学術・技術論文

高解像度レーザレーダによる歩行者識別

城殿清澄*1渡邉章弘*1内藤貴志*1三浦 純*2

Pedestrian Recognition Using High-definition LIDAR

Kiyosumi Kidono^{*1}, Akihiro Watanabe^{*1}, Takashi Naito^{*1} and Jun Miura^{*2}

Pedestrian detection is one of the key technologies for autonomous driving systems and driving assistance systems. To predict the possibility of a future collision, these systems have to accurately recognize pedestrians as far away as possible. Moreover, the function to detect not only people walking but also people who are standing near the road is also required. This paper proposes a method for recognizing pedestrians by using a high-definition LIDAR (light detection and ranging). Two novel features are introduced to improve the classification performance. One is the slice feature, which represents the profile of a human body by widths at the different height levels. The other is the distribution of the reflection intensities of points measured on the target. This feature can contribute to the pedestrian identification because each substance has its own unique reflection characteristics in the near-infrared region of the laser beam. Our approach applies a support vector machine (SVM) to train a classifier from these features. The classifier identifies the clusters of the laser range data that are the pedestrian candidates, generated by pre-processing. A quantitative evaluation in a road environment confirms the effectiveness of the proposed method.

Key Words: Pedestrian Recognition, High-Definition LIDAR, Support Vector Machine, Reflectivity, Human Profile

1. はじめに

近年,自動車の安全性や快適性を向上するために様々な運転 支援システムが開発されている.また,自律運転に関する研究 開発[1][2]も急速に進められている.それらのシステムでは周 辺に存在する障害物やレーンマークを精度よく認識する必要が ある.そのなかでも、歩行者認識は毎年多くの死傷者が出てい る歩行者事故を低減するための重要な技術の一つである.将来 の衝突を正確に予測するため、システムは遠方から歩行者を認 識する必要がある.

車両や歩行者、レーンマークを認識する機能は車載されたカ メラやレーダを用いて実現されている.レーザレーダも車載セ ンサの一つであり、障害物までの距離を精度よく計測するため に利用されている [3].レーザレーダはミリ波レーダ [4] [5] に比 べてビームの指向性が良いため空間解像度が高いというメリッ トを持つ.一方で、雨や霧など悪天候下での作動率が低いこと や、検知距離が短いことなどが課題に挙げられてきた.しかし ながら、最近の技術向上により検知感度が改善され、雨に対す る性能劣化は低減されている.また、これまで数ラインであっ

*¹Toyota Central R&D Labs., Inc.

た垂直方向のスキャンライン数が大幅に増加された高解像度の レーザレーダも出現し,自律運転のための高性能センサとして 広く利用されるとともに,次世代の車載向け環境認識センサと しても有望視されている.

本論文では高解像度のレーザレーダで取得した三次元のレン ジデータから歩行者を識別する手法を提案する.これまでにレー ザレーダを用いて観測間の自車運動を推定したり,自車周辺の 移動物を追跡する技術 [6] [7] が開発されている.移動物の大き さと移動速度に基づいて車両・二輪車・歩行者の区別が可能で あることが確認されている.一方,運転支援のために自車周辺 に潜む危険要因を推定する研究 [8] からは、歩行中の人物だけ でなく、道路脇で静止している人物も他の静止物と区別して検 出したいという要求がある.

そこで、本研究では動き情報を利用せずに三次元レンジデータ の分布に基づいて歩行者を精度よく検出することを目的とする. 初めに、取得したレンジデータから路面点を除去して、立体物ご との点群集合(クラスタ)を生成する [7].次に、生成されたク ラスタ群の中から大きさに基づいて歩行者候補のクラスタを抽 出する [9] [10].そして、歩行者候補クラスタに含まれるレンジ データから特徴量を算出し、識別器によって歩行者か否かを判 定する. 識別器の学習には SVM(Support Vector Machine) を用いる.本研究では追跡処理による性能向上については扱わ ず、フレームごとの識別性能に焦点を当てて議論する.

解像度の低下する遠距離領域において識別性能を向上するた

原 2011 年 4 月 28 日

^{*1}株式会社豊田中央研究所

^{*2}豊橋技術科学大学

^{*&}lt;sup>2</sup>Toyohashi University of Technology

[■]本論文は有用性で評価されました.

め、新たな特徴量としてスライス特徴と反射強度分布の二つを 提案する.ここで、スライス特徴とは高さ方向に分割したブロッ ク単位でレンジデータの分布を数値化した特徴量であり、歩行 者の頭から足元までの大まかな輪郭形状を表現することができ る.また、識別能力を高めるためにレンジデータが持つ反射強 度[11]の分布も利用する.レーザレーダが照射するレーザ光は 近赤外領域に属する.分光学の知見[12]から、近赤外領域の光 は照射される対象物の材質に応じて反射率が異なることが知ら れている.したがって、反射強度は対象物の識別に有効な情報 を含んでいると考えられる.

