

歩行者による背景隠蔽の継続時間 及び位置に基づく移動軌跡推定手法

崎 貴幸^{1,a)} 廣森 聡仁^{1,b)} 山口 弘純^{1,c)} 東野 輝夫^{1,d)}

概要：

都市設計の基礎的な資料や施設の利用動向調査のために、屋内外における歩行者の移動を把握する取組が多数実施されている。その代表的な手法であるカメラによる動画の代わりに、プライバシーな情報を記録しない、LiDAR センサを使用した手法が注目されている。LiDAR センサは周辺の物体まで距離を検出することが可能であり、計測された距離を基に構成された点群から、歩行者の体の一部の特徴を抽出し歩行者を検出することができるが、そのためには大量の点群データを処理する複雑なクラスタリング手法を要する。本論文の目的は LiDAR センサを用いた歩行者の軌跡を導出するための代替的な手法を提案することである。提案手法は既存手法と異なり、LiDAR センサで計測された歩行者の点群をクラスタリングするのではなく、計測領域内を移動する歩行者が自身の体により壁や障害物などの計測における背景を隠蔽することに着目し、簡単な計算によって軌跡の推定する。この背景の隠蔽は歩行者の存在を示すものであり、隠蔽している歩行者の移動軌跡や体の大きさといった情報を含んでいる。我々は、同一の歩行者により生じる複数の背景隠蔽の継続時間及び位置に基づいた簡単な計算を行うことで、歩行者の軌跡と速度、体の大きさを推定する。シミュレーションにより、提案手法は点群を用いた既存手法と比べて、混雑した状況下において特に体が小さい歩行者に対して高精度で移動軌跡と体の大きさを検出できることを示した。

1. はじめに

GPS は位置を活用した様々なアプリケーションに利用されている。しかしながら、多数の人に対する位置情報を取得するためには、携帯電話やスマートフォンなど、GPS を搭載した位置を測位する機器のそれぞれから位置を集約する必要がある。このような調査目的に際しては、カメラにより撮影された動画内の人を把握する手法が広く用いられている [1]。また、近年では、カメラによる撮影と異なり、プライバシーに関わる情報を取得しない LiDAR センサを用いて、歩行者の軌跡を把握する取組も実施されている。LiDAR センサは、周辺の環境に対し、定期的にレーザを照射し、周辺の物体から反射されたレーザの到達時間に基づき距離を計測する。LiDAR センサを利用した歩行者センシングの取組として、文献 [2] の取組が挙げられ、100 人程度の人の存在を三台の LiDAR センサで把握できることを示されている。この手法も、画像に基づく手法と同様に、

点群から人の特徴を抽出することで歩行者を推定する手法となっている。正確に計測された距離データに基づく点群により、高い精度で歩行者の位置と軌跡を導出できるが、大量の距離データに対するクラスタリング処理を要する。また、LiDAR センサは放射状にレーザを照射するため、センサから遠くに位置する歩行者に対しては、数本のレーザしか到達せず、歩行者を把握するための点群を構成できない。同様に、多数の歩行者が存在している場合には、歩行者同士が重なり合い、LiDAR センサからは歩行者の一部分しか見えないため、個々の歩行者に対して、独立した点群が構成されるわけではない。このように、LiDAR センサの計測領域内に歩行者が滞在したとしても、点群に基づく既存の手法は必ずしも歩行者を検出できるわけではない。

我々は LiDAR ベースの歩行者の軌跡推定手法の適用可能性を広げるために、従来手法とは異なる歩行者の軌跡手法を提案する。また、歩行者の軌跡とともに歩行者の体の大きさも推定する。提案手法では壁や障害物といった何らかの背景点を利用する。このような背景点は、歩行者がその背景点の前を横切ったときに、LiDAR から観測できなくなる。この歩行者による背景点の隠蔽を背景点のオクルージョンと呼び、これは歩行者の存在を示すものであり、その歩行者の軌跡や体の大きさといった情報を暗に含んでい

¹ 大阪大学 大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

a) t-saki@ist.osaka-u.ac.jp

b) hiromori@ist.osaka-u.ac.jp

c) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

d) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

る。我々は同一の歩行者から生じた背景点のオクルージョンを複数発見し、LiDARにより観測できるそのオクルージョンの開始点と終了点、およびその時刻の情報から、簡単な計算を行うことで歩行者の軌跡と体の大きさを推定する。提案手法では歩行者の体の特徴を示す多数の点群を必要としないため、少ない計測点から歩行者の軌跡と体の大きさを推定することができる。我々はこの提案手法の評価のためにシミュレーションを行い、提案手法は点群を用いた既存手法と比べて、混雑した状況下において特に体が小さい歩行者に対して高精度で移動軌跡と体の大きさを検出できることを示した。

2. 関連研究

都市設計の基礎的な資料や施設の利用動向調査のために、屋内外における歩行者の移動を把握する取組が多数実施されている。代表的な手法としては、カメラにより撮影された動画における歩行者を発見する手法が挙げられる [1]。これらの手法では、動画内における背景部分を把握するとともに、それ以外の部分に対して算出された特徴量に基づき、歩行者を検出している。特徴量の一つとして、輝度勾配方向の分布をヒストグラムとして表す HOG (Histogram of oriented gradients) が挙げられる [3]。また、歩行者を検出するために、頭、つま先、足など、人体の一部を表す特徴量も用いられている [4, 5]。しかしながら、これらの特徴量を用いた手法は、歩行者の検出のため、機械学習を利用するため、その検出精度は、利用するデータセットの規模に大きく依存しており、実際の運用に際しては、適切なデータを準備することが課題となっている。深層学習を利用した手法も提案されており、高い精度で歩行者を検出できることが示されている [6, 7]。Kocak らの取組においては、高解像度の画像を扱うために、CUDA による GPU プログラミングを利用しており、これにより、複雑な検出アルゴリズムを高速に実行できることを示している [8]。このように様々な取組が実施されているものの、明るさの変化、影の影響、歩行者の見え方など、動画における様々な変化に対する課題が残されており、必ずしも歩行者を検出できるわけではなく、また、歩行者を高精度に検出するために、ある程度時間を要する手法ほとんどであり、実時間で歩行者を検出することは困難である。

