

# Active Scan LIDAR による歩行者の向きを考慮した 効率的な歩行者スキャン手法

山本 大貴<sup>1,a)</sup> 新村 文郷<sup>1</sup> 出口 大輔<sup>1</sup> 川西 康友<sup>1</sup> 井手 一郎<sup>1</sup> 村瀬 洋<sup>1</sup>

## 概要

近年, LASER 光の照射方向を瞬時かつ任意方向に制御可能な Active Scan LIDAR が開発中であり, 局所的にスキャン密度を高めることにより遠距離の歩行者を検出可能になると期待されている. しかし, 歩行者を効率的にスキャンする方法は実現されていない. そこで本発表では, 歩行者の向き毎に構築した歩行者形状モデルと存在確率に基づいた歩行者尤度推定による Active Scan LIDAR のための効率的な歩行者スキャン手法を提案する.

## 1. はじめに

近年, 自動車の自動運転技術などの先進安全運転支援システムへの需要が高まっており, 実用化に向けた研究も活発である. 自動運転の実現には周囲環境の認識が重要であり, 特に歩行者を認識し検出する技術が不可欠である. 近年, 周囲環境理解のための車載センサとして LIDAR (Light Detection And Ranging) が注目されており, 歩行者検出に利用する研究が広く行われている. 現在広く用いられている LIDAR は, 鉛直方向に複数の LASER 光照射口を持ち, センサを水平方向に一様に走査もしくは回転させながら LASER 光を照射することで 3 次元データを取得するものである. そのため, 遠方の歩行者から取得できる点群の密度が低下するという問題がある.

近年, 図 1 に示すような LASER 光の照射方向を瞬時かつ任意方向に制御可能な Active Scan LIDAR の開発が進められており, 遠方の歩行者に対しても高密度なスキャンが可能になることが期待されている. しかし, 歩行者から効率よく距離データを得るためのスキャン手法ははまだ確立されていない. そこで, 我々は歩行者の形状モデルと歩行者存在確率を用いた歩行者スキャン手法 [1] を提案した. しかし, 歩行者の向きによる形状の違いを考慮していないため, シーンによっては歩行者から計測点が得られないといった問題があった. そこで本発表では, 歩行者の向きを考慮した効率的な歩行者スキャン手法を提案する. 具体的

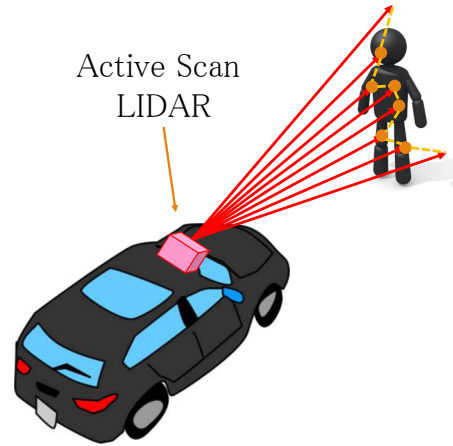


図 1: Active Scan LIDAR による点群スキャンの概要.

には, 歩行者の向き毎に歩行者形状モデルと歩行者存在確率を計算する. そして, 疎な点群から歩行者が存在する可能性の高い位置を歩行者の向き毎に推定し, その歩行者尤度に基づいてスキャン位置を決定する手法を提案する.

## 2. 歩行者尤度に基づくスキャン手法

図 2 に提案手法の処理手順を示す. 提案手法は事前に歩行者点群から深度マップを生成する学習段階と, Active Scan LIDAR により歩行者を効率的に計測するスキャン段階の 2 段階から構成される.

### 2.1 学習段階

学習段階では, 歩行者の向き毎に歩行者形状モデルおよび歩行者存在確率を表現するための深度マップを生成する. 学習段階は 2 つのステップで構成される. 事前処理として, 従来の高解像度な一様スキャン型 LIDAR を用いて歩行者を高密度にスキャンし, 多数の歩行者点群を用意する. そして, これらを正面向き, 背面向き, 右向き, 左向きの歩行者に分類したものを学習データとする. ここで, LIDAR により取得される 3 次元点群の座標系は, LIDAR の中心を原点とし, 車両の進行方向に対して左右方向を  $x$  軸, 鉛直方向を  $y$  軸, 前後 (奥行き) 方向を  $z$  軸と定める.