実際に一般道を走行しながら収集した三次元レンジデータを 用いて定量評価を行った.評価結果により提案手法の有効性を 示す.

以下に本論文の構成を示す.2章で主な関連研究を取り上げ, それらの手法と課題について述べる.3章で本研究で用いた高 解像度レーザレーダの仕様を紹介する.そして,4章で提案手 法の処理の流れと,識別性能を向上するための新たな二つの特 徴量について説明する.5章にて道路環境で収集した実データ を用いた定量評価の結果を示し,提案手法の有効性を議論する. 最後に6章でまとめと今後の課題を述べる.

2. 関連研究

歩行者認識に関する研究では画像認識のアプローチによる研究[13][14]が非常に多い.認識率や処理速度を向上するために、利用する特徴量を工夫したり[15]~[18],識別器の構成や学習方法を改良する[19][20]など、多くの手法が提案されている. それに比べると、レーザレーダで計測したレンジデータから歩行者を識別する研究は少ないが、これまでにいくつかの手法が提案されている.

Arras ら [21] は混雑した屋内環境においてレーザレーダで取 得した二次元のレンジデータから人物を検出するための手法を 提案している、センサは水平1ラインスキャンのレーザレー ダを利用した、提案手法では対象物に含まれる計測点の数や分 散,二次元平面上での直線性や円形性など計14種類の特徴量 を算出し、AdaBoost で事前に学習した識別器で人物の脚に一 致する点群を検出する. Premebida ら [22] はこの手法を拡張 し、4本のスキャンラインを備えたレーザレーダによって屋外環 境における人物検出を行った. 彼らは Naive Bayes や GMMC (Gaussian Mixture Model Classifier) など5種類の識別手法 を用い. 35 [m] 以内に存在する人物を検出対象として性能比較 を行った. これらの手法では識別のための特徴量算出に際して レンジデータに直線や円をフィッティングする処理を採用して いる.この考え方を高解像度レーザレーダで計測される三次元 レンジデータに拡張した場合、処理が複雑になり計算時間の増 大が懸念される.

Spinelloら [23] は特徴量抽出の計算量を増やすことなく二次 元レンジデータに対する人物検出手法を三次元レンジデータへ 拡張した.人物に対する三次元レンジデータを高さの異なる複 数の二次元レンジデータに分割し、それぞれの領域(パーツ)ご とに計 17 の特徴量を算出する.そして、AdaBoost によって学 習された識別器がそれぞれの二次元レンジデータが人物の体の どのパーツに相当するかを推定する.分割されたすべてのパー ツに対する推定結果が統合され,正しい組み合わせで検出され た対象が最終的に人物として識別される.しかしながら,個々 のパーツを識別するためにはパーツごとに相当数のレンジデー タが必要であり,解像度の低下する遠距離領域では識別性能の 劣化が課題となる.評価実験は100点以上のレンジデータを持 つ 20 [m] 以内の人物を対象に行われているが,10 [m] 以内の性 能に比べて 20 [m] 以内の人物に対する識別性能は大きく劣化し ている.

Navarro-Serment ら [24] も高さ方向に解像度の高いレーザ レーダを想定した人物追跡手法を提案している.提案手法は対 象領域の点群を上半身,右下半身,および左下半身の3部分に 分割し,それぞれの部分領域内におけるレンジデータの二次元 分布を特徴量に加えた.また,主成分分析で求められた主軸で 構成される二次元平面にレンジデータを投影し,人の形状を二 次元ヒストグラムで表現することを提案している.この手法は レンジデータに対して直線や円のフィッティングを必要としな いので,特徴量算出のための計算量が少ない.しかし,この手 法でも遠方における識別性能の劣化は課題である.

本研究では遠距離領域においても高い識別性能を実現するために,新たな特徴量としてスライス特徴と反射強度分布を提案 する.

