

自律移動ロボットを用いた 人流計測のための探索経路生成

下里 浩昇^{1,a)} 片山 晋¹ 浦野 健太¹ 米澤 拓郎¹ 河口 信夫^{1,2}

受付日 2023年12月8日, 採録日 2024年7月1日

概要: 人流データの収集は、交通流の改善や公共空間の人流最適化、混雑緩和による災害対策、効果的な避難計画策定、消費者行動分析の観点から重要な役割を果たしている。人流データは、監視カメラや赤外線センサなどの固定センサを使用して収集される。これら固定センサの課題として、センサが未設置のエリアの計測は困難であり、また、カメラやLiDARなどの視覚センサを用いる場合は、人やものの重なりによるオクルージョンが計測誤差を生じさせることがあげられる。本研究ではこれらの課題の解決策として、自律移動ロボットを用いた人流データの収集について考える。自律移動ロボットで人流計測するためには、自律移動ロボット搭載のセンサで人流データの抽出やエリアの探索経路の生成、複数ロボットやセンサなどとの協調などの課題が存在する。本稿では、人流データ抽出とエリア探索経路の生成に着目し、3次元LiDARから得られる点群より人流データを抽出するモジュールの開発と、エリアの計測状況や人の重なりに応じた探索経路アルゴリズムの開発を行った。3DシミュレータのGazeboを用いて人流抽出モジュールの評価をしたところ、約75%の人数計測精度で計測可能で、平均位置誤差は約27cmで抽出が可能だと分かった。またエリアの探索経路を生成するためのモジュールを実装し、人の滞留を模倣したシミュレーション環境内で、一般的な網羅探索アルゴリズムであるCoverage Path Planning (CPP) との比較結果から、提案手法がCPPよりも移動距離を短く抑え計測ができることが分かった。

キーワード: 自律移動ロボット, 人流計測, エリア探索経路生成

Search Path Generation for Human Flow Measurement Using Autonomous Mobile Robot

HIRONORI SHIMOSATO^{1,a)} SHIN KATAYAMA¹ KENTA URANO¹ TAKURO YONEZAWA¹
NOBUO KAWAGUCHI^{1,2}

Received: December 8, 2023, Accepted: July 1, 2024

Abstract: The collection of pedestrian flow data plays a crucial role in improving traffic flow, optimizing public spaces, alleviating congestion for disaster management, devising effective evacuation plans, and analyzing consumer behavior. Pedestrian data is gathered using sensors such as surveillance cameras and infrared sensors. A challenge with these fixed sensors is the difficulty in measuring areas where sensors are not installed, and visual sensors like cameras may encounter measurement errors due to occlusions caused by overlapping people and objects. This study considers the use of autonomous mobile robots to collect pedestrian data as a solution to these challenges. To measure pedestrian flow using autonomous mobile robots, there are challenges such as extracting pedestrian data using sensors mounted on the robots, generating exploration paths for the areas, and coordinating with multiple robots and sensors. This paper focuses on the development of a module for extracting pedestrian data from point clouds obtained from 3D LiDAR and the development of an exploration path algorithm tailored to the measurement conditions of the area and overlapping people. Evaluation of the pedestrian extraction module using the 3D simulator Gazebo showed that it is possible to measure with about 75% accuracy in counting people, and extraction is possible with an average location error of about 27 cm. Additionally, a module for generating exploration paths in the area was implemented, and simulations mimicking human pseudo-dwell showed that the proposed method can reduce travel distances compared to the common Coverage Path Planning (CPP) algorithm, achieving more efficient measurements.

Keywords: autonomous mobile robot, human flow measurement, path planning for occlusion

1. はじめに

近年コロナウイルスの流行や混雑災害などの影響もあり、混雑度合いの把握や混雑予測が可能な人流データの重要性が非常に高まっている。人流データの取得によって、混雑緩和や効果的な避難計画の策定可能で、人々の安全確保に寄与ができる。災害対策以外にも、人々の移動パターンや滞留時間の分析により、地域課題解決や都市開発、交通流の改善、公共空間の人流最適化、マーケティング戦略などへの活用が期待される。

人流データは、ある地点を通過した人数を表すカウントデータ、ある地点・空間内にとどまっている人数を表す滞留データ、特定の地点間の移動人数を表す OD データ、個人の移動を表す移動軌跡データの4つに分類される [1]。人流データの取得には、取得したい人流データの種類に応じて様々な手法が用いられる。たとえば、監視カメラの映像から人間の頭部を認識し群衆の人数計測をするプロダクト [2] や Wi-Fi アクセスポイントに接続する際にスマートフォンが発する Wi-Fi プローブを利用した個人の移動軌跡をとらえる研究 [3]、3D 通過センサを利用した大規模施設の人流推定を行う研究 [4] などがあげられる。これらのセンサは、計測したいエリアにあらかじめセンサを設置する必要があるため、イベントや災害時に発生する突発的な人流の場合は、センサの設置が困難であり人流計測が難しい。人流発生が予測できる場所であれば、センサを設置し計測を行えるが、計測需要がなくなった場合は、撤去または維持するためのコストがかかる。また監視カメラや LiDAR など物体を視覚的にとらえるセンサでは、人や物の重なりで生じるオクルージョンにより、正しく計測できない可能性もある。オクルージョンを解消し広範囲な計測をするためには、複数のセンサを設置しなければならない。しかしセンサの増加はコストの増加につながる。

一方で、サービスロボットの技術は近年急速に進化しており、掃除ロボットや警備ロボットなどの研究開発や実用化も進んできている。たとえば、JR 東日本と KDDI 株式会社は、都市が持つ防犯カメラのデータ連動基盤とサービスロボットの位置情報管理や走行制御との連携を行うロボットプラットフォームを用いて、配送サービスをビルへ導入するための研究開発に取り組んでいる [5]。また物流現場でも移動ロボットの導入に向けて進んでおり、倉庫内での物品の移動を移動ロボットに代替させる研究 [6], [7] や倉庫からユーザーの家までをつなぐラストワンマイルの配

送に関する研究も行われている。

このように、サービスロボットの実証実験や社会実装の動きが活発化している。そのような動きから、サービスロボットが持つ高精度なセンサや移動の自由度に着目し、CO₂ や温度分布などの環境情報を移動ロボットが計測する研究が増えている [8], [9]。自律移動ロボットを環境センシングに活用するメリットとして、人間が立ち入れない危険場所やアクセスが難しいエリアでも計測が可能なことや移動ロボットにセンサを設置すればセンサが未設置なエリアでも計測が可能ながあげられる。また、掃除や警備などのタスクに加え、CO₂ や温度などの環境情報のセンシングを行うことにより、センサの設置コストの低減や広範囲な計測が見込める。

このような背景をふまえて本研究では、サービスロボットを活用した人流計測基盤の構築を目指す。これにより、固定センサの課題を克服し、より広範囲で正確かつ効率的な人流データの取得を目指す。

自律移動ロボットを用いた人流計測システムの構築にあたり、いくつかの課題がある。たとえば、サービスロボットによるセンサの差異、人流計測のための移動ロボットの探索経路生成、LiDAR やカメラなどのセンサからの人流データ抽出などがあげられる。既存のエリア探索経路生成として、掃除ロボットなどに使われる Coverage Path Planning (CPP) [10] や未開拓なエリアの経路探索を行う手法 [11] などあげられる。人流計測のための探索経路生成は、人や物の重なりによって生じるオクルージョンや計測していないエリアの考慮が重要であり、オクルージョンや移動コストの少ない計測が可能であることが望ましい。そのため、既存の CPP をもとにオクルージョンや未計測エリアについて考慮した経路生成手法の開発が必要である。

