

# ライダーによる歩行解析のための特徴抽出

## Lidar-based feature extraction for gait analysis

経営システム工学専攻 小松原翔

### 1 序論

#### 1.1 LIDAR とは

3D 距離センサー LIDAR は、センサーの周囲に存在するオブジェクトまでの距離を測定し、3D 空間上の点群データを得ることができるセンサーである。図 1 に LIDAR から実際に得た 3D 点群データを示す。LIDAR から得られる点群データの密度は、LIDAR からオブジェクトまでの距離によって大きく変わる。よって、LIDAR に近い位置にあるオブジェクトはその外形を把握することができる。本研究で用いる LIDAR は Velodyne 社の VLP-16 である。VLP-16 は鉛直方向に  $30^\circ$  ( $2^\circ$  ごとに計 16 ライン) の範囲で測定可能であり、距離精度は  $\pm 3[\text{cm}]$  である。さらに、測定頻度は 1 秒間に 15 回であるため、映像のように動く点群を観測できる。

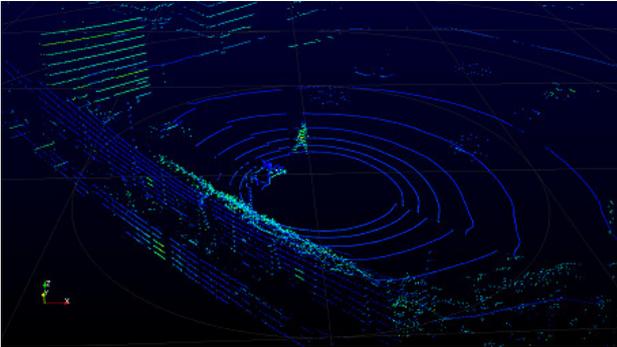


図 1: LIDAR(VLP-16) より得られた 3D 点群データ

#### 1.2 LIDAR を用いた研究

LIDAR を用いた研究として、自動運転技術に関する研究がある [1]。魚住剛弘らは、車の上部に LIDAR を取り付け、自動運転のための障害物検出手法の提案を行った [2]。また、LIDAR を用いて障害物などではなく歩行者を検出する研究もおこなわれてきた。城殿清澄らは、LIDAR を用いて動きの情報を利用せずに歩行者を識別する方法を提案した [3]。また、Benedek らは、歩行者やオブジェクトを検出し追尾する手法を提案し

た [4]。本研究では、城殿清澄らと Benedek らの手法を利用し歩行者の検出と追尾を行う。

#### 1.3 研究の目的

LIDAR によって歩行者を認識する研究は多く行われてきたが、認識した歩行者の特徴までを抽出するものはほとんどない。LIDAR によって得られる歩行者の位置は大事な情報であるが、歩行者の特徴もそれ以上に大事である。歩行者の特徴として、年齢、性別、持ち物、歩き方、などが挙げられる。例えば、特徴量として歩行者が子どもであると判断することが出来れば、大人よりも意図しない行動をとる可能性が高いとして、危険予測などへの応用が期待できる。また、近年スマートフォンを操作しながら歩行する人が増え、駅などで注意を呼びかけている。歩きながらスマートフォンを操作する行為は駅以外でも、思わぬ事故を引き起こすことがあり危険である。歩きながらスマートフォンを操作しているかいないかも歩行者の特徴の一つである。そこで、本研究では歩きながらスマートフォンを操作しているかどうかを、LIDAR から得られた点群データから抽出することを目的とする。

### 2 歩行者の検出手法

歩行者検出には、城殿清澄らの手法 [3] を用いる。城殿清澄らの手法の概要を以下に示す。

#### 2.1 立体物判定

床による点群データの除去を行い、立体物の点群データのみを抜き出す。点群データを  $xy$  平面上のグリッド上に投影し、同じグリッド内に入る点群を 1 つのグループとする。グループごとに点群の  $z$  軸方向の値 (点の高さ) の分散を計算する。分散の値が 0.05 よりも大きい場合、そのグループの点群は立体物だと判断する。逆に、分散の値が 0.05 よりも小さい場合は床による点群だと判断し除去する。