3. 高解像度レーザレーダ

本論文では高解像度のレーザレーダとして Velodyne 社製の HDL-64ES2 を利用する. レーザレーダの主な仕様を **Table 1** に示す. このレーザレーダは垂直方向に約 0.4° 刻みで配置さ

 Table 1
 Specifications of LIDAR

Item	Specifications
Scanning rate	$10 \left[\text{scans/s} \right]$
Horizontal field of view	360°
Horizontal angular resolution	0.23°
Vertical field of view	26.8°
Vertical angular resolution	0.4° (64 lines)
Detection range	40 [m] for pavement
	$120 [\mathrm{m}]$ for cars and foliage
Range accuracy	$0.02[{ m m}]$
Wavelength of laser beam	905 [nm]



Fig. 1 Sample of 3D range data



Fig. 2 Sample of a pedestrian over a range of distances

れた64本のレーザビームを持ち、レーダヘッドが360°回転す ることによって高密度なレンジデータを取得することができる. レーザレーダは実験車のルーフキャリア上、高さ約2[m]の位 置に水平に設置した. Fig.1 に取得した自車周辺のレンジデー タのサンプルを示す. それぞれのレンジデータはレーザレーダ からの相対的な三次元位置と反射強度[11]の情報を持つ.なお、 本論文ではレーザレーダ以外のセンサは使用しない.

また,レーザレーダで計測した距離別の歩行者サンプルを Fig.2 に示す.歩行者の身長は約1.7 [m] である.垂直方向に 解像度の高いセンサではあるが,50 [m] 先の歩行者には6 ライ ン程度のレーザビームしか照射されない.

4. 提案 手法

本章では提案する歩行者識別手法について述べる.初めに計 測から識別までの処理の流れを概説し、その後、識別処理の詳 細、特に特徴量の算出過程に焦点を当てて説明する.

4.1 認識処理の概要

1 観測分のレンジデータに対する認識処理の流れを **Fig.3** に 示す. 各部の処理について以下に述べる.

データ取得

レーザレーダから1 観測自車周辺 360°の計測で得られる 三次元レンジデータを取得する. それぞれのレンジデータ は三次元位置と反射強度を持つ.

(2) 立体物判定

取得した三次元レンジデータを立体物と路面の2クラスに 分割する.この処理には占有グリッドマップ[25]を用いる. 計測された三次元レンジデータを路面と平行な二次元占有 グリッドマップに投影する.そして,投影されたレンジデー タの高さ方向の分散をセル単位で算出し,分散値が設定し た閾値より大きい場合にセル内のレンジデータは立体物で あると判定する.縁石よりも高い物体を立体物として抽出 できるように,後述する実験では占有グリッドマップのセル サイズは 0.35 [m],高さ方向の分散値の閾値σは 0.05 [m] とした.

(3) クラスタリング

ー定距離 θ_a 内に存在するレンジデータを同一物体として グループ化し、立体物と判定されたレンジデータから複数 の物体候補(クラスタ)を生成する.ここで、同一物体と みなす距離の閾値 θ_a は 0.5 [m] とした.計算量を削減す るため、ここでも占有グリッドマップを利用する.セルサ イズを θ_a の半分に設定したグリッドマップに立体物のレ ンジデータを投影する.グリッドマップを画像に見立てて、



(4) Classification (3) ClusteringFig. 3 Procedure of pedestrian recognition

レンジデータが投影されたセルに対応する画素の画素値を 255, それ以外の画素の画素値を0とする2値化画像を生成 する. この2値化画像に対してラベリング処理[26]を行う ことでクラスタリングを行う. そして, Rotating Calipers 法[27]を用いて生成したクラスタの点群に外接する直方体 を当てはめ,直方体の大きさに基づいて歩行者候補を抽出 する. 歩行者候補の大きさ条件を以下に示す.

$0.8m \le h \le 2.0m$	^1 `)
J.0111 - 11 - 2.0111.	ц.	1

$w \leq$	1.2m,	(2)
_		

 $l \le 1.2m,\tag{3}$

ここで, *h*, *w*, *l* はそれぞれクラスタの高さと幅, 奥行き を示す. 今回は, 検出対象として小学生以上を想定する. 小 学1年生の平均身長が 1.15 [m] であることと, レーザレー ダの垂直方向の解像度を考慮して抽出するクラスタの高さ の下限値を 0.8 [m] とした.

(4) 識別

歩行者候補として抽出されたクラスタに対して識別処理を 行う.クラスタに含まれるレンジデータ群から識別に必要 な特徴ベクトルを算出し,事前に学習した識別器によって, そのクラスタが歩行者であるか否かを評価する.識別器に は RBF (Radial Basis Function)カーネルの SVM を用 いた.特徴量の算出手順は次節で詳細に述べる.

4.2 歩行者識別のための特徴抽出

歩行者識別に用いる九つの特徴量を**Table 2**に列挙する. 歩 行者候補 C_j から九つの特徴量を算出し,それらを要素に並べ て特徴ベクトル $\mathbf{f}_j = (f_1, ..., f_9)$ を形成する. 高い識別性能を 実現するため,従来手法で利用された特徴量もいくつか併用す る. 特徴量 $f_1 \ge f_2$ は Premebida らの手法 [22] で導入された ものである. また, f_3 から f_7 の特徴量は Navarro-Serment ら [24] が提案したものである. 以下,それぞれの特徴量につい て簡単に述べる.

