

異なる基点を持つ二次元点群統合による 屋内マップ生成手法の提案

吉貞 洸^{1,a)} 山田 遊馬^{1,b)} 廣森 聡仁^{1,c)} 山口 弘純^{1,d)} 東野 輝夫^{1,e)}

概要：レーザスキャナ（LIDAR）は、その測距性能の正確さと検出域の広さから、屋内空間での移動物体や人のトラッキングに用いられている。しかし、死角をなくし、かつ広い範囲を計測するために複数のLIDARを設置する際には、それぞれが空間の一部分を計測するLIDARの計測データを統合し、屋内マップを生成する必要がある。本研究では、屋内閉空間の壁面などに設置された複数のLIDARを対象に、自動でLIDAR間の位置関係を推定し、入力によって与えたLIDAR組における計測データの統合を繰り返すことによって屋内マップを生成する手法を提案する。LIDARが屋内空間の輪郭部分を計測することに着目し、LIDARで計測された壁などの平面体を線分によって表現するとともに、空間形状のエッジとなる部分を点として抽出する。これらの重ね合わせを用いてLIDARの計測データ間での形状一致推定及び同一物体推定を行うことで位置関係を推定し、計測データを統合して屋内マップを生成するアルゴリズムを提案する。さらに、LIDARが任意の設置高と仰俯角を持って設置された場合の位置関係推定を行う手法も提案する。具体的には、各LIDARの計測データと仰俯角情報を利用して、計測データの水平面への射影を求めたのち、上記手法を適用することで水平面上での位置関係を推定する。その後、設置高と仰俯角情報を利用して鉛直方向の位置関係を推定し、計測データの統合を行う。大阪大学情報科学研究科棟内においてデータ収集と位置関係推定を行った結果、LIDAR間の計測範囲が30%程度重複している状態において10cmオーダーの精度で計測データの統合を行うことができることを示した。また、計測データの統合を行うLIDARの組み合わせを指定し、屋内マップの生成を行った結果、全てのLIDARに関して最大でも真値との誤差が30cm以内となる高精度な屋内マップを生成することが可能であることを示した。

1. はじめに

近年のセンサ技術の発展に伴い、屋内環境における人の行動情報を活用した新しいサービスやシステムの開発が活発に行われている。商業施設やイベント会場、オフィスなど多数の人が集まり移動する閉空間において、人の正確な位置情報を取得することにより、例えば商業施設であれば近隣店舗のセール情報をタイムリーに通知することなども可能となる。また、人々の位置情報を集約し、空間内での人の分布や行動パターンを把握することで、スポット混雑解消のための適切な誘導や、販売促進のための売り場配置変更への活用なども実現できる。また、そういった人分布情報をエネルギー管理システムと連携させることで、無駄のない快適な空調や照明の提供といったスマートビルディングサービスへの展開も期待される [1]。

人の位置情報を取得する手段の一つとして、屋外ではスマートフォンや携帯電話に搭載したGPSが一般的に利用される。しかし、屋内環境ではGPSによる測位を正確に行うことが困難である。そのため、代替手段としてBluetoothビーコン、RFIDタグ [2]、無線LAN [3]などが利用されるが、いずれも人が所持する携帯端末の位置情報取得を前提としているため、不特定多数の人や群衆のトラッキングには適していない。

そこで、近年ではレーザスキャナ（LIDAR）による人の位置推定及び軌跡推定が注目を集めている。LIDARは周囲の物体との距離を正確に測定することができるセンサであり、例えば、北陽電機株式会社製のLIDAR（UTM-30LX-EW）は、検出保証距離30m、走査角度270度、測距精度 $\pm 50\text{mm}$ 、走査時間 $25\text{ms}/\text{scan}$ と、広範囲を高速かつ正確に計測することができる。また、LIDARの計測データはLIDARからの方位角と距離で表される計測対象物の位置情報のみであり、人の顔や服装などの個人情報あるいはプライバシー情報を一切含まないため、プライバシー侵害リスクは極めて小さい。我々の研究グループは、水平に設置した複数のLIDAR

¹ 大阪大学大学院 情報科学研究科

a) h-yoshisada@ist.osaka-u.ac.jp

b) yuma-ynd@ist.osaka-u.ac.jp

c) hiromori@ist.osaka-u.ac.jp

d) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

e) higashino@ist.osaka-u.ac.jp



図 1 ひとなび

を用いた歩行者の位置推定及び軌跡推定システム「ひとなび」を開発しており [4], グランフロント大阪内の展示施設 The Lab. における 4 年以上の展示 [5] や情報とメディアアートの世界最大の展示会 Ars Electronica 2015 への出展, 海外企業の 1,000m² 超のオフィスへの導入や国内実店舗への導入等の実績がある (図 1)。また, LIDAR から得られる匿名軌跡とモバイル端末の WPAN 通信やモーションセンサを用いて, 歩行者の端末特定ならびに軌跡推定を行う手法などを提案してきている [6, 7]。

複数の LIDAR を利用した歩行者の位置推定においては, 空間の一部のみを計測している各 LIDAR の計測データ (点群データ) を, LIDAR 間の相対位置と相対方位角 (以降, LIDAR の位置関係と呼ぶ) を利用して統合し, 一つの座標系に集約することで, 屋内マップを生成する必要がある。したがって, 位置関係が把握できないかあるいは大きな誤差を含む場合, 各 LIDAR の計測データを同一座標系で正しく統合することができず, LIDAR の高い測距精度の影響で歩行者の誤検出や移動軌跡の誤差を誘発する。また, LIDAR 設置において, 家具や壁, 柱など様々な障害物を考慮し, 歩行者の検出精度を向上させるために LIDAR の設置位置を都度調整することも多い。しかし, LIDAR の位置を変更するたびに位置関係を高精度に実測することが必要であり, LIDAR の数や配置関係, 配置変更頻度によって多大な労力を必要とする。

本研究では, これまでのひとなび開発と実システム導入にかかる経験から, LIDAR 設置時の位置関係実測によるコストが大きな障害となることを認識し, その自動化により省力化ならびに実測時に起こりうるヒューマンエラーの排除を図る。具体的には, 屋内の閉空間に設置された複数の LIDAR による計測データを基に, LIDAR の位置関係を自動的に推定し, 計測データを統合して同一座標系に集約する手法を提案する。提案手法では, 複数の LIDAR による計測データに含まれる共通物体を認識し, それを基準とし

た位置関係の推定を試みる。共通物体としては, 屋内空間に含まれる壁や棚などの直線的な輪郭を形成する平面体, およびそれらの角や凹凸の大きな物体の表面を用いることが有効であるという考えから, 各 LIDAR の点群データより複数の線分とエッジ点を抽出し, 同一物体の推定とそれらの位置合わせを行うことで LIDAR の位置関係を推定する。最終的に, 推定した位置関係を基にして各 LIDAR の計測データを同一座標系に集約することで, 屋内マップを構築する。

なお, 本研究では LIDAR が水平に設置されておらず, かつ床面からの設置高と仰俯角が既知である環境下において, 三次元空間内に任意の仰俯角で設置された LIDAR の位置推定手法も提案する。具体的には, それぞれの LIDAR に対して仰俯角と計測データを用い, 得られた点群データの水平面への射影を求める。その後, 前述の手法を用いて水平面上の位置関係を推定し, 設置高と仰俯角を加味して三次元空間における LIDAR の位置関係を推定する。

大阪大学情報科学研究科棟内で LIDAR を用いて異なる 8 地点で計測を行ってデータを収集し, 任意の二地点における計測データの組み合わせに対して相対位置推定を行った結果, 計測範囲の重複が 30% 程度存在する場合, LIDAR 間の位置関係を, 推定位置誤差が最大 30cm, 推定方位角誤差が最大 3° という高い精度で推定できることを示した。また, 入力によって与えた LIDAR の組み合わせに対する点群の統合を繰り返すことにより屋内マップを生成し, その精度を評価した結果, 8 地点の LIDAR 全てが推定位置誤差 30cm 以内であるような高精度な屋内マップを生成することが可能であることを示した。