一方、LiDAR センサによる歩行者検出技術も多数提案されている。LiDAR センサは周辺の物体まで距離を検出することが可能であり、計測された距離を基に構成された点群から、歩行者を検出することができる。Zhao らは、複数の LiDAR を設置し、計測された点群から歩行者の足を検出することで、歩行者の移動を把握できることを示している [2, 9]。同様の取組が多数実施されており、ある取組においては、歩行者の腰を検出することで、歩行者の移動を把握している [10]。混雑している状況において、歩行者

を高精度に検出するために、3D LiDAR センサを利用する手法が提案されている [11–13]。空間を計測対象とする 3D LiDAR により、歩行者の存在を立体的に把握できることから、Sampei らは、計測された点群に基づき、歩行者の頭から肩にかけての形状を検出することで、歩行者の移動を推定する手法を提案している [12]。また、LiDAR センサだけでなく、深度カメラなど、距離を測定可能な異なるセンサを組み合わせる取組も実施されている [14–17]。Kuo らは、Kinect 2 を利用し、人の頭を検出することで、歩行者の数を導出するシステムを実現している [17]。また、Pizzo らは、[16]において、RGB カメラと深度カメラを組み合わせることで、歩行者を検出する手法を提案している。これらの手法においては、LiDAR センサにより計測された点群データから、人体の一部を特徴量として算出しており、歩行者は点群として表現されていることが求められ、また、比較的大きなデータである点群データを扱うため、一方、提案する手法においては、より混雑した状況下において、歩行者が検出できるよう、点群ではなく、背景点の隠蔽に基づく手法となっている点で既存手法と異なっている。

3. 歩行者の軌跡と背景点のオクルージョンのモデリング

我々の目的は、背景点 LiDAR センサから隠蔽されるオクルージョンの時間とそのオクルージョンの始点と終点、およびその時の時刻を用いて歩行者の軌跡と体の大きさを推定することである。LiDAR センサは放射状に計測光を照射し、その各々の計測光の方向の周囲の物体までの距離を計測することができる。ここではセンサの計測領域内に歩行者が存在しないときの計測光の当たる点を背景点と定義する。歩行者が計測領域内を移動する際に、LiDAR センサから背景点に照射されている計測光を遮りすることで背景点を隠蔽する。このオクルージョンは歩行者の存在を示しており、その隠蔽時間とオクルージョンの始点と終点は移動する歩行者の軌跡や速度、体の大きさに依存する。我々の手法は同一歩行者から生じた3つのオクルージョンを用いて、その歩行者の軌跡と速度、体の大きさを推定する。はじめに、歩行者の歩行者の軌跡と速度、体の大きさと、その歩行者が背景点に生じるオクルージョンとの関係関係をモデリングする。

歩行者は肩幅を長半径、それよりも小さい体の厚みを短半径とする楕円であると仮定する。一般的に歩行者は移動に際して、その移動方向に対して正面を向いたまま移動するため、ここでも歩行者は進行方向に対して正面を向いたまま進むものとする。また歩行者は短いタイムスロット t_s 内では直線的に移動するものとする。図 1 は、上記の条件で歩行者をモデリングした図である。歩行者の楕円の長半径を r_a 、短半径を r_b とする。また、歩行者は直線 $y = ax + b$ に沿ってその移動方向に対して正面を向いたまま移動する

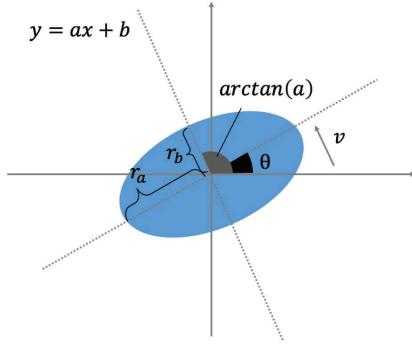


図1 歩行者の楕円のモデリング

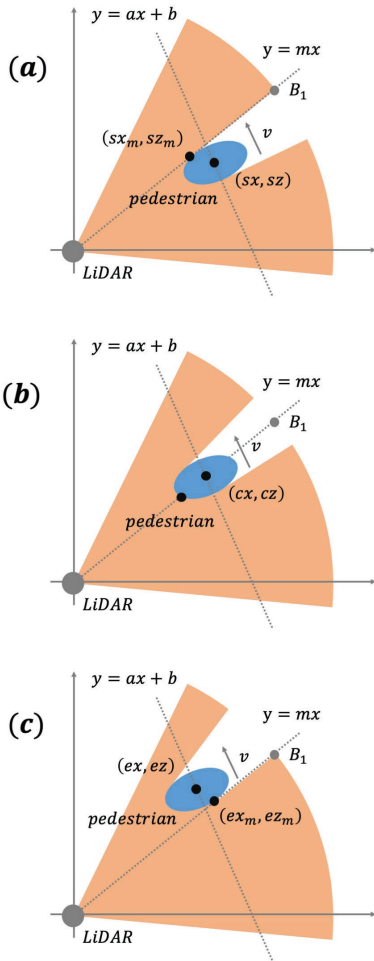


図2 歩行者と背景点の位置関係

ため、歩行者の傾きの角度 θ は歩行者の軌跡の傾き a を用いて次式で表される。

$$\theta = \arctan(a) - 90 \quad (1)$$

図2は歩行者と背景点の位置関係を示している。LiDAR センサは原点にあり、歩行者は直線的に移動している。図2において、青色の楕円は歩行者を表しており、橙色の領域はセンサによる計測が行われている領域である。図2の (a) は背景点 B_1 のオクルージョンが開始するとき、(b) は

