

推薦論文

屋内空間における測域センサ群の相対位置推定手法の提案

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

受付日 2018年2月7日, 採録日 2018年4月4日

概要: レーザ測域センサ (LRS) はその測距性能の正確さと検出域の広さから、屋内空間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 LRS を設置する際は、LRS の相互位置をセンチオーダーで正しく設定する必要がある。本研究では、屋内の閉空間の壁面などに水平設置された複数の LRS を対象に、それらの位置関係を自動で推定する手法を提案する。提案手法では、壁などの平面体で構成される屋内空間特性に着目し、各 LRS から得られる点群から平面体をとらえた直線成分を抽出し、その重ね合わせを用いて同一物体の認識と位置合わせを行う。これにより LRS の位置関係を推定するアルゴリズムを提案する。さらに、対象 3 次元空間内に任意の仰俯角で設置された複数 LRS の位置関係を推定する手法も提案する。具体的には、各 LRS から得られる点群データに対し、仰俯角情報を用いて水平面への射影を求めた後、上述の手法を用いて水平面上の位置関係を推定し、設置高と仰俯角を考慮して LRS の 3 次元位置関係を導出する。大阪大学大学院情報科学研究科棟内において、LRS を用いて異なる 15 地点でデータを収集し、任意の 2 地点における点群データの組合せを利用して LRS の位置推定を行った結果、最大誤差 10 cm で LRS の位置関係を推定できることを示した。

キーワード: 測域センサ, 位置推定, スキャンマッチング, RANSAC

Relative Position Estimation of Laser Range Scanners in Indoor Environments

HIKARU YOSHISADA^{1,a)} YUMA YAMADA¹ AKIHITO HIROMORI¹
HIROZUMI YAMAGUCHI¹ TERUO HIGASHINO¹

Received: February 7, 2018, Accepted: April 4, 2018

Abstract: Laser range scanner (LRS) is used for tracking moving objects and people in the indoor environment by utilizing its accuracy and wide coverage. However, in the case of arranging multiple LRS to eliminate blind spots, it is necessary to measure the accurate mutual position of the LRS in centimeter order. In this paper, we propose the method for automatically estimating the positional relationship among pairs of the LRS, that are horizontally installed on the walls or the like in the indoor environment. In our proposed method, we focus on the indoor spatial characteristics that it is composed mostly of planes such as walls. We extract line segments which express the planes from the point cloud obtained by sensor scans, then recognize common planar bodies by using the superposition. Finally, we can align the pairs of LRS in the same coordinate systems and we are able to estimate the accurate relative positions. Furthermore, we also propose the method to estimate the 3-D positional relationships of multiple sensors which installed at arbitrary elevation angle. An extensive experiment on real data shows that the proposed method can identify the relative positions with 10 cm-order errors in average.

Keywords: laser range scanner, localization, scan matching, RANSAC

1. はじめに

近年のセンサ技術の発展にともない、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、人物の

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan

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

本論文の内容は 2017 年 6 月のマルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2017) シンポジウムで報告され、マルチメディア通信と分散処理研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である。

正確な位置情報を取得することにより、たとえば近隣店舗のセール情報など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することで建物内での群衆の分布状態を把握し、スポット混雑解消のための適切な誘導や行動変容なども実現できる。さらに、そういった群衆の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などへの展開が期待される [1]。

端末の位置情報を取得する手段の1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があげられるが、屋内環境ではGPS衛星からの電波を受信することが困難であり、正確な測位は期待できない。屋内ではRFIDタグ [2] やBluetoothビーコン、無線LAN [3] などにより位置情報を取得することが可能であるが、いずれも端末自身の位置情報取得を前提としており、不特定多数の人や群衆のトラッキング用途ではない。

そこで、レーザ測域センサ (LRS) による人の位置推定および軌跡推定が注目を集めている。LRS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、たとえば、北陽電機株式会社製のLRS (UTM-30LX-EW)は検出保証距離30m、走査角度270度、距測精度±50mm、走査時間25ms/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、LRSの計測データはLRS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、顔や服装といった個人情報あるいはプライバシー情報をいっさい含まないため、プライバシー侵害リスクはきわめて小さい。我々の研究グループは、水平に設置した複数のLRSを用いた歩行者の位置推定および軌跡推定システム「ひとたび」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などの実績がある (図1)。また、LRS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]。

ひとたびのような複数のLRSを利用した歩行者の位置推定手法においては、LRSの相対位置と相対方位角 (以降、LRSの位置関係と呼ぶ) に基づき、複数のLRSからの点群データ (計測データ) を統合する。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、複数LRS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、LRSの高い測距精度の影響によって歩行者の誤検出や移動軌跡の誤差を誘発する。また、LRS設置においては、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LRSの設置位置をそのつど調整することも多い。しかし、LRSの位置を調整するたびにLRSの位置関係を高精度に実測する必要があり、LRSの数や配置関係、配置変更の頻度によっては多大な労力を必要とする。

本研究では、これまでのひとたび開発と実システム導入にかかる経験から、センサ設置時のヒューマンエラーとコストが大きな障害となることを認識し、センサ間の位置関係を自動で推定することにより省力化ならびにヒューマンエラーの排除を図る。具体的には、屋内の閉空間に水平に設置された複数のLRSの計測データを基にして、LRSの位置関係を自動で推定する手法を提案する。提案手法では、複数のLRSの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。その共通物体として、一般の屋内空間に多く含まれる壁や、空間内に設置された棚など、直線的な輪郭を形成する平面体を用いることから、これらの形状を把握するために、各LRSの点群データから直線成分を抽出し、同一物体の推定と位置合わせを行うことでLRSの位置関係を推定する。

対象とする屋内閉空間には壁や棚、パーティションなど床面に対して垂直な平面が多数存在し、壁どうしは垂直あるいは平行の関係にあるという前提のもとで、まず、1台のLRSで得られた各角度への距離データを2次元水平平面上の点群に変換し、得られた点群データに対してRANSAC (Random Sample Consensus) アルゴリズムを利用した手法を適用することで複数の2次元直線を推定する。推定した直線上に存在する連続した点の集合を線分として抽出し、他のLRSから同様にして求めた線分群との一致率が高くなるような回転角と平行移動量を推定し、得られた位置関係を基にして座標統合した2つの点群データと、他のLRSの点群データとの間での位置推定を繰り返していくことで、空間内に存在するすべてのLRSの位置関係を推定する。

なお、本研究ではLRS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、3次元空間内に任意の仰俯角で設置されたLRSの位置推定



図1 ひとたび
Fig. 1 Hitonavi.

手法も提案している．具体的には，それぞれの LRS 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 3 次元空間における LRS の位置関係を推定する．

評価実験では，大阪大学情報科学研究科棟のあるフロアにおいて，LRS を異なる 15 地点に設置し，データを計測した．任意の 2 地点における計測データの組合せに対して共通する計測物数を指標として位置関係推定精度を評価した結果，共通する計測対象物が 3 カ所以上存在する場合，推定した LRS の位置関係と実際の LRS の位置関係との位置誤差が数 mm～最大 10 cm，角度誤差がたかだか 2.5 度であり，高精度な位置推定が可能であることを確認した．

2. 関連研究

2.1 LRS 点群データに基づく移動ロボットの自己位置推定

LRS を搭載した移動ロボットが自身の位置推定および周辺地図情報の作成を同時に行うことを目的とした SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) [8] の研究において，屋内空間における LRS 自身の位置推定手法が多数提案されている．たとえば，移動ロボットに搭載した LRS の計測データをロボットが滞在する空間の地図情報と統合することにより空間内での位置を推定する手法や，以前に滞在した位置での LRS の計測データと比較することで相対的な位置を推定する手法などが提案されている．文献 [9] では，シミュレーションにより擬似的に生成した LRS の計測データを機械学習することで，空間内におけるロボットの位置推定を行う手法を提案し，誤差約 0.1 m の精度で位置を推定できることを示している．文献 [10] では，移動ロボットに取り付けた LRS の計測データを 2 次元平面上に確率密度として表現し，移動先で得られた LRS の計測データを Newton 法により統合し，その際に得られる平行移動量および回転角に基づき，ロボットの現在位置を推定する手法を提案している．文献 [11] では，LRS の極座標系を利用した PSM (Polar Scan Matching) を提案し，2 地点で得られた LRS の計測データに含まれる点と点を対応付けし，残差平方和が最小となるような変換パラメータを求めることで，複数の LRS に対する相対位置推定を行っている．LRS の計測データを用いた移動ロボットの自己位置推定など，LRS の計測データどうしをマッチングさせることによって計測地点を推定する技術において広く用いられる手法として，ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムがあげられる [12]．ICP アルゴリズムは，異なる 2 地点で得られた LRS の計測データに対して，計測データ間で対応する 2 点の誤差量が最小となるよう処理を繰り返す，2 つの点群が最も重なる回転角および平行移動量を求める収束演算系のアルゴリズムである．文献 [11] の PSM