クラスタ内の総データ点数: f1

Table 2 Features for pedestrian classification

No.	Description	Dim.†	
f_1	Number of points included the cluster	1	
f_2	The minimum distance to the cluster		
f_3	3D covariance of the cluster		
f_4	The normalized moment of inertia tensor	6	
f_5	2D covariance in 3 zones, which are the upper	9	
	half, and the left and right lower halves		
f_6	The normalized 2D histogram for the main	98	
	plane. 14×7 bins		
f_7	The normalized 2D histogram for the sec-	45	
	ondary plane. 9×5 bins		
f_8	Slice feature for the cluster	20	
f_9	Distribution of the reflection intensity, which is	27	
	composed of the mean, the standard deviation		
	and the normalized 1D histogram		

[†]Dim. is Dimension.

- クラスタ内のデータ点までの最小距離: f₂
- ●データ点の三次元共分散行列の要素: f₃
- クラスタ内のデータ点の三次元共分散行列は次式で表される.

$$\sum = \frac{1}{n-1} \sum_{k \in C_j} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \tag{4}$$

ここで $\mathbf{x} = (x, y, z)$ はクラスタ内に含まれるレンジデータ のクラスタ重心を原点とする座標である.この行列は対称 行列であるため,行列要素のうち重複を除いた6要素を特 徴量として利用する.

 データ点の三次元慣性モーメント行列の要素: f₄
 クラスタ内のデータ点の三次元慣性モーメント行列は次式 で表される。

$$M = \sum_{k \in C_j} \begin{bmatrix} y_k^2 + z_k^2 & -x_k y_k & -x_k z_k \\ -x_k y_k & x_k^2 + z_k^2 & -y_k z_k \\ -x_k z_k & -y_k z_k & x_k^2 + y_k^2 \end{bmatrix}$$
(5)

この行列も対称行列であるため,特徴量 f₃ と同様に重複 を除いた 6 要素を特徴量として利用する.

部分領域の二次元共分散行列: f₅

クラスタ内のレンジデータに対して主成分分析を施し、固 有値の大きい順に三つの主軸 e₁, e₂, e₃ を算出する.歩行 者は直立姿勢であることが多いため, e₁ 軸は鉛直方向に ほぼ一致する.したがって, e₁ を基準に上下二つの領域に データを振り分けて上半身,下半身の部分領域を設定する. さらに,下半身領域を e₂ に沿って左右二つの領域に分け, データを左下半身と右下半身に分割する.上半身,左下半 身,右下半身の3領域で e₁-e₂ 平面内の二次元共分散を算 出する.共分散行列は対称行列であるため,それぞれの共 分散行列から三つの要素が特徴量として算出される.

第1の二次元ヒストグラム: *f*₆
 クラスタ内のレンジデータを e₁, e₂ で構成されるグリッド
 平面に投影し、各セルに投影されたデータ点数に基づく二次元ヒストグラムを生成する。



Fig. 4 The slice feature

第2の二次元ヒストグラム: f₇

特徴量 f₆ と同様に, e₁,e₃ で構成されるグリッド平面上 で生成される二次元ヒストグラム.

本手法ではこのほかに二つの特徴量,スライス特徴 f₈ と反 射強度分布 f₉ を提案する.それぞれの特徴量の算出方法を以 下に述べる.

4.2.1 スライス特徴

抽出された歩行者候補のなかには樹木や電柱,看板,オクルー ジョンによって生じる構造物の一部などの誤検出も含まれる.し たがって,これらの誤検出と歩行者を精度よく見分けるための 特徴量が必要である.歩行者に対する顕著な形状特徴としては, 脚部のパターンや肩から腕にかけての輪郭が挙げられる.しか しながら,これらの局部的な特徴は点群密度が低下する遠方で は正しく抽出することが困難である.そこで,足元から頭にか けての大まかな凸凹形状を歩行者の三次元的な輪郭特徴として 利用する.