<sup>1</sup> 名古屋大学

<sup>a)</sup> yamamotot@murase.is.i.nagoya-u.ac.jp

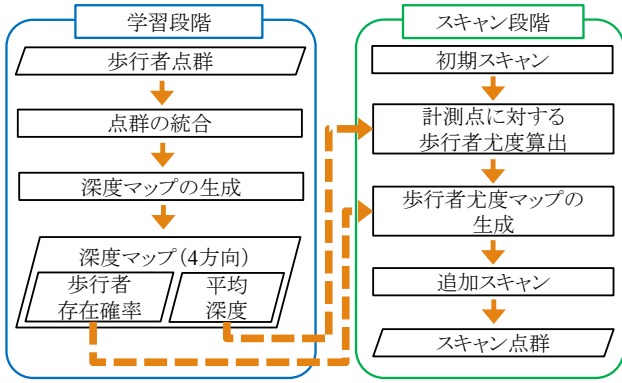


図 2: 提案手法の処理手順.

### 2.1.1 歩行者点群の統合

まずはじめに、歩行者点群を向き毎に統合する．ここでは、各歩行者点群内の鉛直方向 ( $y$  軸) に関して最も値が小さい点を  $y = 0$ 、奥行き方向 ( $z$  軸) に関して最も小さい点を  $z = 0$  とし、歩行者点群全体を平行移動することで歩行者位置を正規化する．次に正規化歩行者点群に対し、 $x$  軸方向に 1.5 m、 $y$  軸方向に 2.0 m の領域に含まれる点を抽出する．最後に、これらを向き毎に重ね合わせることで歩行者点群を統合する．

### 2.1.2 深度マップの生成

各向きの統合した歩行者点群を用いて歩行者形状モデルと歩行者存在確率を表現する深度マップを生成する．ここでは、統合後の正面向きの歩行者点群から深度マップを生成する手順を示す．以降の説明において、各文字の右肩の添字 0, 1, 2, 3 は歩行者の向きを表し、それぞれ正面向き、背面向き、右向き、左向きを表す．まず、統合した歩行者点群の領域を  $x$  軸方向に 15 分割、 $y$  軸方向に 20 分割する．分割後の各セルは 1 辺  $W = 0.1$  m の正方形であり、水平および鉛直方向の添字 ( $i = -7, -6, \dots, 6, 7, j = 1, 2, \dots, 20$ ) により区別される．次に、歩行者形状モデルを表すため、各セルに属する点の深さの平均  $d_{i,j}^0$  と点の数  $n_{i,j}^0$  を求める．ただし、 $n_{i,j}^0 < 10$  の場合は点が十分に無いため、「深さ情報なし」として扱い、 $d_{i,j}^0 = \infty, n_{i,j}^0 = 0$  とする．全セルについて  $d_{i,j}^0, n_{i,j}^0$  を算出した後、次式により正面向きの歩行者における各セルの歩行者存在確率  $s_{i,j}^0$  を求める．

$$s_{i,j}^0 = \begin{cases} \frac{n_{i,j}^0}{\sum_{k,\ell} n_{k,\ell}^0} & \text{if } n_{i,j}^0 \geq 10 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

そして、 $d_{i,j}^0$  と  $s_{i,j}^0$  を各セルの特徴量とする．他の向きの深度マップの生成についても同様である．このようにして、各向きにおける歩行者形状モデルと歩行者存在確率を表現する深度マップを生成する．

## 2.2 スキャン段階

スキャン段階では、学習段階において生成した深度マッ

プを用いて Active Scan LIDAR による歩行者のスキャンを行う．スキャン段階は 5 つのステップで構成される．以下の説明では、初期スキャンによる計測点の集合を  $\mathcal{P}_0$ 、 $m$  回目の追加スキャンまでの計測点の集合を  $\mathcal{P}_m$  とする．

### 2.2.1 初期スキャン

初期スキャンの目的は、少数の LASER 光で歩行者を見つけると同時に、歩行者のおおまかな形状をスキャンすることである．具体的には、高さ  $h$  の位置において水平方向に一定間隔で  $N_0$  点の LASER 光を照射する．これにより、高さ  $h$  において水平方向に比較的高密度な点群を得る．

