

LiDAR の反射強度及び近赤外線情報を考慮したスキャンマッチングによる SLAM

Scan-matching SLAM with LiDAR Intensity and Near-infrared Data

精密工学専攻 15号 片岡良介

Ryosuke Kataoka

1. 序論

2011年の東日本大震災で被災した福島第一原子力発電所のロボットを用いた廃炉活動では、原発建屋内におけるロボットシステムの事故や故障が多発した。これは建屋内の状況把握や情報収集が不十分であったことが原因と考えられ、活動地域の状況を把握するためのシステム開発が重要である。

環境地図の生成は、状況把握のための最も重要な手法の一つである。環境地図生成手法として SLAM (simultaneous localization and mapping) というアプローチが広く研究されている。基本的な SLAM では、環境の形状情報のみを考慮することで地図が生成される。ここで、被災した原子炉建屋内には、事故で流出した水や爆発による熱源、放射線などの特徴的な物理量が分散していることが予想される。そのため、本手法ではそれらの形状以外の情報を点群位置合わせの特徴量として用いることで、生成される地図の精度向上を目指す。

SLAM の中でも、レーザースキャンマッチングを用いた手法の研究が盛んである。スキャンマッチングの代表例として ICP (iterative closest point) ⁽¹⁾ が挙げられる。ICP は、大まかな位置関係が既知の点群同士を精密に位置合わせする、局所的スキャンマッチングに分類される。ここで、大まかな位置関係は、移動ロボットのエンコーダから得られる変位から与えられることが多い。ICP は拡張性が高く、目的に応じた拡張手法が多数存在する^{(2)~(4)}。環境の物理的な特徴を利用した SLAM の研究の例として、Hara らは、LiDAR のレーザの反射強度が物体の反射特性に依存することを利用して局所的スキャンマッチングの精度を向上させた⁽⁴⁾。しかし、上記で挙げた、水や爆発による熱源、放射線などの特徴量は、LiDAR からの情報のみでは活用できない。著者の従来研究において、原発内部で見られる環境特徴量を SLAM において考慮することで、地図の精度を向上させた⁽⁵⁾⁽⁶⁾。しかしながら、環境特徴量と形状情報を同時に計測することが困難であったため、環境特徴量の値は仮想的に与えるに止まっていた。

被災した原子炉建屋内の探索にて用いられる移動ロボットの多くは、階段や瓦礫のある環境に対応するため、クローラを搭載している。しかしながら、クローラのエンコーダから得られる変位は誤差が大きく、局所的スキャンマッチングを用いる際の大まかな位置関係を与えるには不適である。そのため、本研究では、局所的スキャンマッチングの際の初期位置を大域的スキャンマッチングによって与えることで、点群位置合わせの結果を向上する。ここで、大域的スキャンマッチングとは、点群同士の大まかな位置関係を求める手法で、これまでに多くの研究が行われてきた^{(7)~(9)}。Godin らは、大域的スキャンマッチングにおいて物体表面の拡散反射率情報を活用することで、点群の高精度な剛体変換を実現した⁽⁹⁾。しかしながら、実験では距離画像とカラー画像から推定された特徴量のみを用いており、被災した原発内部で見られる豊富な物理的特徴量を扱うには、利用できるデータの種類に限界がある。

本論文では、LiDAR の反射強度と、被災した原子力発電所内に多く見られる水溜まりを環境特徴量として活用

したスキャンマッチングによる地図構築システムを提案する。検証実験では、環境の近赤外線情報と形状情報を近赤外線カメラと LiDAR を用いたセンサフュージョンにより取得し、水溜まりの分布を考慮したスキャンマッチングを行うことで地図の精度を向上させる。また、本手法により生成された地図に環境特徴量を付加することで、水溜まりを危険地域として可視化することが可能となり、原子炉建屋の探査や機器の運搬などに活用できる。

2. 提案手法

2.1 システムの全体構成

Figure 1 に示す提案システムでは、スキャンマッチングによる SLAM を行い、ロボットの軌跡と点群地図を結果として出力する。ここで、ロボットは環境を移動しながら属性付き点群を n フレーム分計測するものとする。

