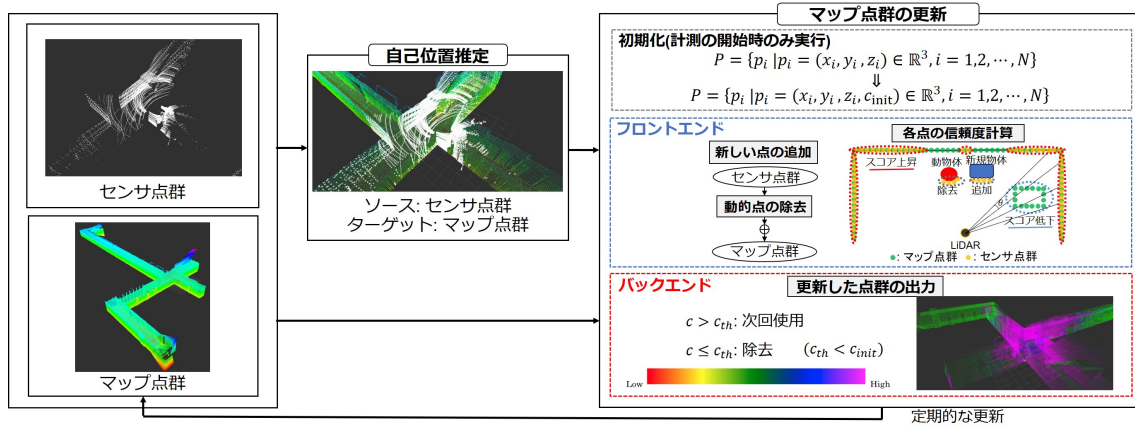
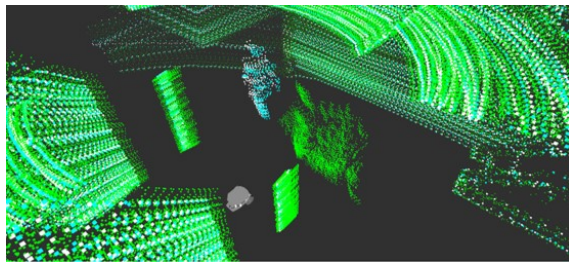
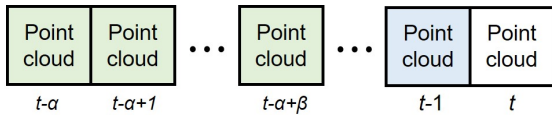


図1 3D LiDAR による自己位置推定と点群地図更新

しいことから構築する点群地図から除去する必要がある。本研究では、差分処理法を用いることで動的点の削除を行う。ここでの課題として、センサから得られる1フレームの点群数は地上型レーザースキャナと比べると疎であることやマップ座標系におけるセンサ点群の変化が前後のフレームを比較した場合、わずかであり差分検出が難しいことが挙がる。よって、図2に示すように過去の α 前のフレームから現在のフレーム t までの点群を随時保存し、 α 前のフレームを基準に $\beta+1$ 個のフレーム分累積した緑色の点群を白色で示した現フレームの点群との差分検出に利用した。青色は現フレームから1フレーム前の点群であり、白色の現フレームの点群と比べてほとんど変化していないことが分かる。差分検出においてはPoint Cloud Library(PCL)のOctreeを用いている。ここで重複がなかったセンサ点群は動的点として除去される。重複した領域のセンサ点群はマップ点群に追加する候補として次節で扱う。



(a) センサ点群のバッファの可視化結果



(b) センサ点群のバッファ

図2 センサ点群の差分検出

3.3 取得したセンサ点群の追加

本節では、地図点群に対して新規に出現した点群を追加する処理について説明する。前節で求めたマップ点群に新たに追加するセンサ点群の候補において、マップ点群側に既に存在する点は追加する必要が無い。よっ

て、マップ点群と動的点を除去したセンサ点群を比較することによって重複している箇所とその点を求める。マップ点群と重複していなければ新しく出現した点として追加を行う。