と同様に，LRS の計測間隔ごとに，得られる LRS の計測データを比較することで，移動ロボット自身の位置を推定する手法であるが，LRS の計測間隔でロボットが移動する距離は短く，比較する 2 つの LRS の計測データの大半は同じ領域を示していることから，高い精度での推定を実現している．この手法を基にした手法も多数提案されており，たとえば，文献 [13] では，RANSAC アルゴリズム [14] 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マッチング手法が提案されている．また，パターン認識技術を ICP アルゴリズムと組み合わせることで安定性と精度の向上を実現する手法 [15] や，部屋の構造や天候などの周辺環境の知見から推定精度の向上を実現する手法 [16] などが提案されている．

2.2 提案手法の位置付け

LRS を搭載した移動ロボットの自己位置推定手法の多くは，ロボットの移動速度や LRS の計測間隔から大まかな位置関係を把握し，2 地点の LRS がある程度同じ領域を計測している前提のもとで自身の位置を推定している．一方，本研究では屋内空間の定点に固定された複数の LRS の位置推定を目的としており，これらの LRS による計測データは，広域のセンシングとオクルージョンの排除を実現するために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，異なる 2 地点の LRS が計測する領域がある程度同じであるという前提を置くことができないため，上述のような点群に含まれる点の対応を利用する手法を単純に適用することができない．これに対し，提案手法では，計測されたデータを点群のまま扱うのではなく，空間の形状を表す壁などの直線的な部分を点群データから抽出して対象空間の部分特徴量とし，この特徴量に基づき共通物体の認識を行うとともに LRS 間の相対位置を推定する新しい手法を提案している．

3. 水平に設置された LRS の位置推定手法

3.1 概要と想定環境

LRS による位置推定システムは，図 2 (a) に示されるように，空間内に設置された複数の LRS による計測データをサーバに集約し，空間内で移動する人の位置を導出する．提案手法は，このシステムにおいて，LRS 間の計測データを適切に統合できるよう，空間内における各 LRS の位置を特定するためのものである．空間内に設置された LRS から得られた計測データは，図 2 (b) に示すように，2 次元平面上の点群データとして得られる．この点群データから，空間の輪郭を表現する線分を抽出し，ある 2 台の LRS から得られた線分群から，互いの線分群の一致度が高くなるよう，一方の線分群を回転および平行移動させ，LRS 間の相対位置を導出する．点群データからの線分群の抽出は 3.3 節で，線分群の位置合わせは 3.4 節で述べる．空間内

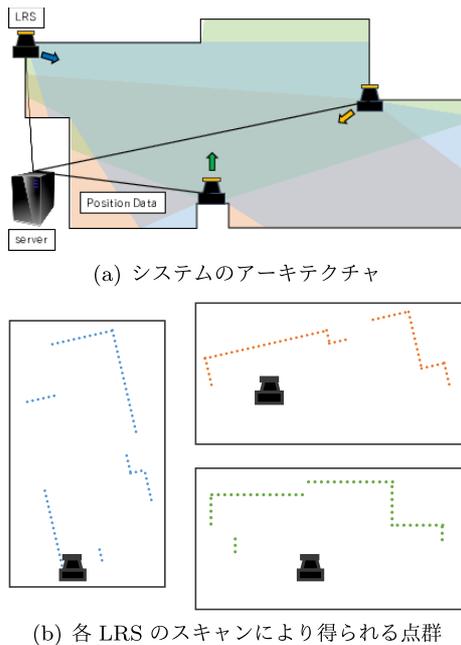


図 2 提案手法の概要

Fig. 2 Overview of proposed method.

表 1 UTM-30LX-EW の仕様 [17]

Table 1 Specification of UTM-30LX-EW [17].

項目	仕様
検出距離	0.1~30 m
測距精度	0.1~10 m : ±30 mm, 10~30 m : ±50 mm
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	210 g (ケーブル除く)

に設置した LRS の組合せごとに、位置合わせを繰り返していくことで、最終的に図 2(c) のように、すべての LRS の位置を推定することができる。また、本手法の 3次元空間への応用については 4 章で述べる。

3.2 レーザレンジスキャナによる距離測定

代表的な LRS として、北陽電機株式会社製の UTM-30LX-EW [17] の仕様を表 1 に示す。LRS は、レーザー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、LRS から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、LRS 自体は小型であるが検出距離 30m、

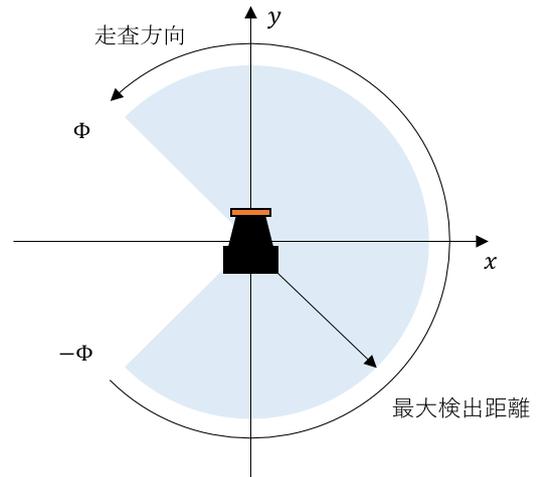


図 3 LRS の座標系

Fig. 3 Orthogonal coordinate system of LRS.

走査範囲 270 度という広範囲を非常に小さい誤差で測定することが可能である。また、LRS 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、LRS はレーザー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、LRS 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。LRS の座標系を図 3 に示す。LRS の位置が座標平面の原点に対応し、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 LRS のスキャン範囲である。1 度のスキャン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 $2\Phi/(N_{scan} - 1)$ で表される。したがって、式 (1) により、LRS の計測データから xy 座標平面上の点群 P が得られる。

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

3.3 点群データからの線分群抽出

本節では、 xy 座標平面上の点群として表現された LRS の計測データから、空間の特徴を検出する方法について述べる。図 4(a) に、大阪大学大学院情報科学研究科棟内において LRS により計測した点群データの例を示す。図に示されるように、壁はその形状から直線的な物体として計測される一方、椅子や机の脚などの小さな障害物は、ノイズとして計測されることが確認できる。

提案手法では、測定誤差やノイズの影響を可能な限り抑えながら、空間の形状を表す直線部分を効率良く抽出できるよう、RANSAC アルゴリズムに基づき空間の特徴量を

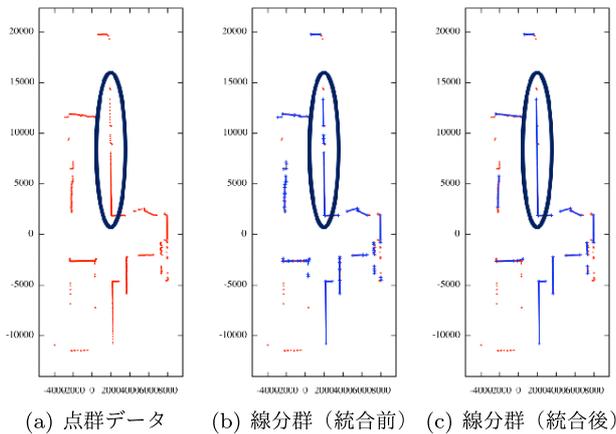


図 4 LRS の点群データ例と線分群の抽出

Fig. 4 The example of LRS point cloud and extracted line segments.