まず,特徴量 f_5 の算出過程と同様に,主成分分析によって 歩行者候補に含まれるレンジデータ群の三つの主軸を算出する. このうち,第1主軸は鉛直方向にほぼ一致するため,Fig.4の 左図に示すようにクラスタ内のレンジデータ群を第1主軸の方 向で等間隔にN 個のブロックへ分割する.全体の大きさを基 準として等間隔に分割することにより,身長の異なる大人と子 供から共通の形状特徴を抽出することができる.そして,各ブ ロックに含まれるレンジデータ群を第2主軸と第3主軸で構成 される二次元平面に投影し,各軸方向の分布幅 w_{j0}, w_{j1} を特 徴量として算出する.このとき,特徴ベクトルは以下のように 表現される.

$$f_8 = \{w_{10}, w_{11}, \cdots, w_{j0}, w_{j1}, \cdots, w_{N0}, w_{N1}\}$$
(6)

本論文ではこの特徴ベクトルを"スライス特徴"と呼ぶ. ブ ロック数による認識性能の変化を比較した予備実験の結果に基 づいて,後述の実験ではブロック数は10とした. なお,計測点 の存在しないブロックに対しては特徴量を0とした.

4.2.2 反射強度分布

Table 1 に示したようにレーザレーダが照射するレーザ光は 近赤外領域の光である.近赤外領域の光は照射される対象物を 構成する材質に応じて異なる反射特性を持つことが分光学の分 野で知られている [12].歩行者が身に付ける衣服や持ち物は様々 な材質で構成されているため,歩行者の反射強度はサンプルご



Fig. 5 Reflection intensity profile of a pedestrian and a pole

とに大きなバラつきを持つことが予想される.しかしながら,樹 木や電柱,看板のような非歩行者クラスタの材質は比較的均質 であると考えられる.したがって,それらの誤検出を識別する ためにレーザレーダの反射強度が利用できる.一例として,歩 行者とポールの反射強度の分布を **Fig.5** に示す.

レーザレーダの反射強度 *P_r* は以下のレーダ方程式で定義されるように対象物までの距離 *r* の2 乗に反比例する.

$$P_r = \frac{P_0 k\sigma}{r^2},\tag{7}$$

ここで, *P*₀ は照射されたレーザビームの強度であり, *k*はレー ザレーダの仕様によって決まる係数である. また, *σ* はターゲッ トの表面における反射率を示す.

したがって、計測された反射強度を計測点までの距離で正規 化すればターゲットの材質に特有な反射率を取得することがで きる. Carballo ら [28] は距離による反射強度の変化を調べて利 用した.本来はこのような手順を踏む必要があるが、利用した レーザレーダでは距離に対して正規化された8ビットの値が反 射強度として出力されるため、今回はその出力値を直接利用し た.歩行者候補のクラスタに含まれる三次元レンジデータの反 射強度から以下の三つの値を算出し、それらを要素に並べた特 徴ベクトルを形成する.

- i) 平均強度
- ii) 強度の標準偏差
- iii) クラスタ内の強度分布を表す正規化ヒストグラム(Fig.5 参照):ビン数は反射強度の値が取り得る範囲を等間隔に25 分割した。

5. 実 験

提案手法の有効性を確認するため,道路環境で収集した高解 像度レーザレーダの実計測データを用いて定量評価を行った.以 下,実験条件と評価結果について述べる.

5.1 実験条件

評価のため二つのデータセットを用意した.4.1節で説明した 手順で生成した歩行者候補のクラスタを手動で振り分けて、歩 行者および非歩行者のサンプルを抽出した.データセットに含 まれる歩行者および非歩行者のサンプルを Fig.6に示す.図中 の歩行者サンプルは日傘を差す人、手提げ荷物を持った人、横 断者などであり、非歩行者サンプルは樹木や看板、ポール、隠



(a) Positive samples

Section 1		ารสารสาร		iddalar.
-----------	--	----------	--	----------

(b) Negative samples

Fig. 6 Samples of positives and negatives in data sets

 Table 3
 Conditions for fundamental evaluation

(a) Condition of overall evaluation and feature evaluation

Description	Total	$N~{\rm pos.}$	${\cal N}$ neg.	
Training data	7,700	3,700	4,000	
Evaluating data	8,220	4,165	4,055	

(b) Condition of evaluation at different ranges

Description	Total	N pos.	N neg.
Training data	1,452	726	726
Evaluating data	$1,\!452$	726	726

蔽によって生じる建物の一部などである.

● データセット I

駐車した実験車の周囲を歩く人物を計測したデータセット. 計 11 名の人物が含まれる.歩行者のサンプル数は7,865. 計測範囲は50 [m] 以内.被験者のうち5名は手提げカバン やリュックなどの荷物を携帯している.非歩行者サンプル は歩行者の存在しない一般道走行シーンから抽出し,その 数は8,055.非歩行者サンプルには樹木やポール,看板な どが含まれる.

このデータセットは学習と評価に同一人物のサンプルを 用いて,特徴量ごとの識別性能や距離に対する認識率の変 化を評価するために用意した.

