(35) 廉価な LiDAR の動的な点群データを用いた歩行者計数に関する考察

小橋　幸貴[1]・今井　龍一[2]・山本　雄平[3]・中原　匡哉[4]・
姜　文渊[5]・神谷　大介[6]・中畑　光貴[7]

[1]学生会員　法政大学大学院　デザイン工学研究科（〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33）
E-mail: tomoki.kobashi.2t@stu.hosei.ac.jp

[2]正会員　法政大学教授　デザイン工学部（〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33）
E-mail: imai@hosei.ac.jp

[3]正会員　関西大学助教　環境都市工学部（〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3-3-36）
E-mail: y_yamamo@kansai-u.ac.jp

[4]正会員　大阪電気通信大学講師　総合情報学部（〒575-0063 大阪府四條畷市清滝 1130-70）
E-mail: nakahara@oecu.jp

[5]正会員　大阪産業大学准教授　工学部（〒574-0013 大阪府大東市中垣内 3-1-1）
E-mail: kyo@ce.osaka-sandai.ac.jp

[6]正会員　琉球大学准教授　工学部（〒903-0213 沖縄県中頭郡西原町千原 1）
E-mail: d-kamiya@tec.u-ryukyu.ac.jp

[7]学生会員　関西大学大学院　総合情報学研究科（〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1）
E-mail: k964962@kansai-u.ac.jp

現行の歩行者交通量調査では，調査断面を通過する歩行者を人手により計数される手法が一般的なため，常時観測が難しく，調査日や時間帯が限定される．近年，ビデオカメラで撮影した動画像を用いた調査事例が増えているが，個人情報への配慮が必要であることに加えて，夜間の適用が困難である．そこで，照度による影響を受けず，3 次元の座標点の集合として計測できる LiDAR が注目されている．しかし，反復型の LiDAR では，計測範囲を網羅的に計測できないことから当該調査への適用が困難である．そこで本研究では，計測範囲を網羅的に計測可能な非反復型の LiDAR で計測した点群データから深層学習を用いた歩行者の計数を試行した．検証の結果，歩行者の点群データの点数が 400 点以上であれば，歩行者を計数できる可能性があることが明らかになった．

Key Words: *pedestrian traffic volume survey, LiDAR, point cloud data, deep learning*

1. はじめに

まちの活性化度合いを定量的に測るため，多くの市町では調査断面を通過する歩行者を人手で計数する歩行者交通量調査が実施されている．そのため，調査日や時間帯が限定され，常時観測が困難である．さらに，近年は調査員の確保が困難となる課題が深刻化してきている．こうした背景の下，国土交通省は，歩行者交通量調査の課題解決に向けて，ICT（Information and Communication Technology）・IoT（Internet of Things）を活用した調査手法の導入を推進[1)]している．例えば，ビデオカメラの動画像や LiDAR の動的な点群データを活用した調査手法がある．ビデオカメラを用いた調査手法では，撮影した動画像に画像処理の技術を適用することで，人手を介さずに歩行者を計数できる．しかし，歩行者の顔等が写るため，個人情報への配慮が必要である．さらに，夜間は照度が低く，歩行者が鮮明に写っていないため，画像処理による計数が困難である．一方，LiDAR を用いた調査手法では，レーザ光を照射して色情報が含まれない 3 次元の座標点の集合である点群データとして計測するため，個人情報の特定が困難であるとともに，光量の影響を受けず夜間の歩行者計数も可能である．しかし，既存研究[2)]では，1 秒間で約 130 万点の点数を取得できる高性能かつ，高価な LiDAR を使用されているため，調査費

が高くなる．そこで池田ら[3]は，廉価かつ取得する点群データの総点数が少ない LiDAR[4]を用いた人流計測を試行している．取得できる点数が 1 秒間で約 4,000 点であるため，LiDAR を低所に設置すると 4m 以内の歩行者を計数できるとされている．しかし，LiDAR と歩行者との距離が近いと，手前の歩行者により奥側の歩行者が不可視になるオクルージョンが発生しやすいため，計数精度が低下する問題がある．オクルージョンの影響を低減するためには，高所から数 10m 先の歩行者を計測することが重要であるといえる．したがって，遠方の歩行者を計測可能な LiDAR で計測した点群データから深層学習を用いて歩行者を計数できると，現行の LiDAR を用いた歩行者交通量調査における課題の解決が期待できる．