本稿は、自律移動ロボットのセンサとしてよく使用される LiDAR を用いて人流データを抽出するシステムと自律移動ロボットによるエリア探索のための移動経路生成について着目し検討と実装を行う。自律移動ロボットは、地図上での自己位置を知るために環境地図を持っている。それを利用し、自己位置推定後の点群データと環境地図（点群地図を想定）の背景差分を行い、動的な点群を抽出する。抽出された動的な点群に対しクラスタリングを行い、動的な点群クラスタを作成する。作成した点群クラスタは人である可能性が高いため、点群クラスタを人と見なし、人流データに変換する。Robot Operation System (ROS) と親和性の高い 3D シミュレータ Gazebo を用いて、美術館やイベント会場の一角を模した環境を作成し、人流データを抽出するシステムの評価を行った。結果として約 75% の精度で人流データの抽出が可能だと分かった。また本稿では、計測されていないエリアや人やもので生じるオクルージョンのエリアを考慮したエリア探索経路生成手法についても提案する。LiDAR で得られた点群データより、未計

¹ 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering Nagoya University, ●●●●, ●●●● 000-0000, Japan

² 名古屋大学未来社会創造機構
Institute of Innovation for Future Society, ●●●●, ●●●● 000-0000, Japan

a) nagoya.shimonori@gmail.com

測エリアとオクルージョンを特定し、そのエリア情報を経路計画で考慮する。簡易に経路探索を試行できる Python シミュレータを用いて人の擬似滞留環境を作成し、その環境内を移動ロボットで計測するタスクを行い、未計測エリアやオクルージョンの変化やロボットの移動距離について評価と考察を行った。結果として、提案手法が CPP よりも移動距離が短く計測可能だと示された。本稿の貢献は大きく以下の2つである。

- (1) 自律移動ロボットの LiDAR を用いた人流データ抽出アルゴリズムの構築と Gazebo シミュレータによる評価により、約 75% の人数計測精度、約 27 cm の平均抽出誤差で抽出が可能だと示した点。
- (2) 人流計測のためのエリア探索経路生成アルゴリズムの開発と Python シミュレータによる評価により、一般的な探索手法である CPP よりもエリアの計測状況を考慮した提案手法の方が移動距離を短縮可能だと示した点。

本稿は以下のように構成される。2章で、本研究に関連する研究とその課題について述べる。3章でロボットの経路生成手法について、4章で LiDAR から人流データを抽出するシステムについて述べる。5章で実験・評価について述べる。6章で、まとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本章では、既存の人流計測手法と自律移動ロボットを用いた環境センシング手法、計測エリア内の網羅的な経路計画に関する関連研究を述べ、それぞれの手法の特徴や課題点について説明する。

2.1 人流計測手法

監視カメラや LiDAR、赤外線センサなどの固定センサで人流計測する研究は多く存在する。池田らは、施設やイベントなどへの来訪者の満足度や安全性の向上を狙い、監視カメラの映像から群衆の混雑度や流れの分布を高精度に計測、将来の群衆の位置の予測技術を開発している [12]。車載カメラの映像から歩行者の人流を計測・推定する研究 [13] を Hara らが行っている。車から歩道を見たとき、看板や電柱、人の重なりによってオクルージョンがしやすいため、比較的高い位置にある頭部の検出によりオクルージョンを解決しながら、歩道の人流を計測している。また LiDAR の物体までの距離や形状を正確に把握しやすい特徴を活かし、LiDAR を用いて人流計測を行う研究もある。Shackleton らは、LiDAR を部屋の中心に設置し、人の動きを検出・追跡する仕組みを構築した [14]。また池田らもオフィス内の執務環境の改善目的のため、LiDAR を用いてオフィス内の人流計測を行った [15]。ほかにも LiDAR によって得られる点群が欠損または複数人物の接近による点群の結合による点群の不完全性を考慮した複数歩行者のトラッキング

を実現した研究 [16] や複数の LRF (Laser Range Finder) や LiDAR を用いた人位置計測システム「ATRacker」[17]、LiDAR を用いた人流計測サービス「スキア」[18] などプロダクトとして販売されている。

これらのセンサによる人流計測の課題は、計測エリアにセンサを設置しなければならない点である。センサの設置は突発的な人流を計測できないうえに、計測エリアが限定的である。加えて監視カメラなどの視覚センサでは人や障害物の重なりによってオクルージョンが生じる。人や障害物が動きオクルージョンが解消されれば再度計測が可能だが、長時間オクルージョンが発生すれば計測精度の低下が予想される。オクルージョンを解消するために複数のセンサを置いて計測する研究もあるが、センサが多くなればその分コストも増加するため容易ではない。

2.2 自律移動ロボットを用いた環境センシング

自律移動ロボットを用いて環境センシングする研究もいくつかある。Iida らは、温室全体の CO₂ や温度などの環境情報の分布を取得するために、自律移動ロボットによる温室内の環境情報を取得する計測システムを提案した [19]。以前なら温室内の環境情報分布の作成のために、多くのセンサを設置しなければならなかったが、自律移動ロボットの導入により、固定センサを用いずに温室内の環境センシングを可能とした。また環境の照度分布の計測に自律移動ロボットを用いてる研究もある。同様に既存手法では多くの照度センサを使用しなければ計測ができない課題を解消した。ほかにも放射線のような人体に影響を及ぼす物質の計測に自律移動ロボットを用いている研究 [20] もある。Wang らは、自律移動ロボットを利用した、屋内環境でのデータ収集を行うシステムを作成し、実際の屋内環境のマップを用いて、異なる TSP 手法を比較し、移動ロボットのパスがどう変化するかを評価した [21]。Linder らは、空港のターミナルのような混雑した場所で、ロボットに搭載されている Rader と距離画像を撮影できる RGB-D を用いた人物追跡フレームワークを提案し、至近距離に複数の人が集まっているデータを含む2つのデータセットを用いて、異なる複数のトラッキング手法の有効性を検証した [22]。佐々木らは、車輪移動ロボットの走行中に得られるセンサデータから環境を認識し、自律移動に必要なセマンティック情報を獲得する技術、収集したセマンティック情報に基づき自律移動する技術について取り組んでいる [23]。この手法では、人の移動情報を収集しているが移動経路については述べていない。

2.3 自律移動ロボットを用いたエリア内の網羅的な経路計画

未開拓なエリアを網羅的に計測する手法は、CO₂ や温度などの環境センシングするタスクや SLAM のように地図を

生成するタスクにおいて非常に重要である。Gaoらは、未知の大規模環境でのロボット探索のための探索経路アルゴリズムについて実装し、シミュレーションによってアルゴリズムの効率性や堅牢性について評価している [11]。Zengらも同様に未知の環境においてSLAMを行うために、既知の環境と未知の環境を分けるアルゴリズムを用いて、移動ロボットの経路を生成するアルゴリズムを作成し、ロボットシミュレータのGazeboを用いて提案手法の有効性を示している [24]。ほかにも、複数台のロボットを強調させながら、未開拓なエリアを探索する研究をしているものもある [25], [26]。Zhouらは、強化学習を用いて、複数ロボットの状態に応じた次の移動を生成するアルゴリズムを提案している [27]。

このように自律移動ロボットを用いて環境センシングしている例は多くあるが、自律移動ロボットを用いて人流計測している例は少ない。

3. 人流計測を考慮した経路生成手法の検討

本研究では、人や障害物の重なりによって生じるオクルージョンとLiDARのセンサ範囲によって算出される計測度合いを用いて、効率的なエリア探索を行う経路生成手法について検討する。