背景点 B_1 が歩行者により隠蔽されているとき、(c) は背景点 B_1 のオクルージョンが終了するときの歩行者と背景点の位置関係を示している。LiDAR センサは計測により、歩行者の移動によって生じた、 $y = m$ 方向にある背景点 B_1 のオクルージョンの始点 (sx_m, sz_m) と終点 (ex_m, ez_m) 、それらが計測された時刻 st_m, et_m を取得している。歩行者が進行方向に対し正面を向いたまま移動しているとき、図形の対称性より、歩行者はオクルージョンの始点と終点の中点 (cx_m, cz_m) を、オクルージョンの開始時刻と終了時刻のちょうど真ん中の時刻 ct_m に通過するため、次式が成り立つ。

$$(cx_m, cz_m) = \left(\frac{cx_m + ex_m}{2}, \frac{cz_m + ez_m}{2} \right) \quad (2)$$

$$ct_m = \frac{st_m + et_m}{2} \quad (3)$$

歩行者の軌跡を導出するためにはLiDAR センサの計測により、歩行者の移動によって生じた、 $y = m_i x$ 方向および $y = m_j x$ 方向にある背景点のオクルージョンの始点と終点、それらが計測された時刻を用いる。歩行者の移動軌跡 $y = ax + b$ 、および歩行者の速度 v は、 $y = m_i x$ 、 $y = m_j x$ 方向の背景点のオクルージョンの中点の座標 (cx_{mi}, cz_{mi}) 、 (cx_{mj}, cz_{mj}) とそれらを歩行者が通過する時刻 ct_{mi} 、 ct_{mj} を用いて次式で表される。

$$a = \frac{cz_{mj} - cz_{mi}}{cx_{mj} - cx_{mi}} \quad (4)$$

$$b = cz_{mi} - \frac{cz_{mj} - cz_{mi}}{cx_{mj} - cx_{mi}} cx_{mi} \quad (5)$$

$$v = \frac{\sqrt{(cx_{mj} - cx_{mi})^2 + (cz_{mj} - cz_{mi})^2}}{ct_{mj} - ct_{mi}} \quad (6)$$

また背景点を通る間、歩行者は直線的に一定の速度で移動しているため、 $y = m_i x$ 方向の背景点のオクルージョンの開始と終了時の歩行者の座標 (sx_i, sz_i) 、 (ex_i, ez_i) は、歩行者の軌跡 $y = ax + b$ と速度 v 、 $y = m_i x$ 方向の背景点のオクルージョンの中点の座標 (cx_{mi}, cz_{mi}) 、開始時刻 st_{mi} 、終了時刻 et_{mi} 、中点を通る時刻 ct_{mi} を用いて次式で表される。

$$sx_i = cx_{mi} - v(ct_{mi} - st_{mi}) \cos(\arctan(a)) \quad (7)$$

$$sz_i = cz_{mi} - v(ct_{mi} - st_{mi}) \sin(\arctan(a)) \quad (8)$$

$$ex_i = cx_{mi} + v(et_{mi} - ct_{mi}) \cos(\arctan(a)) \quad (9)$$

$$ez_i = cz_{mi} + v(et_{mi} - ct_{mi}) \sin(\arctan(a)) \quad (10)$$

$y = m_j x$ 方向の背景点のオクルージョンの開始と終了時の歩行者の座標 (sx_j, sz_j) 、 (ex_j, ez_j) も同様に表すことができる。

次に歩行者の楕円の長半径と短半径を導出する。ここで $y = m_i x$ 方向の背景点のオクルージョン開始時、 (sx_i, sz_i) にいる歩行者は背景点とセンサを結ぶ直線 $y = m_i x$ と LiDAR センサによる計測点の座標 (sx_{mi}, sz_{mi}) を接点として接している。また、歩行者の楕円は θ だけ傾いているため、これ

らの変数と楕円の長半径 r_a と短半径 r_b の関係は次式で表される。

$$\frac{(dx_i \cos\theta + dz_i \sin\theta)^2}{r_a^2} + \frac{(-dx_i \sin\theta + dz_i \cos\theta)^2}{r_b^2} = 1 \quad (11)$$

ただし, dx_i, dz_i は次式で表すものとする。

$$dx_i = sx_{mi} - sx_i \quad (12)$$

$$dz_i = sz_{mi} - sz_i \quad (13)$$

$y = m_j x$ 方向の背景点のオクルージョン開始時についても同様に次式の関係が成り立つ。

$$\frac{(dx_j \cos\theta + dz_j \sin\theta)^2}{r_a^2} + \frac{(-dx_j \sin\theta + dz_j \cos\theta)^2}{r_b^2} = 1 \quad (14)$$

ただし, dx_j, dz_j は次式で表すものとする。

$$dx_j = sx_{mj} - sx_j \quad (15)$$

$$dz_j = sz_{mj} - sz_j \quad (16)$$

これら2つの式を連立することで, 2つの背景点から r_a, r_b を導出することができる。オクルージョン終了時の歩行者の座標 $(ex_i, ez_i), (ex_j, ez_j)$ と, オクルージョン終了時のLiDAR センサによる計測点の座標 $(ex_{mi}, ez_{mi}), (ex_{mj}, ez_{mj})$ を用いても同様に r_a, r_b を導出することができる。

4. 軌跡の推定

本章では同一歩行者により2つの背景点に生じるオクルージョンから, その歩行者の移動軌跡と体の大きさを推定する手法を説明する。計測対象である歩行者の集合を $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ とする。歩行者 P_n はタイムスロット ts 内で, 速度 $v^{n,ts}$ で直線的に移動する。我々の目標は, タイムスロット ts での歩行者の移動軌跡を示す線分を推定すること, 移動する歩行者の体の大きさを推定することである。ここで歩行者 P_n の移動軌跡を示す線分は, 始点と終点の座標 $(x_s^{P_n,ts}, y_s^{P_n,ts}), (x_e^{P_n,ts}, y_e^{P_n,ts})$ および, 歩行者が始点と終点に位置するときの時刻 $t_s^{P_n,ts}, t_e^{P_n,ts}$ をパラメータに持つ。また, 歩行者の体は楕円であると仮定し, その体の大きさは楕円の長半径 $r_a^{P_n}$ と短半径 $r_b^{P_n}$ により決まる。