導出する. RANSAC アルゴリズムはロバスト推定の代表的なアルゴリズムの 1 つであり, 与えられた観測値の集合に外れ値が含まれている場合に, 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 [14]. 2次元平面上の点群から RANSAC アルゴリズムによって直線を抽出する場合, 直線の方程式を導くためには傾きと切片, あるいは法線の傾斜角と長さという 2 個のパラメータが必要となる. そこで, 一般的には点群全体からランダムに選択した 2 個の観測値を用いて直線の方程式を導く. そして, 点群全体に含まれる点のうち, 得られた直線上に存在する点の数を尤度とし, 直線のもっともらしさを判断する. RANSAC アルゴリズムは, この処理を繰り返し行い, 最も尤度が高い直線を最終的に得られる直線として出力する.

RANSAC による直線抽出では, 一般的に推定する直線の次元数に応じて 2 個以上の点をサンプリングし, それらの点を通る直線を推定する. しかし, 提案手法では, LRS の計測方法が, 図 3 に示す走査方向のように, 反時計回りであることから, 得られる観測点には順序関係が存在する. したがって, 隣接するいくつかの点の集合は直線を構成する可能性が高いことが予想されるため, サンプリングする点は 1 個のみとし, その隣接点を利用して直線を推定する. 直線推定の手続きは下記のようになる.

- (1) 点群データからランダムに 1 点 p_i ($i \in \{0, 1, \dots, N_{scan} - 1\}$) を選択し, その点に近いものから順に 4 点を選択する.
- (2) 選択した 5 点を基に, 各点から直線までの距離のレンジが最小になるような直線 l を推定する.
- (3) (1) で選択した 5 点を除いた点群データに対して, 直線 l 上に存在する点の数を計算する. ここで, 直線 l と点の距離が閾値 T_{abs} 以下の場合, その点は直線上に存在すると定義する. なお, 評価実験では $T_{abs} = 50$ mm とした.

- (4) (1) から (3) を n ステップ繰り返し行い, 直線 l 上に存在する点の数が最大となる直線を抽出する. なお, 提案手法では経験的に $n = 100$ とした.

この直線推定により, 壁や棚は無限長の直線として表現される. しかし, 壁や棚の長さは有限であるのに対して, 空間の特徴を直線で表現してしまうと, 壁どうしの位置関係など詳細な特徴を得ることができない. そこで, 提案手法では 1 本の直線を抽出するごとに以下の処理を行い, 直線を線分化する.

- (1) 長さ 0 の線分 l_s を定義し, 直線推定において最初に選択した点 p_i を l_s の端点とする.
- (2) 点 $p_{i+s(j+1)}$ ($s = \{-1, 1\}, j = 0, 1, \dots$) に対して, 点 p_{i+s_j} との距離が T_{pdist} 以下であり, かつ推定した直線からの距離が T_{abs} 以下である場合, 線分 l_s の端点を点 $p_{i+s(j+1)}$ に更新する. それ以外の場合は端点の更新は行わない. 評価実験では, $T_{pdist} = 1,000$ mm とした.
- (3) (2) の処理を, 各端点について端点が 5 回連続で未更新になるまで行う.
- (4) (3) で算出した線分の両端点から直線 l へ下ろした垂線の足どうしの距離が T_{len} 以上であれば線分として抽出し, 線分群に追加する. このとき, 抽出された線分上に存在する点が別の線分抽出時に選択されないようにするために, 点群データから取り除く. なお, 評価実験では $T_{len} = 500$ mm とした.

LRS の点群データから線分群を抽出するために, 上述した直線推定および線分化を, 長さ T_{len} 以上の線分が抽出できなくなるまで繰り返し行う. しかし, 直線の推定には RANSAC アルゴリズムの考え方を利用しており, サンプリングした点 p_i の隣接点から直線推定を行っていることから, 点 p_i の選ばれ方次第では, 点 p_i とその隣接点が直線を構成しない状況が起こりうる. そのため, 長さ T_{len} 以上の線分をすべて抽出する前に, それ未満の長さの線分が抽出される可能性がある. そこで, 長さ T_{len} 以上の線分が抽出できない状態が m 回連続するまで線分抽出を行う. これによって, 長さ T_{len} 以上の線分の抽出漏れを防ぐことが可能となる. 提案手法では, 経験的に $m = 50$ とした. 図 4(b) に, 図 4(a) から抽出された線分群を示す.

ここで, 図 4(b) 中において枠で囲んだ部分など, 得られた線分群には同一の壁や物体から検出された線分が複数含まれることがある. そのため, 上述の手法で線分群を抽出したのち, 含まれる線分の中で片方の端点どうしが距離 T_{epdist} 以下で, かつ線分の角度差が T_{angle} 以下である 2 本の線分が存在する場合, その線分を 1 本の線分に統合し, 元の線分群から統合前の線分を削除し, 統合後の線分を線分群に追加する. なお, 評価実験では $T_{epdist} = 500$ mm, $T_{angle} = 5$ 度とした. これを統合できる線分の組合せがなくなるまで行う. 図 4(c) に, 図 4(a) から抽出した統合後

の線分群を示す．図 4(c) 中において枠で囲んだ部分には，図 4(b) 中の枠で囲んだ部分に含まれる 3 本の線分が統合された 1 本の長い線分が現れていることが確認できる．

3.4 線分群の位置合わせ

本節では，3.3 節で抽出した LRS の線分群どうしを位置合わせする方法について述べる．屋内の閉空間の多くは直方体を組み合わせた形状をしているという前提のもとで，壁どうしは平行あるいは垂直に交わるという関係にある．また，空間内の壁や壁面に設置された棚など，空間の外形を構成するものは床面に対して垂直な平面を持つものが多く，LRS による計測データから，それらの平面が線分として抽出される．

想定環境の特性から，抽出した線分群に含まれる任意の 2 本の線分組について，基本的には直交あるいは平行の関係にある．そこで，位置合わせを行う前に，点群から得られた線分群を，LRS の座標系における x 軸とのなす角に基づいてクラスタリングする処理を行う．クラスタリングを行ったのち，2 つのクラスタについて，各クラスタから任意に選択した線分の組が直交し，かつそれぞれのクラスタに属する線分数の和が最大なるような関係にあるものを，直交線分群として位置合わせに利用する．これにより，位置合わせを行う中で，ある線分との類似度を比較すべき線分が，直交線分群を構成するクラスタペアのうち片方のクラスタに含まれる線分のみになり絞られるため，網羅的な比較が不要となる．

位置合わせでは，2 台の LRS から得られた線分群のうち，ある 1 組の線分の組が同一物体であると仮定して位置合わせを行ったとき，実際に重なり合う線分が多いほど，仮定した線分組が同一物体である可能性が高いという観点から，重なった線分の組数と重なり大きさに基づいた線分群の類似度評価を行う．類似度の評価を行った後，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，整合性の評価を行う．位置合わせは，以上の線分群のクラスタリングによる直交線分群の抽出，類似度評価，整合性評価

という 3 段階のプロセスによって構成される．位置合わせを行う 2 台の LRS を A, B ，これらの LRS により抽出された線分群をそれぞれ LS_A, LS_B とし，互いの計測範囲は重複しており，同一物体が少なくとも 1 つは含まれているものとする．

3.4.1 直交線分群の抽出

提案手法では，壁や棚などが基本的に平行または直交の関係にある空間に適用することを想定している．ゆえに，壁や棚などの計測対象物から得られた線分を抽出するために，線分群 LS から平行・直交する線分が比較的多い線分群を直交線分群 LS_{\perp} として抽出する．以降では直交線分群 LS_{\perp} の抽出方法について述べる．

まず，線分群 LS に含まれる線分 ls を LRS の座標系における x 軸の正方向のなす角 θ ($\in [0, 180)$) によってクラスタリングを行う．クラスタ数を N_C としたとき，それぞれのクラスタをクラスタ i ($0 \leq i < N_C$) と定義する．そして，線分群 LS のすべての線分をクラスタ $[(\theta + \theta_{ofs}) / \frac{180^\circ}{N_C}] \bmod N_C$ にクラスタリングする．ここで θ_{ofs} は，クラスタ 0 に含まれる線分のなす角の最小値を表している．ゆえに，クラスタ i には $\theta \in [\frac{180^\circ}{N_C}i + \theta_{ofs}, \frac{180^\circ}{N_C}(i+1) + \theta_{ofs})$ を満たす線分がクラスタリングされることとなる．ここで，クラスタ i に属する線分どうしはほぼ平行であるため，クラスタ i に属する線分群を同方向線分群 $LS_{\parallel i}$ と定義する．図 4(b) の線分群に対して， $N_C = 18$ ， $\theta_{ofs} = 0^\circ$ としたときのクラスタリングの結果を表 2 に示す．