## 2.2 クラスタリング

立体物だと判断された点群から歩行者候補を抜き出す。点群データを  $xy$  平面上のグリッドマップ上に投影し、点群の存在するグリッドは 1、存在しないグリッドは 0 として二値画像を生成する。二値画像に対してラベリング処理を行うことで、点群の連続している領域を検出し点群のクラスターとする。各点群クラスターより、高さ 0.8m~2.0m、幅 1.2m 以下、奥行き 1.2m 以下の点群クラスターのみを抜き出し歩行者候補とする。

## 2.3 歩行者識別

歩行者候補の点群より以下の特徴量を計算し、RBF カーネルの SVM にて歩行者かどうか識別する。

1. 点群内の総データ点数
2. 点群内のデータ点までの最小距離
3. データ点の三次元共分散行列の要素
4. データ点の三次元慣性モーメント行列の要素
5. 部分領域の二次元共分散行列
6. 第一の二次元ヒストグラム
7. 第二の二次元ヒストグラム

1 と 2 の特徴量は Premebida ら [5] が提案したもので、3~7 は Navarro-Serment ら [6] が提案したものである。

## 3 歩行者の追尾の手法

歩行者の追尾には、Benedek らの手法 [4] を用いる。観測された歩行者の点群を二次元平面上に投影し重心を計算する。今後、ここで計算された重心の位置  $(x, y)$  を、各歩行者の位置とみなして追尾は行われる。現在のフレームを  $k$  フレームとし、 $k$  フレームで観測された歩行者の総数を  $N$ 、 $k$  フレームで観測された歩行者の位置を  $\mathbf{M}_n^k = (x_n^k, y_n^k)$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) とする。 $\mathbf{M}_n^k$  と、 $k$  フレーム以前で観測された追尾中の歩行者の  $k$  フレームでの予測位置  $\hat{\mathbf{M}}_m^k = (x_m^k, y_m^k)$  ( $m = 1, 2, \dots, N_{active}$ ) をマッチングさせる。マッチングはすべてのペアの合計距離が最小になるように、ハンガリアン法を用いて行う。マッチングされた  $\mathbf{M}_n^k$  に対応する観測された歩行者と、追尾中の歩行者  $P_j$  は同一な歩行者だと判断し追尾される。途中のフレームで新たな歩行者が観測された場合は、次フレーム以降で追尾中の歩行者として追尾される。逆に、途中のフレームから観測が出来なくなった追尾中の歩行者は追尾を中止する。以上の処理を 1 フレームごとに繰り返し行うことで追尾を行う。

## 4 歩行者の特徴検出手法

歩行者の検出によって抽出された歩行者から、さらに特徴の抽出を試みる。実際に特徴の抽出を行うのは、歩行者の抽出、追尾が行われた後である。そのため、歩行者の抽出の際に使用した特徴量をそのまま利用して抽出できるのが良い。本研究では 2.3 歩行者識別の際に用いた特徴ベクトルをそのまま利用し、RBF カーネルの SVM にて特徴抽出を試す。

## 5 実験

実験は屋外で行い、LIDAR は Velodyne 社の VLP-16 を使用する。図 2 に示すように、被験者 3 人は LIDAR から 20m 以上離れた位置から同時に歩行を開始し、LIDAR に十分接近したところで静止する。歩行方法は全部で 3 つあり (図 3 に具体例を示す)、通常歩行、スマートフォンを操作しながらの歩行 (歩きスマホ)、電話をしながらの歩行 (歩き電話) それぞれに対してデータを取得する。LIDAR から歩行者までの距離が遠い場合、解析するために十分な密度の点群が得られない。また、LIDAR から歩行者までの距離が非常に近い場合、歩行者の全身から点群が得られない。そのため、図 2 に示す赤枠部分 (横 20m × 奥行き 19m × 高さ 8m) のデータのみを分析に用いる。