LiDAR センサは角度 ϕ ごとに M 個の背景点 $B = \{B_1, B_2, \dots, B_M\}$ を計測している。LiDAR センサは, この背景点までの距離が短くなることで, 歩行者によるオクルージョンの発生を観測する事ができる。タイムスロット ts で背景点 B_m で観測されたオクルージョンの開始時刻を $t_{o_m,s}^{m,ts}$, 終了時刻を $t_{o_m,e}^{m,ts}$ と表す。また, そのオクルージョンの開始点を $(x_{o_m,s}^{m,ts}, z_{o_m,s}^{m,ts})$, 終了点を $(x_{o_m,e}^{m,ts}, z_{o_m,e}^{m,ts})$ と表す。

はじめに, タイムスロット ts で背景点に生じたオクルージョンの内, 同一歩行者によるオクルージョンを発見する。LiDAR センサは自身までの距離を計測し, オクルージョンの発生を検知することはできるが, どの歩行者が背景点

を横切りオクルージョンを発生させたかは観測できない。また, 同時に複数の歩行者がある背景点を隠蔽した場合, 発生したオクルージョンによる隠蔽時間は, 複数の歩行者が横切っている分長くなり, 歩行者の軌跡および体の大きさの推定に使用すると, 実際に計測領域内を移動する歩行者とは異なる軌跡, 体の大きさが算出される。このような推定に不要なオクルージョンを発見し取り除くために, 異なる背景点の3つのオクルージョンから2つずつ3通りの組み合わせで, 歩行者の移動軌跡を示す線分と, 歩行者の速度 \hat{v} , 体の大きさ \hat{r}_a, \hat{r}_b を計算する。3つのオクルージョンが同一歩行者から生じたものであった場合, 計算される歩行者の軌跡を示す3本の線分は直線上に分布する。また, 歩行者の速度 \hat{v} , 体の大きさ \hat{r}_a, \hat{r}_b は一定の値を取る。この特徴に基づき, 同一の歩行者 P_n により生じたオクルージョンの組を発見する。

我々は観測したオクルージョンがどの歩行者により生じたものかわからないため, 2つの背景点に生じたオクルージョンの全ての組で歩行者の軌跡を示す線分, 歩行者の速度 \hat{v} , 体の大きさ \hat{r}_a, \hat{r}_b を計算する。まずはじめに, 異なる2つの背景点 B_i, B_j で観測された2つのオクルージョンの開始時刻と終了時刻 $t_{o_i,s}^{i,ts}, t_{o_i,e}^{i,ts}$, オクルージョンの開始点と終了点 $(x_{o_i,s}^{i,ts}, z_{o_i,s}^{i,ts}), (x_{o_i,e}^{i,ts}, z_{o_i,e}^{i,ts}), (x_{o_j,s}^{j,ts}, z_{o_j,s}^{j,ts}), (x_{o_j,e}^{j,ts}, z_{o_j,e}^{j,ts})$ から, 歩行者が通過するそれぞれのオクルージョンの中点の座標 $(x_{o_i,c}^{i,ts}, z_{o_i,c}^{i,ts}), (x_{o_j,c}^{j,ts}, z_{o_j,c}^{j,ts})$ および, その中点を通過する時刻 $t_{o_i,c}^{i,ts}, t_{o_j,c}^{j,ts}$ を次式で求める。

$$(x_{o_i,c}^{i,ts}, z_{o_i,c}^{i,ts}) = \left(\frac{x_{o_i,s}^{i,ts} + x_{o_i,e}^{i,ts}}{2}, \frac{z_{o_i,s}^{i,ts} + z_{o_i,e}^{i,ts}}{2} \right) \quad (17)$$

$$(x_{o_j,c}^{j,ts}, z_{o_j,c}^{j,ts}) = \left(\frac{x_{o_j,s}^{j,ts} + x_{o_j,e}^{j,ts}}{2}, \frac{z_{o_j,s}^{j,ts} + z_{o_j,e}^{j,ts}}{2} \right) \quad (18)$$

$$t_{o_i,c}^{i,ts} = \frac{t_{o_i,s}^{i,ts} + t_{o_i,e}^{i,ts}}{2} \quad (19)$$

$$t_{o_j,c}^{j,ts} = \frac{t_{o_j,s}^{j,ts} + t_{o_j,e}^{j,ts}}{2} \quad (20)$$

歩行者の移動軌跡と速度 \hat{v} は, 異なる2つの背景点 B_i, B_j で観測されたオクルージョンの中点の座標とその中点を通過する時刻を用いて次式で求める。

$$\hat{a} = \frac{z_{o_j,c}^{j,ts} - z_{o_i,c}^{i,ts}}{x_{o_j,c}^{j,ts} - x_{o_i,c}^{i,ts}} \quad (21)$$

$$\hat{b} = z_{o_i,c}^{i,ts} - \hat{a}x_{o_i,c}^{i,ts} \quad (22)$$

$$\hat{v} = \frac{\sqrt{(x_{o_j,c}^{j,ts} - x_{o_i,c}^{i,ts})^2 + (z_{o_j,c}^{j,ts} - z_{o_i,c}^{i,ts})^2}}{t_{o_j,c}^{j,ts} - t_{o_i,c}^{i,ts}} \quad (23)$$