クラスタ $i, i + \frac{N_C}{2}$ に属する線分の間にはほぼ直交するという関係がある．このクラスタ $i, i + \frac{N_C}{2}$ をクラスタペア i ($0 \leq i < \frac{N_C}{2}$) と定義する．そのため，直交線分群 LS_{\perp} を抽出するためには，クラスタペア i に含まれる線分数が最大となるようなクラスタペア i_{\max} を選択すればよい．ゆえに，直交線分群 LS_{\perp} は式 (2) で表される．

$$LS_{\perp} = \left\{ LS_{\parallel i_{\max}}, LS_{\parallel i_{\max} + \frac{N_C}{2}} \right\} \quad (2)$$

表 2 の場合，クラスタペア 0 (クラスタ 0, 9) に含まれ

表 2 図 4(c) の線分群のクラスタリング例 ($N_C = 18, \theta_{ofs} = 0^\circ$)

Table 2 Clustering example of line segments shown in Fig. 4(c) ($N_C = 18, \theta_{ofs} = 0^\circ$).

クラスタ	θ の範囲	線分数	クラスタ	θ の範囲	線分数	クラスタペアの線分数
0	$0^\circ \leq \theta < 10^\circ$	4	9	$90^\circ \leq \theta < 100^\circ$	5	9
1	$10^\circ \leq \theta < 20^\circ$	1	10	$100^\circ \leq \theta < 110^\circ$	0	1
2	$20^\circ \leq \theta < 30^\circ$	0	11	$110^\circ \leq \theta < 120^\circ$	0	0
3	$30^\circ \leq \theta < 40^\circ$	0	12	$120^\circ \leq \theta < 130^\circ$	0	0
4	$40^\circ \leq \theta < 50^\circ$	0	13	$130^\circ \leq \theta < 140^\circ$	0	0
5	$50^\circ \leq \theta < 60^\circ$	0	14	$140^\circ \leq \theta < 150^\circ$	0	0
6	$60^\circ \leq \theta < 70^\circ$	0	15	$150^\circ \leq \theta < 160^\circ$	1	1
7	$70^\circ \leq \theta < 80^\circ$	0	16	$160^\circ \leq \theta < 170^\circ$	0	0
8	$80^\circ \leq \theta < 90^\circ$	2	17	$170^\circ \leq \theta < 180^\circ$	2	4

表 3 図 4(c) の線分群のクラスタリング例 ($N_C = 18, \theta_{ofs} = 5^\circ$)
 Table 3 Clustering example of line segments shown in Fig. 4 (c) ($N_C = 18, \theta_{ofs} = 5^\circ$).

クラスタ	θ の範囲	線分数	クラスタ	θ の範囲	線分数	クラスタペアの線分数
0	$5^\circ \leq \theta < 15^\circ$	1	9	$95^\circ \leq \theta < 105^\circ$	0	1
1	$15^\circ \leq \theta < 25^\circ$	0	10	$105^\circ \leq \theta < 115^\circ$	0	0
2	$25^\circ \leq \theta < 35^\circ$	0	11	$115^\circ \leq \theta < 125^\circ$	0	0
3	$35^\circ \leq \theta < 45^\circ$	0	12	$125^\circ \leq \theta < 135^\circ$	0	0
4	$45^\circ \leq \theta < 55^\circ$	0	13	$135^\circ \leq \theta < 145^\circ$	0	0
5	$55^\circ \leq \theta < 65^\circ$	0	14	$145^\circ \leq \theta < 155^\circ$	0	0
6	$65^\circ \leq \theta < 75^\circ$	0	15	$155^\circ \leq \theta < 165^\circ$	1	1
7	$75^\circ \leq \theta < 85^\circ$	0	16	$165^\circ \leq \theta < 175^\circ$	1	1
8	$85^\circ \leq \theta < 95^\circ$	7	17	$0^\circ \leq \theta < 5^\circ, 175^\circ \leq \theta < 180^\circ$	5	12

る線分数が 9 本で最大となるため、直交線分群 LS_{\perp} は $\{LS_{\parallel 0}, LS_{\parallel 9}\}$ となる。

しかし、 θ_{ofs} の値によっては、クラスタ $i, i+1$ の境界に多数の線分が存在する場合がある。その場合、本来同じクラスタとしてクラスタリングされるべき線分が 2 つのクラスタに分割されるため望ましいとはいえない。これを防ぐために θ_{ofs} の設定値を変動させて同様に線分のクラスタリングを行い、 θ_{ofs} ごとに算出されるクラスタペアに含まれる線分数が最大となるクラスタペアを直交線分群 LS_{\perp} とする。

表 3 に図 4(b) の線分群に対して、 $N_C = 18, \theta_{ofs} = 5^\circ$ としたときのクラスタリングの結果を示す。表 3 の結果ではクラスタペア 8 (クラスタ 8, 17) に含まれる線分数が 12 本となっており、表 2 の結果 ($N_C = 18, \theta_{ofs} = 0^\circ$) のクラスタペア 0 の線分数 (9 本) より多いため、表 3 のクラスタペア 8 が直交線分群 LS_{\perp} として抽出される。なお、評価実験においては、クラスタ数 $N_C = 12$ とした。

3.4.2 直交線分群を利用した位置合わせ

本項では、2 台の LRS A, B のそれぞれの直交線分群を利用して LRS A に対して LRS B を位置合わせをする手法について述べる。ここで、LRS A を原点とした座標系 A (図 3) 上の位置ベクトル p を ${}^A p$ と定義する。LRS B を LRS A に対して位置合わせするということは、座標系 A 上における座標系 B の相対位置および相対方位角を推定することに等しく、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。

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

しかし、LRS の測定誤差などの影響で、アフィン変換後の線分群が完全に一致するわけではない。そのため、後述するアフィン変換後の線分群の一致度が最も高くなるようなアフィン行列 ${}^{A/B}M_{best}$ を算出し、LRS A, B の位置関係を推定する。

2 台の LRS の直交線分群 $LS_{A\perp}, LS_{B\perp}$ には、同一物体から得られた線分の組が 1 組以上含まれていると考えられる。そのため、提案手法では 2 つの直交線分群から線

分を 1 本ずつ選択し、選択した線分組 (ls_A, ls_B) が同じ物体から得られたものであると仮定して位置合わせを行う。ゆえに、まず線分組 (ls_A, ls_B) の中点が一致かつ x 軸とのなす角が等しくなるようなアフィン行列 ${}^{A/B}M_0$ を算出する。しかし、同一の物体から検出された線分組がまったく同じ部分を検出しているとは限らず、共有している領域が一部のみである場合も考えられる。ゆえに、アフィン行列 ${}^{A/B}M_0$ で直交線分群 $LS_{B\perp}$ 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位置合わせを行う必要がある。アフィン変換後の直交線分群 ${}^A LS_{B\perp}$ を ${}^A LS_{B\perp}$ と表すと、 ${}^A LS_{B\perp}$ は式 (4) 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。

$${}^A LS_{B\perp} = \{M_D {}^{A/B}M_0 ls_B \mid ls_B \in LS_{B\perp}\} \quad (4)$$