2. 関連研究

2.1 LIDAR 点群データの統合手法

LIDAR を搭載した移動ロボットが屋内環境を巡回しながら計測を行うことで, ロボット自身の位置推定を行うとともに屋内マップを生成することを目的とした SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) [8] の研究において, LIDAR の点群データを統合する手法が数多く提案されている。SLAM における点群データの統合に用いられる手法の一つとして, ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムが広く用いられている [9]。ICP アルゴリズムは, 異なる二地点で得た LIDAR の点群データ間で, 最も近い点の対応関係を見つけ, 対応点の距離が最小となるような幾何変換を求めるプロセスを繰り返し行うことで, 二地点の点群データが最も重なる回転角と平行移動量を求める収束演算系のアルゴリズムである。ICP アルゴリズムを応用した手法も多数提案されている。文献 [10] では, ICP アルゴリズムにおける点の距離について新しい尺度を導入した MbICP を提案している。MbICP は, 基本的な ICP での点の距離に, LIDAR の回転誤差と並進誤差を組み合わせ

ることで、対応点の探索効率と演算の収束率を改善している。また、文献 [11] では、RANSAC アルゴリズム [12] によって選択した点を ICP アルゴリズムにおける対応点として利用し、特徴抽出を必要としない点群データ統合手法が提案されている。

ICP アルゴリズムと同様、点の対応を利用した点群データの統合手法として、Polar Scan Matching (PSM) が提案されている [13]。PSM では、二地点の点群データに含まれる点を同じ方位角の点と対応付けることで ICP における対応点の探索問題を解消し、点群間の残差平方和が最小となるような回転角と平行移動量を求めることで、LIDAR の計測データを統合する。

そのほかにも、点と点の対応を用いない手法として、点群データから抽出した特徴を基にして統合する手法も提案されている。文献 [14] では、移動ロボットに取り付けた LIDAR の点群データを二次元平面上に確率密度として表現し、移動先で得られた LIDAR の点群データを Newton 法を用いて重ね合わせることによって点群データ間の回転角と平行移動量を求め、点群データの統合を実現している。また、文献 [15] では、本研究と同様、LIDAR の点群データから線分と特徴点を特徴として抽出し、それらを距離ヒストグラムを用いて表現し、点群データ間で対応する線分と特徴点を求め、点群データの統合を行う手法を提案している。

2.2 本研究の位置付け

LIDAR を搭載した移動ロボットによる計測データを利用した点群データ統合手法の多くは、LIDAR の計測間隔におけるロボットの移動距離や回転量が限られることから、ある程度同じ領域を同じ方向から計測している場合に有効であるものが多い。一方で本研究では、屋内空間の定点に設置された複数の LIDAR による計測データの統合を目的としており、これらの LIDAR は、広域のセンシングとオクルージョンの排除を目的としてそれぞれが同一空間を部分的に計測している。したがって、点群データ間の重なりが必ずしも大きいとは言えず、既存の手法を単純に適用することができない。本研究と同様、点群データから線分と特徴点を抽出することにより点群データを統合する手法が提案されていた文献 [15] においても移動ロボットに搭載した LIDAR の点群データ統合を目的としており、評価対象としている二地点での点群データは重なりが大きく、抽出される線分や特徴点の数もほぼ同数であり、点群データの回転に対しては高精度なデータ統合が実現可能であることは示されている一方、点群データ間の重なりが小さい場合についての実験や評価、考察などは行われていない。

これに対し本研究では、計測データから屋内空間の形状を表す壁や棚などの表面といった直線的な部分と、空間の角にあたる部分や直線として抽出できない凹凸の大きい部

表 1 UTM-30LX-EW の仕様 [16]

項目	仕様
検出距離	0.1 ~ 30m
測距精度	0.1 ~ 10m : ±30mm, 10 ~ 30m : ±50mm
走査角度	270 度
角度分解能	0.25 度
走査時間	25 ms/scan
外形寸法	W62 × D62 × H88 mm
質量	210g(ケーブル除く)

分をそれぞれ特徴線分群とエッジ点群として抽出して対象空間の部分特徴量とし、この特徴量を基に計測データ間の共通物体を認識し、共通物体を重ね合わせる回転角と平行移動量を推定する新しい手法を提案する。

3. 二地点の点群データ統合手法

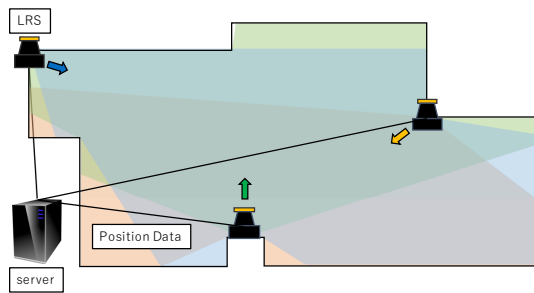
3.1 概要と想定環境

図 2 に、LIDAR の点群データ統合による屋内マップ生成システムの構成を示す。まず、図 2(a) のように、空間内の定点に設置され、空間の一部分を計測する複数の LIDAR による計測データをサーバに集約し、サーバ上で各 LIDAR の計測データを図 2(b) に示すような二次元平面上の点群として表現する。これらの点群から、空間の形状を表す線分の集合とエッジ点の集合を特徴として抽出し、ある二地点での計測データに対して、最も点群の合致度が高くなるような回転角と平行移動量を推定することにより、LIDAR 間の相対的な位置を推定する。点群データからの特徴抽出は 3.3 節で、点群データ統合手法の詳細は 3.4 節で述べる。設置された複数の LIDAR のうち一つを全体の座標系の基準とし、入力した LIDAR の組み合わせに対して逐次的に LIDAR 間の相対位置推定と点群統合を行うことで、最終的に図 2(c) に示すように、全ての LIDAR の点群データを統合した屋内マップを生成する。

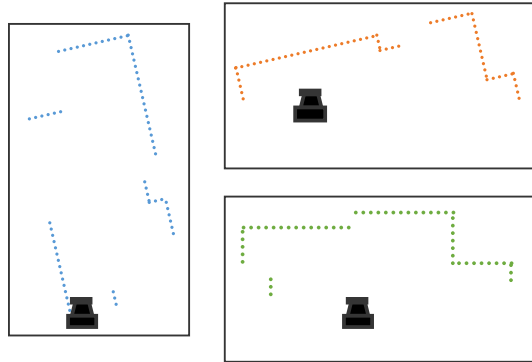
また、本章の 4 では、LIDAR の設置自由度を高めるために、LIDAR の設置角が水平でない場合についての提案手法の応用について述べる。

3.2 レーザスキャナによる距離測定

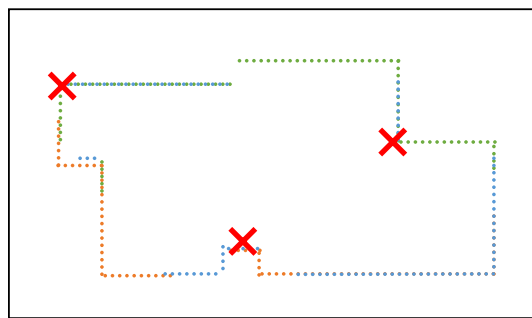
代表的な LIDAR として、北陽電機株式会社製の UTM-30LX-EW [16] の仕様を表 1 に示す。LIDAR は、レーザ光が対象物に反射して戻ってくるまでの伝播時間に基づき、周囲の対象物までの距離を計測するセンサである。表 1 に示すように、LIDAR 自体は小型であるが、検出距離 30m、走査範囲 270 度という広範囲を非常に小さい誤差で計測することが可能である。また、LIDAR から得られるデータは、対象物の方向と距離から求められる位置情報のみであるため、データサイズが小さく扱いやすいという利点がある。なお、LIDAR はレーザ光を透過しない物体までの距離を計測するセンサであるため、測定したい対象物の間に



(a) システムの構成



(b) 各 LIDAR より得た点群データ



(c) 点群統合後の屋内マップ. ×印は各 LIDAR の位置を示す.