また, 歩行者は進行方向に対して正面を向いたまま進むため, 歩行者の傾き $\hat{\theta}$ は次式で表される。

$$\hat{\theta} = \arctan(\hat{a}) - 90 \quad (24)$$

次に、異なる2つの背景点 B_i, B_j で観測された2つのオクルージョンの開始時と終了時の歩行者の座標 $(x_{o_i,s}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,s}^{p_n,i,ts})$, $(x_{o_i,e}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,e}^{p_n,i,ts})$, $(x_{o_j,s}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,s}^{p_n,j,ts})$, $(x_{o_j,e}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,e}^{p_n,j,ts})$ を求める。背景点 B_i のオクルージョンの開始時と終了時の歩行者の座標 $(x_{o_i,s}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,s}^{p_n,i,ts})$, $(x_{o_i,e}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,e}^{p_n,i,ts})$ は、歩行者の軌跡 $y = \hat{a}x + \hat{b}$ と速度 \hat{v} , 背景点 B_i のオクルージョンの中点の座標 $(x_{o_i,c}^{i,ts}, z_{o_i,c}^{i,ts})$, 開始時刻 $t_{o_i,s}^{i,ts}$, 終了時刻 $t_{o_i,e}^{i,ts}$, 中点を通る時刻 $t_{o_i,c}^{i,ts}$ を用いて次式で計算できる。

$$x_{o_i,s}^{p_n,i,ts} = x_{o_i,c}^{i,ts} - \hat{v}(t_{o_i,c}^{i,ts} - t_{o_i,s}^{i,ts}) \cos(\arctan(\hat{a})) \quad (25)$$

$$z_{o_i,s}^{p_n,i,ts} = z_{o_i,c}^{i,ts} - \hat{v}(t_{o_i,c}^{i,ts} - t_{o_i,s}^{i,ts}) \sin(\arctan(\hat{a})) \quad (26)$$

$$x_{o_i,e}^{p_n,i,ts} = x_{o_i,c}^{i,ts} + \hat{v}(t_{o_i,c}^{i,ts} - t_{o_i,e}^{i,ts}) \cos(\arctan(\hat{a})) \quad (27)$$

$$z_{o_i,e}^{p_n,i,ts} = z_{o_i,c}^{i,ts} + \hat{v}(t_{o_i,c}^{i,ts} - t_{o_i,e}^{i,ts}) \sin(\arctan(\hat{a})) \quad (28)$$

背景点 B_j のオクルージョンの開始時と終了時の歩行者の座標 $(x_{o_j,s}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,s}^{p_n,j,ts})$, $(x_{o_j,e}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,e}^{p_n,j,ts})$ も同様に計算できる。以上より、異なる2つの背景点 B_i, B_j を移動する間の歩行者の軌跡を示す線分の始点と終点の座標 $(x_s^{p_n,ts}, y_s^{p_n,ts}), (x_e^{p_n,ts}, y_e^{p_n,ts})$ および、歩行者が始点と終点に位置するときの時刻 $t_s^{p_n,ts}, t_e^{p_n,ts}$ は次式で表される。

$$(x_s^{p_n,ts}, y_s^{p_n,ts}) = (x_{o_i,s}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,s}^{p_n,i,ts}) \quad (29)$$

$$(x_e^{p_n,ts}, y_e^{p_n,ts}) = (x_{o_j,e}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,e}^{p_n,j,ts}) \quad (30)$$

$$t_s^{p_n,ts} = t_{o_i,s}^{i,ts} \quad (31)$$

$$t_e^{p_n,ts} = t_{o_j,e}^{j,ts} \quad (32)$$

次に歩行者の体の大きさ, \hat{r}_a, \hat{r}_b を求める。 \hat{r}_a, \hat{r}_b は異なる2つの背景点 B_i, B_j のオクルージョン開始時の歩行者の座標 $(x_{o_i,s}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,s}^{p_n,i,ts})$, $(x_{o_j,s}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,s}^{p_n,j,ts})$ と、オクルージョン開始時のLiDARセンサによる計測点の座標 $(x_{o_i,s}^{i,ts}, z_{o_i,s}^{i,ts})$, $(x_{o_j,s}^{j,ts}, z_{o_j,s}^{j,ts})$, 歩行者の楕円の傾き $\hat{\theta}$ を用いて、次の方程式で計算される。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dxz_{o_i,s,1}^{p_n,i,ts,2}}{\hat{r}_a^2} + \frac{dxz_{o_i,s,2}^{p_n,i,ts,2}}{\hat{r}_b^2} = 1 \\ \frac{dxz_{o_j,s,1}^{p_n,j,ts,2}}{\hat{r}_a^2} + \frac{dxz_{o_j,s,2}^{p_n,j,ts,2}}{\hat{r}_b^2} = 1 \end{array} \right. \quad (33a)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dxz_{o_i,s,1}^{p_n,i,ts,2}}{\hat{r}_a^2} + \frac{dxz_{o_i,s,2}^{p_n,i,ts,2}}{\hat{r}_b^2} = 1 \\ \frac{dxz_{o_j,s,1}^{p_n,j,ts,2}}{\hat{r}_a^2} + \frac{dxz_{o_j,s,2}^{p_n,j,ts,2}}{\hat{r}_b^2} = 1 \end{array} \right. \quad (33b)$$

ただし、 $dx_{o_i,s}^{p_n,i,ts}$, $dxz_{o_i,s,2}^{p_n,i,ts}$, $dxz_{o_j,s,1}^{p_n,j,ts}$, $dxz_{o_j,s,2}^{p_n,j,ts}$ は次式で表すものとする。

$$dxz_{o_i,s,1}^{p_n,i,ts} = (x_{o_i,s}^{i,ts} - x_{o_i,s}^{p_n,i,ts}) \cos \hat{\theta} + (z_{o_i,s}^{i,ts} - z_{o_i,s}^{p_n,i,ts}) \sin \hat{\theta} \quad (34)$$

$$dxz_{o_i,s,2}^{p_n,i,ts} = -(x_{o_i,s}^{j,ts} - x_{o_i,s}^{p_n,i,ts}) \sin \hat{\theta} + (z_{o_i,s}^{j,ts} - z_{o_i,s}^{p_n,i,ts}) \cos \hat{\theta} \quad (35)$$

$$dxz_{o_j,s,1}^{p_n,j,ts} = (x_{o_j,s}^{j,ts} - x_{o_j,s}^{p_n,j,ts}) \cos \hat{\theta} + (z_{o_j,s}^{j,ts} - z_{o_j,s}^{p_n,j,ts}) \sin \hat{\theta} \quad (36)$$

$$dxz_{o_j,s,2}^{p_n,j,ts} = -(x_{o_j,s}^{i,ts} - x_{o_j,s}^{p_n,j,ts}) \sin \hat{\theta} + (z_{o_j,s}^{i,ts} - z_{o_j,s}^{p_n,j,ts}) \cos \hat{\theta} \quad (37)$$

