

LiDAR の視野を考慮した能動的な人流計測手法の検討

下里 浩昇[○](名古屋大学), 片山 晋(名古屋大学), 浦野 健太(名古屋大学)

米澤 拓郎(名古屋大学), 河口 信夫(名古屋大学)

People Flow Measurement Method Considering Occlusion using Autonomous Mobile Robot

Hironori SHIMOSATO, Shin KATAYAMA, Kenta URANO
Takuro YONEZAWA, Nobuo KAWAGUCHI

ABSTRACT

Data on people flow, such as movement routes and the number of people staying in a given area, is essential because it can be used for various purposes. However, it is difficult for existing sensors to respond to sudden demand, and people and objects easily overshadow the sensors. This research aims to develop a highly accurate human flow measurement method by visualizing the field of view of LiDAR and actively measuring unmeasured areas with a mobile robot.

Keywords: LiDAR, Blind Spot, Robotics, Human Flow

1. 序 論

人流データは、都市開発や混雑緩和による災害対策、マーケティングなど様々な活用があり、重要なデータである。人流データの取得には、監視カメラやBLEビーコン、Wi-Fi パケットセンサなどのセンサが用いられる。例えば監視カメラの映像から人間の後頭部を認識し、群衆の人数計測をするプロジェクトや Wi-Fi アクセスポイントに接続する際に発する Wi-Fi プローブを利用し、個人の移動軌跡を捉える研究などが挙げられる[1][2]。

また近年掃除ロボットや警備ロボットなどのサービスロボットの研究開発が活発である。例を示すと、JR 東日本と KDDI 株式会社は、防犯カメラなど、都市が持つデータ連動基盤と、サービスロボットの位置情報管理や走行制御、設備との連携を行うロボットプラットフォームとの連携により、配送サービスをビルへ導入しようと研究開発に取り組んでいる[3]。サービスロボットの普及が進む中で、移動ロボットにセンサを搭載し、温度や CO2 等の環境センシングを行う試みも増えている。例えば、移動ロボットに CO2 や温度センサを設置し、温室内の CO2 や温度等の環境情報の分布を取得する研究が挙げられる[4]。また自律移動ロボットの制御 PC を利用し、屋内における Wi-Fi の強度分布を取得する研究もある[5]。

本研究では、自律移動ロボットに搭載されている LiDAR(Light Detection And Ranging)を用いた人流計測システムの構築を目指す。本システムは主に、LiDAR から得られる点群から人流を抽出する部分と人の動きやロボットの視野を考慮した経路計画の二つに分類される。

自律移動ロボットは安全な自律走行を行うため、周囲の人やモノの動きを認識しながら移動する。本研究では、その認識する仕組みを利用し、点群から人流を抽出する。環境固定の LiDAR を用いた場合は、人やモノの重なりにより死角が生じるため、計測できないエリアが生まれてしまう。本研究では自律移動ロボットで能動的に死角を解消することで、正確な人流計測システムの実現を目指す。自律移動ロボットで能動的に死角を解消するためには、計測エリア内の人やモノの位置や重なりを考慮し、ロボットの移動コストが小さいが、死角が少なく広範囲な計測になるような経路計画手法が必要である。また経路計画手法によって生成された経路が、最適な経路であるかどうかを量的だけでなく死角の変動より見て取れる仕組みが必要である。

本論文では、LiDAR の視野を考慮する経路計画の実現のために、人の位置やロボットの動きを再現するシミュレータを作成し、移動による死角の時系列変化を可視化できるようにした。また移動による知覚の不確かさを定義し、時間が経過しているエリアについても扱えるようにした。3 パターンの人の配置による簡易的な実験を行い、定義した知覚の不確かさや計測人数について評価した。