図 2 屋内マップ生成システムの概要

別の物体が存在する場合には、対象物までの距離は測定できない性質がある。

提案手法では、LIDAR により計測されたそれぞれの距離データ d_i を xy 座標平面上の点 $p_i = (x_i, y_i)$ として表現する。図 3 に LIDAR の座標系を示す。LIDAR の位置が座標平面上の原点に対応し、走査範囲を 2Φ とすると x 軸の正方向に対して $\pm\Phi$ の扇型領域が LIDAR の計測範囲である。一度の計測によって得られるデータ数を N_{scan} とすると、角度分解能 $\Delta\theta$ は $\frac{2\Phi}{N_{scan}-1}$ で表される。したがって、LIDAR の計測データに式 (1) を適用することで、 xy 座標平面上の点群 P が得られる。

$$P = \{p_i = (x_i, y_i) \mid x_i = d_i \cos \theta_i, y_i = d_i \sin \theta_i, \theta_i = -\Phi + i\Delta\theta, i = 0, 1, \dots, N_{scan} - 1\} \quad (1)$$

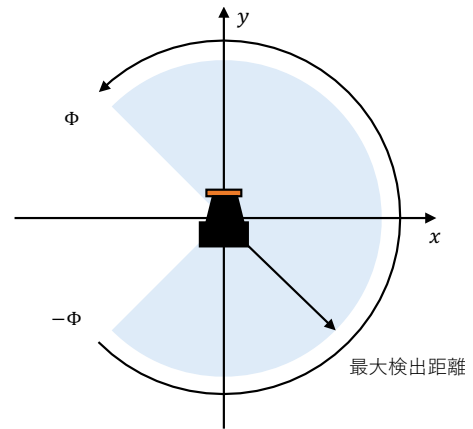


図 3 LIDAR の座標系

3.3 点群データからの特徴抽出

本節では、 xy 平面上の点群として表現された LIDAR の点群データから、空間の特徴を抽出する手法について述べる。本手法では、屋内環境を計測した点群の特徴として、空間内の壁など平面体を計測することで得られる線分の集合と、凹凸の大きい部分や線分の交点などといった点的な特徴であるエッジ点集合の二つの特徴を抽出する。以降、これらの特徴をそれぞれ特徴線分群、エッジ点群と呼ぶ。

3.3.1 点群のグルーピング

LIDAR の点群データから特徴抽出を行う際、効率的に可用性の高い特徴を抽出することが重要となる。図 4(a) に、LIDAR によって取得した点群データの例を示す。この図より、壁などを計測した箇所の点群は直線的な形状を形成する一方で、小さな障害物を計測した箇所は点の密度が小さく、また点の数も少ない。したがって、点の密度が小さい、あるいは密集する点の数が少ない部分は、空間形状の特徴的な箇所にはなりにくいと考えられる。

そこで、特徴線分群とエッジ点群を抽出する前に、低密度または少数の点からなる部分集合を取り除くことを目的として、点群のグルーピングを行う。LIDAR は、図 3 に示すように反時計回りに走査を行うことから、得られる計測点には順序関係が存在する。したがって、順序的に隣接する点の距離は、同一物体の表面を計測していれば近く、異なる物体を計測していれば遠い関係にある。この順序関係を利用し、グルーピングでは隣接する 2 点 p_i, p_{i+1} ($i \in \{0, 1, \dots, N_{scan} - 2\}$) の距離が T_{pdist} 以下であればグループ GP_j に点 p_{i+1} を追加し、そうでなければグループ番号を 1 増やし、近接する点群が一つのグループを構成するように点群全体を N_g 個にグルーピングする。図 4(b) に、図 4(a) の点群をグルーピングした結果を示す。グルーピングを行うことで、低密度な点の集合が取り除かれていることがわかる。

3.3.2 特徴線分群の抽出

LIDAR の測定誤差などによる影響を可能な限り抑えつつ得られた点群データから特徴線分群を抽出するために、

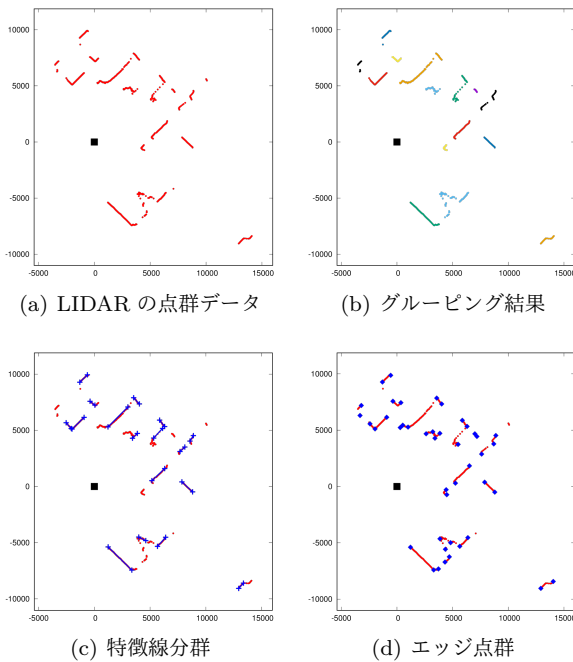


図 4 点群データからの特徴抽出 (原点の■は LIDAR の位置)

本手法では Hough 変換 [17] と RANSAC アルゴリズム [12] の考え方を組み合わせた手法を用いる。Hough 変換は画像処理で主に用いられる手法であり、画像の輪廓を抽出したりエッジの検出を行うために広く利用され、RANSAC アルゴリズムはロバスト推定に用いられるアルゴリズムの一つであり、点群など与えられた観測値の集合に外れ値が含まれる場合でもその影響を抑えてモデルを構築したり、特徴を抽出したりすることを目的として利用される。

二次元平面上の点群から直線成分を抽出する場合、直線の傾きと切片、あるいは法線の傾斜角と長さという二個のパラメータが必要になる。RANSAC アルゴリズムを用いて二次元平面上の点群から直線の抽出を行う場合、一般的には二個のパラメータを求めるために、点群全体からランダムに選択した二点を用いて直線を導出する。点群に含まれる点のうち導出した直線上に存在する点の数を直線の尤度とし、点の選択から尤度の算出までを繰り返し行った結果、最も尤度が高い直線を点群に合致した直線として抽出する。すでに抽出した直線上の点を取り除いた上で同様の処理を繰り返し行い、点群から直線の集合を抽出することができる。

Hough 変換によって点群から直線を抽出する場合、点群に含まれるすべての点 $p_i = (x_i, y_i)$ に対して、その点を通る全ての直線を、式 (2) によって $\theta - \rho$ パラメータ空間の曲線として表現する。

$$\rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad (0 \leq \theta < \pi) \quad (2)$$

このとき、 $\theta - \rho$ パラメータ空間において、 n 本の曲線が交差する点は、点群に含まれる n 個の点を通る直線のパラメータに該当する。したがって、交差する直線の本数 n が

最大となる (θ, ρ) の組み合わせが、最も点群に合致した直線のパラメータとなる。しかし、Hough 変換では全ての点を通る直線を $\theta - \rho$ パラメータ空間で表現するためのパラメータ空間の大きさや、パラメータ空間の解像度、得られた直線の線分化について課題が残る。また、RANSAC アルゴリズムでは一本の直線を抽出するために点の選択と直線導出、尤度の計算を繰り返し行う必要がある他、得られた直線の線分化についても課題が残る。

そこで、本手法ではこれらのアルゴリズムの双方の考え方を取り込み、特徴線分群の抽出を行う。まず、3.3.1 節によって得られた各グループに含まれる点のうち、ランダムに 1 点 p_{i_j} ($i \in \{0, 1, \dots, |GP_j| - 1\}$, $1 \leq j \leq N_g$) を選択し、点 p_{i_j} に対して、式 (2) によって全ての ρ, θ の組み合わせを導出する。LIDAR の点群データにおける計測点の順序関係はグルーピング時にも保たれているため、各グループ GP_j に含まれる点にも順序関係が存在する。したがって、点 p_{i_j} に順序的に近い点は、ある ρ と θ の組み合わせにより得られる直線 l 上に存在する可能性が高いと考えられる。このことを利用し、点 p_{i_j} を基準として、点 $p_{(i+(k_f+1))_j}, p_{(i-(k_r+1))_j}$ ($k_f, k_r = 0, 1, \dots$) のそれぞれに対して、直線 l からの距離が T_{lp} 以下である間だけ k_f または k_r を増加させ、直線 l 上に存在する点の数が最大となるような ρ, θ を、点群に最も合致する直線 l のパラメータとし、点 $p_{(i+(k_f+1))_j}, p_{(i-(k_r+1))_j}$ から直線 l に伸ばした足を両端点に持つ線分 ls を点群に最も合致した線分として抽出する。この時、線分 ls を構成する点を、点群から取り除く。上記の処理を、取り除ける点なくなるまで繰り返し行うことで、グループ GP_j から特徴線分群 LS_j を抽出することができる。