### 2.2.2 深度マップを用いた歩行者尤度算出

まず、 $m$  回目のスキャンにおいて、得られる計測点  $p \in \mathcal{P}_m$  を考える．ここでは、正面向きの深度マップを用いた歩行者尤度算出の手順を示す．歩行者尤度  $f^0(p)$  は次式のように表される．

$$f^0(p) = \frac{1}{|\mathcal{N}(p)|} \sum_{q \in \mathcal{N}(p)} g^0(p, q) \quad (2)$$

$\mathcal{N}(p)$  は  $p$  の近傍点の集合であり、 $|\mathcal{N}(p)|$  は  $\mathcal{N}(p)$  の要素数を表す． $\mathcal{N}(p)$  は次式により求められる．

$$\mathcal{N}(p) = \{q \mid q \in \mathcal{P}_m, |q_x - p_x| \leq 0.75, 0 \leq q_y \leq 2, |q_z - p_z| \leq 1\} \quad (3)$$

ただし、 $p = (p_x, p_y, p_z)$ 、 $q = (q_x, q_y, q_z)$  である． $g^0(p, q)$  は平均を  $\mu = d_{i,j}^0 - d_{0,j}^0$ 、分散を  $\sigma^2$  とした正規分布を用いることで、次式により計算される．

$$g^0(p, q) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{((q_z - p_z) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) & \text{if } d_{i,j}^0 \neq \infty \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 $d_{0,j}^0$  は  $p$  が属するセル  $(0, \hat{j})$  の平均の深さの値であり、 $d_{i,j}^0$  は  $q$  が属するセル  $(i, j)$  の平均の深さの値である．ここで、各セルの添字は次式により求められる．

$$\hat{j} = \left\lfloor \frac{p_y}{W} \right\rfloor \quad (5)$$

$$i = \left\lfloor \frac{q_x - p_x}{W} \right\rfloor, j = \left\lfloor \frac{q_y}{W} \right\rfloor \quad (6)$$

ただし、 $\lfloor \cdot \rfloor$  は床関数を表し、整数全体の集合を  $\mathbb{Z}$  とすると、式 (7) により定義される．

$$\lfloor x \rfloor = \max\{n \mid \forall n \in \mathbb{Z}, n \leq x\} \quad (7)$$

以上の処理を、 $\mathcal{P}_m$  に含まれる全ての計測点に適用した後、各計測点  $p$  の正規化歩行者尤度  $F^0(p)$  を算出する．

$$F^0(p) = \frac{f^0(p)}{\sum_{p \in \mathcal{P}_m} f^0(p)} \quad (8)$$

他の向きの深度マップを用いた場合の歩行者尤度算出方法も同様である．

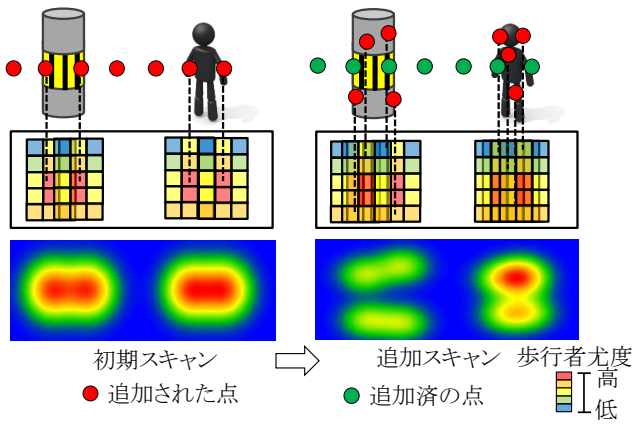


図 3: 計測点の増加と歩行者尤度マップの更新.

### 2.2.3 歩行者尤度マップの生成

まず，歩行者尤度と各方向における歩行者存在確率を用いて，局所マップ  $m_{i,j}$  を計算する．

$$m_{i,j} = F^0(\mathbf{p})s_{i,j}^0 + F^1(\mathbf{p})s_{i,j}^1 + F^2(\mathbf{p})s_{i,j}^2 + F^3(\mathbf{p})s_{i,j}^3 \quad (9)$$

各局所マップの  $z$  座標の位置は異なるため，そのまま統合することはできない．そのため，ある  $z$  に対して X-Y 平面を考え，各局所マップをその X-Y 平面に投影する．各局所マップが重複する領域での尤度は，各局所マップの値の和となる．上記のように局所マップを統合することにより，歩行者尤度マップを生成する．