2. 関連研究

2.1 LiDAR による人流計測

LiDAR は物体までの距離や形状を正確に計測でき、LiDAR によって得られる点群は、点の座標とその点の反射強度しか持たないため個人を特定しにくくプライバシー

一に強いという特徴がある。その特徴を活かし、LiDARを人流計測に応用する研究がいくつか存在する。Johnらは、単体の固定LiDARから得られる点群を占有グリッドやK-means・DBSCAN等のクラスタリング手法を用いて、オフィス内を移動する人を検出し追跡するシステムの開発を行った[6]。また池田らの研究では、オフィス内のフリーアドレス化による人流変化を評価するために、固定LiDARを用いた人流計測システムの構築を行った[7]。池田らはオフィス内を複数のLiDARを導入して細かい人流計測も今後の課題として検討している。

またLiDARは自動運転の自己位置推定や人や車などの障害物認識に用いられることが多い。AlexらはCNNやSingle Shot MultiBox Detector(SSD)の深層学習の技術を組み合わせて、直接点群から人や車、自転車を検知するPointPillarsを開発した[8]。既存の物体検知は計算量が非常に多く、リアルタイム性と検出精度のトレードオフになっていたが、PointPillarsは約62Hzで物体検知が可能だと示した[9]。LiDARは距離を正確に取得可能なため、人の位置を正確に検出できるが、人やモノの重なりによってできる死角に弱いという特徴がある。既存研究では複数のLiDARを置いて死角ができないように対策をしているが、設置する台数が多いほどコストがかかるため有効的ではない。

2.2 移動ロボットによる人流計測

自律移動ロボットを環境センシングに用いている研究もいくつかある。Iidaらは、ROSを用いた移動ロボットにより温室内の環境情報を取得する計測システムを提案した[3]。作物の生産性を向上させる精密農業において、温室内の環境情報は必須項目の一つであるが、固定センサでは設置場付近の計測しかできないため、温室全体の環境情報の分布を推定するには、多くの固定センサを設置しなければならない。CO₂センサや温度センサなどが搭載されている移動ロボットを用いることで、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ている。Kaiらは、2次元レンジデータから人間を検出する学習法と人間の脚の軌跡の検出に基づく人物追跡アプローチを提案している[10]。単体の人だけでなくグループも対象としており、グループ形成過程における分割・統合イベントを反映可能な複数モデル仮説段階でMHTアプローチを拡張することにより各グループの人数を正確に推定可能としている。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二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[11]。他にも、Haraらは、LSTM(Long Short Term Memory)等の技術を駆使し、車載カメラの映像から歩行者の人流を推定する研究を行っている[12]。このように自律移動ロボットを用いた環境センシング手法があるが、人流計測に着目している研究は

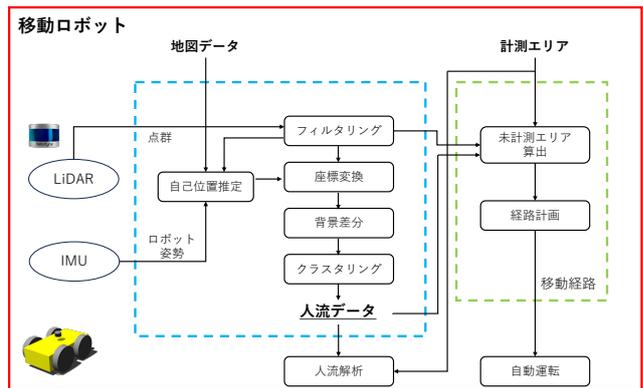


Fig. 1 System Design

Algorithm 1 Calculate Blind Spot

Require: $SensorPointCloud\ pcd_t, SensingArea\ area_t$
Ensure: BS_t is two-dimensional grid, $0 \leq BS_t(x, y) \leq 1$
 {Calculate blind spot at t from pcd and $area$ }
 1: $BS_t \leftarrow (pcd_t \wedge area_t)$
 2: **if** $t = 0$ **then**
 3: $BS_{init_0} = BS_0$
 4: $BS_{time_0} = BS_{init_0}$
 5: **else**
 6: $BS_{init_t} \leftarrow BS_{init_{t-1}} \wedge BS_t$
 7: $BS_{time_t} \leftarrow BS_{time_{t-1}} + (BS_t - 0.5) * offset$
 8: **end if**