まず初めに、属性付き点群のスキャンマッチングを行う。属性付き点群に関しては 2.2 節にて詳しく述べる。位置合わせする点群は、0 フレームから $n-1$ フレームまでの点群の全組み合わせとする。点群位置合わせは、まず第一の提案手法の属性付き大域的スキャンマッチングにより点群の初期位置合わせを行い、続いて第二の提案手法の属性付き ICP によって初期位置合わせ後の点群を高精度に位置合わせする。そして、スキャンマッチングの結果よりロボット軌跡を出力する。

続いて、ロボット軌跡に対してポーズ調整を行う。ポーズ調整では、位置合わせ結果の不確かさに基づいて軌跡を最適化する。最適化後のロボット軌跡に従って n フレーム分の点群を剛体変換することで、点群地図を生成する。また、最終的に出力されたロボット軌跡と点群地図を真値と比較することにより、評価を行う。

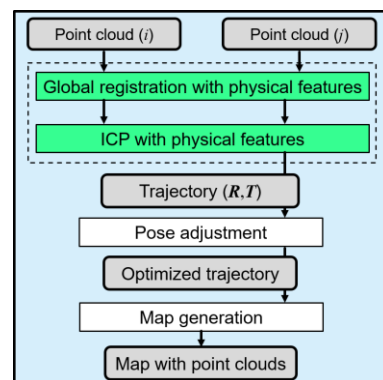


Fig. 1 System overview

2.2 属性付き点群

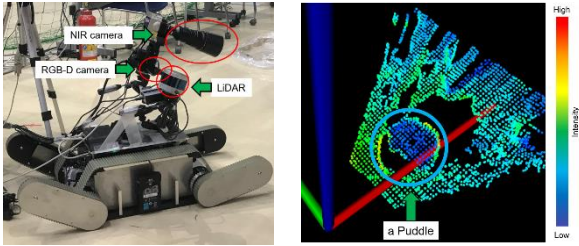
本手法において、物理量の数値など形状以外の情報を属性と呼ぶ。また、通常の点群において形状情報を表す x, y, z に加え、属性を表す変数を点群に追加したものを属性付き点群と呼ぶ。本論文では、近赤外線情報と LiDAR の反射強度情報を属性として用い、位置合わせにおける特徴

量として利用する。よって、点 p_i の持つ情報は次式のように定義する。

$$\mathbf{p}_i = [x_i \ y_i \ z_i \ I_{IR,i} \ I_{Laser,i}]^T \quad (1)$$

ただし、 I_{IR} は近赤外線情報は近赤外の反射強度、 I_{Laser} は LiDAR の反射強度情報を意味する。

点群を計測できる LiDAR とほかの種類センサを融合させることで、周辺環境の 3 次元形状やレーザの反射強度以外にも様々な情報を取得することができる。Fujii らは、Fig. 2 に示すように近赤外線カメラと距離画像センサを組み合わせたセンサシステムを用いて、近赤外線情報を持つ点群を生成し、透明な水の立体的な存在を可視化した⁽⁴⁰⁾。本論文では、実験において Fujii らのシステムに LiDAR を組み込み、レーザの反射強度と近赤外線情報を持つ点群を取得する。これにより、計測された点は位置情報に加えて近赤外線と LiDAR それぞれの反射強度の情報をもち、この 2 つの属性を考慮することで地図構築の精度を向上させる。



(a) Sensor system (b) Point cloud of a puddle
Fig. 2 Visualization of a puddle

2.3 属性付き ICP

属性付き ICP は、属性付き点群の局所的スキャンマッチングを行う手法である。本節では著者らの従来研究⁽⁶⁾で提案した属性付き ICP について述べる。属性付き ICP では、近赤外線情報、レーザ反射強度情報を特徴量として用いる。

2.3.1. 属性値による属性付き点群のクラス分け

本手法では、測定した段階では連続値として与えられる属性値を二値化し、複数のクラスに分割してから点群を位置合わせする。近赤外線の反射強度の大小と、LiDAR の反射強度の大小によって、Table 1 に示すように 4 つのクラスを定義する。