### 2.2.4 歩行者尤度マップを用いた追加スキャン

生成した歩行者尤度マップに基づいて，追加スキャンを行う．ここでは，確率的サンプリングにより LASER 光の照射方向を決定する．

### 2.2.5 ステップ 2~5 の反復

深度マップを用いた歩行者尤度算出から歩行者尤度マップを用いた追加スキャンまでを反復することで，計測点を増加させ，歩行者尤度マップを更新させる．図 3 に示すように，歩行者尤度マップの更新と確率的サンプリングに基づく LASER 光照射を繰り返すことで，歩行者を逐次スキャンする．

## 3. 実験および考察

本節では，2 節で提案したスキャン手法の有効性を確認するために行った実験について述べる．

### 3.1 データセット

現在，動的にスキャン位置を制御可能な Active Scan LIDAR は開発段階であるため，高解像度の一様スキャン型 LIDAR により取得された点群データを利用し，Active Scan LIDAR の機能を模擬した．具体的には，高解像度 LIDAR である Velodyne LiDAR を用いて実環境で収集した各方向の歩行者の点群データ各 100 個を深度マップ学習用として，KITTI データセット [2] に含まれる Velodyne

LiDAR の歩行者アノテーション付き点群データを評価用および歩行者認識器の学習用としてデータセットを作成した．本実験では，KITTI データセットから車両前方 30 m 以内に存在する歩行者（遮蔽なし）を 1 人含む点群データを選択し，車両前方の点群データを切り出した 600 個の点群データを評価用とした．また，スキャン結果の点群を用いた歩行者認識精度の評価のため，選択されなかった点群データから手動で抽出した歩行者点群，非歩行者点群を歩行者認識器の学習用として用意した．

### 3.2 実験方法

本実験では，2 節で説明した提案手法と，歩行者点群の向きを考慮しない比較手法 1 [1]，観測範囲全体にランダムスキャンを反復する比較手法 2 を用いた．初期スキャンで照射する LASER 光の照射点数は  $N_0 = 300$ ，各追加スキャンで照射する LASER 光の照射点数は  $\Delta N = 100$ ，LASER 光総照射点数は  $N_m = 1,200$  とした．また，提案手法，比較手法 1 における初期スキャンの高さは地面を基準として  $h = 1$  m とした．また，式 (4) において  $\sigma = 0.05$  m，2.2.3 項において  $z = 10$  m とした．

### 3.3 評価方法

各点群データに対する各手法のスキャン性能を評価するために的中率を評価指標として用いた．的中率は照射した LASER 光のうち歩行者に的中した LASER 光の割合を表す指標であり，LASER 光の照射点数を  $N_{\text{laser}}$ ，歩行者に的中した LASER 光による歩行者計測点の数を  $N_{\text{ped}}$  とすると，的中率  $R_{\text{hit}}$  は次式のように算出される．

$$R_{\text{hit}} = \frac{N_{\text{ped}}}{N_{\text{laser}}} \quad (10)$$

また，スキャン結果の点群を用いた歩行者認識精度を評価するために ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を評価指標として用いた．本実験では，認識器に利用する特徴量として，スライス特徴量 [3] とスライス間の相対位置 [4] を利用し，各手法のスキャン結果の点群から手動抽出した歩行者点群と，Point Cloud Library [5] の EuclideanClusterExtraction 関数によるクラスタリングを用いて抽出した非歩行者点群を入力として評価を行った．クラスタリング時のしきい値としては，最小点数を 30 点， $x$  軸方向の最大左右幅および  $z$  軸方向の最大奥行き幅を 1.5 m とした．

### 3.4 実験結果および考察

図 4, 5 に各手法の的中率，ROC 曲線を示す．提案手法は比較手法 1，比較手法 2 と比べて的中率，ROC 曲線が向上しており，歩行者を効率的にスキャン可能であることを確認した．図 6 に点群取得時の画像と提案手法により取得できた点群データを示す．図 6 において，薄紅色の点が

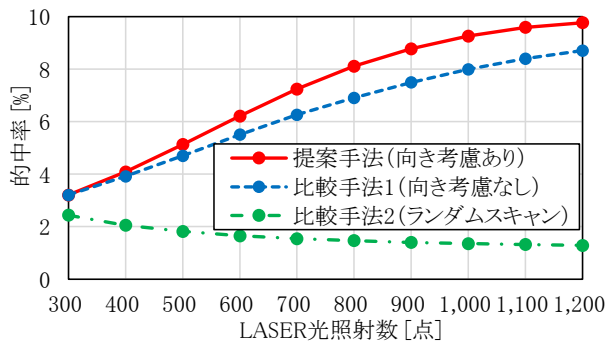


図 4: 各手法における的中率の推移 .