●データセット II

計 75 の実走行シーンで構成されるデータセット. 総フレー ム数は 16,210 で,歩行者および非歩行者のサンプル数は それぞれ 6,380, 79,787 である. このデータセットには計 124 名の歩行者が含まれ,服装や荷物のバリエーションは 多様である.計測時期が夏であったため,日傘を差した女 性も多く含まれている.計測範囲はデータセット I と同じ く 50 [m] 以内である.

5.2 基礎評価

データセット1を用いて提案手法の基本的な性能を評価した.5.2.1 全体評価

距離 50 [m] 以内の全サンプルに対する識別性能を評価した. 学習と評価に用いた歩行者および非歩行者のサンプル数は **Table 3**-(a) に示す. 評価結果を **Fig.7** に示す. これは ROC (Reciever operating characteristic) カーブと呼ばれる性能曲



Fig. 7 Recognition performance for overall samples in data set I



Fig. 8 Recognition performance for each feature

線である. グラフの縦軸は検出率を, 横軸は誤検出率を示しており, 性能曲線が左上に位置するほど識別性能が高いことを意味する. 比較のため, Navarro-Scerment らの手法による識別結果も合わせて示す. 誤検出率0.01の点で比べた場合, Navarro-Scerment らの手法よりも提案手法の検出率が約 10%高いことが分かる.

5.2.2 特徵量別評価

提案した特徴量の識別に対する効果を確認するため,特徴量 別の識別性能を評価した. **Fig.8**にその結果を示す. 追加した スライス特徴と反射強度分布は従来手法で提案されていた特徴 量よりも高い識別性能を示している.二次元ヒストグラムによ る歩行者の形状表現はあまり識別性能が高くない. それに比べ て,スライス特徴は小さい次元数で高い性能を実現できている. 特徴量間の識別性能の差は次項のように距離別で評価した場合 でも, Fig.8 の結果とほぼ同じ傾向を示した.

5.2.3 距離別評価

距離ごとの性能を比較するため、データセット I のサンプルを 距離に応じた四つのクラス(10-20 [m]/20-30 [m]/30-40 [m] /40-50 [m])に振り分けた.実験条件は Tabel 3-(b)に示す. 学習と評価には四つのクラス間で同数のサンプルを用意した.距 離別の評価結果を Fig. 9 に示す.全般的に提案手法のほうが識 別性能が高いが、特に 30 [m] 以遠のクラスにおいて識別性能の 差が拡大している.提案した特徴量の追加によって、解像度が 低下する遠方において識別性能の劣化が低減できることが分か



Fig. 9 Results of evaluations at different ranges

Table 4 Condition for evaluation in road environment

Description	Total	N pos.	${\cal N}$ neg.
Training data	$7,\!190$	$3,\!190$	4,000
Evaluating data	78,977	$3,\!190$	75,787



 ${\bf Fig.\,10} \quad {\rm Recognition \ performance \ in \ dynamic \ road \ environments } \\$

る. 従来手法の二次元ヒストグラムによる形状表現はターゲットに含まれる点群の数に応じて識別性能が大きく変化すると予想される.

また、距離による解像度の変化と同様に、ターゲットの身長 による点群密度の変化も認識性能に影響する.つまり、同じ距 離であっても子供に対する認識率は大人に対する認識率よりも 低下する.したがって、提案手法は子供に対する認識性能の劣 化も低減できると考えられる.

5.3 走行環境における評価

データセット II を用いて実際の走行環境における識別性能を 評価した. 学習および評価に用いたサンプル数は Tabel 4 に 示す. ROC カーブによる性能曲線を Fig. 10 に示す. グラフ



(a) Result for a pedestrian crossing the road

(b) Result for an oncoming pedestrian

Fig. 11 Examples of the results of pedestrian recognition in the road environment. For (a) and (b), the upper-left image is the drawn range data as seen from the driver's viewpoint. The white box shows the recognized pedestrian. The lower-left image is the video image obtained at the same time as the range data. The right image is the bird's-eye-view image of the range scan. The boxes with arrow show the recognized pedestrians. The white region corresponds to the camera's field of view and the gray box on the origin represents the experimental vehicle. The interval of the grid line is 10 [m]

の横軸は1フレームあたりの誤検出数を示す. これは走行時に どのくらいの頻度で誤検出が発生するかを表す指標であり,車 載システムの動作性能を評価する場合によく用いられる. Fig.7 と軸が異なるため直接比較できないが,認識性能はほぼ同じで あった. データセット II にはスカート姿の女性や日傘を差す人 など,学習に含まれない評価サンプルも多く含まれているもの の,誤検出頻度が 0.1 個/フレームの点で約 85%の比較的高い 検出率が達成された. 識別結果の例を Fig.11 に示す.