しかし、この状態では基準とする点 p_{i_j} の選択のされ方によって短い線分が多数抽出されたり、長い線分が少数抽出されたりするなどの差異が生じる可能性があり、特徴線分群としてふさわしいとはいえない。そこで、 LS_j に含まれる線分のうち、角度差が T_{angle} 以下、どちらかの端点間の距離が T_{ed} 以下の両方を満たす二本の線分を一本に統合し、統合前の線分を LS_j から取り除き、統合後の線分を加える。これを統合できる線分の組み合わせがなくなるまで行う。

全てのグループ GP_j に対して特徴線分群 LS_j を抽出した後、全てのグループの特徴線分群を統合して、特徴線分群 LS を構築する。この時、 LS 内に含まれる線分のうち統合可能な線分組の統合を行うとともに、長さ T_{len} 未満の線分を LS から取り除いて、最終的な特徴線分群 LS とする。図 4(c) に、図 4(a) の点群から抽出した特徴線分群を示す。

3.3.3 エッジ点群の抽出

図 4(a) には、図 4(c) において線分を重ねることができていない部分も存在する。このような部分は、例えば凹凸の激しい物体の表面など、直線的に計測されていない部分

であることがわかる。そこで、点群データの統合において、空間の輪郭が存在する場所として重要な特徴である特徴線分群に対して、統合において空間の角に当たる部分や線で位置が合わせられない場所を合わせる上で重要な特徴であるエッジ点群を求める。

エッジ点群も 3.3.1 節によって得られたグループごとに抽出する。エッジ点は凹凸の激しい部分や角に当たる部分の点であることから、点群の順序関係を利用して、二本のベクトルがなす角を用いて求める。グループ GP_j 内の点 p_{i_j} に対し、二本のベクトル $\overrightarrow{p_{i_j}p_{(i-1)_j}}, \overrightarrow{p_{i_j}p_{(i+1)_j}}$ を考え、この二本のベクトルがなす角 $\varphi_i (-\pi < \varphi_i \leq \pi)$ を求める。この時、 $|\varphi| \leq T_{phi}$ であれば点 p_{i_j} をエッジ点とみなし、エッジ点群 EP_j に追加する。また、各グループ GP_j に含まれる最初と最後の点は、それぞれグループを構成する点群の両端点であり、物体の端や空間の角などであると考えられることから、エッジ点として EP_j に追加する。

全てのグループ GP_j に対してエッジ点群 EP_j を抽出した後、全てのグループのエッジ点群を統合し、点群全体のエッジ点群 EP とする。図 4(d) に、図 4(a) の点群から抽出したエッジ点群を示す。

3.4 特徴線分群とエッジ点群を用いた点群データ統合

本節では、3.3 節で抽出した点群データの特徴線分群とエッジ点群を用いて、二地点の LIDAR A, B の点群データを統合する手法について述べる。ここで、LIDAR A を原点とした座標系 A 上の位置ベクトル p を ${}^A p$ と定義する。LIDAR B の点群を LIDAR A の点群に統合することは、座標系 A 上における座標系 B の相対位置と相対方位角を推定することと同義である。これは、式 (3) のアフィン行列 ${}^{A/B}M$ を算出することと等価である。

$${}^A p = {}^{A/B}M {}^B p \quad (3)$$

本手法では、二地点の点群データにおける特徴線分群の類似度とエッジ点群の一致率をもとに点群間の合致度を評価し、最も合致度が高くなるようなアフィン行列を ${}^{A/B}M$ とする。点群間の合致度を評価するために、以下の二種類の手法を用いる。それぞれの手法の詳細を第 3.4.1 項、第 3.4.2 項で述べる。

- (1) LIDAR A, B の特徴線分群 LS_A, LS_B から選択した線分組 (ls_A, ls_B) が同一物体であると仮定する方法
- (2) LIDAR A, B のエッジ点群 EP_A, EP_B から選択したエッジ点組 (ep_A, ep_B) が同一地点であると仮定する方法

また、それぞれの手法において点群間の合致度を算出する際、特徴線分群の位置関係に矛盾がないかどうかを判断するために、特徴線分群の整合性評価を行う。整合性評価については、第 3.5 節で詳述する。

3.4.1 線分組を基準とする方法

(1) の方法では、選択した線分組が同一物体を表すという仮定をおき、まず線分組が同一直線上で重なり合うようなアフィン変換を特徴線分群とエッジ点群のそれぞれに施す。その結果に対して特徴線分群の類似度とエッジ点群の一致率を算出し、点群の合致度を求める。まず線分組 (ls_A, ls_B) の中点が一致し、かつ座標系 A の x 軸とのなす角が等しくなるようなアフィン行列 ${}^{A/B}M_{l_0}$ を算出する。この時、同一物体から抽出された線分組は全く同じ部分から得られたものではなく、共有している領域が一部分のみである場合も考えられる。ゆえに、アフィン行列 ${}^{A/B}M_{l_0}$ で特徴線分群 LS_B とエッジ点群 EP_B をアフィン変換した後に、線分 ls_A のなす角の方向に距離 D だけ平行移動させてから特徴線分群の類似度とエッジ点群の一致率を求める必要がある。アフィン変換後の特徴線分群 LS_B を ${}^A LS_B$ 、エッジ点群 EP_B を ${}^A EP_B$ と表すと、 ${}^A LS_B, {}^A EP_B$ はそれぞれ式 (4)、式 (5) で表せる。ここで、アフィン行列 M_D は、選択した線分 ls_A のなす角の方向に距離 D だけ平行移動させる行列である。

$${}^A LS_B = \{M_D {}^{A/B}M_{l_0} ls_B \mid ls_B \in LS_B\} \quad (4)$$

$${}^A EP_B = \{M_D {}^{A/B}M_{l_0} ep_B \mid ep_B \in EP_B\} \quad (5)$$

全ての線分組 (ls_A, ls_B) について点群の合致度の評価を行い、最も合致度が高かった時のアフィン行列 $M_D {}^{A/B}M_{l_0}$ を、 ${}^{A/B}M_{l_{best}}$ とする。アフィン変換後の特徴線分群 $LS_A, {}^A LS_B$ の類似度の算出方法及びエッジ点群 $EP_A, {}^A EP_B$ の一致率の算出方法は第 3.4.3 項で詳細に述べる。

3.4.2 エッジ点組を基準とする方法

(2) の方法では、まず選択したエッジ点の組が同一の地点を表すという仮定をおき、エッジ点の組が一致するようなアフィン変換を特徴線分群とエッジ点群のそれぞれに施す。その結果に対して特徴線分群の類似度とエッジ点群の一致率を算出し、点群の合致度を求める。まずエッジ点 ep_B をエッジ点 ep_A に一致させるようなアフィン行列 ${}^{A/B}M_{p_0}$ を算出する。この時、エッジ点を一致させる場合には平行移動のみ考えればよく、アフィン行列 ${}^{A/B}M_{p_0}$ は点群の回転についての情報を含んでいない。ゆえに、アフィン行列 ${}^{A/B}M_{p_0}$ で特徴線分群 LS_B とエッジ点群 EP_B をアフィン変換した後に、エッジ点 ep_A を中心に角度 α ($0 \leq \alpha < 2\pi$) だけ回転させてから特徴線分群の類似度とエッジ点群の一致率を求める必要がある。アフィン変換後の特徴線分群 LS_B を ${}^A LS_B$ 、エッジ点群 EP_B を ${}^A EP_B$ と表すと、 ${}^A LS_B, {}^A EP_B$ はそれぞれ式 (6)、式 (7) で表せる。ここで、アフィン行列 M_α は、エッジ点 ep_A を中心として角度 α だけ回転させる行列である。

$${}^A LS_B = \{M_{\alpha}^{A/B} M_{p_0} l_{s_B} \mid l_{s_B} \in LS_B\} \quad (6)$$

$${}^A EP_B = \{M_{\alpha}^{A/B} M_{p_0} ep_B \mid ep_B \in EP_B\} \quad (7)$$

全てのエッジ点組 (ep_A, ep_B) について点群の合致度の評価を行い、最も合致度が高かった時のアフィン行列 $M_{\alpha}^{A/B} M_{p_0}$ を、 ${}^{A/B} M_{p_{best}}$ とする。アフィン変換後の特徴線分群 $LS_A, {}^A LS_B$ の類似度の算出方法及びエッジ点群 $EP_A, {}^A EP_B$ の一致率の算出方法は第 3.4.3 項で詳細に述べる。