3.1 対象とするユースケースおよび環境

移動ロボットを用いた人流計測は、移動ロボットが持つ自由度の高さから、路上パフォーマンスに集まる群衆の計測やイベント・展示会場の展示物ごとの人数把握、空港や駅などの人流傾向の把握、ショッピングモールやオフィスでの特定の人々の移動軌跡の計測など、多様なユースケースに応用できる可能性が考えられる。これらの環境では人数や計測エリアの広さなど、条件が多様で複雑である。そのため、環境によっては単一の移動ロボットによる計測は困難な場合がある。たとえば、計測エリアが広く広範囲をカバーする必要がある場合や人数が多く人の移動が複雑な状況では、単一ロボットでの計測だけでなく、複数のロボットや固定センサとの協調が必要になると考えられる。本稿では単一ロボットを用いた特定エリアの人流計測に着目するため、イベント会場で展示物に集まる人々の人数計測や美術館の各展示物を見ている人数計測をするユースケースを想定する。よって本稿では表1のような環境を対象とする。

3.2 未計測エリア・オクルージョンエリアの定義

計測エリアを効率的に探索するには、計測エリア内がどの程度計測済みで、どの部分が未計測エリアかについて把握している必要がある。本システムでは3DLiDARを用いて、車両の自己位置推定や障害物の認識をしているが、経路計画では3DLiDARより得られた点群データから天井面

表1 想定する環境

Table 1 Assumed environment.

条件	内容
計測エリア内の人数	10人 未満
計測エリアの広さ	5[m] × 5[m], 10[m] × 10[m]
人の密度	0.1 未満 [人/m ²]
人の移動速度	3.2~6.0 [km/h]

と床面を除外し、2DLiDARから得られた点群のように変換し、その点群データから経路を生成する。

はじめに計測エリアを2次元グリッドの $N \times M$ の範囲として定義する。実際の計測エリアの範囲を X [m] × Y [m]とすると、2次元グリッドの各セルサイズは $\frac{X}{N}$ [m] × $\frac{Y}{M}$ [m]となる。人や障害物の重なりによるオクルージョンや未計測エリアに焦点を当てるため、2次元グリッドを表す3つの行列 BS_t と NM_t 、 OCC_t を定義する。各行列はそれぞれ時刻 t の点群データ、未計測エリア、オクルージョンを表している。加えて各グリッドのセルの値は、 $bs_t(x, y)$ と $nm_t(x, y)$ 、 $occ_t(x, y)$ と表す ($0 \leq x < N$, $0 \leq y < M$)。点群データ $bs_t(x, y)$ が0の場合、時刻 t のときにLiDARで見えているセルであることを示し、1の場合見えていないエリアであることを示す。また、 $nm_t(x, y)$ が0の場合計測済みであることを表し、1の場合未計測であることを示す。 NM_t の計算方法は、式(1)に示す。ただし、 \wedge の演算子は、2次元グリッドの各セルどうしの積を表す。

$$NM_t = NM_{t-1} \wedge BS_t \quad (1)$$

同様に $occ_t(x, y)$ の値が0の場合、そのセルはオクルージョンがないことを表し、値が1の場合、オクルージョンが発生していることを示す。オクルージョンはロボットの移動にともない動的に生じたり解消されたりする。1度計測した場所でも、移動によってオクルージョンが発生し、時間が経過するとその位置に人が隠れている可能性もある。このようなロボットの移動や時間経過によるオクルージョンも扱うために、 $occ_t(x, y)$ は0から1の間の小数值を取る。ロボットがすでに計測したセルがセンサの範囲外または人や障害物の影に入った場合、そのセルの値が増加し、次第に1になりオクルージョンとなる。 OCC_t は、式(2)で算出する。 $occ_t(x, y)$ は、0から1の範囲に制限するため、計算結果が0未満の場合は値を0に固定し、1を超える場合は値を1に固定する。また $occlusionRate$ の値によって、時間経過でオクルージョンとなる割合を調整する。

$$OCC_t = OCC_{t-1} \wedge BS_t + (BS_t - 0.5) * occlusionRate \quad (2)$$

3.3 計測度合いの定義

計測エリア内がどの程度計測できていて、どの程度オクルージョンが発生したかを表すために、計測エリア内の計

測度合いを表す変数 $DoNM$ とオクルージョンの度合いを表す変数 $DoOCC$ を導入する. 計測エリア内の未計測エリアを表す NM_t を用いて, $DoNM$ は式 (3) で表せる.

$$DoNM = \frac{1}{N \times M} \sum_{x,y} nm_t(x,y) \quad (3)$$

同様に, オクルージョンが計測エリア内に占める割合 $DoOCC$ は, 式 (4) のように算出できる.

$$DoOCC = \frac{1}{N \times M} \sum_{x,y} occ_t(x,y) \quad (4)$$

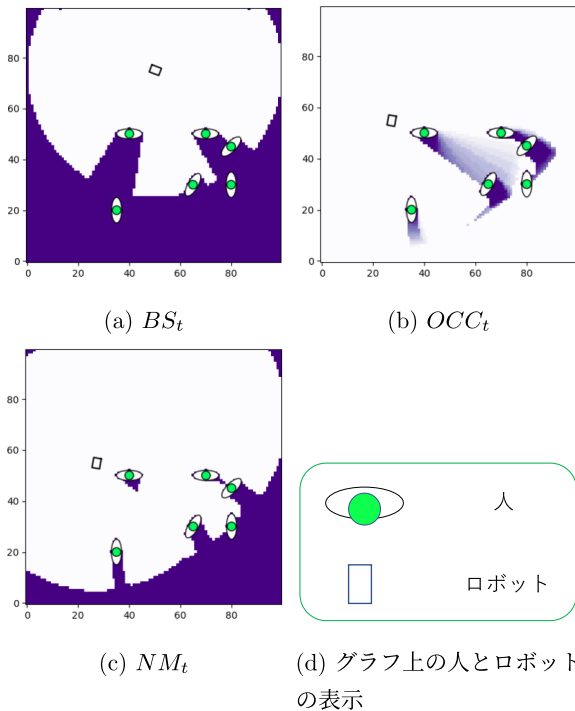


図 1 LiDAR, オクルージョン, 未計測エリアの可視化例

Fig. 1 Visualization of LiDAR, occlusion, and not measure area.

3.4 経路探索

計測エリア内を隈なく探索する手法は, あらかじめ計測エリアに応じた経路を手動で生成する手法や, 掃除ロボットや警備ロボットなどに使用されることが多い CPP などの探索手法があげられる [10], [28]. 移動ロボットが計測エリア内の人数計測を行う経路は, 移動距離が少なく計測エリアを網羅できることが望ましい. そこで, 3.2 節で定義したオクルージョンや未計測エリアを用いて計測エリアを探索する手法を検討する.