6. まとめと今後の課題

高解像度のレーザレーダで取得した三次元レンジデータ群か ら歩行者を識別する手法を提案した.従来手法に新たな二つの 特徴量を追加することで識別性能の向上を図った.解像度が低 下する遠方において識別性能の劣化を抑えるため,高さ方向の 幅変化によって歩行者の輪郭形状を表現したスライス特徴量と, レンジデータ群の反射強度分布を利用することを提案した.実 データを用いた評価実験により,従来手法に比べて約10ポイ ントの検出率向上を確認した.特に,提案手法は30[m] 以遠の 対象物に対して識別性能の向上幅が大きいことを示した.さら に,特徴量ごとの識別性能を比較し,提案した特徴量の有効性 を示した.

今回の実験は時速 60 [km] までの一般道走行を行った. この 速度域では問題はなかったが,高速走行時にはレーザレーダの 計測周期に対して車両の移動量が大きくなるため計測結果の歪 みが懸念される.走行速度と認識性能の関係性については今後 検証する予定である.

運転支援システムへの利用のためには,特に 30 [m] 以遠の遠 距離領域において更なる性能向上が求められる.システムによっ て要求される性能は異なるが,50 [m] 先で認識率 90%以上,誤 検出率 1%未満が暫定目標である.提案手法では複数の歩行者 が密接している環境では歩行者ごとのクラスタをうまく生成で きないため、クラスタリング処理の改良が必要である.画像認 識における Sliding window の考え方を三次元点群に適用した 探索方法や、反射強度分布を手掛かりとしたクラスタリング手 法の開発が課題として挙げられる.

また,検出精度を高めるために解像度の面で優れる画像セン サとレーザレーダの統合システムを開発したい.そのほかに,オ クルージョンに対してロバスト性の高い特徴量や識別手法の開 発,歩行者以外の交通弱者(自転車やベビーカーを押す人物な ど)の識別も今後の課題である.

参考文献

- M. Buehler, K. Lagnemma and S. Singh: The DARPA Urban Challenge: Autonomous Vehicles in City Traffic. Springer-Verlag, 2010.
- [2] A. Broggi, L. Bombini, S. Cattani, P. Cerri and R. I. Fedriga: "Sensing Requirements for a 13,000 km Intercontinental Autonomous Drive," Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.500–505, 2010.
- [3] 大前学, 菅沼直樹, 清水浩: "レーザーレーダーを用いた自動車のインテ リジェント化と自動運転", レーザー研究, vol.38, no.8, pp.565-570, 2010.
- [4] 水野広,富岡範之,川久保淳史,川崎智哉:"前方障害物検出用ミリ波 レーダ",自動車技術会学術講演会前刷集, no.33-04, pp.5-8, 2004.
- [5] 小川勝, 浅野孔一, 大島繁樹, 原田知育, 山田直之, 渡辺俊明, 西川 訓利: "送受アンテナ切替式電子スキャンミリ波レーダ", 電子情報通 信学会論文誌, vol.J88-A, no.2, pp.237-246, 2005.
- [6] T. Miyasaka, Y. Ohama and Y. Ninomiya: "Ego-Motion Estimation and Moving Object Tracking using Multi-layer LI-DAR," Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.151–156, 2009.
- [7] 宮阪健夫,城殿清澄,内藤貴志: "高解像度レーザレーダを用いた走 行環境における移動物の追跡と識別", ViEW2010 ビジョン技術の実 利用ワークショップ, E-20, pp.205-210, 2010.
- [8] Y. Ohama, A. Takahashi, M. Kokubun and T. Naito: "A Hierarchical Threat Assessment Architecture for Driver Assistance Systems in Urban Areas," Proceedings of 15th World Congress on Intelligent Transport Systems, pp.1–6, 2008.