3.4.3 点群の合致度評価

本項では、第 3.4.1 項、第 3.4.2 項でアフィン変換を行った後の特徴線分群 $LS_A, {}^A LS_B$ の類似度の算出方法と、エッジ点群 $EP_A, {}^A EP_B$ の一致率の算出方法、及び点群全体の合致度の算出方法の詳細について述べる。

まず、特徴線分群 $LS_A, {}^A LS_B$ の類似度の算出方法について述べる。特徴線分群の類似度 $\text{SIM}(LS_A, {}^A LS_B)$ を、それぞれの線分群に含まれる線分 $l_{s_A} \in LS_A$, 線分 $l_{s_B} \in {}^A LS_B$ の組に対する類似度の最大値の総和を取ることによって定義し、式 (8) のように表す。

$$\text{SIM}(LS_A, {}^A LS_B) = \sum_{l_{s_A} \in LS_A} \left(\max_{l_{s_B} \in {}^A LS_B} \text{sim}(l_{s_A}, l_{s_B}) \right) \quad (8)$$

線分組 (l_{s_A}, l_{s_B}) について、もし同一物体の表面を表す線分の組であった場合、線分組は共有部分が長く、ほぼ同一直線上に存在する関係にあると考えられる。ゆえに、線分組の類似度を、共有部分の長さと同分間の距離によって定義し、式 (9) のように表す。式 (9) において、 $\text{Overlap}(l_{s_A}, l_{s_B})$ は共有部分の長さ、 $\text{LineDistance}(l_{s_A}, l_{s_B})$ は線分間の距離を表しており、それぞれ式 (10)、式 (11) で定義する。また、 $\text{Mapping}(l_{s_A}, l_{s_B})$ は線分 l_{s_B} を含む直線に線分 l_{s_A} を垂直に写像した時の共有部分の長さ、 $\text{Distance}(\overline{l_{s_A}}, l_{s_B})$ は線分 l_{s_B} を含む直線と線分 l_{s_A} の中点との距離を表しており、図 5 にそれぞれの関数の定義を示す。なお式 (9) において、線分の共有部分が閾値 T_{overlap} 以上かつ線分間の距離が閾値 T_{dist} 以下の場合に、線分が同じ物体により検出されたとして線分組の類似度を算出し、それ以外の場合は 0 とする。

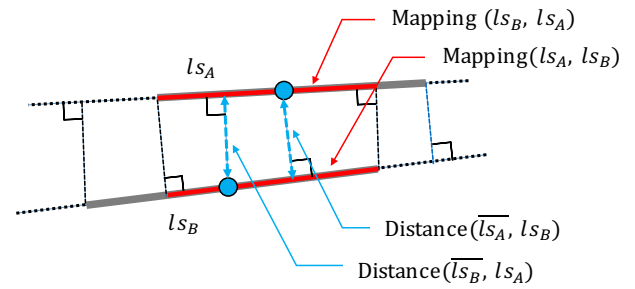


図 5 Mapping および Distance の定義

$$\text{sim}(l_{s_A}, l_{s_B}) = \begin{cases} \frac{\text{Overlap}(l_{s_A}, l_{s_B})}{\min(|l_{s_A}|, |l_{s_B}|)} + \frac{T_{\text{dist}} - \text{LineDistance}(l_{s_A}, l_{s_B})}{T_{\text{dist}}} & (\text{Overlap}(l_{s_A}, l_{s_B}) \geq T_{\text{overlap}} \\ \quad \wedge \text{LineDistance}(l_{s_A}, l_{s_B}) \leq T_{\text{dist}}) \\ 0 & (\text{Otherwise}) \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{Overlap}(l_{s_A}, l_{s_B}) &= \min(\text{Mapping}(l_{s_A}, l_{s_B}), \text{Mapping}(l_{s_B}, l_{s_A})) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{LineDistance}(l_{s_A}, l_{s_B}) &= \max(\text{Distance}(\overline{l_{s_A}}, l_{s_B}), \text{Distance}(\overline{l_{s_B}}, l_{s_A})) \end{aligned} \quad (11)$$

次に、エッジ点群 $EP_A, {}^A EP_B$ の一致度を算出する方法について述べる。エッジ点群の一致率 $\text{CON}(EP_A, {}^A EP_B)$ は、それぞれのエッジ点群から最も近い距離にあるエッジ点組 (ep_A, ep_B) を選択した時に、二点の距離が T_{epd} 以下となるエッジ点組がエッジ点群全体に占める割合によって定義し、式 (12) のように表す。ただし、同一のエッジ点が重複して選択される場合、割合として不適当な値が得られるため、一つのエッジ点はただ一組のエッジ点組にのみ選択されうるものとする。

$$\text{CON}(EP_A, {}^A EP_B) = \frac{\sum \text{con}(ep_A, ep_B)}{\min(|EP_A|, |{}^A EP_B|)} \quad (12)$$

ここで、 $\text{con}(ep_A, ep_B)$ はエッジ点 ep_A と ep_B の距離 $\text{PointDistance}(ep_A, ep_B)$ によって値が決まる関数であり、式 (13) によって定義される。

$$\text{con}(ep_A, ep_B) = \begin{cases} 1 & (\text{PointDistance}(ep_A, ep_B) \leq T_{\text{epd}}) \\ 0 & (\text{Otherwise}) \end{cases} \quad (13)$$

最後に、 $\text{LIDAR}_{A,B}$ から得た点群全体の合致率 $\text{MATCH}(A, B)$ を、特徴線分群の類似度 $\text{SIM}(LS_A, {}^A LS_B)$ とエッジ点群の一致率 $\text{CON}(EP_A, {}^A EP_B)$ 、及び定数 β を用いて、式 (14) で定義する。

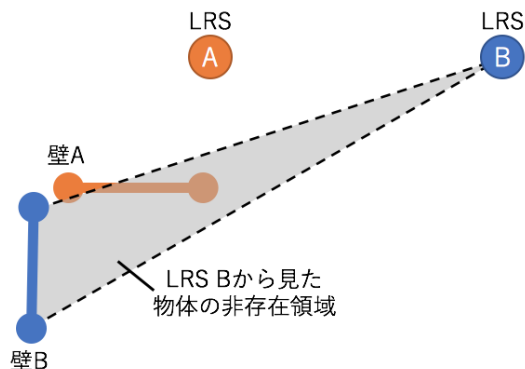


図 6 線分の位置関係が矛盾する例

$$\begin{aligned} \text{MATCH}(A, B) = & \beta \text{SIM}(LS_A, {}^A LS_B) \\ & + (1 - \beta) \text{CON}(EP_A, {}^A EP_B) \quad (14) \end{aligned}$$

第 3.4.1 項と第 3.4.2 項で最終的に求められたアフィン行列 ${}^{A/B} M_{l_{best}}$ および ${}^{A/B} M_{p_{best}}$ のうち、式 (14) における点群の合致度が高くなる方のアフィン行列を、最終的に点群を統合するためのアフィン行列 ${}^{A/B} M_{best}$ とする。このアフィン行列 ${}^{A/B} M_{best}$ は回転、平行移動を表す変換行列であり、式 (15) のように表せる。この時、 θ は LIDAR A, B の方位角の差、 (t_x, t_y) は座標系 A 上の LIDAR B の位置を表しており、このアフィン行列 ${}^{A/B} M_{best}$ を LIDAR B の点群に適用することで、LIDAR A の座標系において点群を統合することができる。

$${}^{A/B} M_{best} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & t_x \\ \sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

3.5 整合性の検証

3.4 節で述べた点群の統合手法では、二台の LIDAR が共有する計測範囲が狭い場合において、偶然に、非共有領域の特徴線分群の類似度が高くなってしまふことが原因で誤ったアフィン行列を導いてしまう場合がある。よって、アフィン変換後の特徴線分群について位置関係が論理的に正しいものであるか否かを判断し、位置関係に矛盾が生じていれば当該アフィン行列を除外する必要がある。

例えば、図 6 のように LIDAR A, B がそれぞれ壁 A, B を検出した場合、LIDAR B と壁 B の間の領域は LIDAR B から見た物体の非存在領域である。しかし、この LIDAR A, B の位置関係では、この非存在領域に LIDAR A が検出した壁 A が存在することになり矛盾が発生する。このように、一方の LIDAR とその LIDAR が検出した線分の間にもう一方の LIDAR が検出した線分が存在する場合は、二台の LIDAR の位置関係に矛盾があると判断し、位置関係の推定から除外する。