Table 1 Classification by physical feature values

| - | High I_{IR} | Low I_{IR} |
|------------------|---------------|--------------|
| High I_{Laser} | Class i | Class ii |
| Low I_{Laser} | Class iii | Class iv |

2.3.2. 従来の ICP

本節では、ICP のアルゴリズムについて簡単に説明する。まず、点群間の距離に起因する精度の低下や計算コストの増大を避けるため、点群位置合わせのための初期位置を設定する。そして、最近傍点間の距離の二乗和 E を最小化する剛体変換の計算を繰り返し行うことで、位置合わせにおける回転行列 \mathbf{R} と並進ベクトル \mathbf{T} を求める。ここで、現在のフレームでスキャンした点群をソース点群、前のフレームでスキャンした点群をターゲット点群と呼ぶ。以下に、 E を与える式を示す。

$$E = \sum_{i=1}^N |\mathbf{p}_{k_i} - (\mathbf{q}_i \mathbf{R} + \mathbf{T})|^2 \quad (2)$$

E : 距離の二乗和 (評価値)

\mathbf{p} : ソース点群の点

\mathbf{q} : ターゲット点群の点

N : ソース点群の点の数 (繰り返し計算の試行回数)

k_i : ソース点群中の i 番目の点に対応する参照スキャンデータ点

\mathbf{R} : 回転行列

\mathbf{T} : 並進ベクトル

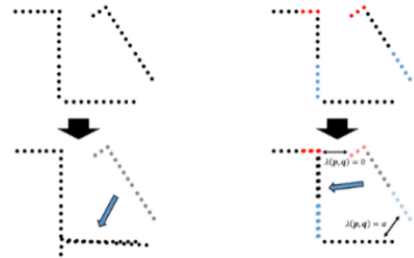
2.3.3. 属性付き ICP のアルゴリズム

属性付き ICP では、剛体変換の計算は従来の ICP と同じであるが、最近傍点探索の際に点の属性を考慮することで位置合わせ結果を向上させる。ここで、属している点の数が少ないクラスを、希少クラスと呼ぶ。環境から属性付き点群を計測した時点で、Table 1 に示す基準をもとに点群を 4 つのクラスに分け、その中で点群数の比較的小さいクラスを希少クラスとして扱う。なお、条件によっては、希少クラスとして選ばれるクラスが複数存在する可能性がある。属性付き ICP では、最近傍点探索において、希少クラスの点をクエリとして近傍点探索をする際に探索領域を拡大することで、マッチングの精度を高められる。希少クラスの点は、環境中の限られた領域のみに分布していると考えられ、同じ希少クラス同士の点同士を優先的にマッチングできれば、環境中の同じ場所から測定されたものである可能性が高い。その一方で、環境中の限られた領域のみに存在するために、通常の最近傍点探索では同じクラス同士がマッチングされにくいという欠点がある。そこで、希少クラスの最近傍探索の範囲を広げることで、同じ希少クラスの点とマッチングされる可能性を高め、この問題に対処する。また、従来の ICP における最近傍点探索の評価値に、属性に応じたペナルティ α を与えることで、同一クラスに属する点同士が優先的にマッチングされ、Fig. 3 に示すように位置合わせの精度が向上する。なお、著者の従来手法⁽⁶⁾が仮想的に属性値を与えていたのに対し、本論文では 2.2 節にて述べた計測システムを用いて、実際の環境から測定した属性値を活用して SLAM を行う。以下に、最近傍点間の距離の二乗和 E を与える式を示す。

$$E_{\text{new}} = \sum_{i=1}^N \left(|\mathbf{p}_{k_i} - (\mathbf{q}_i \mathbf{R} + \mathbf{T})|^2 + \lambda(\mathbf{p}_{k_i}, \mathbf{q}_i) \right) \quad (3)$$

$$\lambda(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \begin{cases} \alpha & \text{if } c(\mathbf{p}) \neq c(\mathbf{q}) \\ 0 & \text{if } c(\mathbf{p}) = c(\mathbf{q}) \end{cases}$$

