

# 自律移動ロボットのセンサ機器を用いた 人流推定手法の提案

下里 浩昇<sup>1</sup> 片山 晋<sup>1</sup> 浦野 健太<sup>1</sup> 青木 俊介<sup>2</sup> 米澤 拓郎<sup>1</sup> 河口 信夫<sup>1,2</sup>

## 概要：

カメラやモーションセンサ、赤外線センサなど、センサの多様化により、様々な公共機関や商業施設などにおいて、人の移動経路や混雑度などのデータを取得することが容易になってきている。これらのデータは、混雑解消や地域活性化、都市計画などに活用可能で非常に重要視されている分野である。これらのセンサを用いた人流計測は、人流計測を行いたい場所にあらかじめセンサを設置しておきデータを取得する。しかしながら、災害や行事などの急な需要において人流計測をするとき、元からセンサを設置していない場所は人流計測をすることができない。そこで本研究は、自律移動ロボットにて人流推定をすることを目的とする。自律移動ロボットには、自律走行のために多くのセンサがついている。例えば、深度センサや赤外線センサ、LiDAR のような光センサなど、多種多様である。これらのセンサを利用し人流推定をすることによって、急な需要や固定センサの設置コストなどを減らすことが可能となる。

## A Method for Estimating Human Flow Using Sensor Equipment of Autonomous Mobile Robots

HIRONORI SHIMOSATO<sup>1</sup> KATAYAMA SHIN<sup>1</sup> KENTA URANO<sup>1</sup> SHUNSUKE AOKI<sup>2</sup>  
TAKURO YONEZAWA<sup>1</sup> NOBUO KAWAGUCHI<sup>1,2</sup>

### 1. はじめに

近年のセンシング技術の発展により、様々なセンサを用いて実世界の事象を計測する動きが活発である。特に人の流れを推定する人流推定は、マーケティングや混雑緩和、都市開発など様々な活用が期待されている。例えば、商業施設にて計測した人流データから人通りが多いスポットを検出し、そのデータを次の建物の設計に活かしたり、イベント時の混雑状況を把握し、次のイベントで混雑を避けるような対策を立てたりできる。また昨今の新型コロナウイルス感染症の影響により、3密などの混雑はなるべく避けなければならない。それにより屋内では混雑状況を把握し、ソーシャルディスタンスを一定に保ちたいという需要もある。

人流推定には様々な手法が研究されている。例えばカメ

ラを用いた手法として、監視カメラを用いた [1] 志村らの手法や複数台のカメラを使用した [6] Wei Du らの研究があげられる。また原らの研究 [2] では、車載カメラを用いた人流推定が行われている。近年では車載カメラの普及によりほとんどの車に車載カメラが搭載されている。そのためデータが集まりやすく、歩行者の推定をするには非常に有効な手段である。しかし歩行者の重なりや障害物があるため、全ての歩行者が全身見える状態ではないため、検出されるものに限りがあある。これを補うために人の頭部に注目し LSTM を取り入れ検出精度を向上させている。これまでに紹介したカメラを用いた手法は、プライバシーの問題が残っている。カメラから取れる画像には、人の顔などが鮮明に映るためである。これに対し、村井らの研究 [3] では WiFi パケットセンサを用いたテーマパークの人流推定を行なっている。WiFi パケットセンサは、入場者の携帯端末から出る WiFi プローブのみを利用するため、カメラなどのセンサに比べてプライバシー性が高い人流推定手法となっている。

<sup>1</sup> 名古屋大学大学院 工学研究科  
Graduate School of Engineering, Nagoya University

<sup>2</sup> 名古屋大学 未来社会創造機構  
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University

また近年では、モビリティ分野において自動運転が注目されている。自動運転は研究分野が広く、車やロボットなど様々である。倉庫やショッピングモールなどにおいて自律移動ロボットなども導入されてきている。様々な自動運転モビリティが一般的に普及していくだろう。