そこで，本研究では，約 10m 先の歩行者を計測可能な廉価な LiDAR と深層学習とを用いて，歩行者交通量調査を試行し，計数可否を明らかにする．

2. LiDAR 及び物体検出技術の選定

まず，歩行者交通量の調査に適した廉価な LiDAR を選定する．LiDAR の調査結果を**表-1** に示す．反復型の LiDAR は，レーザ光を放射状に照射し，水平方向 360° の範囲を計測可能である．既存研究[2),5)]では，反復型の LiDAR で計測した点群データから歩行者を検出している．しかし，遠方の歩行者を対象とする場合，測線間隔が開き，対象範囲を網羅的に計測できないため，検出精度が低下することを課題としている．歩行者交通量調査では，調査断面を通過する歩行者を計数しており，局所的な範囲内を網羅的に計測する必要がある．そこで，10m 以上先でも照射範囲内を網羅的に計測可能な非反復型の LiDAR に着目した．**表-1** より Livox 社の LiDAR が現行の歩行者交通量調査で用いられるビデオカメラと同等の価格かつ非反復型であることから，本研究では同社の Tele-15（**図-1**）を使用する．

次に，歩行者交通量調査に適した物体検出技術に着目した．国土交通省や地方公共団体は，歩行者交通量の常時観測を目指しており，リアルタイムでの歩行者交通量の変化や過年度との比較等の分析への活用を期待している．そのため，高速に処理できる物体検出技術を使用することが重要であるといえる．そこで，自動運転の用途向けに提供されている Livox 社の Livox Detection V2.0[6)]の SDK に着目した．Livox Detection V2.0 は，同社の LiDAR に最適化された点群データ上の歩行者等の物体を検出する深層学習の手法である．Livox Detection V2.0 の適用可能性を明らかにするため，Tele-15 で歩行者交通量調査を目的に計測した 5 分間のデータで処理速度を検証した．結果として，処理速度は，計測時間と同じ 5 分間となった．以上より，本研究では，人物を検出する手法として Livox Detection V2.0 を使用することとした．

表-1 LiDAR の価格および性能比較

項目 / 機種	計測方式	点数（万点/秒）	分解能（°）	FOV（°）	価格（万円）
HDL-64E	反復型	130	水平：0.35	水平：360	50～
HDL-32E	反復型	70	水平：0.40	水平：360	50～
VLP-16	反復型	30	水平：0.40	水平：360	30～
Tele-15	非反復型	24	水平：0.02	円形：15	10～

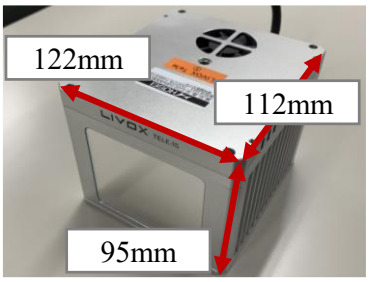


図-1 Tele-15 のイメージおよび寸法

3. 歩行者交通量調査の試行

(1) 試行の目的

本研究では，LiDAR を用いた歩行者交通量調査を試行し，次の 2 つのことを分析する．1 つ目は，非反復型の LiDAR で歩行者を計測した場合の点群データの特性が明らかになっていないため，人の形状を把握可能な点数を検証する．2 つ目は，非反復型の LiDAR で計測した点群データを用いた歩行者の計数可否を明らかにするため，深層学習を用いた歩行者の計数可否を検証する．

(2) 認識可能な歩行者の点数の検証

a) 概要

本実験では，**2章**で選定したLivox社のTele-15を用いて歩行者を計測し，人の形状を把握可能な点数を検証する．実現場での適用を考慮し，静岡市内において，歩行者同士のオクルージョンが少ない地点を選定し，計測する．**図-2**に示すように，地点1では，LiDARと歩行者との距離がおよそ30m，設置高さ5mおよび垂直角度10° となるようにLiDARを設置する．

b) 検証結果と考察

地点1で計測した単独の歩行者と隣接する2人の歩行者の点群データおよび点数の例を**図-3**に示す．**図-3**より，歩行者1人当たりの点数が400点を超える場合，目視で人として認識できることを確認した．しかし，歩行者同士が重なるオクルージョンが発生した場合，歩行者1人当たりの点数が減少していた．隣接する2人の歩行者に着

目すると，手前の歩行者と比較して奥側の歩行者の点数が少なく，点数が半分以下であることを確認した．さらに，オクルージョンの影響により点群データが欠損し，目視でも歩行者として判別することが困難である（**図-3**参照）．これは，LiDARの設置高さや角度が影響していると考えられる．そのため，設置位置を高くして，LiDARをより傾けることで，オクルージョンの影響を低減できると推察する．