処理の流れを図 2 に示す. まず計測エリアを 4 分割し, 各小グリッドごとに $DoNM$ を算出する. 各小グリッドに対して $DoNM$ の割合が閾値以下のグリッドはすでに計測済みであるエリアであると見なし, その小グリッドの探索は終了する. 次に, 閾値以上の小グリッドのサイズが 2 次元グリッドのセルサイズと同じである, または 4 つの小グリッドの $DoNM$ が同じ値であれば, その小グリッドの分割を終了し, 各小グリッドの中心点を計測点のリストに加える. 小グリッドの一辺のサイズがセルサイズの 2 倍以

Algorithm 1: 計測点の計測度合いに応じた経路再計算

Input: waypoints (計測点のリスト), thres_donm (閾値)

Output: waypoints_new (新しい計測点のリスト)

Procedure ReplanWaypoints(*waypoints*, *thres_donm*):

```

waypoints_new ← 空のリスト
foreach waypoint in waypoints do
    donm ← calcDoNM(waypoint)
    if donm < thres_donm then
        waypoints_new に waypoint を追加
if waypoints ≠ waypoints_new then
    global_replan(waypoints_new) を実行
    
```

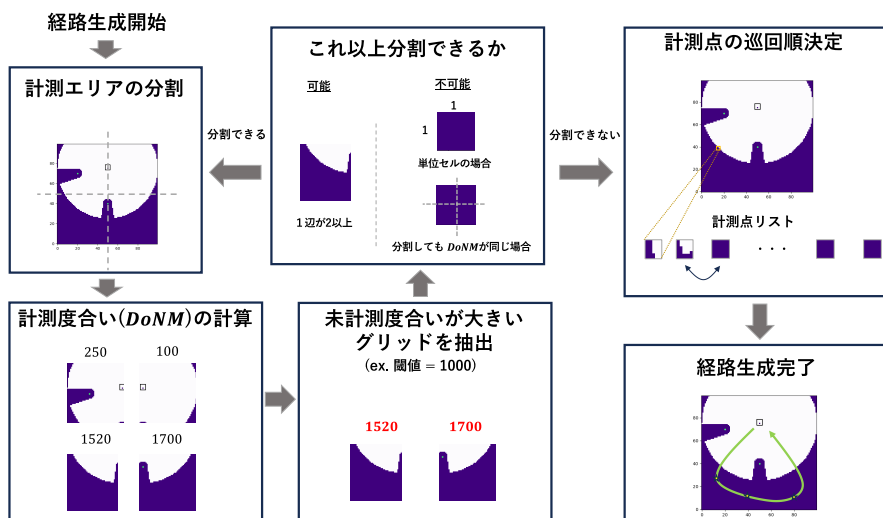


図 2 経路探索のプロセス

Fig. 2 Process of path planning.

上あれば、その小グリッドの対して再び分割を行う。これを繰り返し、計測点のリストを取得する。次に計測点を結んだ移動経路を生成するために、巡回セールス問題 TSP (Traveling Salesman Problem) の近似解を算出する。巡回セールス問題の最適解を解くには一般的に NP 困難と呼ばれており、計算量が $O(n!)$ であるため、動的計画法などによる近似解を算出するのが一般的である。本研究でも、動的計画法を用いた近似解を算出するが、計算量が $O(n!2^n)$ であるため、計測点の数によっては実時間で経路が算出できない場合がある。そのため、計測点が一定値を超える場合は、計測点のリストを移動ロボットから近い順にソートし、計算可能な点数まで均等にサンプリングする。

また各計測点の小グリッドは、座標と小グリッド内の未計測度合いの値を持っていると定義する。移動ロボットが生成した経路を移動すると、未計測エリアが次第に計測されるため、計測点の小グリッドの未計測度合いが減少する。それにより計測点にたどり着く前に、小グリッドの未計測度合いの減少が予想される。したがって、アルゴリズム 1 に示すように、移動ロボットが経路に沿って移動する際、各小グリッドの未計測度合いを計算する。もし小グリッドの未計測度合いが閾値以上であれば、計測点を削除し経路の再計算を行う。

4. 自律移動ロボットの人流計測システム

本章では、自律移動ロボットによる人流計測システムの概要について述べる。作成したシステムの概要図は、図 3 に示す。本システムは、LiDAR によって得られる点群を人流データに変換する部分と、人流計測のためのロボットの経路生成をする部分の 2 つに大きく分類される。人流データの抽出や経路探索手法以外の自律移動に必要な機能の実装は、オープンソースの自動運転ソフトウェアである Autoware [29] を利用し開発を行う。

4.1 人流データ抽出

点群データから人流データを抽出する流れを、図 3 の

水色の枠内に示す。自律移動ロボットは、目的地までの経路生成をするために、カメラや LiDAR を用いて自己位置推定を行う。本システムでは LiDAR を用いて、あらかじめ取得した計測エリアの点群地図と LiDAR から得られる点群を比較して自己位置推定を行う。後述する背景差分法では、自己位置推定の精度が不十分だと、壁や机など静的な物体を正確に識別できず、誤差が発生する可能性がある。本手法では、背景差分法によって壁や机などの静的な物体を除けるような自己位置推定手法として、点群地図と生の点群データを比較する際に十分な速度と精度がある、Autoware で利用可能な NDT Matching [30] を採用する。次に、点群から背景差分ノードで動的な物体の点群を抽出する。自己位置推定で得られた変換行列を用いて、センサ点群を地図座標系に変換する。その後、センサ点群と点群地図との差分の取得により、点群地図にはない動的な物体の点群データを抽出する。抽出した点群データは、人や他の移動物体である可能性が高いため、ユークリッドクラスタリングを使用し、点群データを複数のクラスタに分類する。この手法は、空間的に隣接している点間のユークリッド距離を基にクラスタを形成し、点間の距離閾値を調整することで、クラスタサイズや密度を変更できる。距離閾値が大きいと、複数人が密集しているとき、同じクラスタに所属する可能性が高く、距離閾値が小さいと、点群のノイズなどがクラスタに含まれてしまう。そのため、実際の点群データで計測しながら閾値の調整を行う。人らしい点群クラスタの取得後、点群クラスタから人流データに変換する。点群クラスタの重心を計算し、重心を人の位置と見なす。ロボットが移動すると、人同士が重なり計測した人を重複して計測する可能性もある。重複計測の解決策として、抽出した点群クラスタから特徴量を抽出して、計測済みかどうかを判別するアルゴリズムの適用が考えられるが、本稿では人同士が重なって見えなくなった時間と人の平均移動速度より、人の移動予測を行い、計測した人の同定を簡易的に行う。

4.2 人流計測のための探索経路生成

3 章で述べた経路探索を実装する。図 3 の緑枠内に作成した探索手法のプロセスを示す。経路探索手法は、ROS の move_base の考えに基づき、Global Planner と Local Planner の 2 つの経路計画手法に分けて実装する。3 章で述べた探索経路生成は Global Planner として実装する。未計測エリア算出ノードで、未計測エリアやオクルージョンのエリアを算出する。算出したデータを Global Planner にコストマップとして渡し、大域的な経路を生成する。次に、経路追従や障害物回避を行う Local Planner に、Global Planner で作成した大域的な経路を渡す。Local Planner には、Dynamic Window Approach (DWA) [31], Pure Pursuit, モデル予測制御などが使用される。実環境や使用する

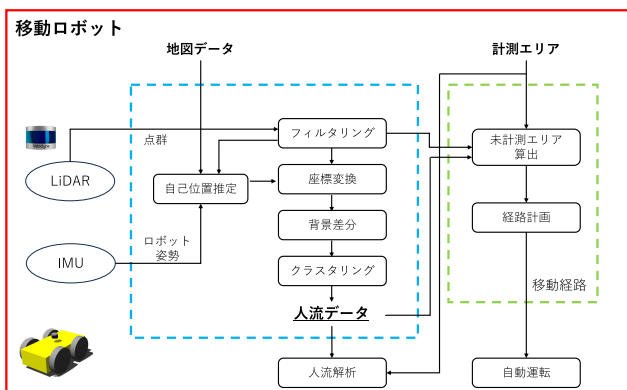


図 3 本システム全体概要図
Fig. 3 Overview of the system.