次に、2 つの線分群 $LS_{A\perp}, {}^A LS_{B\perp}$ の一致度を計算する手法を述べる。選択した線分組 (ls_A, ls_B) は同一直線上に存在するという仮定から、 ls_A, ls_B を含む同方向線分群の線分はほぼ平行である。それぞれの LRS から抽出した同方向線分群のうち線分 ls_A, ls_B を含む同方向線分群を $LS_{A\parallel \ni}, LS_{B\parallel \ni}$ と定義し、もう一方の同方向線分群を $LS_{A\parallel \not\ni}, LS_{B\parallel \not\ni}$ と定義する。すると、 $LS_{A\parallel \ni}, LS_{B\parallel \not\ni}$ および $LS_{A\parallel \not\ni}, LS_{B\parallel \ni}$ に含まれる線分は互いに直交するため、同一の物体から得られた線分ではないことが分かる。ゆえに、線分群の一致度を算出する際は、 $LS_{A\parallel \ni}, LS_{B\parallel \ni}$ および $LS_{A\parallel \not\ni}, LS_{B\parallel \not\ni}$ に含まれる線分組に対して一致度を計算すればよい。そして、線分群の一致度 $\text{SIM}(LS_{A\perp}, {}^A LS_{B\perp})$ を式 (5) のように定義する。ここで、関数 $\text{sim}(ls'_A, ls'_B)$ は線分 ls'_A, ls'_B の類似度を算出する関数であり、詳細は後述する。式 (5) は線分群 $LS_{A\perp}, {}^A LS_{B\perp}$ のそれぞれの線分について、線分 $ls_B (\in {}^A LS_{B\perp}), ls_A (\in LS_{A\perp})$ の最大類似度の総和を線分群の一致度としている。

$$\begin{aligned} \text{SIM}(LS_{A\perp}, {}^A LS_{B\perp}) = & \text{SIM}_{\text{LS}}(LS_{A\parallel \ni}, {}^A LS_{B\parallel \ni}) \\ & + \text{SIM}_{\text{LS}}(LS_{A\parallel \not\ni}, {}^A LS_{B\parallel \not\ni}) \\ & + \text{SIM}_{\text{LS}}({}^A LS_{B\parallel \ni}, LS_{A\parallel \ni}) \end{aligned}$$

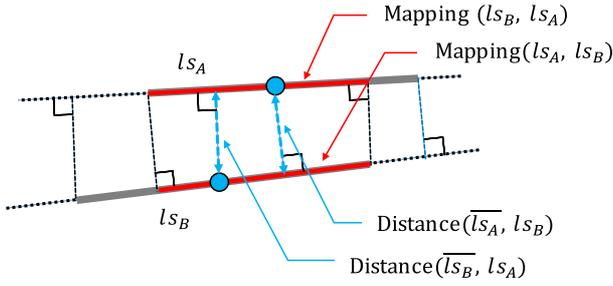


図 5 Mapping および Distance の定義
Fig. 5 Definition of Mapping and Distance.

$$+ \text{SIM}_{\text{LS}}({}^A L S_{B\parallel \neq}, L S_{A\parallel \neq}) \quad (5)$$

$$\text{SIM}_{\text{LS}}(L S_A, L S_B) = \sum_{l s'_A \in L S_A} \left(\max_{l s'_B \in {}^A L S_B} \text{sim}(l s'_A, l s'_B) \right)$$

次に、2本の線分 $l s_A, l s_B$ の類似度 $\text{sim}(l s_A, l s_B)$ について述べる。同じ物体から得られた2本の線分は、正しく位置合わせが行われた場合に、同一直線上で共有部分が長くなる位置関係になると考えられる。そのため、2本の線分 $l s_A, l s_B$ の類似度 $\text{sim}(l s_A, l s_B)$ を式 (6) のように、共有部分の長さと同分間の距離で定義する。ここで、 $\text{Overlap}(l s_A, l s_B)$ 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、式 (7)、式 (8) のように定義する。また、 $\text{Mapping}(l s_A, l s_B)$ は線分 $l s_A$ を線分 $l s_B$ を含む直線に垂直に写像したときの共有部分の長さ、 $\text{Distance}(\overline{l s_A}, l s_B)$ は線分 $l s_A$ の中点と線分 $l s_B$ を含む直線との距離を表しており、詳細を図 5 に示す。

式 (6) では、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_{ldist} 以下の場合に、線分が同じ物体により検出されたとして一致度を算出し、それ以外の場合は 0 とした。なお、評価実験では $T_{\text{overlap}} = 500 \text{ mm}$, $T_{\text{ldist}} = 300 \text{ mm}$ とした。

$$\text{sim}(l s_A, l s_B) = \begin{cases} \frac{\text{Overlap}(l s_A, l s_B)}{\min(|l s_A|, |l s_B|)} + \frac{T_{\text{ldist}} - \text{LineDistance}(l s_A, l s_B)}{T_{\text{ldist}}} & (\text{Overlap}(l s_A, l s_B) \geq T_{\text{overlap}} \\ \quad \wedge \text{LineDistance}(l s_A, l s_B) \leq T_{\text{ldist}}) \\ 0 & (\text{Otherwise}) \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{Overlap}(l s_A, l s_B) &= \min(\text{Mapping}(l s_A, l s_B), \text{Mapping}(l s_B, l s_A)) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \text{LineDistance}(l s_A, l s_B) &= \max(\text{Distance}(\overline{l s_A}, l s_B), \text{Distance}(\overline{l s_B}, l s_A)) \end{aligned} \quad (8)$$

そして、位置合わせではすべての線分組 $(l s_A, l s_B)$ につ

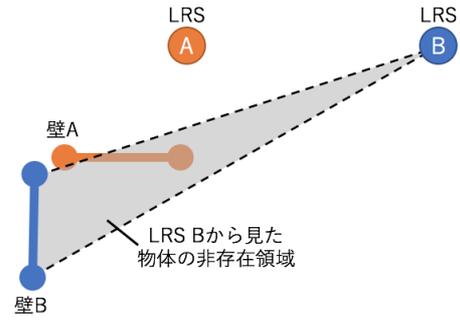


図 6 線分の位置関係が矛盾する例
Fig. 6 An example of inconsistency between two line segments.

いて同様のアフィン変換を行い、それぞれの線分群の一致度 $\text{SIM}(L S_{A\perp}, {}^A L S_{B\perp})$ を算出し、最も線分群の一致度が高かったアフィン行列 $M_D^{A/B} M_0$ を ${}^{A/B} M_{\text{best}}$ とする。このアフィン行列 ${}^{A/B} M_{\text{best}}$ は回転・平行移動をする変換行列であるため、式 (9) のように表せる。このとき、 θ は LRS A, B の方位角の差、 (t_x, t_y) は座標系 A 上の LRS B の位置を表しており、このアフィン行列 ${}^{A/B} M_{\text{best}}$ から LRS A, B の位置関係が推定できる。

$${}^{A/B} M_{\text{best}} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & t_x \\ \sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

3.5 整合性の検証

3.4 節で述べた位置合わせ手法では、2台の LRS が共有する計測領域が狭い場合において、偶然に非共有領域の線分群の類似度が正しい位置合わせ時の類似度より高くなり、誤検出となる場合がある。よって、アフィン変換後の線分群の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れば当該アフィン行列を除外する必要がある。

たとえば、図 6 のように LRS A, B がそれぞれ壁 A, B を検出した場合、LRS B と壁 B の間の領域は LRS B から見た物体の非存在領域である。しかし、この LRS A, B の位置関係では、この非存在領域に LRS 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 LRS とその LRS が検出した線分の間にもう一方の LRS が検出した線分が存在する場合は、2台の LRS 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。

4. 本手法の 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 LRS 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、LRS の仰俯角が同一ではない場合における位置推定について述べる。

3 次元座標系において位置推定を行うにあたって問題となる点として、水平にスキャンする場合と比較して同じ物

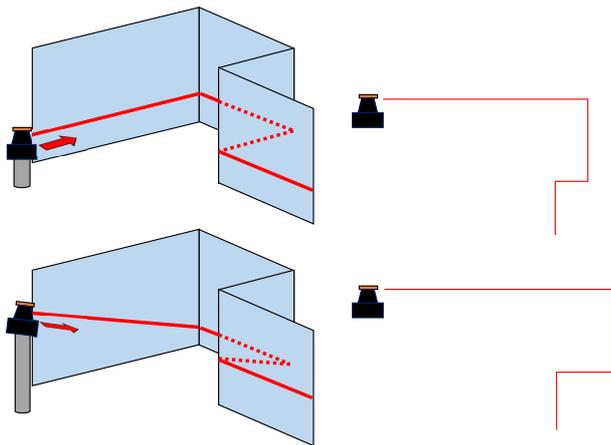


図 7 水平スキャンと斜方スキャンの空間認識の違い

Fig. 7 The difference of scan data between horizontal and oblique scans.