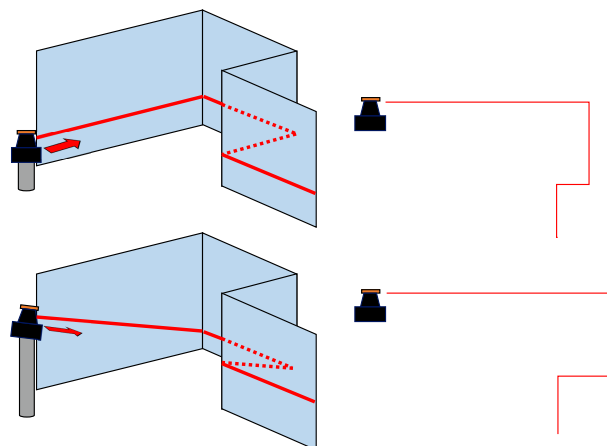


図 7 水平計測と斜方計測の空間認識の違い

4. 提案手法の 3 次元空間への応用

3 章で述べた提案手法は、設置されている LIDAR がすべて水平であるという前提に基づいた手法である。本章では、LIDAR の仰俯角が同一ではない場合における、三次元座標系での点群の統合手法について述べる。

3 次元座標系において点群の統合を行うにあたって問題となる点として、水平に計測を行う場合と比較して、同じ物体までの検出距離が長くなってしまふ点が挙げられる。例えば、図 7 のような場合、LIDAR が水平の場合と傾斜している場合で検出された壁の長さが異なり、空間の正しい規模が把握できないという問題がある。そこで、3 章で述べた前提に加えて、以下のような前提を設ける。

- 各 LIDAR を設置した場所の床からの設置高 h と仰俯角 φ は既知であるとし、LIDAR の回転は y 軸回転のみとする。

この前提を設けることで、斜め方向の計測によって得られた点群の水平座標平面上への写像を求めることが可能となり、その結果、水平座標平面上への写像に対して上述の手法を用いて点群の統合を行うことが可能となる。この時、LIDAR の仰俯角と設置高を実測する際に発生する時間的コストは、全 LIDAR の位置関係を実測することと比較して大幅に小さいと考えられる。また、LIDAR は計測した物体までの方向と距離以外の情報を検出することはできないため、斜めに設置したことで床など水平方向の物体と壁、棚など垂直方向の物体を区別できないことが懸念される。しかし、設置高と仰俯角が既知であれば床面と壁面の区別が可能となる。

水平座標平面上の写像を用いた水平方向の位置推定によって得られるのは、水平方向のアフィン変換を求めるアフィン行列 ${}^{A/B} M_{best}$ である。3 次元座標系における LIDAR の点群データの統合は、このアフィン行列 ${}^{A/B} M_{best}$ と LIDAR 間の設置高の差、仰俯角の差を利用して行うことが可能となる。

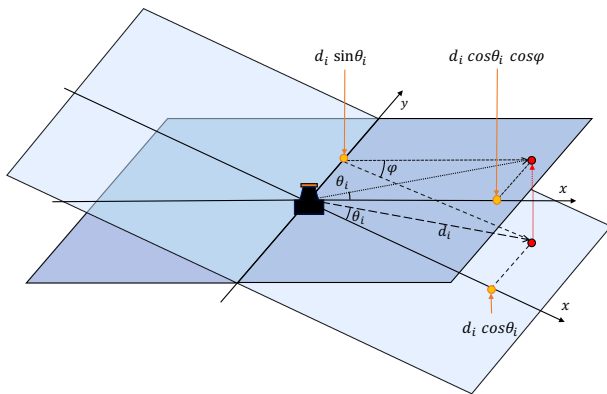


図 8 計測点の水平面への投射

4.1 水平座標平面への投射

LIDAR の仰俯角は図 3 における y 軸周りの回転角として表現することができるため、LIDAR により計測された距離データ d_i を、LIDAR を原点とする水平座標平面上へ写像した時の点の座標 (x_i, y_i) は以下の式 (16) で求めることができる。

$$x_i = d_i \cos \theta_i \cos \varphi, \quad y_i = d_i \sin \theta_i \quad (16)$$

また、LIDAR がもつ座標平面と、水平方向の座標平面の関係および式 (16) を図で表すと、図 8 のようになる。

4.2 3次元座標系における点群の統合

3次元座標系における LIDAR の点群データ統合では、まず水平方向の2次元座標系において点群を統合するためのアフィン行列推定を行い、その結果と既知の情報を利用して3次元座標系へと拡張させることを行う。点群データ統合の対象とする LIDAR をそれぞれ A, B とし、それぞれの設置高を h_A, h_B 、仰俯角を φ_A, φ_B とする。 B の点群を A の点群に統合する場合、水平方向について 3.3 節から 3.4 節で述べた手法を利用し、水平方向の位置関係を示すアフィン行列 $A/B M_{best}$ を推定する。3次元 xyz 座標空間の原点を A が設置されている地点直下の $z = 0$ の点とすると、 A の座標は $(0, 0, h_A)$ となる。この時、 $A/B M_{best}$ によって求められる平行移動量 t_x, t_y は B が A の位置からどれだけ水平面上を移動するかを表現しているため、 B の座標は (t_x, t_y, h_B) となる。この2つの座標より、 A と B の距離を算出することが可能となる。また、相対方位角を $A/B M_{best}$ より求められる θ で、相対仰俯角を各 LIDAR の仰俯角 φ_A, φ_B の差で表現することが可能となり、3次元空間においても点群データを統合するための回転角および平行移動量を導出することが可能となる。

5. 評価実験

5.1 データセット

LIDAR 点群統合における精度の評価を行うために、広さ約 200m^2 である大阪大学情報科学研究科棟 (IST) の 8 地

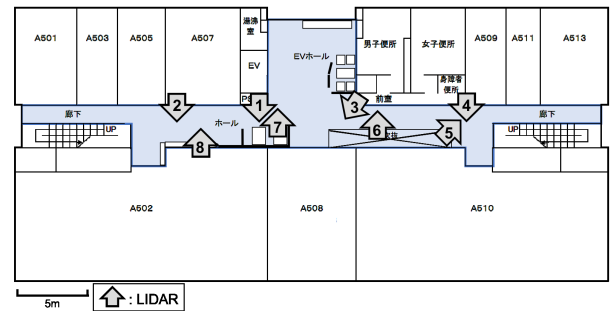


図 9 IST のフロアマップと LIDAR 設置地点

点において LIDAR の計測データを収集し、データセットを作成した。図 9 に、IST のフロアマップおよび LIDAR の設置位置を示す。

データ収集には、検出距離 30m、走査角度 270° 、角度分解能 0.25° である北陽電機株式会社製の LIDAR を使用した。各地点において LIDAR は水平に設置されており、壁などが正しく検出されるように、点群の統合に利用する計測データは人がいない状態で計測されたものを利用した。なお、各 LIDAR の組について、位置関係の真値は実測に基づいて設定した。

5.2 二地点の LIDAR 間における点群の統合精度評価

データセットに対して、計測範囲が重複する二地点の LIDAR から得た点群データの組み合わせを用いて、計測範囲の重複度による点群統合精度の評価を行う。提案手法に対する比較手法として、移動ロボットの SLAM において広く利用されている ICP アルゴリズムを用いる。ICP アルゴリズムのプログラムは、Point Cloud Library [18] において実装されているものを使用した。図 10 は、IST で収集した LIDAR の点群データから、4 通りの LIDAR 組について点群の統合を行った結果を示している。図中では、左の列から順に真値、ICP、提案手法を用いて点群の統合を行った結果を示す。また、それぞれの図は赤点の点群に対して青点の点群を統合したものである。各 LIDAR 組について計測範囲の重複率は上から順に 54.7%, 67.1%, 38.5%, 56.4% であった。

表 2 に、図 10 の各 LIDAR 組における点群統合結果の詳細を示す。表中の t_x, t_y, r_θ はそれぞれ真値、あるいは位置関係推定の結果得られた二台の LIDAR 間における x 軸、 y 軸方向の相対位置、および相対方位角を表す。また、ICP および提案手法によって推定した LIDAR 間の位置関係と真値の位置関係について差分を取ったものをそれぞれ $d(\text{ICP} - \text{GT})$, $d(\text{Ours} - \text{GT})$ として表 2 中に示す。これらの値より、提案手法は最大でも推定位置の誤差が各軸共に 20 cm 以内、推定方位角の誤差は最大 1° 以内と、非常に高精度な LIDAR 間の位置関係推定と点群統合を実現できていることがわかる。