ロボットなどによりアルゴリズムも変わるが、本稿では実装が容易で障害物回避も行える DWA を Local Planner に採用する。DWA は、global planner から計算された大域的な経路から局所的なゴールを設定し、障害物も考慮したうえでロボットの行動を決定する。

5. 実験

3章で述べた人流データ抽出モジュールの精度と、人流計測を考慮した経路探索についてシミュレーション実験を行い、人数計測精度や移動コストなどを評価する。

5.1 人流データ抽出モジュールの実験・結果

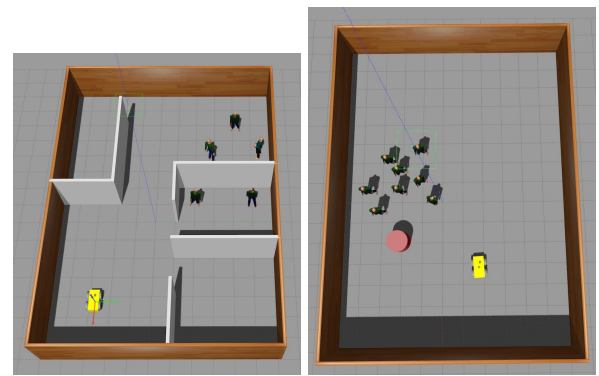
5.1.1 実験環境

本研究では、ROS に対応する 3D シミュレーション環境である Gazebo を使用して、人流データ抽出モジュールを検証する。Gazebo を用いたシミュレーションのメリットとして、実環境だと再現が難しい人流データを、再現性を持たせて実験が可能であり、ROS で開発したシステムやアルゴリズムをそのまま実機でも応用が可能な点があげられる。本稿では、3.1 節で述べた、美術館やイベント会場の一角を模した環境での計測を対象としているため、図 4 のようなシミュレーション環境を作成した。美術館の環境では 2 つの計測エリアを設定し、各計測エリアをロボットで計測する。どちらの計測エリアも、初期位置から計測できないエリアになっており、自律移動ロボットが活きる計測エリアの設定にしている。シミュレーションで使用する自律移動ロボットには、Velodyne 社の VLP16 を模した 3DLiDAR と加速度・角速度の 6 軸 IMU を搭載している。また、ユークリッドクラスタリングの距離閾値を決めるために事前実験を行い、異なる人を計測した点群が、適切に分離してクラスタリングされる値として、距離閾値を 0.1 [m] とした。本項の実験では人流データの抽出モジュールを実験するため、移動経路は図 5 のようにあらかじめ決めておき、その経路を移動ロボットに追従させる。

本稿で使用したパラメータは、表 2 に示すとおりである。

5.1.2 実験結果

ROS の可視化ツールである rviz を用いて、図 6 にエリア計測時の点群と人の検出結果、加えて表 3 に計測人数の誤差と計測位置の誤差を示した。図 6 に、自己位置推定し点群地図とセンサ点群がマッチングしている様子を示した。また、人流抽出モジュールによって抽出された人を赤い点で示した。図 4 と図 6 を比較すると、人の位置あたりに抽出した赤い点が重なることが分かる。また表 3 を見ると、美術館を模した環境では、正確に人数を計測できたことが分かる。イベント会場を模した環境では、4 人の人数計測誤差が発生した。これは、ロボットが移動し、計測してから長い間計測されずに、同じ人を違う人だと識別したことが原因だと考えられる。また、平均位置精度は、エ



(a) シナリオ 1：美術館 (b) シナリオ 2：イベント会場の一角

図 4 Gazebo シミュレータによる想定環境

Fig. 4 Gazebo simulator environment.

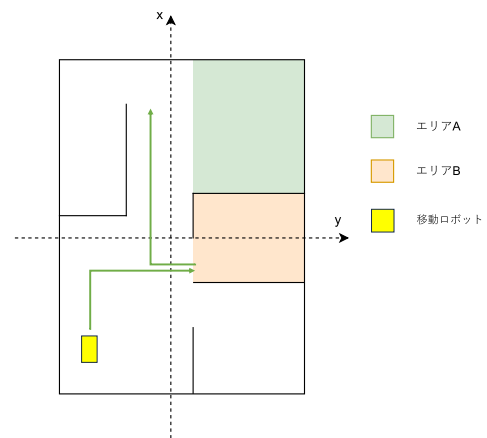


図 5 移動ロボットの経路と計測エリアの定義

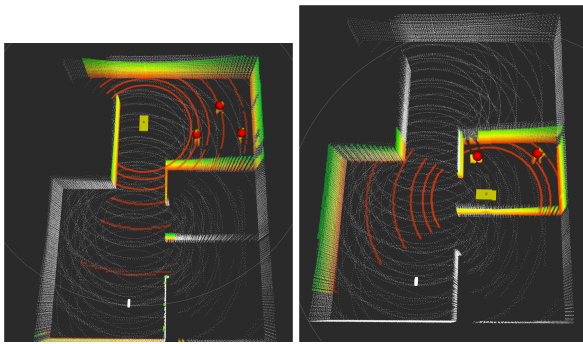
Fig. 5 Definition of robot path and measurement area.

表 2 使用したパラメータ

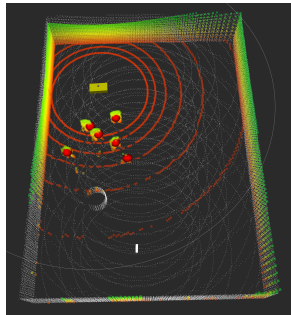
Table 2 Parameters used in the experiment.

パラメータ名		値
NDT Matching	Resolution	0.5
	Max iterations	30
	TransformationEpsilon	0.01
	Step size	0.1
ユークリッドクラスタ	クラスタサイズ	5~10,000
	距離閾値	0.1 [m]

リア A で 42 [cm]、エリア B で 14 [cm]、イベント会場環境で 15 [cm] となった。人は楕円の形をしているため、人を横から計測するか前から計測するかによって検出誤差が変わる。エリア B では、体の長軸側が多く観測できたため、位置精度がエリア A に比べて小さくなったと考えられる。一方で、エリア A では、滞在する人が中心方向を向いて立っているため、移動すると体の向きが変化し誤差が大きくなったと考えられる。またエリア A を下から上に移動する際、人が重なることでロボットから見えなくなった裏側の人も、簡易的なフィルタリングで同じ人と識別し計測



(a) エリア A (b) エリア B



(c) イベント会場

図 6 エリア到着時の点群と検出結果

Fig. 6 Point cloud and detection results at the time of arrival in the area.

表 3 人数計測結果

Table 3 Number of people measured.

	美術館環境		イベント会場環境
	エリア A	エリア B	
計測誤差 [人]	0	0	4
平均計測精度 [cm]	42	14	15

できたことで、人数計測精度の向上につながったと考えられる。

また本実験ではシミュレーション上に人以外の障害物を含めなかったが、実環境では観葉植物やダンボールなど様々な障害物が存在する。本システムの人流データ抽出モジュールでは、背景差分法と点群クラスタリングによる人の抽出を行うため、点群地図取得後に位置が変わった障害物を人と誤認識する可能性がある。4.1 節でも述べたように、抽出した点群データから特徴量を抽出し、計測済みかどうかを判別したり、抽出した点群データが人かどうかを判別する仕組みが必要だと考える。

5.2 経路探索の実験結果

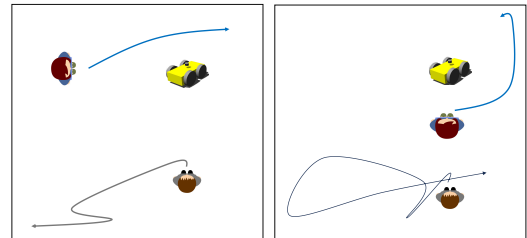
5.2.1 シミュレーション環境

PythonRobotics [32] を用いてシミュレータを作成し、経路探索システムの評価を行う。人の位置によって経路が変化する可能性があるため、初期位置や計測エリア内の人

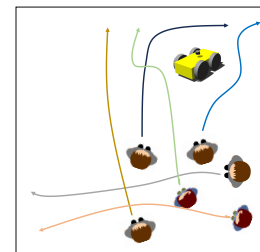
表 4 実験パターン別のパラメータ

Table 4 The parameter of mobile robot.