そこで本研究では、自律移動ロボットで使用しているセンサを用いた人流推定をすることを目的とする。センサを固定化せず、必要に応じて自律移動ロボットを走らせ人流を測定できるのであれば、維持コストは固定センサより抑えることができることに加え、固定センサ設置時に生じる死角を補うことができる。また自律移動ロボットが今後普及していくと考えると、それらのロボットのタスク外で、動的に需要に応じた場所に出向き、死角の少ない人流推定をすることが可能になると考える。

自律移動ロボットによる人流推定が有効であることを確かめるためにシミュレーションで実験を行った。GazeboというROSの3Dシミュレータを使用し、1台の自律移動ロボットを用意する。自律移動ロボットの死角になる位置に複数人の人間を設置し、これを数えるようなシステムを設計した。その結果、移動しながら人流推定することができ、従来ではセンサの死角により測定できなかった場所も、ロボットは見える位置に移動し、人数を数えることができた。それにより自律移動ロボットを用いた人流推定は、死角部分へのアプローチとして有効であるとわかった。

## 2. 関連研究

本章ではLiDARを用いた人流推定手法と自律移動ロボットに関する関連研究を述べる。

### 2.1 人流推定手法

[8]の研究では、360° LiDARを用いて人の動きをトラッキングする手法について研究されている。[9]では、LiDARを用いた歩行者軌跡解析の実用性の高い用途について述べている。LiDARを用いた歩行者追跡システムにより歩行者軌跡を取得し利用することで歩行者の流れを変化させ混雑を均一化できることを示した。また池田らの研究[4]では、オフィスがノンテリトリアルになるにあたり人流がどう変化するかを検証するために、1台のLiDARを用いてオフィス内の人流計測をしている。他にも複数のレーザースキャナを用いた人流推定も行われている[7]。これらの研究を見るとLiDARを用いた人流推定が色々行われているが、死角部分に触れていない。死角に対しては複数のLiDARを用いることを検討しているが、LiDARは高価なセンサであるため多くのコストがかかる。

### 2.2 自律移動ロボット

Aokiらの研究[11]では、自律移動ロボットと人間が運転する車の協調走行を、センサーデータの共有によって解

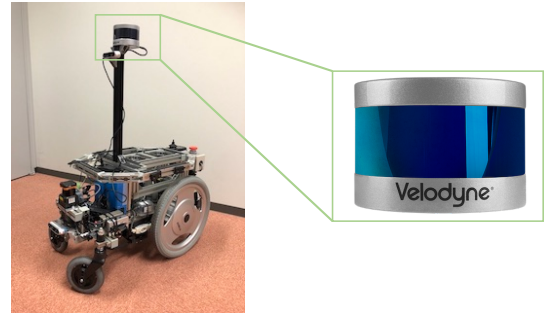


図 1 vlp-16

決しているが、人間の検出や人流測定などは行われていない。同じ著者のこの研究[12]では、自動運転車のLiDAR情報を共有することで交通安全性を高めようと試みているが、LiDAR情報を人流推定に使用していない。他にもFukushimaらの研究[13]では、倉庫における自律移動ロボットと人間の作業者の協調を目的としたDigiMobotシステムを構築しているが、労働者の検出にはカメラなどセンサを用いており、LiDARによる点群は用いられていない。上記で紹介した研究では、自律移動ロボットを活用した研究が多くあるが、LiDARの情報を人流に使用しているものは少ない。

## 3. 自律移動ロボットによる人流推定システム

本研究では、自律移動ロボットに使用しているセンサ機器の中でLiDARを用いて人流推定する手法を検討した。自律移動ロボットを用いて、死角を削減しながら人流・人数を計測することを目指す。

### 3.1 自律移動ロボット

検証に用いた自律移動ロボットは図1の左図に示した。使用したセンサは、velodyne社のvlp-16で、図1の右図示した。LiDARとは、Light Detection and Rangingの略称で、レーザー光を対象物に照射し、その反射光をとらえ距離を測定するセンサである。他のセンサよりも距離や位置、物体の形状など形状などを高精度の検出ができ、最近では自動運転車の環境センサとしても使用されている。LiDARによって得られる点群データは、現時点で疎なデータである。しかしカメラなどのセンサによる取得データは顔やナンバープレートなどの個人情報を含んでいるため、取り扱いが難しい。これらにより現状ではLiDARは他のセンサよりもプライバシーに優れていると言える。