オクルージョン終了時の歩行者の座標 $(x_{o_i,e}^{p_n,i,ts}, z_{o_i,e}^{p_n,i,ts})$,

$(x_{o_j,e}^{p_n,j,ts}, z_{o_j,e}^{p_n,j,ts})$ と、オクルージョン終了時のLiDARセンサによる計測点の座標 $(x_{o_i,e}^{i,ts}, z_{o_i,e}^{i,ts})$, $(x_{o_j,e}^{j,ts}, z_{o_j,e}^{j,ts})$ を用いても同様に計算することができる。以上より、LiDARセンサにより取得できる2つの背景点のオクルージョンの始点と終点、およびその時の時刻を用いて歩行者の軌跡と体の大きさを推定することができる。

次に、こうして推定した歩行者の軌跡と体の大きさが、実際に移動する歩行者のものかどうか判別するために、異なる3つのオクルージョンから2つずつ3通りの組み合わせで求めた歩行者の軌跡と体の大きさを比較する。異なる3つの背景点 B_i, B_j, B_k の3つのオクルージョンが同一の歩行者から生じたものであった場合、計算された歩行者の体の大きさ $\hat{r}_a^{i,j}, \hat{r}_a^{j,k}, \hat{r}_a^{k,i}$, および $\hat{r}_b, \hat{r}_b^{j,k}, \hat{r}_b^{k,i}$ はそれぞれ一定の値を取る。同様に歩行者の傾き $\hat{\theta}^{i,j}, \hat{\theta}^{j,k}, \hat{\theta}^{k,i}$ と速度 $\hat{v}^{i,j}, \hat{v}^{j,k}, \hat{v}^{k,i}$ もそれぞれ一定の値を取る。この性質より3つのオクルージョンが同一の歩行者により生じたものであるかどうか判別可能である。

さらに同一歩行者によるオクルージョンであると判別された3つのオクルージョンのペア同士で同様に $\hat{r}_a^{i,j,k}, \hat{r}_b^{i,j,k}, \hat{\theta}^{i,j,k}, \hat{v}^{i,j,k}$ の値を比較し、同じ歩行者により生じたオクルージョンをまとめる。こうしてまとめた各オクルージョンで推定された歩行者の移動軌跡を示す線分をつなぎ合わせることで、タイムスロット t_s 内の各歩行者の移動軌跡を取得することができる。

5. 評価実験

我々は提案手法を評価するためにシミュレーションによる実験を行った。シミュレーションにおいてLiDARセンサは、LiDARセンサを中心とする半径30mを計測領域とし、360度分の計1440点の距離を計測できるものとした。また、歩行者はセンサの計測領域内を、ランダムに定められた向きで必ず40m以上移動するようにし、その平均の速度は1m/sとした。

我々の手法は、タイムスロット内で背景点にオクルージョンを3点以上発生させた歩行者のみ、その軌跡と体の大きさを推定することができる。本実験ではタイムスロットは5秒間としている。一方で、既存手法は点群を用いて各々の歩行者の体を検出し、その位置を特定する手法とした。歩行者の体が楕円である場合、楕円の方程式はその中心のx座標とy座標、楕円の傾き、長半径と短半径の5変数で決定するため、LiDARセンサによる計測点が5点以上計測できている歩行者のみ、その位置と体の大きさを取得できるものとする。また、その歩行者の位置をタイムスロットの50%以上計測できていた場合、その位置変化からタイムスロット内の歩行者の軌跡を取得できるものとした。我々は、計測領域内の歩行者の人数を変えながら、この2つの手法の比較を行った。

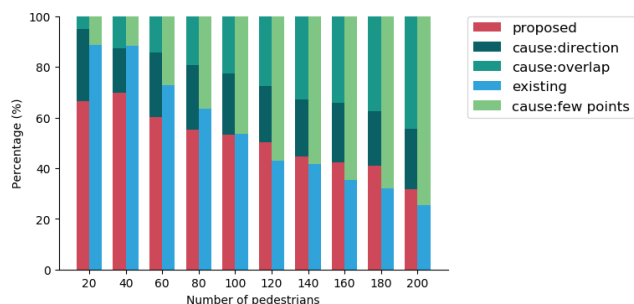


図3 平均の肩幅を40cm, 平均の体の厚みを16cmとした場合の軌跡を取得できた歩行者の割合と取得できなかった要因の割合

図3は軌跡を取得できた歩行者の割合と、取得できなかった場合の要因の割合を示しており、それぞれの割合は5タイムスロット分の平均値である。結果は計測領域内の歩行者の人数は20人から200人まで、20人ごとに異なる状況で実験を行い、歩行者の平均の肩幅は40cm, 平均の体の厚みは16cmである。赤色のグラフは提案手法で軌跡を取得できた割合を、青色のグラフは既存手法で軌跡を取得できた割合を示している。また、緑色のグラフは歩行者の軌跡を取得できなかった割合を示しており、提案手法では濃いグラフから順に歩行者の移動方向による要因、歩行者同士の重なりによる要因で軌跡が取得できなかった割合を示している。歩行者がセンサに対して放射状に移動する場合、センサの背景点を横切る時間が非常に長くなる。その結果タイムスロット内でオクルージョンが終了せずに、3点以上のオクルージョンを取得できないために、軌跡を取得できないことを歩行者の移動方向による要因と呼ぶ。また、複数の歩行者が同時に背景点の前を横切るとき、背景点の前で歩行者同士が重なり合い、オクルージョン時間が単独の場合よりも長くなってしまふ。これが原因で各歩行者単独のオクルージョンを観測できず、軌跡を取得できない場合を歩行者同士の重なりによる要因と呼ぶ。既存手法ではLiDARセンサの計測光が5点以上歩行者に一定時間以上当たっていないことが要因で軌跡が取得できなかった割合を示している。

