# 特集 レーザレーダによる歩行者認識技術\*

# Pedestrian Recognition Using On-vehicle LIDAR

高木聖和

安藤 忍

橋本雅文

Kiyokazu TAKAGI

Shinobu ANDO

Masafumi HASHIMOTO

In this paper, we demonstrate a pedestrian recognition algorithm using on-vehicle LIDAR. It is important to protect pedestrians from car accidents in congested intersections and on community roads. To realize pedestrian safety, it is necessary to quickly and accurately recognize where pedestrians are and where they will go, and to pass such useful information from sensors to the driver or vehicle control systems. We developed a pedestrian recognition algorithm using LIDAR only as a forward object detection sensor with compensation for ego-vehicle motion, and demonstrated the results of our evaluations in intersections and on community roads.

Key words: Sensor, Radar, Laser radar, LIDAR, Pedestrian recognition

### 1. はじめに

歩行者検知は、交差点や生活道路での歩行者の存在をドライバに報知することで、車両対歩行者の事故を低減するために必要な技術である。また、事故発生時の歩行者保護のためのシステム駆動するためにも事前に歩行者の存在を把握しておくことは重要である。歩行者検知は、多くの物体が存在する複雑な環境下で歩行者を識別する必要があり、ACC(Adaptive Cruise Control)と比較して、応答性、精度を格段に向上させる必要がある。また、移動物・停止物の判断だけでは不十分であり、物体を識別しなければならない。

デンソーは1997年以来,ACC用にレーザレーダを開発し、自動車メーカへ提供してきた。デンソーのレーザレーダはレーザ光を 2 次元走査することによって、物体の上下方向の位置、大きさを判断できる。この特徴を生かしたクラスタリングロジックを構成し、物体形状から歩行者の特徴を有するセグメントを形成する。そのセグメントに対し、オブジェクトのトラッキングを実現する。オブジェクトと観測したセグメントとの対応付けにはAuctionアルゴリズムを適用し、もっとも確からしい組み合わせを選択する。対応付けの後、カルマンフィルタを使いトラッキングを実現する。

以上の枠組みに基づく歩行者検知アルゴリズムを開発したので報告する。今回は、2輪車モデルを使い、低速度域まで精度良く車両の動きをトラッキングし、地上固定座標系に投影したデータに対し、占有グリッド法によって移動物・停止物を判断後、移動物と判断したデータに対してのみ上記アルゴリズムを適用する。その結果、混雑した環境下での歩行者の動きを正確にトラッキングし、歩行者保護システムへの適用可

能性を示すことができた.

#### 2. センサ概要

デンソー製レーザレーダは、出射レーザ光を回転する6面ポリゴンミラーで走査し、レーザ光の2次元走査を実現している。量産品は6面のうち3面を使用して必要な上下検知角を実現しているが、歩行者という特定の対象を検出するため、上下方向により広い検知範囲を確保するため、6面すべてを使用した。これによって上下の検知角が量産比のほぼ倍となり、Fig. 1に示すような検知範囲を設定することとした。

なお、その他の仕様は、左右の検知角は±18°、分解能は0.08°、検出周期は100msと量産品相当を実現しており、左右方向は画像センサ並みの解像度を有している。

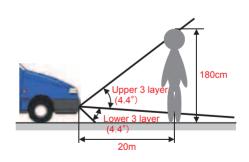


Fig. 1 Detection angle (elevation)

<sup>\* (</sup>社) 自動車技術会の了解を得て、「2006年春季大会学術講演会前刷集 | No.42-06, 201より転載



Fig. 2 Situation of pedestrian detection

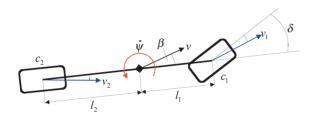


Fig. 3 Bicycle model

このセンサによる歩行者を検出している状況をFig. 2 に示す。6 ライン×451ビームの高分解能レーザレーダなので、歩行者の動きを画像のように比較的正確に検出していることが分かる。