体までの検出距離が長くなってしまふ点があげられる。たとえば、図 7 のような場合、LRS が水平の場合と傾斜している場合でスキャンされた部分の長さが異なり、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 LRS 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、LRS の回転は y 軸回転のみとする。この前提を設けることで、斜め方向のスキャン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位置合わせを行うことが可能となる。このとき、LRS 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 LRS 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、LRS はスキャン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 LRS の位置関係は、このアフィン行列 ${}^{A/B}M_{best}$ と LRS 間の設置高の差、仰俯角の差を利用して推定可能である。

4.1 水平座標平面への投射

LRS 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、LRS により計測された距離データ d_i を、LRS を原点とする水平座標平面上へ写像したときの点の座標 (x_i, y_i) は以下の式 (10) で求めることができる。

$$x_i = d_i \cos \theta_i \cos \varphi, \quad y_i = d_i \sin \theta_i \quad (10)$$

また、LRS が持つ座標平面と、水平方向の座標平面の関

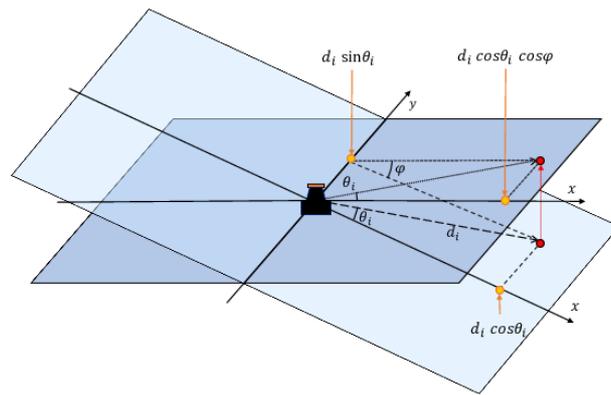


図 8 スキャン点の水平面への投射

Fig. 8 Projection of the LRS point cloud to horizontal plane.

係および式 (10) 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位置推定

3 次元座標系における LRS の位置推定では、まず水平方向の 2 次元座標系での位置推定を行い、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。位置合わせの対象とする LRS 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 を A に対して位置合わせする場合、水平方向の位置推定は 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。このとき、 ${}^{A/B}M_{best}$ 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 LRS 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 LRS の位置推定が可能となる。

5. 評価実験

大阪大学大学院情報科学研究科棟内において、北陽電機株式会社製の LRS (UTM-30LX-EW) を用いて、3 章で提案した手法の性能評価を実施した。

5.1 実験環境・実験方法

本実験では、情報科学研究科 A 棟 5 階において、図 9 に示した 15 地点に LRS を設置し、25 秒間データを計測した。各 LRS は床から 85 cm から 110 cm の位置に水平に設置し、壁や設置されたパーティションが正しく検出されるよう、人がいない状態で計測を実施した。位置推定の誤差を評価するため、図 9 中に示した 2 次元ワールド座標系を各 LRS の座標系とは別に定義し、各計測地点 i のワールド座標系における x 座標 x_i [mm] と y 座標 y_i [mm]、LRS の

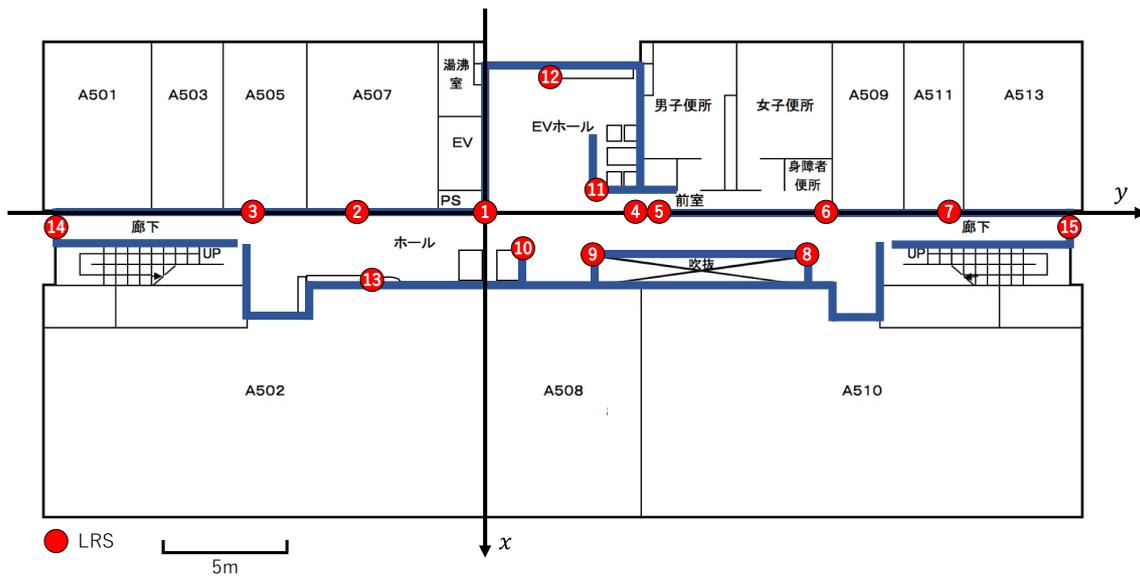


図 9 LRS の配置図

Fig. 9 Layout drawing of LRS.

表 4 計測地点

Table 4 Scan points of each LRS.

計測地点番号	x [mm]	y [mm]	θ ($0^\circ \leq \theta < 360^\circ$)
1	+220	0	0
2	+210	-5,395	0
3	+210	-10,930	0
4	+160	+6,300	285
5	+160	+6,300	332
6	+210	+14,140	0
7	+210	+20,360	0
8	+1,500	+13,610	136
9	+1,470	+4,150	220
10	+2,050	+1,850	180
11	-1,590	+4,080	270
12	-5,910	+2,160	0
13	+4,020	-4,760	180
14	+730	-17,770	90
15	+730	+24,250	270

座標系とワールド座標系のなす角 θ_i [°] を実測した。各計測地点におけるそれぞれの値を表 4 に示す。

評価実験では、共通計測対象物が 1 カ所以上存在する 2 地点の計測データのすべての組合せに対し、3.3 節のアルゴリズムによる線分抽出を行った後 3.4 節の位置推定アルゴリズムにより位置関係を推定し、その推定精度を導出した。具体的には、まず、ある 2 台の LRS A , B の計測データに対して、 B の点群データを A の座標系における表現へ変換するためのアフィン行列 $A/B M_{best}$ を推定する。その後、 A はワールド座標系において表 4 に示す位置と角度にあるため、 A の座標系をワールド座標系に変換するアフィン行列 $W/A M$ を表 4 の x 座標 x_A , y 座標 y_A , 回転角 θ_A を用いて定義する。本実験では、各計測データの組合せに対して、式 (11) によって求めることができるワールド座標

系における B の推定位置 $(x_{W/B}, y_{W/B})$ と、ワールド座標系での B の実際の位置 (x_B, y_B) を元に位置誤差を求めるとともに、 A と B の相対方位角の推定値と表 4 から求められる実際の相対方位角を元に角度誤差を求めて、双方の精度を評価指標とした。また、比較手法として SLAM において一般的に利用される ICP アルゴリズム [12] を実装し、提案手法と同様の評価指標を用いて位置関係の推定精度を評価し、提案手法との比較を行った。

$$\begin{aligned}
 \begin{pmatrix} x_{W/B} \\ y_{W/B} \\ 1 \end{pmatrix} &= W/A M^{A/B} M_{best} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} \cos \theta_A & -\sin \theta_A & x_A \\ \sin \theta_A & \cos \theta_A & y_A \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ 1 \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{11}$$

5.2 評価結果

本実験では、真値となる LRS の位置関係を実測により導出しているため、実測時の測定誤差を加味し、ある 2 地点の LRS の組に対する位置推定の結果、位置誤差が 300 mm 以下かつ角度誤差が 5 度以下であれば推定が成功したものとして評価する。共通する計測対象物数ごとの組合せ総数および位置推定が成功した組合せ数、位置推定成功率を表 5 に、共通する計測対象物数の増加にともなう位置推定成功率の推移を図 10 にそれぞれ示す。

図 10 に示されるように、提案手法では共通計測対象物が 3 カ所以上存在する場合、半数以上の組合せにおいて位置推定が成功しており、5 カ所以上の場合にはすべての組合せで位置推定に成功している。一方で ICP では共通計測対象物数が増加しても位置関係の推定成功率はほぼ 0% であり、ICP アルゴリズムは本研究で想定する環境に適用で

表 5 共通計測対象物数ごとの位置推定結果

Table 5 Position estimation result for each common object numbers.