図 11 に、IST のデータセットにおいて、計測範囲に重複

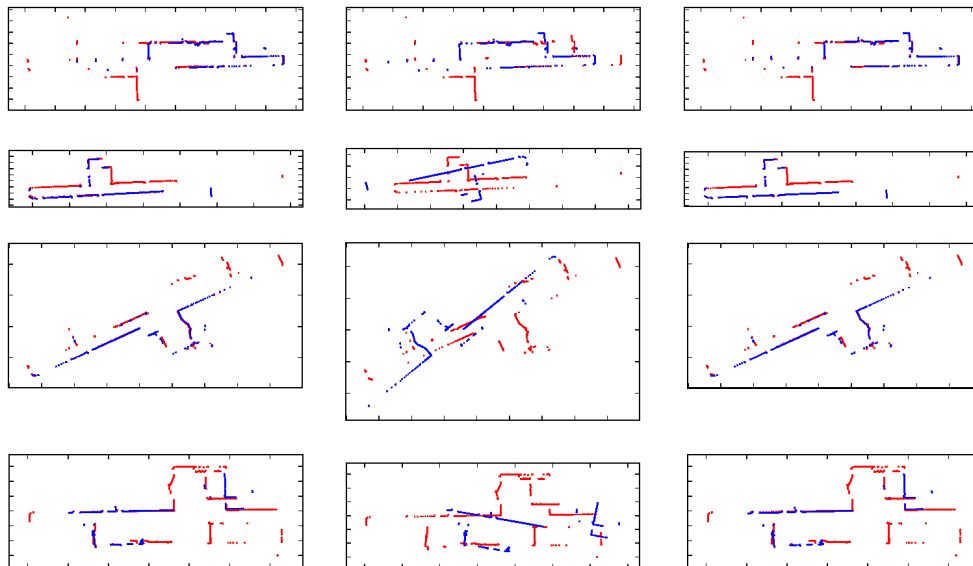


図 10 IST における 4 通りの LIDAR 組に対する点群統合結果

表 2 図 10 の各 LIDAR 組における点群統合結果

Data	LIDAR Pair 1			LIDAR Pair 2			LIDAR Pair 3			LIDAR Pair 4		
Methods	t_x [m]	t_y [m]	r_θ [deg]	t_x [m]	t_y [m]	r_θ [deg]	t_x [m]	t_y [m]	r_θ [deg]	t_x [m]	t_y [m]	r_θ [deg]
Ground truth(GT)	-0.01	-5.40	0.0	1.29	-0.46	138	0.90	1.43	204	-2.05	6.61	2.0
ICP	-0.02	-0.95	0.3	1.69	0.93	-31.9	-0.65	0.31	38.5	-2.66	1.67	-10.3
Ours	0.13	-5.35	359	1.32	-0.46	137	0.86	1.51	204	-2.12	6.50	2.0
$d(\text{ICP} - \text{GT})$	-0.01	4.45	0.3	0.40	1.39	169.9	-1.58	1.12	165.5	-0.61	-4.94	12.3
$d(\text{Ours} - \text{GT})$	0.14	0.05	1.0	0.03	0.0	1.0	-0.04	0.08	0.0	-0.07	-0.11	0.0

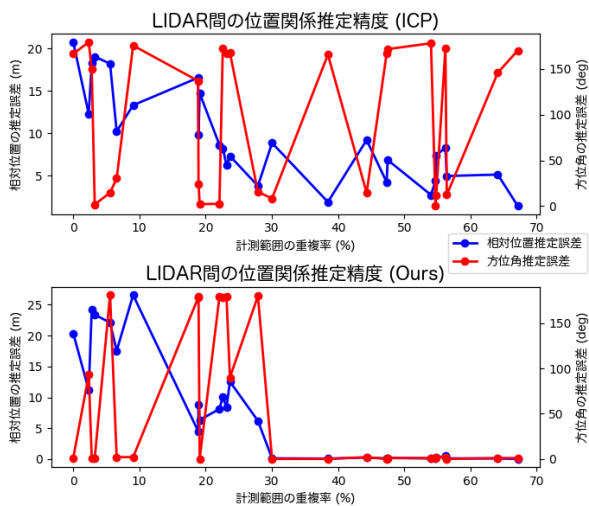


図 11 計測範囲の重複率による LIDAR 間位置関係推定精度の推移

がある LIDAR の全ての組み合わせに対して LIDAR 間の位置関係推定を行った結果を、横軸に計測範囲の重複率、縦軸に相対位置および相対方位角の推定誤差を取ったグラフにより示す。提案手法では計測範囲に 30 % 程度の重複があれば、概ね 10cm オーダーの精度で LIDAR 間位置推定および点群の統合を実現できることが確認できた。

また、図 12 に、計測範囲に重複のある二地点の LIDAR 間における位置推定の所要時間を示す。この図より、約 6 割

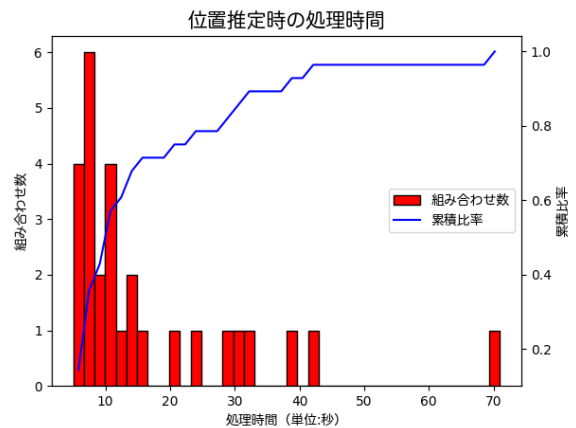


図 12 二地点の LIDAR 間における位置推定の所要時間

の組み合わせにおいて、約 10 秒という短い時間で LIDAR 間の位置推定ができていることがわかる。一方で、特徴として抽出した特徴線分やエッジ点の数が多い点群の組み合わせの場合、線分群の類似度およびエッジ点群の一致率の算出において比較すべき特徴線分やエッジ点が増加することから、位置推定に時間がかかってしまうことも確認できた。

5.3 LIDAR 群の点群統合による屋内マップ生成

本節では、屋内空間に設置された複数 LIDAR の点群

表 3 屋内マップ生成時における各 LIDAR の位置推定精度

番号	真値		推定位置		推定誤差	
	x [m]	y [m]	x [m]	y [m]	e_x [m]	e_y [m]
1	0	0	0	0	0	0
2	-0.010	-5.395	0.133	-5.351	0.143	0.043
3	-0.060	6.300	0.024	6.326	0.084	0.026
4	-0.010	14.140	-0.234	14.189	-0.224	0.049
5	1.250	13.610	1.076	13.704	-0.173	0.094
6	1.360	7.220	1.426	7.359	0.066	0.139
7	1.830	1.850	1.895	1.858	0.065	0.008
8	3.880	-4.760	3.868	-4.660	-0.011	0.099

データを全て統合することによって生成される屋内マップの生成精度について評価を行う。屋内マップは、二地点における LIDAR の点群統合を繰り返し行うことで生成する。まず、 n 地点の LIDAR のうち、屋内マップの基準となる LIDAR S_b を選択し、 S_b のもつ座標系をワールド座標系として設定する。次に、 S_b に対して異なる地点における LIDAR S_i の位置関係を推定し、3 章の手法を用いてアフィン行列 $S_b/S_i M_{best}$ を求める。求めたアフィン行列 $S_b/S_i M_{best}$ を用いて S_i の点群を S_b の点群に統合する。これは、 S_i の点群に含まれる各点の座標をワールド座標で表現することと同義である。また、 S_i の座標系における原点に対してアフィン行列 $S_b/S_i M_{best}$ によるアフィン変換を行うことで、ワールド座標系における S_i 自身の座標を表現することができる。以降、すでにワールド座標系へ統合された LIDAR の点群に対して、異なる地点における LIDAR の点群の統合を繰り返し行うことによって、全ての LIDAR の点群をワールド座標系で表現することができる。評価においては、 n 地点の LIDAR から屋内マップを生成する際、基準とする LIDAR S_b をまず選択し、以下の条件を満たすように、点群の統合を行う LIDAR の組を入力する。