ここで、関数 $c(\mathbf{p})$ は点 \mathbf{p} のクラスを意味する。



(a) Conventional ICP

(b) Proposed ICP

Fig. 3 Conceptual image of ICP algorithm

2.4 属性付き大域的スキャンマッチング

属性付き大域的スキャンマッチングでは、FPFH、近赤外情報、レーザ反射強度情報のそれぞれを特徴量として用いる。FPFHは形状情報をヒストグラム形で特徴量としたもので、ベクトル量である⁷⁾。一方で、近赤外情報、レーザ反射強度情報はスカラー量である。本手法では、まず、特徴量ごとに近傍点探索をし、点对応の集合を求める。続いて、2.4.1項に基づき、特徴量ごとに優秀な点对応を選別する。そして、2.4.2項に基づき、選別された点对応の集合を更に絞り込み、最終的に選ばれた点对応を用いて剛体変換を出力する。

2.4.1. 空間的ばらつきを考慮した点对応集合の選別

本手法では、各特徴量に基づいた近傍点探索によって得られた点对応集合の中から、スキャンマッチングに寄与する点对応を優先的に選別する。点对応に基づく位置合わせにおいては、近い特徴量の値をもつ点が、空間中で狭い領域にまとまっていないと、それらは位置合わせに寄与しにくいと考えられる。そのため、スキャンマッチングにより寄与するのは、ある特徴量の特定の値における、点群中の空間的なばらつき度合いが小さい点を持つ点对応である。

まず、ある点对応に属する点と特徴量が近い点の集合を求め、その集合の空間的なばらつき度合いを計算する。続いて、ばらつき度合いの小さい点对応を選別することで、スキャンマッチングにより寄与する点对応の集合を求める。点对応の空間的なばらつき度合いは、点对応に属する2点のそれぞれで特徴量が近い点の集合の共分散行列を計算し、その対角成分の和を求めることで算出する。共分散行列の対角成分は、点群の x 、 y 、 z 方向の分散を表しており、その和によって点の分布の広がりを求めることができる。

2.4.2. 幾何学的拘束を考慮した点对応集合の選別

本手法では、幾何学的な関係を考慮し、その拘束を満たす点对応を優先的に選別する。Fig. 4に示すように同じ形状を計測した2つの点群の点对応集合が得られている時、計測した形状の2箇所から取得した点同士の距離 $l_{i,12}$ 、 $l_{i,23}$ 、 $l_{i,34}$ は、2点それぞれの点对応が正しいと仮定すれば、もう片方の点群に含まれる2点の距離 $l_{j,12}$ 、 $l_{j,23}$ 、 $l_{j,34}$ とおおよそ等しくなる。なお、この場合では $l_{i,23}$ と $l_{j,23}$ 、 $l_{i,34}$ と $l_{j,34}$ がおおよそ等しく、点对応の選び方も正しいものといえる。つまり、点对応集合に含まれる任意の2点对応から、片方の点群に含まれる2点の距離ともう片方の点群に含まれる2点の距離を求め、両者の大きさが近ければ、その点对応集合は幾何学的に矛盾なく選択されたといえる。

本手法の具体的な計算としては、既に得られている点对応集合から幾何学的拘束が成り立つ部分集合を選別し、より正しいとされる点对応集合から剛体変換を生成する。まず、2.4.1項で既に得られている各特徴量の点对応集合を全て連結したのち、その部分集合を全組み合わせにおいて生成して、それらに対して幾何学的拘束を満たすもののみを選別する。続いて、選別された点对応集合に式(2)を適用することで剛体変換を計算する。そして、得られた剛体変換を各点群に適用し、点群間の近傍点のユークリッド距離の平均が最も小さくなる剛体変換を最終的な出力として、点群の位置合わせを行う。