(3) 非反復型LiDARを用いた歩行者の計数可否の検証

a) 概要

前節より，計測した点数が400点以上の場合，目視で人として認識できたため，深層学習による歩行者の計数可否を検証する．また，オクルージョンが発生する要因として，LiDARの設置高さや角度が影響していると推察する．そこで，**図-4**に示すように，地点2では，LiDARと歩行者との距離がおよそ30m，設置高さ9mおよび垂直角度15°となるようにLiDARを設置する．本検証では，地点1および地点2の2地点から計測した点群データに対して，**2章**で選定した物体検出技術のLivox Detection V2.0の既存モデル[9]を適用する．

b) 検証内容

本検証では，断面線を通過した歩行者を進行方向に関わらず計数する．**図-5**に歩行者の計数の処理フローを示す．計測した点群データは，LiDARの姿勢に合わせた座標系となり，水平な地表面は傾いた座標値で計測される．Livox Detection V2.0は地表面に対して水平に設置して計測された点群データを多く学習しているため，歩行者の検出精度が低下する傾向がある（**図-6**参照）．そのため，まず，X，Y平面と水平になるように手動で座標を変換する．次に，任意の断面線を設定する．そして，1フレーム（0.1秒）ごとにLivox Detection V2.0を用いて歩行者の位置を検出できた場合，黄色のバウンディングボックスを表示する．さらに，フレーム間での重心の近傍点を取得し，歩行者を追跡する．最後に，歩行者が断面線の通過前後のフレーム間で検出された場合，1人として計数する．

本検証では，**図-7**，**図-8**に示すように地点1および地点2において，片側の歩道に断面線を設定し，通過する歩行者を計数した．そして，断面線での計数結果を目視で計数した正解人数で除することによって正解率を算出して考察する．

c) 検証結果と考察

断面線での歩行者の計数結果を**表-2**に示す．**表-2**の結果より，LiDAR の設置位置が高い地点 2 の正解率は78.3%であり，地点 1 の正解率 40.9%と比較し，およそ 2 倍の正解率であることが示された．**図-9** に歩行者の計数に成功および失敗した例を示す．**図-9** より，地点 1 および地点 2 ともに，オクルージョンが発生していない歩行者を計数できていることがわかる．このことから，非反

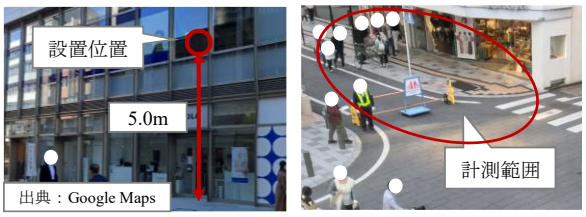


図-2 地点 1 の様子

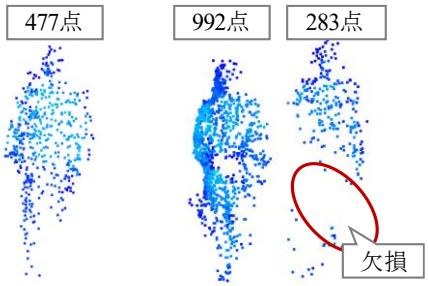


図-3 単独の歩行者（左）および隣接する 2 人の歩行者（右）



図-4 地点 2 の様子

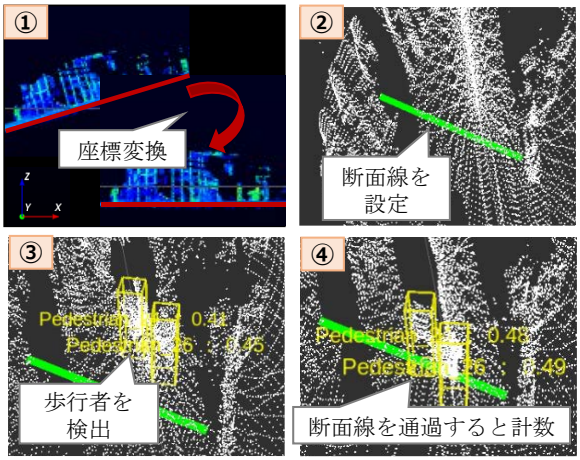


図-5 歩行者の計数の処理フロー

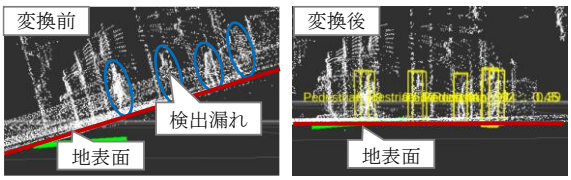


図-6 座標を変換する前後の歩行者の検出結果

復型の LiDAR で計測した点群データを用いて歩行者を計数できる可能性を示唆した．しかし，地点 1 において，隣接する 2 人の歩行者の検出漏れが多く発生し，計数精度が低くなる傾向が見られた．これは，**図-3** に示すように，地点 1 では，隣接する 2 人の歩行者によるオクルージョンの影響を受け，点群データに欠損が発生したためと考えられる．一方，地点 2 では，LiDAR を高い位置に，より傾けて設置したため，オクルージョンによる影響が少なかったと推察できる．