### 3.2 死角を考慮した人流推定システム

死角を考慮した自律移動ロボットを用いた人流推定システムを実現するには、以下の三つの解決すべき課題がある。

- 移動しながら人流トラッキング

- 移動ロボットから見た死角検出
- 死角削減のための経路生成

1 目目の人流トラッキングは、点群から人がどのように動いたのか、どの場所に何人いるのかを、移動しながら計測を行うタスクである。センサが移動しながら人流推定する際の問題点は、移動による LiDAR の点群が相対的に動いてしまうことである。前章で紹介した研究では、定点センサを使用しているため、背景差分を行うことで簡単に動的物体を取得できていた。しかし、計測するセンサが動くと周りの物体も LiDAR から見た相対位置は変化し続けてしまうため、センサが移動した分だけ周りの検出物の位置補正をする必要がある。

そこで今回は自律移動ロボットの自己位置推定を用いることにより、動的な背景差分を行う。検出する点群の座標をあらかじめ取得した地図座標に合わせる。これを行うことにより、LiDAR から取得される点群の座標系は地図の座標系に変換される。そのため座標系を揃えることで、移動していても背景差分によって抽出される物体の座標は、簡単に地図座標系に変換でき、相対位置ではなく地図における絶対位置を取得することができる。

2 目目は、あらかじめ取得している地図とロボットのセンサから得られるデータを用いて、ロボットの位置からの死角を検出するタスクである。LiDAR は、周囲との距離を測定できることを利用し、地図と点群を比較し、死角を算出できると考えている。また死角の表現として、グリッドが有効であると考え。グリッドを用いることにより、どのエリアに死角が存在するかが分かりやすく、また滞在別のヒートマップなどが作りやすく、直感でどこが人が多いかが分かりやすくなる。また今回の実験では 1 台のロボットを使用しているが、将来的には複数ロボットや監視カメラなどの定点センサを組み合わせたものを使用していくことを考えている。

本研究では、1 目目の人流トラッキングを実装し検証したが、残りのタスクについても今後行っていく予定である。そのため今回の実験において、2 目目の死角検出は、ロボットの位置からの死角を既知として検出されたものとする。3 目目の経路計画は前述の死角をなくすような経路をあらかじめ設定し、自律移動ロボットを動かした。

### 3.3 人流トラッキング

トラッキングの概要図は、図 2 に示す。

初めに取得した点群から人物のみをセグメントとして抜き出す。取得した生の点群データには、建物や床などの静的な点群などが存在するため、あらかじめ取得した地図との差分を取る背景差分を行い、動的な点群のみを抽出する。次に抽出した点群をクラスタリングする。クラスタリングには、Euclidean Cluster Detection を使用する。この処理により、動的な点群が 1 つ 1 つのセグメントに分かれ、そ

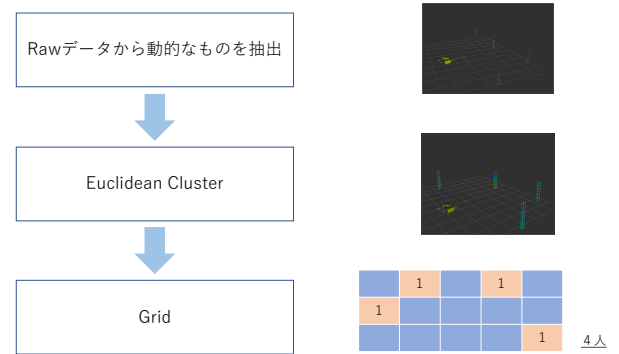


図 2 人流トラッキング

れぞれが人という扱いにできる。また、取得した人は、時間経過で動く可能性もある。それによって人数を数える際に新しく人が入ってきたと誤認識し、2 重で数えてしまう危険性がある。その対策として検出した物体を保存しておき、次に検出した物体との差分を見ることにより、LiDAR に見えている間は 2 重に数えないようにする。最後にクラスタリングしたものをグリッド上にマッピングし、集計数を算出する。