#### 3. アルゴリズム概要

#### 3.1 移動物体の検出

まず、車両のヨーレート、車速、操舵角などを用いて、エゴモーションを計算する。エゴモーションの演算にはFig. 3に示すように、簡易2輪モデルを使用する。この2輪モデルで算出したヨーレート、スリップ角を、カルマンフィルタを使用してトラッキングする。

$$m \cdot v \cdot (\dot{\psi} + \dot{\beta}) = C_1 \left(\delta - \beta \frac{\dot{\psi} \cdot l_1}{v}\right) + C_2 \left(-\beta + \frac{\dot{\psi} \cdot l_2}{v}\right) \tag{1}$$

$$J \cdot \dot{\psi} = C_1 \cdot l_1 \left( \delta - \beta \frac{\dot{\psi} \cdot l_1}{v} \right) - C_2 \cdot l_2 \left( -\beta + \frac{\dot{\psi} \cdot l_2}{v} \right) \tag{2}$$

次に、Fig. 4に示すように、レーザレーダで測距したデータを、地上固定座標系上の占有グリッドマップへエゴモーションを使用して展開する。停止物は常に同じグリッドを占めるため、同一グリッドを占めるデータを停止物として排除する。残ったデータに対し、歩行者の特徴に準じたクラスタリング手法によってセ

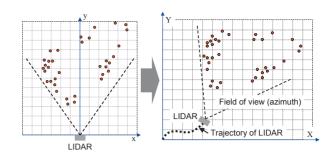


Fig. 4 LIDAR and object data on the occupancy grid map

グメントを生成する. 今回は, 歩行者としてセグメント 化されたデータ以外はトラッキング対象から除外する.

そして、近接するデータは同一対象を捉えたデータであるとしてセグメントを生成する。デンソーのレーザレーダは2次元走査しているため、立体物を上下の複数面で検出できる。このレーザレーダによる歩行者の検出結果は、Fig. 5に示すように、レーザレーダの測距精度の影響から直径約1mの円内に分布する。したがって、円内に分布するデータをひとつの塊としてクラスタリングし、歩行者を抽出する。車両は大きな塊になるため、歩行者とは容易に区別できる。

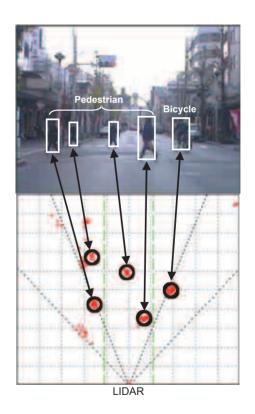


Fig. 5 Basic idea of clustering: the size of pedestrian and bicycle is within the 1m in the circular pattern.

#### 3.2 移動物体のトラッキング<sup>2)</sup>

歩行者セグメントに対し、カルマンフィルタを使い 位置を予測する。歩行者の動きは車両の動きに比べて 低速であり、トラッキング途中での歩行者の動きの加 減速度は小さいと考え、歩行者の運動モデルは等速運 動モデルとする。

$$\mathbf{x}_{k} = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}\Delta\mathbf{x}_{k-1} \tag{3}$$

ここで、 $\mathbf{x} = (x, \dot{x}, y, \dot{y})$  である。 $\Delta \mathbf{x} = (\Delta \ddot{x}, \Delta \ddot{y})^T$  は分散値 Q,平均値ゼロで正規分布する加速度ベクトルである。観測方程式を次に示す。

$$\mathbf{z}_{k} = \mathbf{H}_{k} \mathbf{x}_{k} + \mathbf{L}_{k} \mathbf{p}_{k} + \Delta \mathbf{z}_{k} \tag{4}$$

ここで、 $\mathbf{z} = (z_x, z_y)^T$ である。 $\Delta \mathbf{z}$  は分散値 R 、平均値 ゼロで正規分布する観測誤差である。

(3)式によって移動物の位置,速度が算出され,誤差の共分散値が次式で求められる.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1} 
\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}_{k-1}\mathbf{G}^T$$
(5)