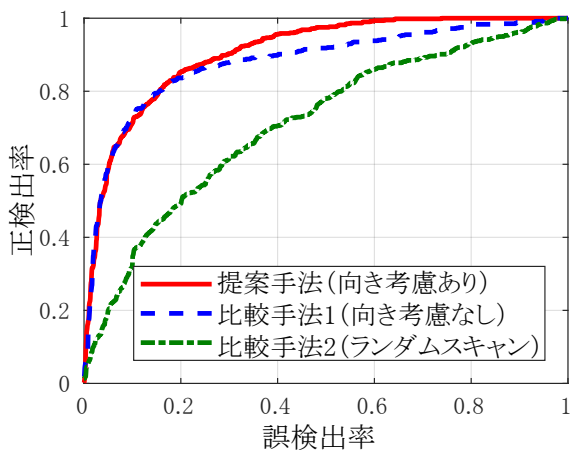


図 5: 各手法における ROC 曲線 .

歩行者に対応する点，白色の点が歩行者以外に対応する点である．これらの結果から，提案手法によりスキャンを繰り返すことにより歩行者にスキャンが集中していくことを確認できた．

まず比較手法 1 と比較手法 2 に注目すると，初期スキャンや深度マップを用いることで歩行者にスキャンが集中していることが分かる．これは，初期スキャンの範囲のある高さ限定することで歩行者を確実に計測し，深度マップを用いることで歩行者が存在する位置を推測し，それに基づいて次のスキャン位置を決定するためであると考えられる．次に，提案手法と比較手法 1 に注目すると，歩行者へのスキャンがさらに効率的になっていることが分かる．これは，深度マップを歩行者の向き毎に生成することで，より正確に歩行者の形状を表現可能となり，歩行者尤度算出の精度が向上したためであると考えられる．

#### 4. むすび

本発表では，向きを考慮した歩行者形状モデルと歩行者存在確率から推定した歩行者尤度マップに基づく効率的なスキャン手法を提案した．具体的には，歩行者の向き毎の形状を学習することで，疎な点群から歩行者が存在する可能性の高い位置を推定した．そして，その尤度に基づいてスキャン位置を推定し，逐次的にスキャンすることを可



図 6: 点群取得時の画像および提案手法により取得できた点群データ .

能とした．実環境において収集したデータおよび KITTI データセットを用いたスキャンの模擬実験により，提案手法はランダムスキャンや向きを考慮しない手法よりも効率的に歩行者をスキャンできることを確認した．

今後の課題として，深度マップの改良や提案手法により得られた点群に対するクラスタリング手法および歩行者認識手法の検討が挙げられる．

#### 謝辞

本研究の一部は，科学研究費補助金による．

#### 参考文献

- [1] T. Yamamoto, F. Shinmura, D. Deguchi, Y. Kawanishi, I. Ide and H. Murase, “Efficient Pedestrian Scanning by Active Scan LIDAR,” Int. Workshop on Advanced Image Technology, C4-4, Jan. 2018.
- [2] A. Geiger, P. Lenz, and R. Urtasun, “Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite,” Proc. 2012 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 3354–3361, June 2012.
- [3] K. Kidono, T. Miyasaka, A. Watanabe, T. Naito and J. Miura, “Pedestrian recognition using high-definition LIDAR,” Proc. 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 405–410, June 2011.
- [4] 市川善規, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, 三澤秀明, 酒井映, “低解像度 LIDAR を用いた歩行者検出のための特徴量に関する検討,” 信学技報, 2014-PRMU-55, Oct. 2014.
- [5] R.B. Rusu and S. Cousins, “3D is here: Point Cloud Library (PCL),” Proc. 2011 IEEE Conf. on Robotics and Automation, pp. 1–4, May 2011.