## 4. 評価実験

### 4.1 事前実験

まず事前実験を行い、1 台の固定 LiDAR を使用した場合にどのような死角が発生するのかを検証する。図 3 のように十字に交差する廊下を使用し、人流を計測する。死角を確認するために、上から下に行く人、下から上に行く人、左から右に動くロボットを用意した。計測は右下に設置した定点 LiDAR で行う。この事前実験によりいくつかの死角ができていたことを確認した。まず図 4 に時間ごとの歩行遷移を示す。図 4 の中図を見ると、手前の人によって奥の人の点群が隠れてしまい死角ができていた。また図 3 の左図で示したが、十字路で実験を行なっている。しかし図 5 の右図の点群を見ると、右側の通路の点群が何も見えていないことがわかる。事前実験より 1 台の LiDAR ではいくつかのパターンの死角ができていたことが確認できた。その中で本研究で解決したい課題として後者の見えない死角をなくすことを目的とする。

### 4.2 シミュレーション

システム評価は、Gazebo シミュレーションを使用する。Gazebo は、ROS によって操作することができる 3D ロボットシミュレータであり、3DLiDAR のシミュレーションを行うことができる。図 6 のようにロボットに位置によって 2 箇所死角が存在するような環境を作成し、実験を行う。人間モデルは 4 人用意する。2 人は、位置を固定し、残りの方は決まったパスを動くようにした。移動ルートは図 7 に示す。ロボットの初期位置では、図 7 の右上が壁によって死

角になっているため見えない．そこで死角を自ら見に行くような移動経路を指定する．経路は図 7 に示すように、初期位置から真上に進むような経路を生成した．

#### 4.3 評価

シミュレーションをグリッド上に分割し、グリッド内にいる人を計測する．グリッドは、図 8 のように分割する．

図 9 は、初期状態にて人物クラスタリングした点群であ



図 3 実験のモデル図 (左図), 実証実験の一部 (右図)

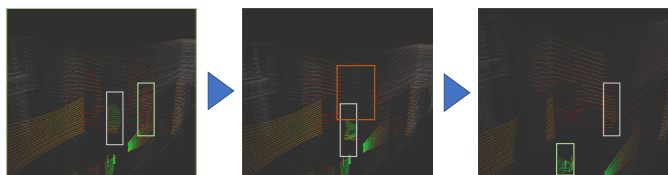


図 4 歩行者が死角に隠れる図. 被験者 (緑, 灰), 死角 (赤)

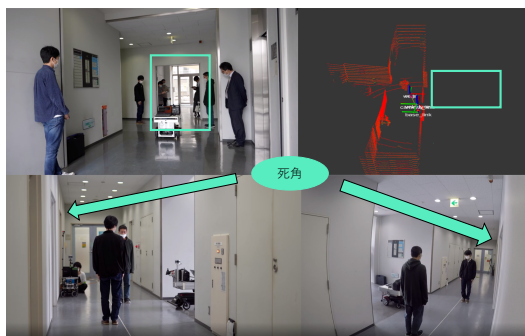


図 5 通路右側の死角

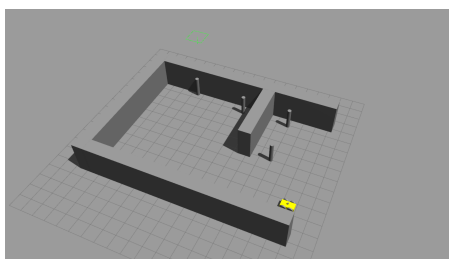


図 6 使用したシミュレーション環境

る．右図の赤い四角がクラスタリングされた人である．これを見ると、右下にいる人は現在の位置から確認できる．しかし図 8 の右上にいる 2 人はまだ見えていない．図 10 まです時間を進めると、奥の 2 人は完全に見えている．しかし先ほどまで見えていた手前の人が壁で隠れ、死角になっていることが見て取れる．

また図 11 は図 9 から図 10 への途中経過である．動きながらも人をクラスタリングし続けられていることわかる．しかしながら、背景差分をして消したはずの壁や人がいないところの人数を数えてしまい、人数の誤差が生じた．背景差分後の点群を見ると少し点群が残っており、残った点群に対して、クラスタリングが行われていた．これは位置合わせを行うノードのサンプリングレートが移動することによって下がっていた．それによってロボットの移動速度よりも少し遅くなってしまったため、位置推定の誤差が出てしまい、所々背景が切り取られず残ってしまったと考えられる．