	パターン A	パターン B	パターン C
人数	2 人	2 人	6 人
初期位置条件	人同士の重なりがない場合	人同士が重なり、ロボットから見えない場合	複数人が重なる場合



(a) パターン A : 人の重なりがない場合 (b) パターン B : 人が後ろに隠れている場合



(c) パターン C : 複数人によって重なりが生じている場合

図 7 人の位置のパターン

Fig. 7 Human position pattern.

数を変え、複数パターンで環境を実験を行う。表 4 に各パターンの実験条件を示す。人同士が衝突せず滞留する動きを作成するために、マルチエージェントシミュレーションの RVO2 (Reciprocal Collision Avoidance for Real-Time) [33] を用いて、人の移動経路を作成する。RVO2 ではエージェントの移動ベクトルを基にシミュレーションし、人や障害物どうしが衝突しない経路を生成する。本稿では、移動ベクトルではなく目的地でエージェントの移動を操作するため、エージェントの位置と目的地、人の移動速度から移動ベクトルを算出し RVO2 に与える。イベント会場の一角や美術館での人の移動のユースケースと経路探索実験の目的を考慮し、エージェントの初期位置と目的地を手動で設定した。また、3.1 節の想定環境より、人の移動速度を 1.3 [m/s]、計測エリアを 10 [m] × 10 [m] と設定する。また 2 次元グリッドの各セルのサイズは、LiDAR の誤差と人の形をとらえるために 1 辺 10 [cm] の正方形とする。各パターンにおける人の初期位置と RVO2 で生成した人の移動経路を図 7 に示す。

また、実験で使用する移動ロボットのパラメータは、表 5

のとおりである。これらのパラメータは主に Local Panner の DWA の計算や LiDAR の計算、経路探索に用いられる。

比較する Coverage Path Planning (CPP) は、ロボットが自分の位置からどの程度周囲をカバーするかを示すパラメータを持つ。このパラメータによって移動距離が大きく変わる。本研究ではこのパラメータを 1.0 (m) とし実

表 5 経路探索実験での移動ロボットのパラメータ

Table 5 The parameter of mobile robot.

パラメータ名	値
最高速度	1.5 [m/s]
加速度	0.4 [m/ss]
横幅	0.3 [m]
縦幅	0.4 [m]
LiDAR の検出範囲	5.0 [m]
経路再計算の閾値 R	10 [%]

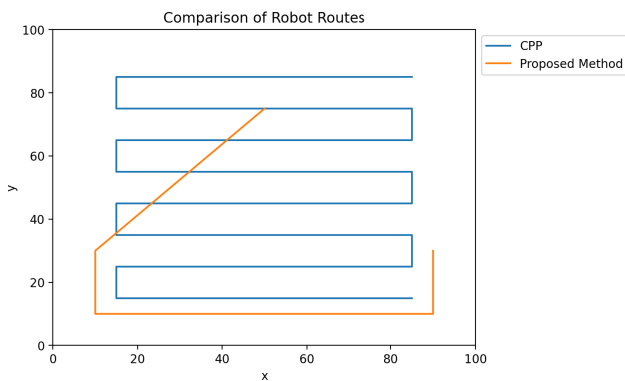


図 8 提案手法の経路と CPP の大域的経路の比較

Fig. 8 Comparison of global path of proposed method and CPP.

験を行った。提案手法が移動距離が少なく正確な人数計測を目指すため、比較指標は計測人数と移動距離、 $DoNM$ 、 $DoOCC$ とする。また移動距離を比較するために、探索エリア全体の $DoNM$ が閾値以下になったら探索終了とする。

5.2.2 実験結果

提案手法や CPP によって生成した大域的な経路は、各パターンによって変化がなかったため、図 8 に、提案手法と CPP の大域的な経路の比較図を示す。また、図 9 に、パターン C の場合における未計測エリアの時間変化を示す。図 9 を見ると、ロボットの移動により未計測エリアが減少していることが視覚的に分かる。また図 10、図 11、図 12 に、各パターンの計測人数、 $DoNM$ 、 $DoOCC$ 、移動距離についてグラフで示す。図 7(a) を見ると、パターン A では初めからすべての人が見えているため、移動しても計測人数に変化はなかった。一方で、パターン B・C では、移動によって人数を正しく計測できたことが分かる。この結果から、オクルージョンを解消する移動経路が、人数計測の正確性を向上させると分かる。また、図 8 や図 10～図 12 の各パターンのグラフの移動距離を見てみると、どのパターンでも提案手法が CPP より移動距離が短く計測できたことが分かる。 $DoNM$ と $DoOCC$ をグラフ化し、移動により値がどう変化するかを可視化した。ロボットの移動によってオクルージョンの値を減らせることが分かるが、オクルージョンがつかねに減少していることはなく、ロボットが止まると $occlusionRate$ の値によって増えていく。今回の実験では、オクルージョンが移動距離や計測人数に与える影響はあまり見られなかった。しかし、複数のロボットや固定センサと協調して計測するタスクや計測エ

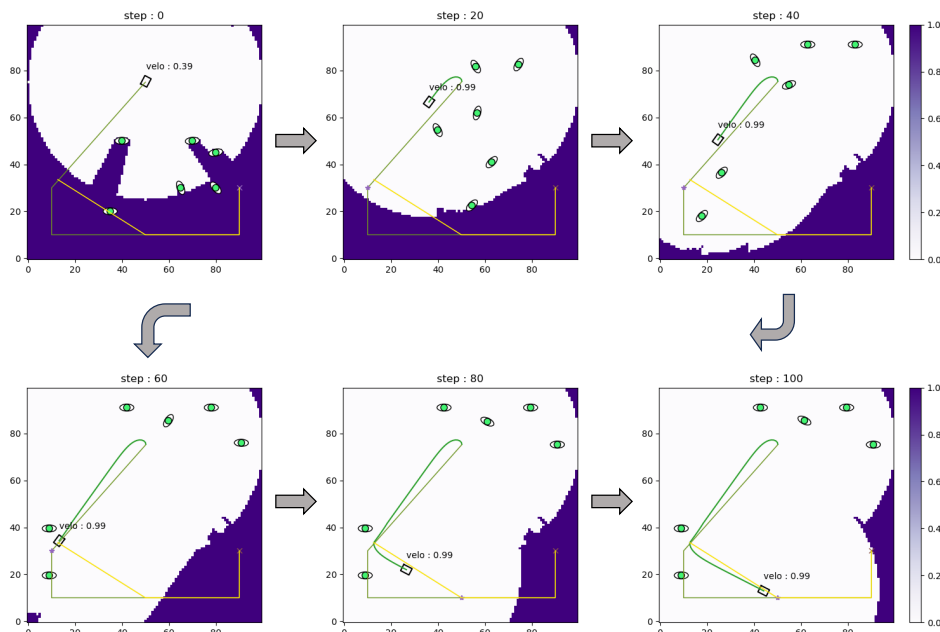


図 9 パターン C における nm_t の時間的变化

Fig. 9 Time change of nm_t in pattern C.