あまりない。

3. 自律移動ロボットによる人流計測

本研究で構築した自律移動ロボットによる人流計測システムは、Fig. 1のように複数のノードから形成されている。本システムは主にLiDARによる点群データから人流データを抽出する部分とLiDARの視野を考慮した経路計画の二つに分類される。人流データ抽出部分では、点群データから人を抽出し、人流データに変換している。LiDARの視野を考慮した経路計画は、エリア内にいる人を正確に計測するために、障害物の重なりによる死角を考慮し、エリア内を網羅的に計測する経路の生成を目的としている。この障害物の重なりによる未計測エリアや時間経過によって曖昧になるエリアを本論文では死角と呼ぶ。

3.1 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Fig. 1の青枠内に示す。初めにフィルタリングノードで、LiDARの歪みやノイズ、天井や床の点群の間引き等を行い点群データを補正する。自律移動ロボットは自身が地図上のどこに位置するかを推定するために、センサから得られる点群とあらかじめ持っている点群地図を比較し、自己位置を推定している。自己位置推定から得られた変換行列を利用し、センサから得られた点群を地図座標系に変

換し、そのデータと地図との差分を取得することで、地図にはない点群データを抽出する。次に背景差分で抽出された点群データから人の点群を抽出するために、クラスタリングを行う。本システムのクラスタリングノードでは、ユークリッドクラスタリング手法を用いて抽出を行う。この手法では点群同士のユークリッド距離が閾値よりも小さい場合、それらの点を同じクラスタと見做し、いくつかの小さなクラスタに分類する。各クラスタにはノイズが含まれる可能性があるため、各クラスタの含有点数の最小最大や距離の閾値等のパラメータで調整を行う。最後に取得したクラスタに ID を割り当て人流データに変換する。

3.2 未計測エリアの検出と可視化

未計測エリア検出ノードでは、計測エリアの情報とセンサ点群から未計測なエリアを算出する。本研究が検出したい計測エリアは、未計測エリアと移動による時間経過で曖昧になるエリアの2種類があると考えられる。本論文では、初期状態で計測したときの死角と時間や位置によって時系列変化する死角の2種類を定義する。時間 t に計測された死角を BS_t とする。初期状態で計測した死角を BS_{init_t} とし、時系列変化する死角を BS_{time_t} とする。それぞれの死角の算出方法は、アルゴリズム1に示す。アルゴリズム1に記載のオフセット値は、時系列死角の増減をどのくらい考慮するかを決定するパラメータである。オフセット値が大きいと少しの時間変化でも死角の増減が大きく、オフセット値が小さいと時間による死角変化の増減が緩くなる。算出された死角は次の経路計画で使用されるため、このオフセット値によって考慮する死角が大きく変化し経路も変化する。Fig. 2のように死角を色の濃淡で表現し、色が濃いほど計測していない、あるいは計測から時間が経過しているエリア、色が薄いほど直近に計測したエリアを表す。また計測後時間が経過しているエリアがどのくらいかを表す知覚の不確かさを定義する。時系列変化する死角 BS_{time_t} は、2次元のグリッドで表され、グリッド内のセルは0から1の値を持つ。知覚の不確かさを BS_{time_t} の全てのセルの合計値と定義することで、計測後時間経過しているエリアの増減を、近くの不確かさで確認できる。

4. シミュレーション実験

4.1 実験内容・手法

今後様々な経路計画アルゴリズムやを簡単に検証できるように Python でシミュレータを作成し、シミュレータ上で死角の変化を評価を行う。人やモノの位置による死角を可視化するために、Fig. 3のように人の位置のケースを3種類用意する。case1は、初期位置から見て人の重なりがない、case2は初期位置から人同士が重なっており、移動しないと計測できない、case3は複数人が重なり合っているケースである。