3.4 点群地図の信頼度計算

3.4.1 各点の信頼度上昇

マップ点群を更新する際、変化していない点は残す必要がある。本節ではマップ点群における変化していないと判断した点の信頼度を上昇させる方法について述べる。自己位置推定結果が正しい場合に、マップ点群とセンサ点群で同じ領域を計測すれば、変化していない点だと判断できる。これを利用して先ほどと同様にOctreeを用いてマップ点群とセンサ点群の比較を行い、重複しているマップ点群の各点の信頼度を δ_{pos} 上昇させる。

3.4.2 各点の信頼度低下

マップ点群を更新する際、消えた点は除去する必要がある。本節ではマップ点群において消えていると判断した点の信頼度を低下させる方法について述べる。一般に占有格子地図上でレイキャスティングを用いて消えた点を判断する手法も存在するが、計算コストが大きい。そこで本研究では図3に示すようにセンサにおける球面座標系の任意の角度ごとに原点からの距離の比較を行い、消えた点を判断する。

具体的にはOctomapとレイキャスティングを用いた手法[13, 14]と類似しており、著者はセンサの球面座標系における任意の角度ごとに比較を行うことで、点群地図において消えた領域を高速に判断することを可能とした。LiDARの計測原理に基づく図3(a)に示すようにマップ点群において新しく計測した際に消えている領域があったとき、センサ点群は原点から見て奥側で計測されることになる。これを利用し、球面座標系の各角度ごとにマップ点群とセンサ点群の距離の比較を行うことでオクルージョンによる誤った判断を防ぐことが可能になる。

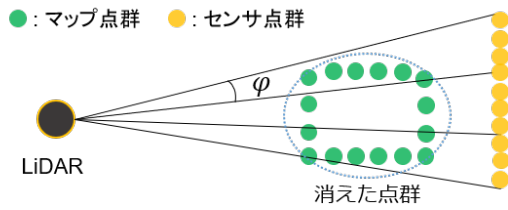
具体的な処理の手順は以下の通りである。まず、センサ点群とマップ点群の一部をそれぞれセンサ座標系に変換する。次に、事前に決めた任意の仰角 $\Delta\theta$ と方位角 $\Delta\phi$ ごとに点群を格納する。その後、図3(b)に示す

ように各領域の点群ごとにセンサからの平均距離 r_{map} , r_{sensor} を求め、マップ点群の消えた点を判断する。消えたと判断した点は信頼度を低下させ、しきい値を下回った場合はマップ点群から取り除く。

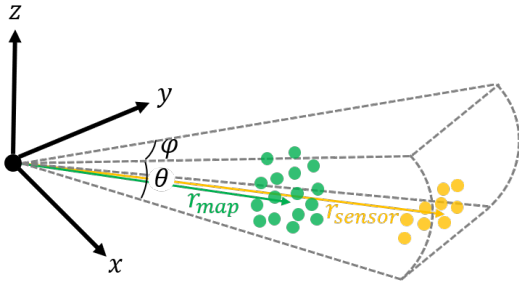
しかし、距離が大きくなるほど3次元空間上における各軸方向の分解能は低下するため、遠距離で本手法を適用することは難しい。そのため、距離に応じて信頼度を低下させる量 $\hat{\delta}_{\text{neg}}$ を次式で変化させる。

$$\hat{\delta}_{\text{neg}} = \delta_{\text{neg}} \times e^{-\epsilon \cdot r_{\text{map}}} \quad (2)$$

ただし、 ϵ は減衰定数である。以上により、各角度内におけるセンサ座標系でのマップ点群の平均距離 r_{map} が大きくなるにつれ、信頼度を低下させる量が小さくなることがわかる。反対に r_{map} が小さく、センサとマップ点群までの距離が近いとき $\hat{\delta}_{\text{neg}}$ は δ_{neg} に近づく。