図3より、計測領域内の人数が80人以下のときには、既存手法に比べ、提案手法の結果が下回っていることがわかる。この原因は、提案手法において軌跡を取得できなかった歩行者の要因を用いて説明することができる。比較的人数が少ない場合、提案手法において軌跡が取得できていない要因は、歩行者同士の重なりではなく歩行者の移動方向による要因が大部分を占めている。図3の提案手法のすべての結果において、全歩行者の30%程度が移動方向による要因で軌跡が取得できていないことがわかる。これはシミュレーションにおいて、歩行者は計測領域である半径30mの円を必ず40m以上移動するように与えたため、センサに対して放射状に移動する歩行者が30%程度生じてしまったことが原因であると考えられる。そのため、歩行

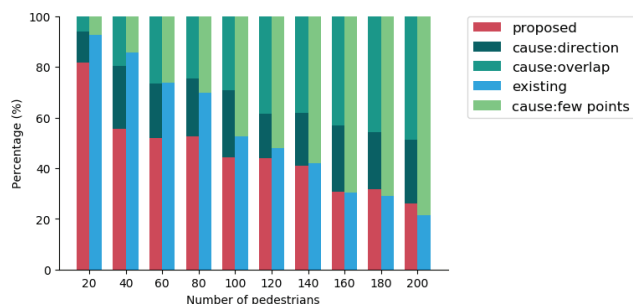


図4 平均の肩幅を50cm, 平均の体の厚みを30cmとした場合の軌跡を取得できた歩行者の割合と取得できなかった要因の割合

者の移動方向がセンサに対して放射状にならないよううまくセンサを設置することで、さらなる結果の向上が見込めると考えている。既存手法では移動方向による要因で軌跡が取得できないことはないので、人数が少ないときには高い結果を示している。

また、図3より、計測領域内の人数が120人以上のときには、既存手法に比べ、提案手法の結果が上回っていることがわかる。比較的人数が多い場合、提案手法で歩行者の軌跡が取得できていない要因は、歩行者の移動方向ではなく歩行者同士の重なりによる要因が大部分を占めている。これは計測領域内の人数が増加することで、背景点前での歩行者同士の重なりが多発し、単一の歩行者により生じるオクルージョンを取得することが困難になるためであると考えられる。提案手法ではオクルージョンが3点以上取れていればよいのに対し、既存手法では1回あたりの計測で各歩行者の位置を特定するのにそれぞれ5点以上の計測点を必要としているため、人数が増加した際の歩行者同士の重なりの影響を強く受け、既存手法の結果が低下していると考えられる。

図4は歩行者の平均の肩幅を50cm, 平均の体の厚みを30cmと、体の大きさを大きくした場合の、軌跡を取得できた割合の5タイムスロットの平均値である。計測領域内の歩行者の人数は20人から200人まで、20人ごとに变化させた。赤色のグラフは提案手法を、青色のグラフは既存手法の結果を示している。図3と比較すると、提案手法についてはどの人数についても結果が低下していることがわかる。歩行者の体の大きさが大きくなると、隠蔽する背景点の数が多くなる一方で、歩行者一人あたりが占める面積が大きくなる。そのため計測領域に対して歩行者が占める面積の割合が大きくなり、その結果背景点前での歩行者同士の重なりが多発、結果が低下したと考えられる。実際に図3の提案手法における歩行者同士の重なりが要因で軌跡を取得できていない割合に比べ、図4の提案手法における歩行者同士の重なりが要因で軌跡を取得できていない割合は、どの人数についても10%程度増加していることが確認できる。一方で既存手法については、図3と比較すると、歩行者数が140人以下の場合については結果が向上してい

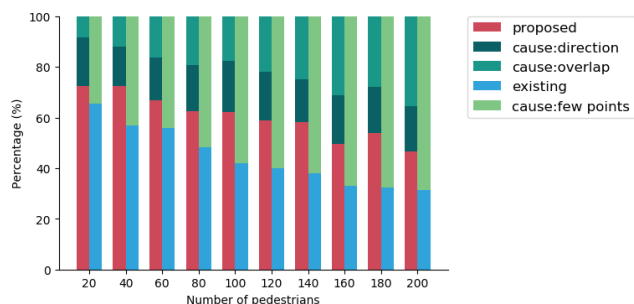


図5 平均の肩幅を 20cm, 平均の体の厚みを 12cm とした場合の軌跡を取得できた歩行者の割合と取得できなかった要因の割合

ることがわかる。これは体が大きいほど LiDAR センサにより計測される点群数が多くなり、歩行者の位置を取得しやすくなるためであると考えられる。しかし、歩行者数が多い 160 人以上の場合は、体の大きさによる各歩行者の点群数の増加の影響よりも、体が大きいことによる歩行者同士の重なりが増加の影響が大きく、結果が低下していると考えられる。

図5は歩行者の平均の肩幅を 20cm, 平均の体の厚みを 12cm と、体の大きさを大きくした場合の、軌跡を取得できた割合の 5 タイムスロットの平均値である。計測領域内の歩行者の人数は 20 人から 200 人まで、20 人ごとに変化させた。赤色のグラフは提案手法を、青色のグラフは既存手法の結果を示している。図3と比較すると、提案手法についてはどの人数についても結果が向上していることがわかる。歩行者の体が小さくなると、隠蔽する背景点の数が少なくなる一方で、歩行者一人あたりが占める面積が小さくなる。そのため計測領域に対して歩行者が占める面積の割合が小さくなり、その結果歩行者同士の重なりが起これにくくなり、結果が向上したと考えられる。実際に図3の提案手法における歩行者同士の重なりが要因で軌跡を取得できていない割合に比べ、図5の提案手法における歩行者同士の重なりが要因で軌跡を取得できていない割合は、どの人数についても 10% 程度減少していることが確認できる。一方で既存手法については、図3と比較すると、歩行者数が 120 人以下の場合については結果が低下していることがわかる。これは体の大きさが小さいほど LiDAR センサにより計測される点群数が少なくなり、歩行者の位置を取得しにくくなるためであると考えられる。しかし、歩行者数が多い 140 人以上の場合は、体の大きさによる各歩行者の計測点群数の減少の影響よりも、体が小さいことによる歩行者同士の重なりによる低下の影響が大きく、結果が向上していると考えられる。