969

- [9] S. Sato, M. Hashimoto, M. Takita, K. Takagi and T. Ogawa: "Multilayer Lidar-Based Pedestrian Tracking in Urban Environments," Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.849–854, 2010.
- [10] G. Gate, A. Breheret and F. Nashashibi: "Centralized Fusion for Fast People Detection in Dense Environment," Proceedings of 2009 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.76– 81, 2009.
- [11] M. Shinozaki, M. Kusanagi, K. Umeda, G. Godin and M. Rioux: "Correction of color information of a 3D model using a range intensity image," Computer Vision and Image Understanding, vol.113, no.11, pp.1170–1179, 2009.
- [12] D. Williams: Methods of Experimental Physics, Academic Press, vol.13, 1976.
- [13] C. Papageorgiou and T. Poggio: "A trainable system for object detection," Int. J. of Computer Vision, vol.38, no.1, pp.15–33, 2000.
- [14] M. Andriluka, S. Roth and B. Schiele: "People-tracking-bydetection and people-detection-by-tracking," Proceedings of IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1–8, 2008.
- [15] N. Dalal and B. Triggs: "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," Proceedings of IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.886– 893, 2005.
- [16] T. Kobayashi and N. Otsu: "Image Feature Extraction using Gradient Local Auto-Correlations," Proceedings of 10th European Conf. on Computer Vision, Part I. LNCS, vol.5302, pp.346–358, 2008.
- [17] T. Watanabe, S. Ito and K. Yokoi: "Co-occurrence Histograms of Oriented Gradients for Pedestrian Detection," Proceedings of 3rd Pacific Rim Symposium on Advances in Image and Video Technology, pp.37–47, 2009.
- [18] H. Cao, K. Yamaguchi, M. Ohta, T. Naito and Y. Ninomiya: "Feature Interaction Descriptor for Pedestrian Detection," IE-ICE Trans. on Information and Systems, vol.E93.D, pp.2656-



城殿清澄(Kiyosumi Kidono)

1998年大阪大学工学部電子制御機械工学科卒業. 2000年同大学大学院工学研究科電子制御機械工学 専攻修士課程修了.同年株式会社豊田中央研究所入 社.コンピュータビジョン,知能ロボット,レーダ 信号処理の研究に従事.電子情報通信学会,計測自 動制御学会各会員. (日本ロボット学会正会員)



内藤貴志(Takashi Naito)

1987年名古屋大学工学部電子機械工学科卒業.1989 年同大学大学院工学研究科修士課程修了.同年株式 会社豊田中央研究所入社.ロボットおよび自動車へ の画像処理技術応用の研究に従事.電子情報通信学 会会員. (日本ロボット学会正会員) 2659, 2010.

- [19] P. Viola and M. Jones: "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," Proceedings of Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.511–518, 2001.
- [20] P. Felzenszwalb, D. McAllester and D. Ramanan: "A Discriminatively Trained, Multiscale, Deformable Part Model," Proceedings of IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [21] K.O. Arras, O.M. Mozos and W. Burgard: "Using Boosted Features for the Detection of People in 2D Range Data," Proceedings of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.3402– 3407, 2007.
- [22] C. Premebida, O. Ludwig and U. Nunes: "Exploiting LIDARbased Features on Pedestrian Detection in Urban Scenarios," Proceedings of 12th Int. IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp.18–23, 2009.
- [23] L. Spinello, K.O. Arras, R. Triebel and R. Siegwart: "A Layered Approach to People Detection in 3D Range Data," Proceedings of 24th AAAI Conf. on Artificial Intelligence, pp.1625– 1630, 2010.
- [24] L. E. Navarro-Serment, C. Mertz and M. Hebert: "Pedestrian Detection and Tracking Using Three-Dimensional LADAR Data," Int. J. of Robotics Research, vol.29, no.12, pp.1516– 1528, 2010.
- [25] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: Probabilistic Robotics. The MIT Press, 2005.
- [26] Y. Shirai: Three-Dimensional Computer Vision. Springer-Verlag, 1987.
- [27] G. Toussaint: "Solving geometric problems with the rotating calipers," Proceedings of the IEEE MELECON, A10.02/1.4, 1983.
- [28] A. Carballo, A. Ohya and S. Yuta: "Reliable People Detection Using Range and Intensity Data from Multiple Layers of Laser Range Finders on a Mobile Robot," Int. J. of Social Robotics, vol.3, no.2, pp.167–186, 2011.



渡邉章弘(Akihiro Watanabe)

1989年京都大学工学部電子工学科卒業.1991年同 大学大学院工学研究科電子工学専攻修士課程修了. 同年株式会社豊田中央研究所入社.車載用画像処理 の研究に従事.情報処理学会会員.



三浦 純 (Jun Miura)

1984 年東京大学工学部機械工学科卒業.1989 年同 大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修 了,工学博士.同年大阪大学助手.同大学大学院工 学研究科機械工学専攻助教授を経て,2007 年豊橋技 術科学大学情報工学系教授.知能ロボット,人工知 能.コンピュータビジョンの研究に従事.1994 年~

1995 年 CMU 客員研究員. 1997 年ロボット学会論文賞受賞. 人工知 能学会,電子情報通信学会,情報処理学会,システム制御情報学会, 日本機械学会,IEEE, AAAI 各会員. (日本ロボット学会正会員)