Fig. 6のように,推定範囲はオブジェクトの予測位置の周りに設定される. 観測値と予測値は確率的に対応付ける. (5)式の予測値の観測値による補正は(6)式で計算される.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k} = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_{k} [\mathbf{z}_{k} - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}] 
\mathbf{P}_{k} = \mathbf{P}_{k/k-1} - \mathbf{K}_{k} \mathbf{H} \mathbf{P}_{k/k-1}$$
(6)

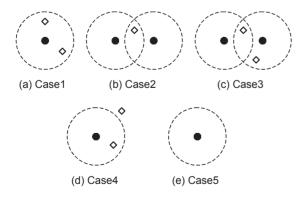


Fig. 6 Tracking condition: the symbols of closed circle and open diamond mean the tracked object and the measurement, respectively. The circle drawn by broken line is the validation region.

Fig. 6(a)から(c)に示すように、複雑な環境下では、複数の観測値が一つの推定領域内に存在する場合や、複数のトラッキングオブジェクトが一つの観測値に対応する場合がある。このような場合でも信頼性の高いオブジェクトと観測値の対応付けを実現するために、尤度関数に基づくAuctionアルゴリズムを適用する。

推定領域の一部が重なっているオブジェクトの数をN,推定領域内にある観測値の数をMとする。そして,(7)式に示すように,観測値mとオブジェクトnが対応付けられた場合  $a_{mm}$ =1とし,それ以外のm=1 からmまで,m=1からm1とでで m2のとなるような 2 値の割り当て変数を定義する。

$$\sum_{m=1}^{M+N} a_{nm} = 1 \quad \text{for} \quad n = 1, \dots, N, N+1, \dots, N+M$$

$$\sum_{m=1}^{N+M} a_{nm} = 1 \quad \text{for} \quad m = 1, \dots, M, M+1, \dots, M+N$$
(7)

ここで、 $n \ge N+1$  かつ  $m \le M$  の場合は、観測値が新規物体であるか外乱であることを表し、  $n \le N$  かつ  $m \ge M+1$  の場合は、対応するオブジェクトが存在しないことを表す。  $n \ge N+1$  かつ  $m \ge M+1$  は、便宜上設定した値である。

k 番目の走査における割り当て変数と観測値の組は、それぞれ  $a = \{a_{mm}: n, m=1, ..., N+M\}, Z_k = \{Z_{m,k}\}_{m=1}^{M}$ のように表すことができる。観測値とオブジェクトの対応付けは、最適な割り当て  $a^*$  を見つけることであり、観測値  $Z_k$ による尤度関数  $p[Z_k|a]$ を(7)式の条件下で最大化することである。このことは、以下のような標準的な最小化問題に置き換えることができる。

$$a^* = \arg \min_{a} \sum_{n=1}^{N+M} \sum_{m=1}^{M+N} a_{nm} c_{nm}$$
 (8)

コスト関数 $c_m$ は次式で与えられる.

$$c_{nm} = \begin{cases} \ln[\lambda_D V_{VG} L_{nm,k|k-1}] & \text{for } n \leq N, \ m \leq M \\ \ln[1 - \lambda_D] & \text{for } n \leq N, \ m \geq M+1 \\ 0 & \text{for } n \geq N+1 \end{cases}$$
(9)

ここで、 $\lambda_D$ はオブジェクトの検出確率、 $V_{VG}$ は推定領域である。 $L_{mm}$ は観測値 m がオブジェクト n と対応するとしたときの尤度関数である。

実環境では、複数の移動物の位置関係に依存して、 遮蔽、結合、分裂が頻繁に発生する。そのような状態 への対応として、ルールベースのトラッキング管理を 導入した。遮蔽や結合が発生した場合、カルマンフィ ルタの予測値に基づく外挿を行う。分裂が発生した場 合は、しばらく外挿した後、トラッキングを終了する。