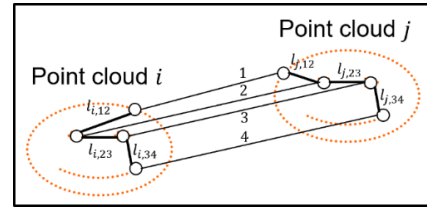


Fig. 4 Geometric constraint

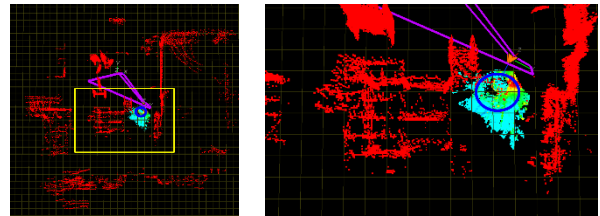
3. 検証実験

3.1 概要

近赤外線カメラ、距離画像センサ、LiDAR からなるセンサシステムを移動ロボットに搭載し、遠隔操作によって移動しながら環境を計測したのち、SLAMによってロボットの軌跡の推定と地図の生成を行った。実験は、Fig. 5に示す檜葉遠隔制御技術開発センターの要素試験エリアで行った。この実験施設では、モックアップ階段などの特徴的な形状を持つ建造物が豊富であるため、SLAMの評価実験を行うのに適している。Figure 6に、ロボットの真の軌跡を用いて生成した地図の真値を示す。また、人工的な水溜まりを環境内に設置することで、水が豊富な環境を再現した。水溜まりは、Fig. 5、6において、青色の楕円の箇所を設置している。Figure 6において、紫色の線はロボットの軌跡を示している。また、Fig. 6における点の色は I_{IR} の大きさを反映しており、 I_{IR} が大きいほど青く、 I_{IR} が小さいほど赤く描画している。なお、近赤外センサはLiDARと比べて計測範囲が狭いため、点群中の多くの箇所は近赤外情報を持たず I_{IR} の値が0であり、全体的に見て赤色となっている。ここで、実際に計測した属性付き点群をTable 1に示す基準をもとにクラス分けした結果、クラスiとクラスivにそれぞれ属する点の数がそれ以外のクラスのものよりも少なかったため、クラスiとクラスivを希少クラスとした。



Fig. 5 Bird's-eye view of the experimental environment



(a) Entire map (b) Expanded view of yellow area

Fig. 6 Map built by true trajectory

3.2 実験機器

Figure 2(a)に、本実験で使用した実験装置を示す。ロボットの仕様をTable 2に示す。ロボットはLiDAR、近赤外

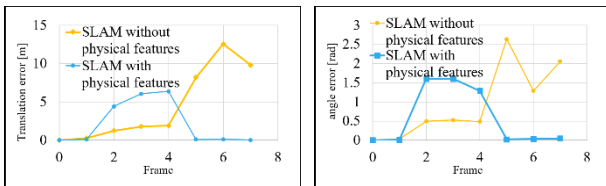
線カメラ, 距離画像センサを搭載している. LiDAR は Velodyne Lidar 社製 VLP-16 を用いた. 距離画像センサには Intel 社製 RealSense D415 を用いた. 近赤外線センサには BITRAN 社製 BK51-IGA に近赤外線レンズ (Kowa 社製 LM8HC-SW) とテレコンバージョンレンズ (Raynox 社製 DCR-2025PRO) を装着して用いた. 詳細のセンサシステムの構成については⁽¹⁰⁾を参照されたい.

Table 2 Specification of exploration robot

| | |
|--------------------------|------|
| Uphill slope angle [deg] | 45 |
| Payload [kg] | 5 |
| Traveling speed [mm/s] | 100 |
| Length [mm] | 1000 |
| Width [mm] | 400 |
| Height [mm] | 200 |

3.3 実験結果

提案手法と従来手法のそれぞれで SLAM を行い, 生成された軌跡と地図を比較することで評価を行った. 提案手法では Fig. 1 のシステムを行い, 従来手法では Fig. 1 のシステムにて, 属性付き大域的スキャンマッチングの代わりに SAC-IA⁽⁷⁾, 属性付き ICP の代わりに ICP を用いた. Figure 7 と Table 3, 4 より, 提案手法を用いた場合はロボット位置の誤差が減少したことが分かる. また, Table 5 と Fig. 8 とより, 提案手法によって生成された地図の精度が向上した. これは, 水溜まりを計測したフレーム間でのスキャンマッチングの結果が向上したことによると思われる. しかしながら, Fig. 7 において, フレームの中盤にて提案手法におけるロボット位置の誤差が一時的に増加した. この原因としては, フレームによっては点群が計測された箇所が大きく異なり, 位置合わせに最低限必要な形状情報が不足していたことが考えられる. 本手法では形状情報以外に物理的特徴量も考慮することでスキャンマッチングを向上させているが, 形状情報が極端に不足する場合などに, 物理的特徴量のみを考慮するだけでは手法が上手く動作しないことが分かっている. この問題の解決策としては, スキャンマッチングを, 形状情報に乏しい環境においても適応させることが挙げられる.