最後に、図 12 に実験後のグリッド人数を示した．横軸を  $x$ 、縦軸を  $y$  とする．右上のグリッドは初期位置から見えなかったが、動くことによって人数が数えられていることがわかる．しかし、 $y=3$  の中央付近のグリッド、また  $x=0$ 、 $y=0$  のグリッドには壁があるが、人がいると検出された．

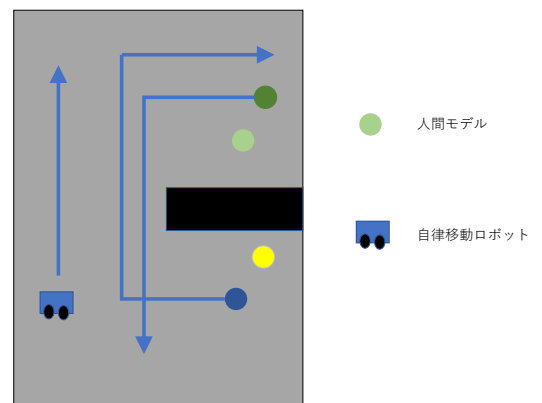


図 7 人の移動ルート

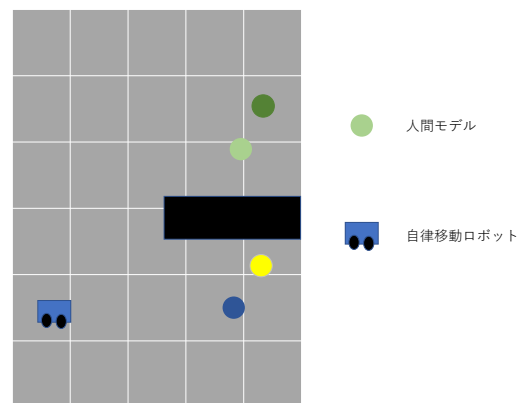


図 8 人流カウントのためのグリッド



これは先ほど述べたように座標変換の誤差である。

## 5. 今後の研究方針とまとめ

本稿で自律移動ロボットのセンサによる人流推定手法を提案した。実際に移動しながら人数を数えることができることがわかった。しかし今回は Gazebo を用いシミュレーションで行ったが、実世界の環境の様々な事象が起こりうる上での検証は行っていない。また点群の座標系から地図の座標系への変換時間がネックになってしまった。今後の課題として、前述の変換時間を高速化することや、死角をなるべく減らすような経路を自律移動ロボットが自ら生成するルーティング手法など、実世界実験もこれから行ってい