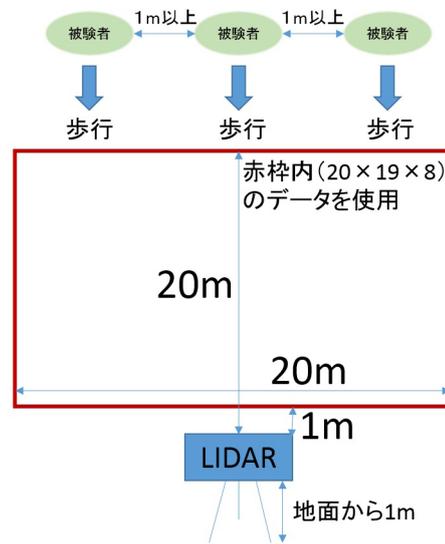


図 2: 実験図

## 6 解析結果と考察

実験によって得られた点群データに対して、歩行者候補を抽出するまでの解析 (2.2 まで) を行った。歩行者



図 3: 歩行パターンの具体例

法ごとに全フレームの歩行者候補から、歩行者であるものと歩行者でないものを人の手によって分け、仕分け後のデータとした。全歩行者候補の合計が 1683 個、そのうち歩行者であるものが 1048 個、歩行者でないものが 635 個であった。仕分け後のデータを無作為に半分に分け、片方を SVM の学習データ、もう片方をテストデータとして歩行者識別 (2.3) を行った。表 1 が歩行者の識別の結果である。非常によい歩行者識別の結果を得ることができた。今回の実験は被験者が LIDAR に対して常に正面を向いていたため、良い結果が得られたと考えられる。

表 1: 歩行者の識別の結果

		正解	
		歩行者	それ以外
予測	歩行者	531	4
	それ以外	2	305

次に歩行者の追尾を行った。図 4, 図 5, 図 6 に追尾の結果を示す。歩行者点群の重心の位置を二次元平面上に投影しプロットした。同じ色のプロットは同じ歩行者であることを示している。一部歩行者ではないオブジェクトを追尾してしまっている。LIDAR から 15[m] 以上離れている地点では歩行者を連続で識別できず、新たに現れた歩行者として追尾されている (図 4, 図 6)。LIDAR からの距離が 15[m] より近い位置では、すべての場合において正常に追尾が行われていることが分かる。

最後に歩行者の特徴の抽出として、通常歩行の場合と歩きスマホの場合、通常歩行の場合と歩き電話の場合の識別を行った。歩行方法ごとに歩行者の点群データを無作為に半分に分け、片方を学習データ、もう片方をテストデータとした。学習データとテストデータを変え、3 回繰り返して行った。3 回分の結果を合計したものを表 2 と表 3 に示す。歩きスマホと歩き電話の双方で、うまく識別できなかった。通常歩行かそうでは

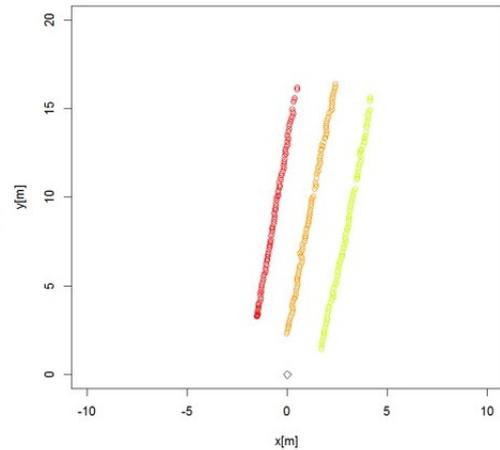


図 4: 歩行者の追尾 (通常歩行)

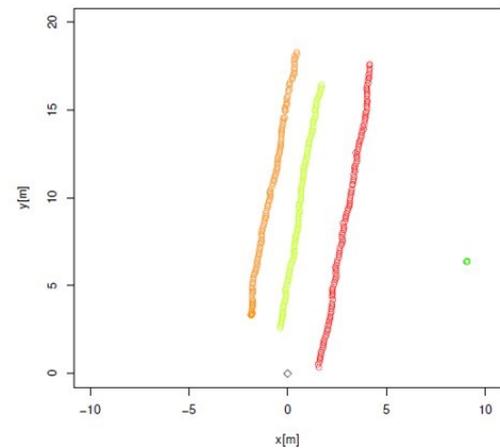


図 5: 歩行者の追尾 (歩きスマホ)