(a) Translation error (b) Angle error
Fig. 7 Comparison of errors of robot position

Table 3 Mean of translation errors [m]

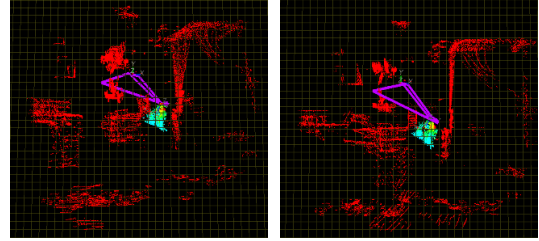
| | |
|--------------------------------|-------|
| SLAM without physical features | 5.096 |
| SLAM with physical features | 2.458 |

Table 4 Mean of angle errors [rad]

| | |
|--------------------------------|-------|
| SLAM without physical features | 0.875 |
| SLAM with physical features | 0.322 |

Table 5 Mean of map errors [m]

| | |
|--------------------------------|-------|
| SLAM without physical features | 7.607 |
| SLAM with physical features | 4.544 |



(a) SLAM without physical features (b) SLAM with physical features

Fig. 8 Built map by SLAM

4. 結論

本論文では, LiDAR の反射強度と水溜まりの存在を物理的特徴量とし, スキャンマッチングにて活用することで環境地図を生成する手法を提案した. 提案手法では, 大域的スキャンマッチングにおける対応点の選別と, 局所的スキャンマッチングにおける近傍点探索において, 物理的特徴量を考慮することでマッチング精度を向上させた. 今後の展望としては, 形状情報に乏しい環境において手法が上手く動作しない問題に対処する.

参考文献

- (1) Besl, P. J., McKay, N. D., A Method for Registration of 3D Shapes, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **8-6** (1986) pp. 679–698.
- (2) Chetverikov, D., Svirko, D., Stepanov, D., Krsek, P., The Trimmed Iterative Closest Point Algorithm, Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition 2002, (2002) pp. 545–548.
- (3) Biber, P., Strasser, W., The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching, Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, **3** (2003) pp. 2743–2748.
- (4) Hara, Y., Kawata, H., Ohya, A., Yuta, S., Mobile Robot Localization and Mapping by Scan Matching using Laser Reflection Intensity of the SOKUIKI Sensor, Proceedings of the 32nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, (2006) pp. 3018–3023.
- (5) 片岡良介, 鈴木龍紀, 池勇勲, 藤井浩光, 河野仁, 梅田和昇, 環境の持つ物理的属性を考慮した ICP とループ閉じ込みにおける SLAM—第 25 回ロボティクスシンポジウム予稿集 (2020) pp. 246–249.
- (6) Suzuki, R., Kataoka, R., Ji, Y., Fujii, H., Kono, H., Umeda, K., SLAM Using ICP and Graph Optimization Considering Physical Properties of Environment, arXiv:2007.00483, (2020).
- (7) Rusu, R. B., Blodow, N., Beetz, M., Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration, Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2009) pp. 3212–3217.
- (8) Zhou, Q., Park, J., Koltun, V., Fast Global Registration, Proceedings of European Conference on Computer Vision 2016, (2016) pp. 766–782.
- (9) Godin, G., Laurendeau, D., Bergevin, R., A Method for the Registration of Attributed Range Images, Proceedings of the 2001 International Conference on 3D Imaging and Modeling, (2001) pp. 179–86.
- (10) Fujii, H., Sugawara, M., Kono, H., Ji, Y., 3D Visualization of Near-Infrared Information for Detecting Water Source, Proceedings of Fukushima Research Conference on Remote Technologies for Nuclear Facilities 2019, (2019) p. 5.