シミュレーションの結果より、混雑した状況下において、提案手法がより歩行者の軌跡を取得できる場合があることがわかった。特に歩行者の体が小さい場合、点群ベースの手法に比べ、提案手法の利用性が高いことが確認できた。

謝辞

本研究開発の一部は、公益財団法人 I-O DATA 財団の助成によるものです。

6. まとめ

我々は LiDAR センサを用いた歩行者の軌跡を導出するための代替的な手法を提案した。本手法は、背景点歩行者の移動により隠蔽される際の始点と終点の距離情報とそれらが計測できた時間の基づく、簡単な計算を行うことで歩行者の軌跡を推定する手法である。本手法は同一の歩行者から生じた 3 つのオクルージョンを発見することで、その歩行者の軌跡を取得することができる。3 点の背景点のオクルージョンの情報から歩行者の軌跡を取得することができる点で、既存の点群ベースの手法とは異なる特徴を示す。我々はシミュレーションにより、提案手法は点群を用いた既存手法と比べて、混雑した状況下において特に体が小さい歩行者に対して高精度で移動軌跡と体の大きさを検出できることを示した。

参考文献

- [1] Dollar, P., Wojek, C., Schiele, B. and Perona, P.: Pedestrian Detection: An Evaluation of the State of the Art, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 34, No. 4, pp. 743–761 (online), DOI: 10.1109/TPAMI.2011.155 (2012).
- [2] Zhao, H. and Shibasaki, R.: A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, Vol. 35, No. 2, pp. 283–291 (online), DOI: 10.1109/TSMCA.2005.843396 (2005).
- [3] Dalal, N. and Triggs, B.: Histograms of oriented gradients for human detection, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, Vol. 1, IEEE, pp. 886–893 (2005).
- [4] Wu, B. and Nevatia, R.: Detection of multiple, partially occluded humans in a single image by Bayesian combination of edgelet part detectors, *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1*, Vol. 1, pp. 90–97 (online), DOI: 10.1109/ICCV.2005.74 (2005).
- [5] Sabzmeydani, P. and Mori, G.: Detecting Pedestrians by Learning Shapelet Features, *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8 (online), DOI: 10.1109/CVPR.2007.383134 (2007).
- [6] Zhang, C., Li, H., Wang, X. and Yang, X.: Cross-scene crowd counting via deep convolutional neural networks, *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 833–841 (online), DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298684 (2015).
- [7] Zhang, Y., Zhou, D., Chen, S., Gao, S. and Ma, Y.: Single-Image Crowd Counting via Multi-Column Convolutional Neural Network, *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 589–597 (online), DOI: 10.1109/CVPR.2016.70 (2016).
- [8] Kocak, Y. P. and Sevgen, S.: Detecting and counting people using real-time directional algorithms implemented by compute unified device architecture, *Neurocomputing*, Vol. 248, pp. 105 – 111 (online), DOI:

<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.08.137> (2017). Neural Networks : Learning Algorithms and Classification Systems.

- [9] Cui, J., Zha, H., Zhao, H. and Shibasaki, R.: Robust Tracking of Multiple People in Crowds Using Laser Range Scanners, *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, Vol. 4, pp. 857–860 (online), DOI: 10.1109/ICPR.2006.1017 (2006).
- [10] Fod, A., Howard, A. and Mataric, M. A. J.: A laser-based people tracker, *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*, Vol. 3, pp. 3024–3029 vol.3 (online), DOI: 10.1109/ROBOT.2002.1013691 (2002).
- [11] Galip, F., Sharif, M. H., Caputcu, M. and Uyaver, S.: Recognition of Objects from Laser Scanned Data Points Using SVM, *2016 First International Conference on Multimedia and Image Processing (ICMIP)*, pp. 28–35 (online), DOI: 10.1109/ICMIP.2016.19 (2016).
- [12] Sampei, Y. and Niitsuma, M.: Approach based on geometric shape of pedestrian's head to shoulder region for human tracking in high density crowd using a 3D laser range finder, *2017 14th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)*, pp. 846–847 (online), DOI: 10.1109/URAI.2017.7992842 (2017).
- [13] Li, B., Shi, J., Cao, M., Zhang, R. and Wang, J.: Pedestrian detection and localization using 3D range data, *2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, pp. 1105–1110 (online), DOI: 10.1109/ROBIO.2016.7866473 (2016).
- [14] Fardi, B., Schuenert, U. and Wanielik, G.: Shape and motion-based pedestrian detection in infrared images: a multi sensor approach, *IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium, 2005.*, pp. 18–23 (online), DOI: 10.1109/IVS.2005.1505071 (2005).
- [15] Nanda, H. and Davis, L.: Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos, *Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE*, Vol. 1, pp. 15–20 vol.1 (online), DOI: 10.1109/IVS.2002.1187921 (2002).
- [16] Pizzo, L. D., Foggia, P., Greco, A., Percannella, G. and Vento, M.: Counting people by RGB or depth overhead cameras, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 81, pp. 41 – 50 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2016.05.033> (2016).
- [17] Kuo, J. Y., Fan, G. D. and Lai, T. Y.: People counting base on head and shoulder information, *2016 IEEE International Conference on Knowledge Engineering and Applications (ICKEA)*, pp. 52–55 (online), DOI: 10.1109/ICKEA.2016.7802991 (2016).