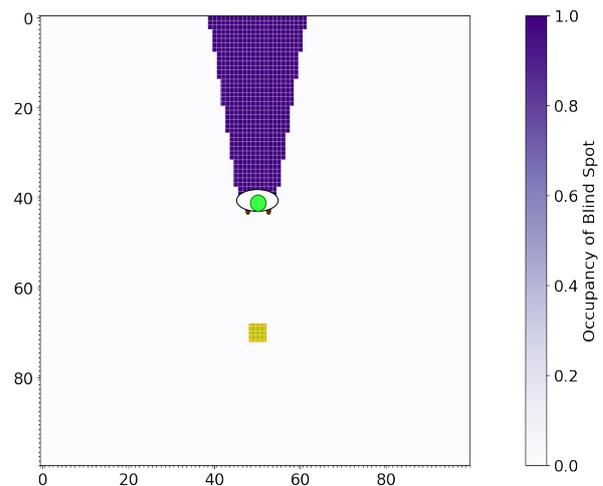


Fig. 2 Visualization of blind spot. The yellow squares represent robots, and the yellow-green circles represents human.

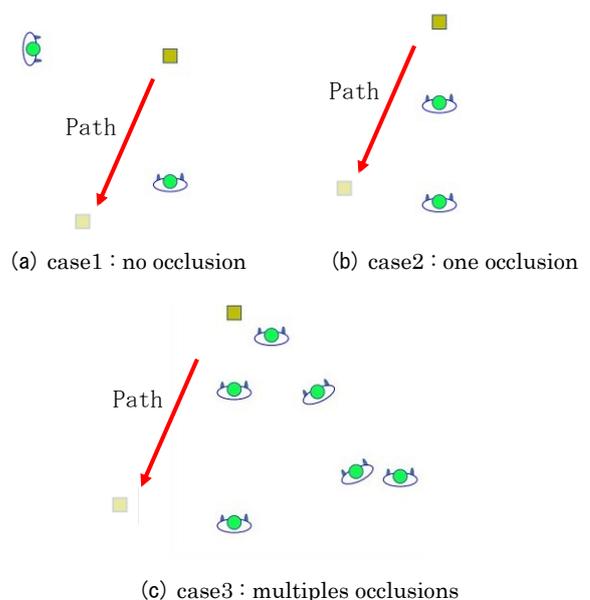
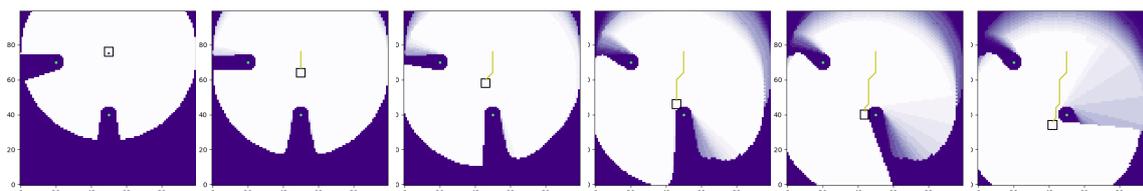


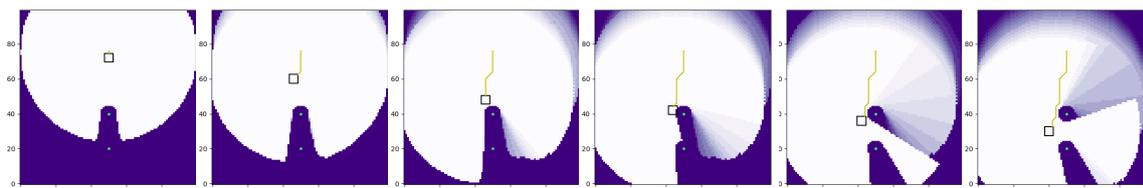
Fig. 3 Simulation Environments.

Red line is robot path.