共通計測対象物数	組合せ総数	位置推定成功数		位置推定成功率	
		提案手法	ICP	提案手法	ICP
1	50	0	0	0	0
2	40	5	0	12.5	0
3	28	16	1	57.1	3.6
4	18	13	0	72.2	0
5	6	6	0	100	0
6	4	4	0	100	0

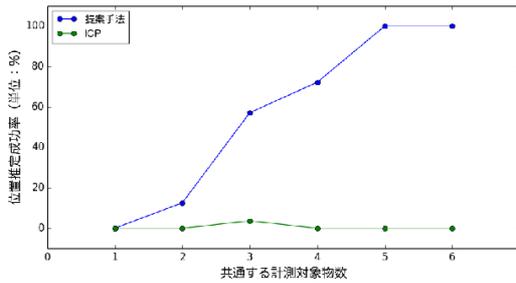


図 10 共通する計測対象物数ごとの位置推定成功率

Fig. 10 Success rate of position estimation for each common object numbers.

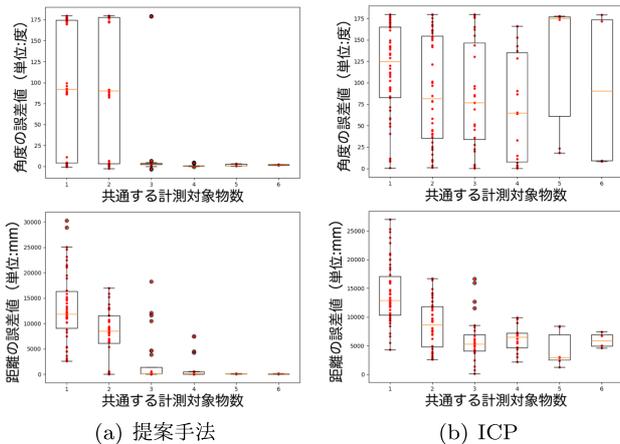


図 11 位置推定における位置誤差と角度誤差の分布

Fig. 11 Distribution of position error and angle error in position estimation (box-plot diagram).

きないことが分かる。

また、図 11 に、位置推定時の位置誤差と角度誤差それぞれについて、共通する計測対象物数ごとの分布を示す。図 11 (a) に示すように、提案手法を用いた場合は共通計測対象物数の増加にともない、位置および角度の推定誤差の分散は小さくなり、位置関係の推定が誤っていた場合においても大幅な誤りを起こす割合が少なくなっていることが確認できる。一方、図 11 (b) に示すように、ICP アルゴリズムを適用した場合、推定位置と真値との差が 1,000 mm 以下となったものはほとんど存在せず、また角度に関しては共通計測対象物数が増加しても推定誤差の分散に大きな

表 6 位置推定が成功した場合の推定誤差の平均値

Table 6 Average estimation errors of succeeded position estimation.

共通する計測対象物数	推定位置誤差の平均 [mm]	推定角度誤差の平均 [度]
1	-	-
2	171.8	1.8
3	88.1	2.4
4	84.3	1.5
5	67.4	1.4
6	52.8	1.5

表 7 すべての場合の推定誤差の平均値

Table 7 Average estimation errors of all LRS pairs.

共通する計測対象物数	推定位置誤差の平均 [mm]	推定角度誤差の平均 [度]
1	9,608.0	76.3
2	3,822.7	46.7
3	808.2	5.5
4	806.5	16.5
5	275.5	1.64
6	52.8	1.5

変化が見られないことが確認できた。角度の推定誤差の分布に関して、提案手法では誤差の分布が 0 度、90 度、180 度付近に集中しているが、これは位置推定アルゴリズムの中で直交する線分群をもとに位置推定を行ったことが要因である。

図 12 に、図 9 に示す座標平面上での、位置関係推定結果の真値に対する位置誤りの大きさを示す。それぞれの図の中心が真値を、横軸は x 軸方向の位置誤り量を、縦軸は y 軸方向の位置誤り量を示す。この図より、位置推定を行った結果が 2 次元平面上で真値に対してどの方向にどれだけ誤っているかを読み取ることができる。まず、図 12 (a) から、提案手法による位置推定では主に y 軸方向への位置誤りが多いことが確認できる。これは、図 9 において、 y 軸に平行で検出可能な線分が比較的長い一方、 x 軸に平行で検出可能な線分が短いため、 x 軸方向の位置合わせの方が容易であったことが原因としてあげられる。対して、図 12 (b) に示す ICP による位置推定ではこのような特徴は見られず、位置の誤りも様々な方向に起こっていることが確認できる。これは、点が密集している箇所が点と点の距離を最小化するという ICP アルゴリズムの基本的な考え方に影響を及ぼしていることが原因としてあげられる。

さらに、表 6、表 7 に、共通する計測対象物数ごとの位置推定が成功した組合せにおける推定誤差の平均と、共通する計測対象物数ごとのすべての組合せの位置推定における推定誤差の平均値を示す。これらの表から、位置推定が成功した LRS の組合せについて、共通する計測対象物数が 3 カ所以上の場合に位置誤差の平均値が 100 mm、角度

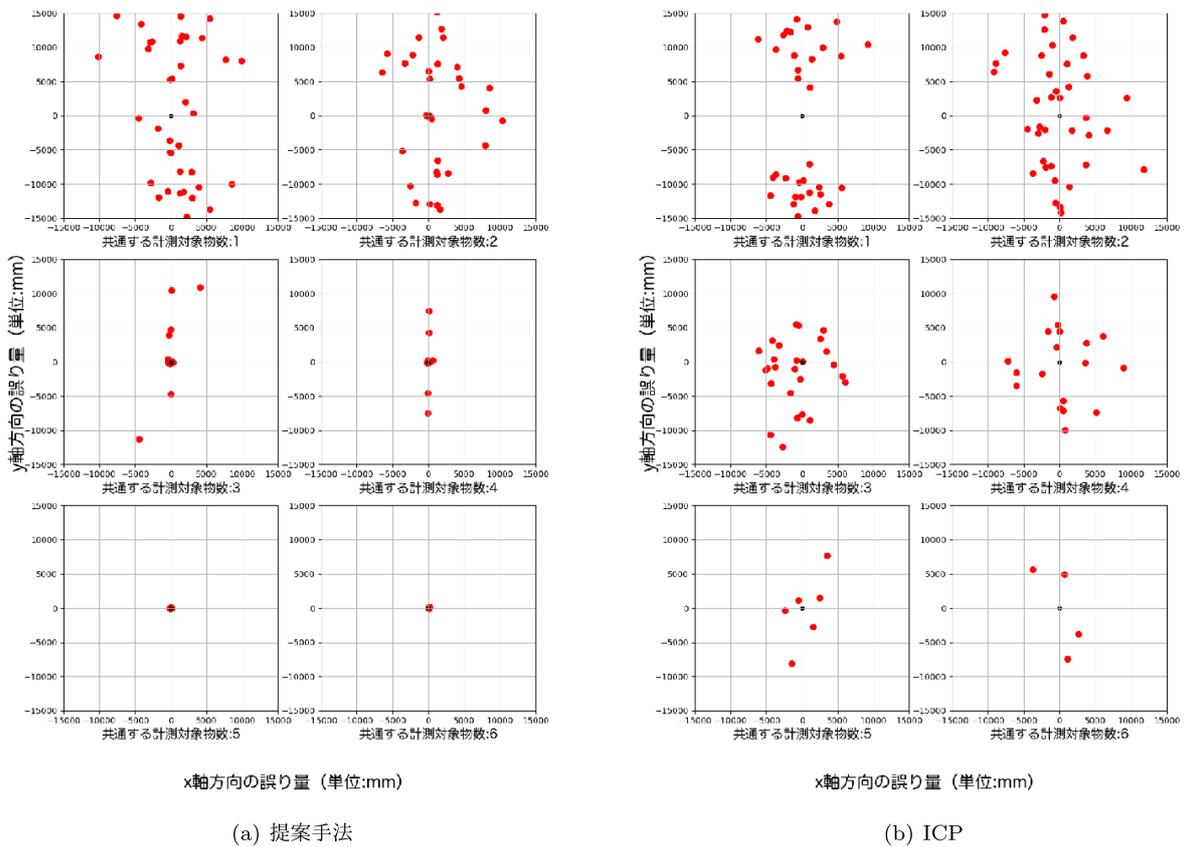


図 12 位置推定における位置誤差と角度誤差の分布

Fig. 12 Distribution of position error and angle error in position estimation (scatter plot).