(a) 俯瞰図



(b) 球面座標系における比較

図3 地図点群とセンサ点群の比較

3.5 更新した点群の出力

本節では、自己位置推定に利用するため点群地図の更新を各点の信頼度 c を用いて行う。すなわち、しきい値 c_{th} より高い点は残し、以下の値であるときは除去する。3.1節で述べたように c_{th} を c_{init} より小さい値に設定することで、計測を行わなかった領域に対して元の点群地図の情報を残すことができる。また、点群地図の更新を行うタイミングは必要に応じて変更することが可能であり、本研究では信頼度計算が10回行われるごとに自己位置推定に利用するマップ点群の更新を行う。

4. 実験

4.1 実験概要

提案手法の有効性を検証するため、図4に示すように点群地図作成時とは異なる環境においてマップ点群の更新を行った。マップ点群は事前にFARO社製 FocusM

70によって作成し、人の往来があり複数の物体が追加された環境においてロボットを走行させた。水色の軌跡は推定されたロボットの移動経路である。まず、新しい物体が出現した際には動的点以外の点を追加し、物体が消失した際は除去することができているのかを定性的に評価した。また、NDT スキャンマッチングから出力される変換確率 (Transform Probability) を用いることで提案手法が自己位置推定の確からしさの向上に寄与するのか定量的に評価した。本研究では、図5に示すように、ロボットとしてヴィストン株式会社のメガローバー Ver.3.0を用い、制御はロボットに搭載したGPU付きノートパソコンで著者が行った。また、LiDARにはLivox社製 Mid-360を使用した。

本実験での提案手法におけるパラメータはそれぞれ $c_{\text{init}}=100$, $c_{\text{th}}=65$, $\alpha=30$, $\beta=10$, $\delta_{\text{pos}}=20$, $\delta_{\text{neg}}=10$, $\Delta\theta=\Delta\phi=2^\circ$, $\epsilon=1$ とした。また、センサ点群はそのまま利用し、ND ボクセルの大きさは0.2mに設定した。



図4 実験環境

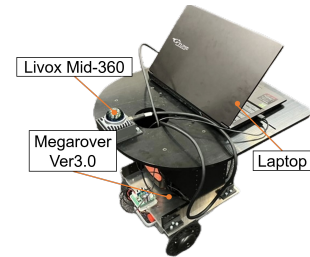


図5 実験器具

4.2 実験結果

図6は3次元点群の更新結果である。赤枠で囲んだ領域(図4における段ボールとゴミ箱)が追加された点群であり、青枠で囲んだ領域(更新前に存在した物体)が除去した点群である。結果から、増えた物体の追加と消えた物体の除去が行えていることが分かる。

図7は各手法におけるロボットの走行中の変換確率を表している。提案手法においては走行を開始してから数秒後に変換確率が上がっていることが分かる。また、変換確率の平均値は従来手法と比べて提案手法が1.52倍であった。よって、リアルタイムに点群地図を更新することによって推定の確からしさが向上したことが分かる。