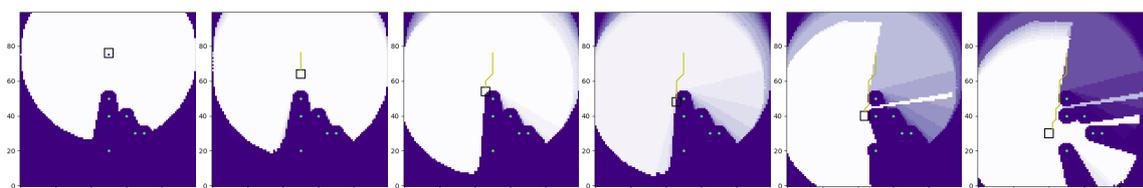
次に初期位置から動かない状態での計測(固定センサでの計測とみなす)と移動ロボットでの計測の精度について評価を行うために、移動ロボットの経路を生成する。シミュレータで可視化した死角をもとに、初期位置で取得した死角が減少するような経路点を決定し、A*アルゴリズムを用いて経路を生成する(Fig. 3の赤い矢印に示す)。初期位置で計測した時と生成した経路を移動した時の、死角の数や計測人数を比較する。



(a) case1



(b) case2



(c) case3

Fig. 4 Time-series changes in blind spots

4.2 結果・考察

Fig. 4 に死角の時系列変化の可視化, Fig. 5 に死角の変化と人流計測の結果を示した. 赤線は計測人数, 青線は移動による死角の時系列変化を, 黄線は初期状態で得られた死角の変化, 緑の点線は正解人数と計測人数が同じになった時を表している. 死角が減少するほど計測人数が増加する (Fig. 5). また, Fig. 4 の左図に示すように, 初期位置で取得した死角はロボットの移動に伴い減少するが, Fig. 4 の右図に示すように, ロボットの移動に伴い新たな死角が発生することがわかる. また Table 1 に固定センサと移動ロボットによる計測結果の比較結果を示す. Table 2 の 1・2 列目には, 固定センサと移動ロボットで取得した知覚の不確かさの変化量を示している. case1 では, 初期位置における死角に人がいないため, 計測人数に変化はない. case2・case3 では初期位置から計測できない人をロボットが移動することで計測可能になり, 固定センサに比べて正確な計測が出来ていることがわかる. また時系列変化する死角の変化量を見ると人数が少ない case1 では変化量が多く, 人数が多い case3 では変化量が少なくなることがわかる. case3 のように人数が多いと初期位置で計測した死角は減少するが, すぐに多く死角が生じることがわかる. 本論文の実験では人は固定し評価を行

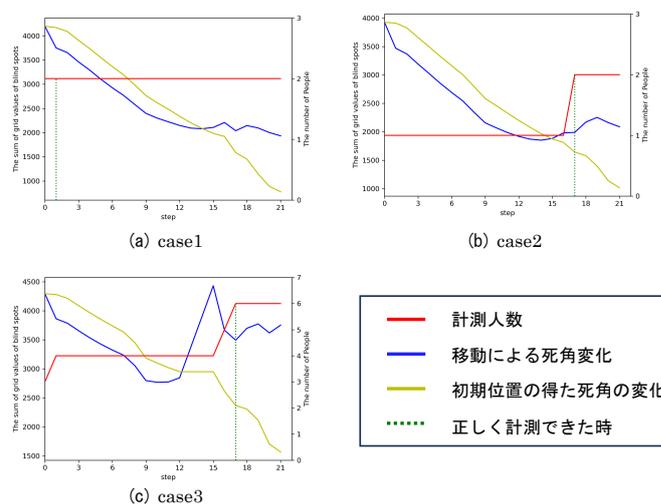


Fig. 5 The graphs depicting changes in people count and blind spots

なったため, 時間変化による死角が人数計測に対する影響は出なかった. しかし実環境では人が移動するため, 新しく出来た死角に人が入り込む可能性が高く, エリア外から新しい人が死角に入ってきた場合, 計測人数に誤差が生じることが予想できる. また計測済の人が計測エリ

ア外からエリア内に入った場合、違う人だと計測されないように、同じ人であるかどうかを判別するアルゴリズムを開発・導入する必要がある。これらの結果から、計測初期の死角だけでなく、時間変化する死角を考慮した経路計画アルゴリズムの開発や複数ロボットの協調等を用いて、未計測なエリアを少なくする経路の生成が必要である。