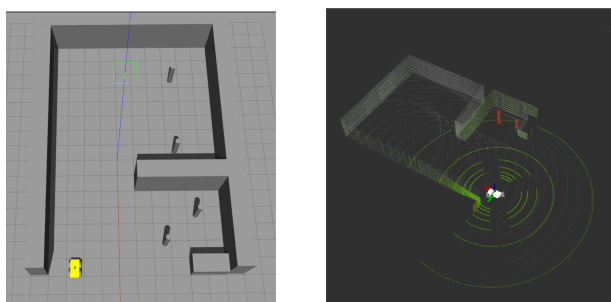


図 9 初期状態の Gazebo シミュレータと点群

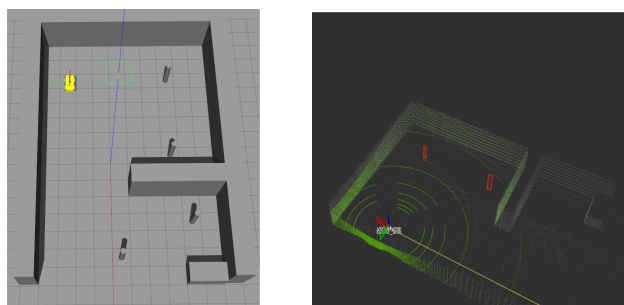


図 10 移動後の Gazebo シミュレータと点群

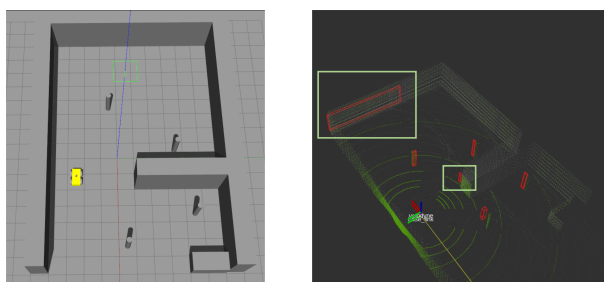


図 11 背景差分の検出誤差によるクラスタリング結果

0	1	0	2	0	1
1	2	0	0	1	0
2	1	0	0	1	0
3	0	0	4	4	3
4	0	0	0	0	1
5	1	0	1	1	0
	0	1	2	3	4

図 12 人数グリッド

きたい。

## 6. 謝辞

本研究の一部は、JST COI-NEXT (JPMJPF2006)、AMED 委託研究 (20he0622042h0001)、科研費基盤研究 C (19K11945) の支援を受けています

## 参考文献

- [1] Takahiko SHIMMURA, Hiroyuki Arai, Usio INOUE : Estimating Human-flow Speed for Video Surveillance by Probabilistic Stands, In 2004, IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004
- [2] 原 佑輔, 内山 彰, 梅津 高郎, 東野 輝夫 : LSTM を用いた人流推定のための頭部トラッキング, In マルチメディア通信と分散処理ワークショップ 2017
- [3] 村井 大地, 米澤 拓郎, 河口 信夫 : Wi-Fi パケットセンサを用いた大規模レジャー施設における人流分析, 電気・電子・情報関係学会 東海支部連合大会, 2020
- [4] 池田 太郎, 三木 光範, 坂東 航, 米田 浩崇 : LiDAR を用いた人流計測システムの作成, 同志社大学ハリス理化学研究報告, pp. 168-173, 2019-10
- [5] Redouane Khemmar, Matthias Gouveia, Benoit Decoux, Jean-Yves Ertaud : Real Time Pedestrian and Object Detection and Tracking-based Deep Learning: Application to Drone Visual Tracking, WSCG'2019 In International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision, 2019
- [6] Wei Du, Justus Piater : Multi-camera People Tracking by Collaborative Particle Filters and Principal Axis-Based Integration, ACCV 2007 8th Asian Conference on Computer Vision, 2007
- [7] 中村 克行, 趙 卉, 柴崎 亮介, 坂本 圭司, 鋸 朋生, 鈴川 尚毅 : 複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価, 電子情報通信学会論文誌, pp 1143-1152, 2005
- [8] John Shackleton, Brian VanVoorst, Joel Hesch : Tracking People with a 360-Degree Lidar, In 7th IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2010
- [9] Akinori Asahara, Nobuo Sato, Masatugu Nomiya, Satomi Tuji : LiDAR-based Pedestrian-flow Analysis for Crowdedness Equalization, In the 23rd SIGSPATIAL International Conference
- [10] Anh Nguyen, Abraham Monrroy Cano, Masato Edahiro, Shinpei Kato : Fast Euclidean Cluster Extraction Using GPUs, Journal of Robotics and Mechatronics, pp548-

- [11] Shunsuke Aoki and Ragunathan Rajkumar. V2V-based synchronous intersection protocols for mixed traffic of human-driven and self-driving vehicle. In 2019 IEEE 25th International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems and Applications(RTCSA), pp. 1-11. IEEE, 2019
- [12] Shunsuke Aoki and Takamasa Higuchi. Cooperative Perception with Deep Reinforcement Learning for Connected Vehicles. In 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2020
- [13] Yuto Fukushima, Yusuke Asai, Shunsuke Aoki, Takuro Yonezawa, and Nobuo Kawaguchi. DigiMobot : Digital Twin for Human-Robot Collaboration in Indoor Environments. In 2021 32nd IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Nagoya, Aichi, Japan, 2021.