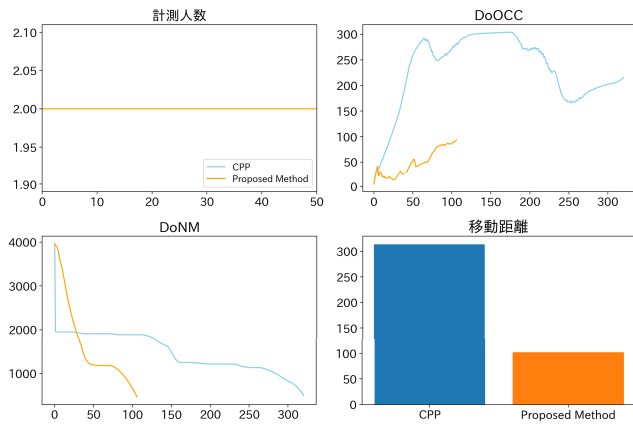


図 10 パターン A の実験結果

Fig. 10 Results of Pattern A.

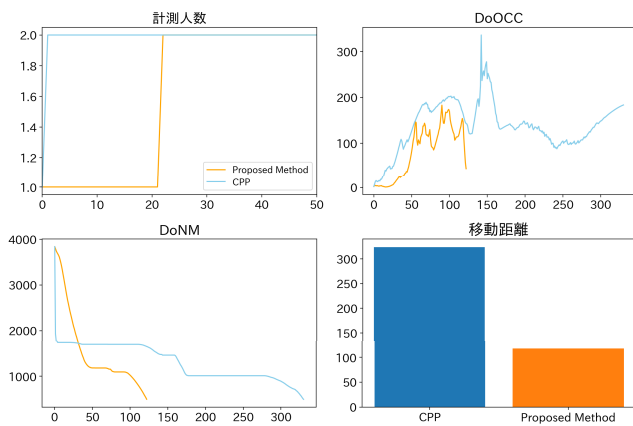


図 11 パターン B の実験結果

Fig. 11 Results of Pattern B.

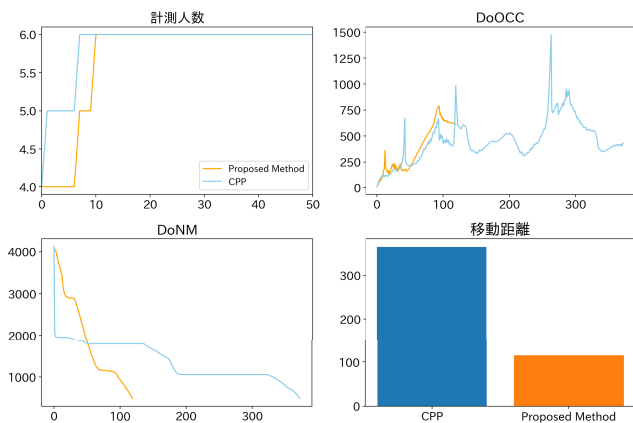


図 12 パターン C の実験結果

Fig. 12 Results of Pattern C.

リア内を継続的に計測するタスク、および多人数を対象とした計測タスクを行った場合、オクルージョンの影響が大きくなると考える。したがって、このようなタスクや様々なユースケースを想定した実験の実施、オクルージョンを考慮した Local Planner の開発、経路探索手法の改善が今後の課題となる。

また、本稿のシミュレーション環境では、人の歩行や移

動速度は一定とし実験を行ったが、実環境では人の移動速度や歩行性はランダムである。実環境で本システムを使用する場合、移動速度が速いエリアでは人同士の重なる時間が減り、計測精度が向上するが、ロボットの移動経路や安全確保が困難になると考えられる。一方、移動速度が遅いエリアでは、人が滞留しやすくオクルージョンが多く発生し、計測精度の低下が予想される。加えて本研究のシステムではオクルージョンを低減しようと動くため、ロボットの移動距離が増長すると予想される。そのため、経路計画に人の移動方向や速度、計測エリアにおける人の移動傾向を経路計画に組み込む必要があると考える。

6. まとめ・今後の展望

本稿では、自律移動ロボットを用いた人流計測システムについて提案し、人流抽出モジュールと、未計測なエリアを考慮した経路計画についてシミュレーション実験を行った。人流抽出モジュールでは、期待どおりに点群データから人クラスタの抽出はできた。しかしイベント会場を模した環境では、ロボットの移動により人同士が重なり合うため、計測済みか未計測かを誤認識し、計測誤差が生じた。これにより、検出した人が検出済みかを判別する人の同定ノードが必要だと分かった。またシミュレーション上で擬似滞留環境を作成し、人流計測を考慮した経路計画について評価したところ、既存の CPP に比べて移動距離が短く正確な計測ができることが分かった。

今後の展望として人の識別や同定が可能なアルゴリズムの開発、人の移動経路や環境情報を組み込んだ経路探索手法の開発などがあげられる。また様々なユースケースにも対応するために、実環境を模した条件下での実験を行いシステムの評価と改善を行う予定である。加えて本稿では単一ロボットでの計測を対象としていたが、単一ロボットでは広範囲な計測エリアや多人数の計測は難しい。今後の発展として複数ロボットやセンサによる協調計測のための基盤構築を行いたい。また、実環境への応用や運用を考えた場合、人数を計測するだけでなく、個人の移動データや、人流傾向、通過人数の計測などの需要もある。それらに応じた経路計画や検出手法についても考えたい。

謝辞 本研究の一部は、NICT 委託研究 (22609)、NEDO 委託研究 (JPNP23003)、内閣府 SIP3 (JPJ012495)、科学研究費補助金 (22K18422) にご支援いただいています。

参考文献

- [1] 国土交通省：人流データの流通環境整備 利活用拡大支援事業。国土交通省 (オンライン), 入手先 (https://www.mlit.go.jp/tochi_fudousan_kensetsugyo/tochi_fudousan_kensetsugyo_tk17.000001.00003.html) (参照 2023-11-15).
- [2] キヤノン株式会社：映像解析ソフトウェア CrowdPeopleCounter, キヤノン株式会社 (オンライン), 入手先 (<https://canon.jp/business/solution/networkcamera/>)