- (1) LIDAR S_i に対して LIDAR S_j ($i \neq j$) を統合する時、入力によって与える順番は S_i , S_j の順番とする。
- (2) 1 において、 S_i にはすでにワールド座標系との統合を行った LIDAR、または LIDAR S_b を指定する。

上記の条件を満たすように LIDAR の組み合わせを入力することは、 n 地点の LIDAR を頂点集合、入力で与えた LIDAR 組を辺集合とする全域木を構成することと同義である。このとき、点群の統合を行って屋内マップを生成するために必要な LIDAR の組み合わせ数は、 n 地点の LIDAR に対して $n-1$ 組である。

図 13 に、IST のデータセットについて提案手法を用いて生成した屋内マップおよび真値に基づいて生成した屋内マップを示す。ワールド座標系の基準となる LIDAR は図 9 における LIDAR 1 を利用した。表 3 は、図 13 に示す屋内マップ生成時の、ワールド座標系における各 LIDAR の推定座標と、真値に対する推定誤差を示したものである。

これらの図と表から、提案手法を用いることで、空間内に

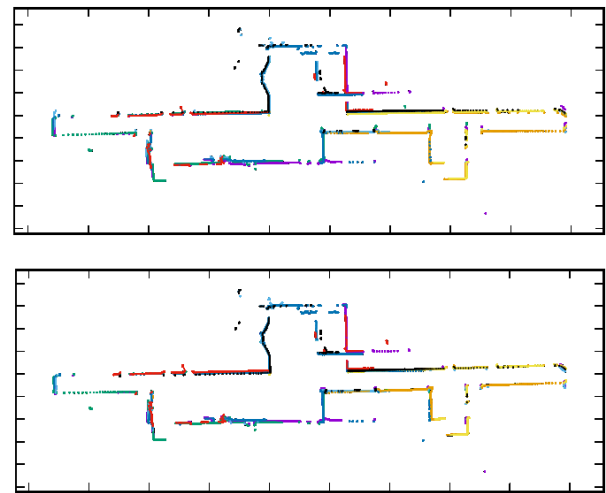


図 13 IST における LIDAR の点群を基にしたフロアマップ。上段が真値に基づいて生成したもの、下段が提案手法を用いて生成したものである。

複数設置された LIDAR の点群から、おおよそ誤差 30cm 以内の高精度な屋内マップを生成できることを確認できた。

6. まとめ

本研究では、屋内空間内に設置された LIDAR の点群データを統合し、屋内マップを生成する手法を提案した。点群データの統合は、点群から屋内空間の特徴的な形状を表す特徴線分群とエッジ点群を抽出し、これらの特徴の重ね合わせによって LIDAR 間の位置関係を表すアフィン行列を推定し、推定したアフィン行列を用いて点群をアフィン変換することで実現する。また、点群の統合による屋内マップの生成は、入力で与えた LIDAR 組の点群を統合する処理を繰り返し行うことによって実現する。二地点の LIDAR 点群に対する位置推定における特徴の重ね合わせでは、特徴線分群から同一物体を仮定した場合、およびエッジ点群から同一の地点を仮定した場合の 2 通りのアプローチから、特徴線分群の類似度とエッジ点群の一致率を求め、点群の合致度を評価する新しいアルゴリズムを提案した。

大阪大学情報科学研究科棟内において 8 地点で LIDAR によって計測した点群データをデータセットとし、計測領域に重複がある LIDAR の組み合わせに対して位置推定を行う実証実験を行った。提案手法による LIDAR 間の位置推定精度を評価した結果、計測領域の 30%程度が重複している場合において、推定位置誤差が数 mm から 10 cm 程度、推定方位角誤差が最大 3° という高精度な位置推定が実現できることを確認した。また、屋内マップ生成においては、8 地点における LIDAR から基準となる LIDAR を選択してワールド座標系を定義し、提案手法によって全ての LIDAR をワールド座標系に集約した。そのときの各 LIDAR の位置に関する誤差を評価した結果、最大でも推定誤差 30cm 以内であることが確認でき、高精度な屋内マッ

プ生成を実現できていることを確認した。

今後の課題として、屋内マップ生成時に点群の統合を行う LIDAR の組み合わせの選択方法の改善があげられる。現在では手で組み合わせを入力しているが、組み合わせの選択のしかたによる差異が出てしまうことが考えられる。そのため、LIDAR の集合から、正しく点群の統合を行うことができる LIDAR の組み合わせを自動的に選択する方法を検討することが必要である。また、任意の仰俯角を持つ LIDAR 間の位置推定に関する実証実験が実現できていないため、実証実験を実施し、LIDAR が水平でない場合における評価も行っていく必要がある。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP26220001 ならびに JP15H02690 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Chiguchi, M., Yamaguchi, H., Higashino, T. and Shimoda, Y.: Human thermal comfort estimation in indoor space by crowd sensing, *2016 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, pp. 45–50 (online), DOI: 10.1109/SmartGridComm.2016.7778736 (2016).
- [2] Schulz, D., Fox, D. and Hightower, J.: People tracking with anonymous and ID-sensors using Rao-Blackwellised particle filters, *Proceedings of the 18th international joint conference on Artificial intelligence (IJCAI'03)*, pp. 921 – 926 (2003).
- [3] Figuera, C., Rojo-Álvarez, J. L., Mora-Jiménez, I., Guerrero-Curieses, A., Wilby, M. and Ramos-López, J.: Time-Space Sampling and Mobile Device Calibration for WiFi Indoor Location Systems, *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 10, No. 7, pp. 913 – 926 (2011).
- [4] 上嶋祐紀, 藤田和久, 樋口雄大, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫: ひとつがつながるなび – 位置と気持ちと空間の共有 –, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2013) シンポジウム論文集, pp. 2105–2115 (2013).
- [5] ひとつなび: https://youtu.be/noSHVvBQd_Q.
- [6] Wada, Y., Higuchi, T., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Accurate Positioning of Mobile Phones in a Crowd Using Laser Range Scanners, *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communication (WiMob '13)*, pp. 430–435 (2013).
- [7] Takafuji, T., Fujita, K., Higuchi, T., Hiromori, A., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Indoor Localization utilizing Tracking Scanners and Motion Sensors, *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing (UIC '14)*, pp. 112–119 (2014).
- [8] Durrant-Whyte, H. and Bailey, T.: Simultaneous Localization and Mapping: Part I, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 13, No. 2, pp. 99 – 110 (2006).
- [9] Rusinkiewicz, S. and Levoy, M.: Efficient Variants of the ICP Algorithm, *Proceedings of the Third International Conference on IEEE 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001*, pp. 145 – 152 (2001).
- [10] Minguez, J., Lamiroux, F. and Montesano, L.: Metric-Based Scan Matching Algorithms for Mobile Robot Displacement Estimation, *International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2005)* (2005).
- [11] Islam, M. D., Reza, S. M. T., Uddin, J. and Oyekanlu, E.: Laser Scan Matching by FAST CVSAC in Dynamic Environment, *International Journal of Intelligent Systems and Applications, IJISA, MECS Publisher, Hong Kong*, Vol. 5, No. 11, pp. 11 – 18 (2013).
- [12] Fischler, M. A. and Bolles, R. C.: *Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography*, Vol. 6, No. 24, pp. 381 – 395, Commun. ACM (1981).
- [13] Diosi, A. and Kleeman, L.: Laser Scan Matching in Polar Coordinates with Application to SLAM, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3317 – 3322 (2005).
- [14] Biber, P. and Straßer, W.: The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 3, pp. 2743 – 2748 (2003).
- [15] Li, J., Zhong, R., Hu, Q. and Ai, M.: Feature-Based Laser Scan Matching and Its Application for Indoor Mapping, *Sensors*, Vol. 16, No. 8 (2016).
- [16] Hokuyo Automatic Co., L.: *Scanning Laser Range Finder UTM-30LX-EW Specification*, <http://www.hokuyo-aut.jp/02sensor/07scanner/download/products/utm-30lx-ew/> (2012).
- [17] Duda, R. O. and Hart, P. E.: Use of the Hough Transformation To Detect Lines and Curves in Pictures, *Communications of the ACM*, Vol. 15, pp. 11 – 15 (1972).
- [18] pcl: Point Cloud Library, <http://pointclouds.org/>.