#### 4. 評価と考察

混雑した環境下で評価した結果をFigs. 7-8に示す. Fig. 7は自車両が低速で動いている場合であり、Fig. 8は交差点で停止した場合である。ともに、歩行者の動きを精度よくトラッキングできていることが分かる。また、レーザレーダで検出した歩行者の特徴(大きさ、形状)に基づくクラスタリングおよび占有グリッドマップによって停止物体を排除した結果、他物体との識別に成功し、複雑な環境下でも移動する歩行者を正確に検出している。検出した結果とトラッキングしているオブジェクトとの対応付けにおいて、尤度関数に基づくAuctionアルゴリズムを使うことで、アソシエーションの誤りを低減でき、カルマンフィルタとの組み合わせによって、歩行者が交差し、遮蔽が発生した場合でも動きを正確にトラッキングできていることが分かる。

またFig. 8に示すように、レーザレーダで検出している大きさが歩行者サイズであるため、自転車が認識対象となっている。自転車のように比較的速度が大きな物体は、直線的に動いている場合は歩行者用のパラメータでもトラッキングできるが、横方向の動きが生じた途端、トラッキングの途中で認識が途切れてしま

Trajectory of pedestrian

Trajectory of pedestrian

Stationary object

Trajectory of ego-vehicle

Distance of x axis (m)

80

Fig. 7 Tracking result (1): the ego-vehicle was moving in the low speed range.

う. これは, 主にカルマンフィルタが等速度モデルを 使用しているため, 加速度運動に追従できないためと 考えられる.

#### 5. おわりに

今回は、エゴモーションを算出する方法として簡易 2 輪モデルを使用した.しかし、この 2 輪モデルは極低速の大きな操舵角領域で車両スリップ角とコーナリングフォースとの関係が非線形になると言う問題があり、停止直前のような極低速域ではスリップ角が発散する場合があり十分な精度がでない.今回は低速域でスリップ角に制限を設けることで、発散を防止したが、交差点を曲がるときのように大きく旋回する場合は、エゴモーション誤差が認識誤差の要因となっている.操舵角が小さい領域では良い性能が得られているので、今後は交差点付近における認識性能を高めるよう、車両運動を予測するモデルを組み込み、精度を向上させる予定である.

また,自転車のように歩行者と同じようなサイズを 持ちながら,動きが異なる対象物を区別するアルゴリ ズムの開発も必要である.

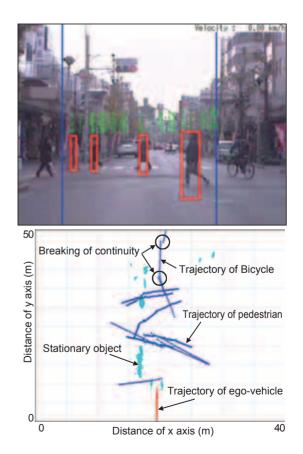


Fig. 8 Tracking result (2): the ego-vehicle stopped at the cross section.

## <参考文献>

- 1) Y. Teguri: Laser Sensor for Low-Speed Cruise Control, Proc. of SAE Convergence 2004, CD-ROM (2004).
- M. Hashimoto et. al: Multi-Moving Target Detection and Tracking with Onboard Laser Range Sensor for Mobile Robot Navigation, Proc. of ISMCR 2005, CD-ROM (2005).
- 3) M. Hashimoto et. al: Multi-Moving Target Tracking with Onboard Laser Range Sensor, Proc. of the 2005

橋本 雅文

- JSME Conference on Robotics and Mechatronics, 2005, 1P1-N-080 (2005).
- 4) M. Hashimoto et. al: A Method for Multi-Moving Target Detection and Tracking with 2D Laser Range Sensor, Trans. of the JSME, Vol.70, No.696 (2004), pp. 2344-2351.
- 5) S. Blackman, R. Popoli: Design and Analysis of Modern Tracking Systems, Boston, Artech House (1999), p. 1230.

### WWW.WWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWWW

# <著 者>



高木 聖和 (たかぎ きよかず) システム開発部 レーザレーダを使用した車両周辺 認識アルゴリズム開発に従事



安藤 忍 (あんどう しのぶ) エヌ・ティ・ティ・システム開発(株) システム部 レーザレーダの信号処理プログラム の開発に従事



(はしもと まさふみ) 同志社大学工学部 情報システムデザイン学科教授 工学博士 移動ロボットやビークルのセンシ ング・制御・安全システムの研究 に従事