- lineup/analysis/people-counter/pro) (参照 2023-04).
- [3] Kobayashi, H., Kinugawa, M., Suenaga, T. and Chiba, S.: Identifiable People Tracking System Using Wi-Fi Probe packet, *2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pp.1–2 (online), DOI: 10.1109/ICCE46568.2020.9042977 (2020).
- [4] Nagata, Y., Yonezawa, T. and Kawaguchi, N.: Person-Flow Estimation with Preserving Privacy using Multiple 3D People Counters, *International Summit Smart City 360°*, Springer, pp.615–634 (2020).
- [5] JR 東日本 KDDI : 新たな分散型まちづくり「空間自在プロジェクト」, JR 東日本 × KDDI (オンライン), 入手先 (<https://kukanjizai.com/>) (参照 2023-05).
- [6] Fukushima, Y., Asai, Y., Aoki, S., Yonezawa, T. and Kawaguchi, N.: DigiMobot: Digital Twin for Human-Robot Collaboration in Indoor Environments, *2021 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp.55–62 (online), DOI: 10.1109/IV48863.2021.9575499 (2021).
- [7] Prabhu, P. and Chowdhury, A.R.: Feasibility Study of Multi Autonomous Mobile Robots (AMRs) Motion Planning in Smart Warehouse Environment, *2021 18th International Conference on Ubiquitous Robots (UR)*, pp.380–385 (online), DOI: 10.1109/UR52253.2021.9494634 (2021).
- [8] 盛下泰暉, 浅井悠佑, 浦野健太, 米澤拓郎, 河口信夫ほか : 3 次元 LiDAR を搭載した自律走行ロボットを用いた Wi-Fi 電波強度および通信速度測定システム, 研究報告モバイルコンピューティングと新社会システム (MBL), Vol.2021, No.34, pp.1–6 (2021).
- [9] 滝田康介, 竹岡年延, 今西悦二郎, 横谷綜太, 小川隆申, 西尾 悠 : 移動ロボットを用いた屋内環境での空間温度計測の自動化, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol.2020, pp.2A1–G05 (オンライン), DOI: 10.1299/jsmermd.2020.2A1-G05 (2020).
- [10] Mier, G., Valente, J. and de Bruin, S.: Fields2Cover: An Open-Source Coverage Path Planning Library for Unmanned Agricultural Vehicles, *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol.8, No.4, pp.2166–2172 (online), DOI: 10.1109/LRA.2023.3248439 (2023).
- [11] Gao, S., Ding, Y. and Chen, B.M.: A Frontier-Based Coverage Path Planning Algorithm for Robot Exploration in Unknown Environment, *2020 39th Chinese Control Conference (CCC)*, pp.3920–3925 (online), DOI: 10.23919/CCC50068.2020.9188784 (2020).
- [12] 池田浩雄, 吉田孝志, 大網亮磨 : 映像解析とシミュレーションによる群衆位置把握, 計測と制御, Vol.57, No.6, pp.458–461 (2018).
- [13] Hara, Y., Hasegawa, R., Uchiyama, A., Umedu, T. and Higashino, T.: FlowScan: Estimating people flows on sidewalks using dashboard cameras based on deep learning, *Journal of Information Processing*, Vol.28, pp.55–64 (2020).
- [14] Shackleton, J., VanVoorst, B. and Hesch, J.: Tracking People with a 360-Degree Lidar, *2010 7th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, pp.420–426 (online), DOI: 10.1109/AVSS.2010.52 (2010).
- [15] 池田太郎, 三木光範, 坂東 航 : LiDAR を用いたオフィス内人流計測システムによるオフィス環境の改善, 第 81 回全国大会講演論文集, Vol.2019, No.1, pp.647–648 (2019) (オンライン), 入手先 (<https://cir.nii.ac.jp/crid/1050011097169610368>).
- [16] Ohno, M., Ukyo, R., Amano, T., Rizk, H. and Yamaguchi, H.: Privacy-preserving Pedestrian Tracking using Distributed 3D LiDARs, *2023 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, pp.43–52, IEEE Computer Society (online), DOI: 10.1109/PERCOM56429.2023.10099061 (2023).
- [17] ATR-Promotions: 人位置計測システム, ATR-Promotions (オンライン), 入手先 (<https://www.atr-p.com/products/HumanTracker.html>) (参照 2023-11-15).
- [18] 株式会社日経リサーチ : LiDAR を使った人流計測サービス「スキア」, 株式会社日経リサーチ (オンライン), 入手先 (<https://service.nikkei-r.co.jp/service/mkt/skia>) (参照 2023-11-15).
- [19] Iida, K., Kumamoto, H., Nakamura, S. and Ueda, E.: Mobile Robot for Environmental Measurement in Greenhouse, *Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers*, Vol.8, No.1, pp.33–38 (2020).
- [20] Abdul Rahman, N., Sahari, K., Abdul Jalal, M.F., Rahman, A., Adziz, I. and Hassan, M.Z.: Mobile robot for radiation mapping in indoor environment, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol.785, p.012021 (online), DOI: 10.1088/1757-899X/785/1/012021 (2020).
- [21] Wang, R., Veloso, M. and Seshan, S.: Active sensing data collection with autonomous mobile robots, *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp.2583–2588 (online), DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487415 (2016).
- [22] Linder, T., Breuers, S., Leibe, B. and Arras, K.O.: On multi-modal people tracking from mobile platforms in very crowded and dynamic environments, *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp.5512–5519 (online), DOI: 10.1109/ICRA.2016.7487766 (2016).
- [23] 佐々木洋子, 新島 駿 : 自律移動ロボットによる人と空間情報の構造化, 人工知能, Vol.35, No.1, pp.54–60 (2020).
- [24] Zeng, T. and Si, B.: Mobile Robot Exploration Based on Rapidly-exploring Random Trees and Dynamic Window Approach, *2019 5th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*, pp.51–57 (online), DOI: 10.1109/ICCAR.2019.8813489 (2019).
- [25] Fox, D., Ko, J., Konolige, K., Limketkai, B., Schulz, D. and Stewart, B.: Distributed multirobot exploration and mapping, *Proc. IEEE*, Vol.94, No.7, pp.1325–1339 (2006).
- [26] Rajesh, M., Jose, G. and Tsb, S.: Multi robot exploration and mapping using frontier cell concept, *11th IEEE India Conference: Emerging Trends and Innovation in Technology, INDICON 2014* (online), DOI: 10.1109/INDICON.2014.7030657 (2015).
- [27] Zhou, X., Liu, X., Wang, X., Wu, S. and Sun, M.: Multi-Robot Coverage Path Planning based on Deep Reinforcement Learning, *2021 IEEE 24th International Conference on Computational Science and Engineering (CSE)*, pp.35–42 (online), DOI: 10.1109/CSE53436.2021.00015 (2021).
- [28] Gonzalez, E., Alvarez, O., Diaz, Y., Parra, C. and Bustacara, C.: BSA: A Complete Coverage Algorithm, *Proc. 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.2040–2044 (online), DOI: 10.1109/ROBOT.2005.1570413 (2005).
- [29] Foundation, A.: The Autoware Foundation, Autoware Foundation (online), available from (<https://autoware.org/>) (accessed 2024-04-20).
- [30] Biber, P. and Strasser, W.: The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching, *Proc. 2003 IEEE/RSJ International Conference on*

Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No.03CH37453), Vol.3, pp.2743–2748 (online), DOI: 10.1109/IROS.2003.1249285 (2003).

- [31] Fox, D., Burgard, W. and Thrun, S.: The dynamic window approach to collision avoidance, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol.4, No.1, pp.23–33 (online), DOI: 10.1109/100.580977 (1997).
- [32] Sakai, A., Ingram, D., Dinius, J., Chawla, K., Raffin, A. and Paques, A.: PythonRobotics: A Python code collection of robotics algorithms (2018).
- [33] Van den Berg, J., Lin, M. and Manocha, D.: Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation, *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1928–1935, IEEE (2008).



下里 浩昇 (正会員)

2020年信州大学工学部卒業，2022年名古屋大学大学院工学研究科情報・通信工学専攻修士課程修了。同年同大学院博士後期課程。主に自律移動ロボットを用いた人流計測等の研究に従事。



片山 晋 (正会員)

2018年慶應義塾大学環境情報学部卒業，2020年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程修了。2023年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士（工学）。同年より名古屋大学大学院工学研究科特任助教。主にヒューマンコンピュータインタラクション，アフェクティブコンピューティングの研究に従事



浦野 健太 (正会員)

2016年名古屋大学工学部電気電子・情報工学科卒業。2018年同大学大学院修士課程，2021年博士課程修了。同年より同大学院助教。博士（工学）。屋内位置推定，実世界データモデリング，生体信号のエンターテインメント利用に関する研究に従事。



米澤 拓郎 (正会員)

2010年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期課程博士号取得後，同大学院特任助教，特任講師，特任准教授を経て，2019年より名古屋大学大学院工学研究科准教授。主に，ユビキタスコンピューティングシステム，ヒューマンコンピュータインタラクション，センサネットワーク等の研究に従事。ACM 会員。



河口 信夫 (正会員)

1990年名古屋大学工学部電気電子工学科卒業。1995年同大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程満了。同年同大学工学部助手，同大学講師，准教授を経て，2009年より同大学大学院工学研究科教授。NPO 位置推定サービス研究機構 Lisra 代表理事。モバイルコミュニケーション，ユビキタスコンピューティング，行動センシングの研究に従事。博士（工学）。ACM, IEEE, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電子情報通信学会, 日本音響学会各会員。本会シニア会員。