以上より，地表面が傾いているデータに既存モデルを適用すると，歩行者の検出精度が低下することを明らかにした．また，オクルージョンが発生しにくい高さから計測すると，計数精度を向上できることを解明した．そのため，傾いているデータを学習させたモデルを構築し適用すること，および LiDAR の設置条件を確立することで，さらなる精度の向上が期待でき，現行の LiDAR を用いた歩行者交通量調査におけるオクルージョンによる検出漏れの課題解決に貢献できると考えられる．

4. おわりに

本研究では，廉価かつ対象範囲を網羅的に計測可能な LiDAR を用いて計測した点群データから断面線での歩行者の計数可否を検証した．検証結果より，最も高精度に計数できた地点で，正解率が 78.3%であったことから，非反復型の LiDAR で歩行者を計数できる可能性を示唆した．また，LiDAR をオクルージョンが発生しづらい高さに設置した場合，設置高さが低い場合と比較し，正解率がおよそ 2 倍に向上したため，設置条件が計数精度に影響していると推察できる．

今後は，LiDAR の適切な設置条件を確立し，計数精度の向上を目指す．具体的には，設置高さと LiDAR の照射方向の違いによる計数精度を比較し，最適な設置条件を確立する．また，本研究では，手動で座標を変換したため，地表面が傾いているデータを学習することで，歩行者の計数精度が向上するか検証する．さらに，本研究では，Livox 社の LiDAR に最適化された物体検出技術を用いたが，実用化を想定すると，他機種の LiDAR で計測したデータにも対応できる必要がある．そのため，他の物体検出技術も活用することで，より汎用性の高い歩行者の計数手法の確立を目指す．

謝辞：本研究にて検証する際に用いた点群データの収集にあたっては，静岡市および昭和設計株式会社にご協力を賜った．ここに記して感謝の意を表す．

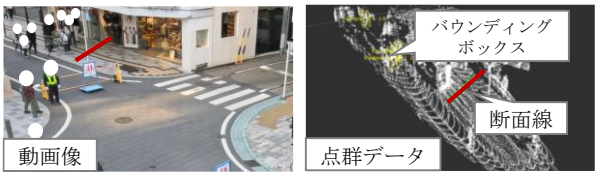


図-7 地点 1 で設定した断面線



図-8 地点 2 で設定した断面線

表-2 断面線での歩行者の計数結果

計測場所	設置高さ（m）	垂直角度（°）	正解人数（人）	断面線での計数（人）	正解率（%）
地点1	5.0	10	66	27	40.9
地点2	9.0	15	60	47	78.3

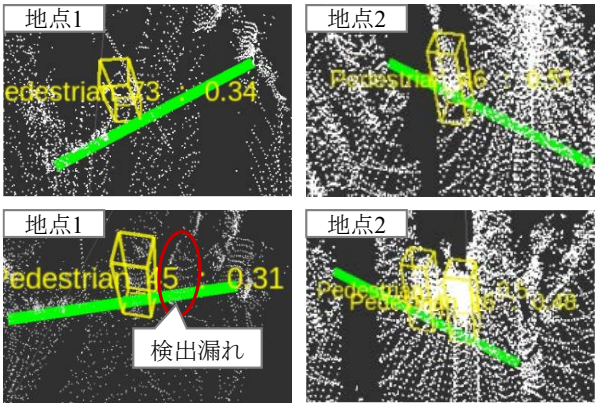


図-9 計数に成功および失敗した例

参考文献

1) 国土交通省：まちの活性化を測る歩行者量調査のガイドライン（ver1.1），従来の人手によるカウント調査，<https://www.mlit.go.jp/common/001282666.pdf>，（入手 2023.6.12）．
2) 城殿清澄，渡邉章弘，内藤貴志，三浦純：高解像度レーザレーダによる歩行者識別，日本ロボット学会誌，29 巻 10 号，pp. 963-970，2011.
3) 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，60 巻 3 号，pp. 168-173，2019.
4) SLAMTEC：RPLIDAR A2 M8，<https://www.slamtec.ai/home/rplidar_a2/>，（入手 2023.6.12）．
5) 齊藤真衣，沈舜聡，伊東敏夫：LiDAR とカメラを用いたセンサフュージョンによる遠距離スパース点群の補間手法，自動車技術学会論文集，53 巻 3 号，pp. 598-604，2022.
6) GitHub：LivoxSDK/livox_detection，<https://github.com/Livox-SDK/livox_detection>，（入手 2023.6.12）．