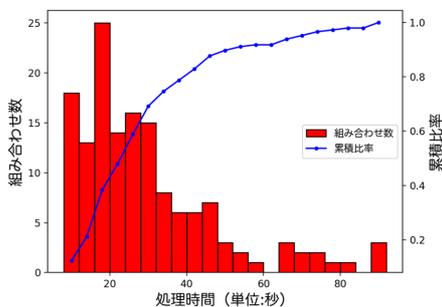


図 13 位置推定所要時間

Fig. 13 Time required for position estimation.

誤差の平均値が 2.5 度を達成していることが確認できる。これより、提案手法によって 2 地点の LRS の点群データからお互いの位置を約 10 cm 以内の精度で推定できることが確認できた。また、位置推定が成功していない場合を含めても、数 10 cm 以内の精度での位置を推定できていることを示している。

図 13 に、提案手法によって 2 地点の LRS の計測データから位置関係を推定するためにかかる所要時間を示す。この図より、およそ 8 割の組み合わせの位置推定が 50 秒以内で完了していることが確認できる。LRS 間の位置関係を実測する場合、LRS 間の距離と相対方位角を実測する必要があるため、この処理時間は実測による位置関係の取得に必

要な時間よりも短くなると考えられる。

6. まとめ

本研究では、屋内空間内に設置された複数の LRS の計測データより得た点群データから、空間の特徴量として壁などの情報を線分群として抽出し、これらの線分を位置合わせするアフィン行列を推定することで、各 LRS の位置推定を行う手法を提案した。提案手法では、線分抽出の際に LRS の測距誤差による影響を最小化するために RANSAC アルゴリズムを適用した。また、得られた線分群を方向ごとにクラスタリングし、直交線分群を抽出することによって位置合わせにおける特徴量として有効な線分のみを残し、一致度を求める線分の組合せを減少させることで位置合わせにおける計算量を削減し、同時に位置合わせの精度の向上を図った。位置合わせでは、線分群の一致度を評価するとともに、推定したアフィン行列を適用した場合の線分群の位置関係の整合性を評価することで、より高精度な位置推定を可能とした。

大阪大学大学院情報科学研究科棟内において 15 地点で LRS による計測データを収集し、15 地点のうち 2 地点の LRS の全組合せに対して計測データをもとに位置推定する実証実験を行い、提案手法による位置推定精度を評価した結果、共通する計測対象物が 3 カ所以上存在する場合、位

置誤差が数 mm～最大 10 cm, 角度誤差が最大でも 2.5 度を達成し, 非常に高い精度で位置合わせを行うことが可能であることが確認できた。

今後の課題の 1 つとして, 3 台以上の LRS に対する同時位置推定への対応があげられる。通常, 空間内には 3 台以上の LRS を設置して歩行者の位置推定および軌跡推定を行うことが考えられる。そのため, それらの LRS の計測データをもとにすべての LRS についてその位置を推定することが必要となる。2 台の LRS からの計測データを用いた位置推定を逐次的に繰り返す方法では誤差の蓄積が懸念されるため, 3 台以上の LRS からの計測データを用いて同時にすべての LRS の位置を推定する手法を検討する必要がある。また, 性能評価については限られた環境における評価実験にとどまっているが, 今後, 様々な環境下において提案手法の性能評価および分析を行っていく予定である。

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 (Smart-GridComm)*, pp.45–50 (online), DOI: 10.1109/SmartGridComm.2016.778736 (2016).

[2] Schulz, D., Fox, D. and Hightower, J.: People tracking with anonymous and ID-sensors using Rao-Blackwellised particle filters, *Proc. 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 Trans. 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, 入手先 (<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, *Proc. 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, *Proc. 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] Park, S. and Roh, K.S.: Coarse-to-Fine Localization for a Mobile Robot Based on Place Learning With a 2-D Range Scan, *IEEE Trans. Robotics*, Vol.32, No.3,

pp.528–544 (2016).

[10] Biber, P. and Straßer, W.: The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching, *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol.3, pp.2743–2748 (2003).

[11] Diosi, A. and Kleeman, L.: Laser Scan Matching in Polar Coordinates with Application to SLAM, *Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.3317–3322 (2005).

[12] Rusinkiewicz, S. and Levoy, M.: Efficient Variants of the ICP Algorithm, *Proc. 3rd International Conference on IEEE 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.145–152 (2001).

[13] 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*, Vol.5, No.11, pp.11–18, MECS Publisher, Hong Kong (2013).

[14] Fischler, M.A. and Bolles, R.C.: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography, *Comm. ACM*, Vol.6, No.24, pp.381–395 (1981).

[15] Tian, X., Hua, F. and Wang, T.: An innovative localization system of transformer substation automation robots based on pattern recognition and ICP algorithm, *Proc. 4th International Conference on Applied Robotics for the Power Industry (CARPI)*, pp.1–5 (2016).

[16] Chen, Y., Liu, J. and Jaakkola, A.: Knowledge-based indoor positioning based on LiDAR aided multiple sensors system for UGVs, *Proc. 2014 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS 2014)*, pp.109–114 (2014).

[17] Hokuyo Automatic Co., Ltd.: Scanning Laser Range Finder UTM-30LX-EW Specification (2012), available from (<http://www.hokuyo-aut.jp/02sensor/07scanner/download/products/utm-30lx-ew/>).

推薦文

DICOMO2017 の発表論文の中で特に評価が高かったため, この研究は, 屋内に設置された複数のレーザ測域センサ (LRS) の位置関係を自動的に推定する手法を提案している。この手法では, 複数の LRS がとらえた同一物体を利用して位置関係を特定していく。実際に大阪大学で 15 地点に LRS を配置して測定した結果, 最大誤差 10 cm で LRS の位置関係を推定できることが示されている。

(マルチメディア通信と分散処理研究会主査 重野 寛)



吉貞 洸 (学生会員)

平成 29 年大阪大学基礎工学部情報科学学科卒業。同年同大学院情報科学研究科博士前期課程進学。



山田 遊馬 (学生会員)

平成 29 年大阪大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。同年同大学大学院情報科学研究科博士後期課程進学。人の位置や行動推定を含むモバイルコンピューティングの技術分野に関する研究に従事。



廣森 聡仁 (正会員)

平成 16 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。平成 17 年株式会社エヌ・ティ・ティ・ドコモ入社。平成 20 年大阪大学大学院情報科学研究科助教。平成 26 年大阪大学大学院情報科学研究科講師。平成 28 年より大阪大学大学院情報科学研究科准教授。博士 (工学)。モバイルアプリケーションやモバイルネットワークの設計および性能評価に関する研究に従事。IEEE 会員。



山口 弘純 (正会員)

平成 6 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。平成 10 年同大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年オタワ大学客員研究員。平成 11 年大阪大学大学院基礎工学研究科助手。平成 14 年同大学大学院情報科学研究科助手。平成 19 年より同大学大学院情報科学研究科准教授。博士 (工学)。モバイルコンピューティング等に関する研究に従事。電子情報通信学会, IEEE 各会員。



東野 輝夫 (正会員)

昭和 54 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。昭和 59 年同大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年同大学助手。現在, 同大学大学院情報科学研究科教授。博士 (工学)。分散システム, 通信プロトコル, モバイルコンピューティング等の研究に従事。電子情報通信学会, ACM 各会員。IEEE Senior Member, 本会フェロー。