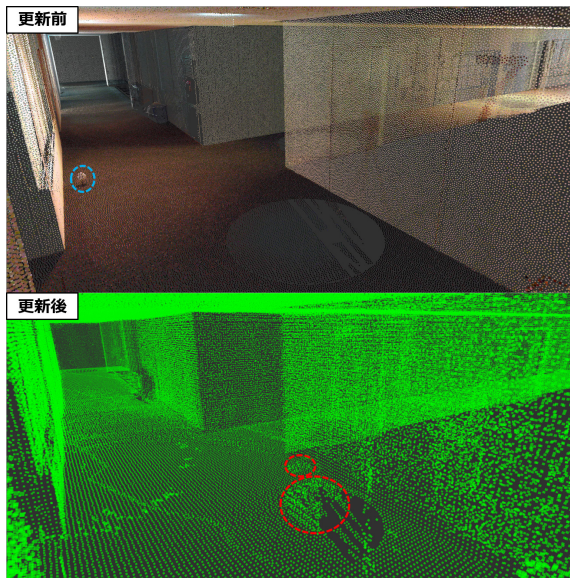


図6 点群地図の更新結果

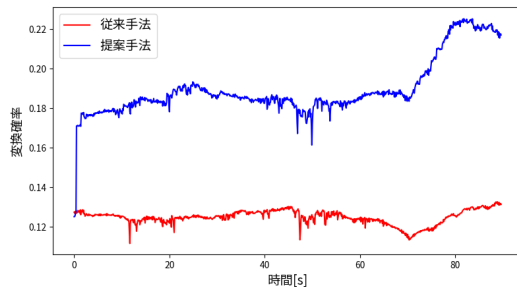


図7 変換確率の時間方向の変化

5. 結論

本稿ではロボットに搭載した3D LiDARを用いてリアルタイムに3次元点群地図を更新する枠組みを提案し、検証を行った。具体的にはマップ点群における各点の信頼度を考慮することで、適切に地図更新を可能にすることを図った。追加においては差分処理から動的点を除去したものを加え、除去においてはセンサにおける球面座標系から任意の角度ごとにセンサ点群とマップ点群の比較を行うことで判断した。提案手法によって地図更新がリアルタイムに正しく行われ、自己位置推定の確からしさの向上に寄与することが分かった。

今後は自己位置推定精度を評価指標に入れて様々な場所で検証を進めるとともに、信頼度計算を工夫することを考えている。

参考文献

- [1] Tomáš Krajník, Jaime P. Fentanes, João M. Santos, and Tom Duckett: “FreMEN: Frequency Map Enhancement for Long-Term Mobile Robot Autonomy in Changing Environments”, in *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 33, No. 4, pp. 964-977, 2017.
- [2] Stefan Luthardt, Volker Willert, and Jürgen Adamy: “LLama-SLAM: Learning High-Quality Visual Landmarks for Long-Term Mapping and Localization”, *21st International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 2645-2652, 2018.
- [3] 友納 正裕: “ロボットの長期活動のための地図結合”, 日本ロボット学会誌, Vol. 37, No. 9, pp. 864-872, 2019.
- [4] Min Zhao, Xin Guo, Le Song, Baoxing Qin, Xuesong Shi, Gim Hee Lee, and Guanghui Sun: “A General Framework for Lifelong Localization and Mapping in Changing Environment”, *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3305-3312, 2021.
- [5] Georgios Tsamis, Ioannis Kostavelis, Dimitrios Giakoumis, and Dimitrios Tzovaras: “Towards Life-long Mapping of Dynamic Environments Using Temporal Persistence Modeling”, *International Conference on Pattern Recognition*, pp. 10480-10485, 2020.
- [6] Giseop Kim and Ayoung Kim: “LT-mapper: A Modular Framework for LiDAR-based Lifelong Mapping”, *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 7995-8002, 2022.
- [7] Bin Peng, Hongle Xie, and Weidong Chen: “ROLL: Long-Term Robust LiDAR-based Localization With Temporary Mapping in Changing Environments”, *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2841-2847, 2022.
- [8] <https://github.com/autowarefoundation/autoware>
- [9] Naoki Akai: “Efficient Solution to 3D-LiDAR-based Monte Carlo Localization with Fusion of Measurement Model Optimization via Importance Sampling”, *arXiv*, 2023. <https://arxiv.org/abs/2303.00216>
- [10] “Tokyo Digital Twin Project Demonstration 03 People Participation in Digital Twin Updates Report”, https://info.tokyo-digitaltwin.metro.tokyo.lg.jp/docs/en/demonstration_03_report.pdf
- [11] 窪田 諭, 並川 佳愛, 安室 喜弘: “地上型レーザスキャナとカメラを用いた道路構造物の3次元点群データの更新手法”, 舗装工学論文集第26巻, 77巻2号, pp. L93-L101, 2021.
- [12] https://github.com/AbangLZU/ndt_localizer
- [13] Daniel Girardeau-Montaut, Michel Rouxa, Raphaël Marc, and Guillaume Thibault: “Change Detection on Points Cloud Data Acquired with a Ground Laser Scanner”, *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. 36, 2005.
- [14] Lorenz Wellhausen, Renaud Dubé, Abel Gawel, Roland Siegwart, and Cesar Cadena: “Reliable Real-time Change Detection and Mapping for 3D LiDARs”, *IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics*, pp. 81-87, 2017.