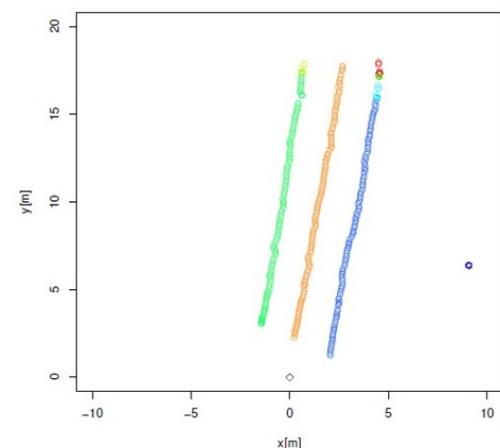


図 6: 歩行者の追尾 (歩き電話)

表 2: 通常歩行と歩きスマホの識別

		正解	
		通常歩行	歩きスマホ
予測	通常歩行	129	117
	歩きスマホ	347	469

表 3: 通常歩行と歩き電話の識別

		正解	
		通常歩行	歩き電話
予測	通常歩行	128	44
	歩き電話	348	542

ないかを判断するためには、被験者の腕に対応する点群が必要だと考えられる。しかし、LIDAR から被験者まで距離がある場合は点群の密度が低くなってしまふ。図7に示すように、密度が低い点群だと、被験者の腕による点群が得られない。そのため、良い結果が得られなかったのだと考えられる。そこで、LIDAR から近い順に歩行者点群を100個抜き出し、被験者の腕による点群が十分に得られるデータのみで再度識別を行った(一番遠い歩行者点群で、LIDAR からの距離が7[m]ほど)。今回はデータの総数が少ないため、データの90%を学習用データ、残り10%をテストデータとして無作為にわけ識別を行った。学習データとテストデータを変えた10回分の識別の結果を合計したものを表4と表5に示す。表2と表3と結果を比べると、精度が上がっていると言える。

以上の結果から VLP-16 を使用した場合、歩行者までの距離が15[m]以内であれば、歩行者の検出、歩行者の追尾が行えると言える。歩行者に十分な密度の点群が現れている場合、スマートフォンを操作するなどの歩行者の腕に関する特徴も抽出できる考えられる。

## 参考文献

- [1] 松ヶ谷和沖. (2016). 自動運転を支えるセンシング技術. Denso technical review, 21, 13-21.
- [2] 魚住剛弘, & 菅沼直樹. (2011). 自動車の自律型自動運転のための全方位レーザーを用いた障害物検出.

表 4: 通常歩行と歩きスマホの識別 (点群密度高)

		正解	
		通常歩行	歩きスマホ
予測	通常歩行	87	30
	歩きスマホ	13	70



図 7: 距離によって点群の密度が大きく違う例

表 5: 通常歩行と歩き電話の識別 (点群密度高)

		正解	
		通常歩行	歩き電話
予測	通常歩行	71	5
	歩き電話	29	95

In 自動制御連合講演会講演論文集 第54回自動制御連合講演会 (pp. 156-156). 自動制御連合講演会.

- [3] 城殿清澄, 渡邊章弘, 内藤貴志, & 三浦純. (2011). 高解像度レーザーレーダによる歩行者識別. 日本ロボット学会誌, 29(10), 963-970.
- [4] Benedek, C. (2014). 3D people surveillance on range data sequences of a rotating Lidar. Pattern Recognition Letters, 50, 149-158.
- [5] Premebida, C., Ludwig, O., & Nunes, U. (2009, October). Exploiting lidar-based features on pedestrian detection in urban scenarios. In Intelligent Transportation Systems, 2009. ITSC'09. 12th International IEEE Conference on (pp. 1-6). IEEE.
- [6] Navarro-Serment, L. E., Mertz, C., & Hebert, M. (2010). Pedestrian detection and tracking using three-dimensional lidar data. The International Journal of Robotics Research, 29(12), 1516-1528.