Table 3 Comparison of human flow accuracy between fixed sensors and mobile robots

	時系列変化する知覚の不確かさ	初期位置で計測した知覚の不確かさ	計測人数 (固定・移動) [人]
Case1	-2012	-3502	±0(0, 0)
Case2	-1550	-3005	+1(1, 2)
Case3	-224.1	-2880	+3(3, 6)

5. まとめと今後の展望

本論文では、自律移動ロボットを用いた能動的な人流計測システムについて提案し、簡単なシミュレーション実験により、LiDARの視野を考慮することが人流計測の精度にいい影響が出ることを明らかにした。

今後は、別センサで取得した実際の移動データを元に移動した際の人流精度の変化の調査や死角を考慮した経路探索アルゴリズムの実装と評価、複数ロボットや複数の固定センサとの連携等を行う。また実環境では、計測時間帯や場所によって人流が大きく変化する上、実際のLiDARでデータを取得した際、シミュレーションとは誤差が出る可能性もある。そのため実環境で、実際のロボットを用いて人流計測システムの評価を行い、システムの有効性を検証する。

6. 謝辞

本研究の一部は、JST CREST JPMJCR21F2, NICT 委託研究 222C01, JSPS 科研費 22K18422 に支援いただいています。

参考文献

- Hideyuki Kobayashi, Masahiro Kinugawa, Takatoshi Suenaga, and Shinji Chiba, Identifiable People Tracking System Using Wi-Fi People packet. In *2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pp. 1-2, 2020
- 映像解析ソフトウェア Crowd People Counter, <https://canon.jp/business/solution/networkcamera/lineup/analysis/people-counter/pro>, (2023年4月参照)
- 新たな分散型まちづくり「空間自在プロジェクト」, <https://kukanjizai.com/>, (2023年5月参照)
- Iida Kenichi, Kumamoto Hikaru, Nakamura Shigeto, and Ueda Etsuko, Mobile Robot for Environmental Measurement in Greenhouse. *Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers*, Vol. 8, No. 1, pp. 33-38, 2020. 1. 25
<https://cir.nii.ac.jp/crid/1520010381257298176>
- 盛下 泰暉, 浅井 悠佑, 浦野 健太, 米澤 拓郎, 河口 信夫 : 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, 情報処理学会研究報告, Vol. 2021-MBL-101 No. 34, pp. 1-6, 2021
- John Shackleton, Brian VanVoorst, and Joel Hesch., Tracking people with a 360-degree lidar. In *2010 7th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*. IEEE, pp. 420-426, 2010
- 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, The Harris science review of Doshisha University 60 (3), pp. 168-173, 2019-10-31
- Yulan Guo, Hanyun Wang, Qingyong Hu, Hao Liu, Li Liu, and Mohammed Bennamoun : Deep Learning for 3D Point Clouds: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 43, pp. 4338-4364
- Lang, A., Vora, S., Caesar, H., Zhou, L., Yang, J., & Beijbom, O., PointPillars:Fast Encoders for Object Detection From Point Clouds. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Pp. 12697-12705, 2019
- Kai O Arras, Boris Lau, Slawomir Grzonka, Matthias Luber, Oscar Martinez Mozos, Daniel Meyer-Delius, and Wolfram Burgard, Range-based people detection and tracking for socially enabled service robots. In *Towards Service Robots for Everyday Environments*. Springer, pp. 235-280, 2012
- Timm Linder, Stefan Breuers, Bastian Leibe, and Kai O Arras., On multi-modal people tracking from mobile platforms in very crowded and dynamic environments. In *2016 IEEE international conference on robotics and automation(ICRA)*. IEEE, pp. 5512-5519. 2016
- Yusuke Hara, Ryosuke Hasegawa, Akira Uchiyama, Takaaki Umedu, Teruo Higashino, FlowScan: Estimating People Flows on Sidewalks Using Dashboard Cameras Based on Deep Learning, 情報処理学会論文誌, Vol. 61, 2020,