

車両周辺環境に応じたカメラとLiDARによる 歩行者検出の統合に関する初期検討

久徳 遙矢[†] 川西 康友[†] 出口 大輔^{††}
井手 一郎[†] 加藤 一樹^{†††} 村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学大学院情報学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町
^{††} 名古屋大学情報連携統括本部情報戦略室 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町
^{†††} 株式会社デンソー 〒448-8661 愛知県刈谷市昭和町 1-1
E-mail: †kyutoku@murase.is.i.nagoya-u.ac.jp

あらまし 車載センサを用いた歩行者検出結果は、実環境において、依然として検出精度に改善の余地がある。そこで我々は、未検出や誤検出が存在する可能性を、検出器から見たその環境に対する「信頼度」として推定するシステムを提案してきた。この信頼度を用いることで、各センサの得手・不得手を補った統合検出結果を得ることができると考えられる。本稿では、各センサにおける入力データから環境を表現する特徴を抽出し、各センサの検出しきい値を出力する複数センサ情報統合器の構築手法について初期検討した結果について報告する。

キーワード 歩行者検出, センサフュージョン, カメラ, LiDAR, 信頼度推定, ITS

A Preliminary Study on Integrating Camera and LiDAR Pedestrian Detections Adaptive to Surrounding Environmental Conditions

Haruya KYUTOKU[†], Yasutomo KAWANISHI[†], Daisuke DEGUCHI^{††},
Ichiro IDE[†], Kazuki KATO^{†††}, and Hiroshi MURASE[†]

[†] Graduate School of Informatics, Nagoya University,
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan
^{††} Information Strategy Office, Nagoya University,
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan
^{†††} DENSO CORPORATION, 1-1, Showa-cho, Kariya-shi, Aichi, 448-8661 Japan
E-mail: †kyutoku@murase.is.i.nagoya-u.ac.jp

Abstract Results of pedestrian detectors from in-vehicle sensors still have room for improvement in real environments. Therefore, we have proposed estimation systems on the reliability (e.g., probability of oversight and misdetection) of pedestrian detection adaptive to surrounding environmental conditions. We expect to obtain integrated detection results that compensate for the strong and weak points of each sensor by referring to such reliabilities. This report presents a preliminary study on the construction method of the integrated detector referring to the reliabilities adaptive to surrounding environmental conditions.

Key words Pedestrian detection, Sensor fusion, Camera, LiDAR, Estimation of reliability, ITS

1. はじめに

近年、自動車の運転者支援技術や自動運転技術の開発が盛んであり、大いに注目されている。このような情勢の中、車両走行時の周辺環境認識技術は、それらの技術に関する要素技術と

して非常に重要である。特に歩行者検出技術は、その誤りが人身事故の発生に直結するため、非常に高い精度が必要となる。歩行者検出技術は、古くから監視カメラや車載カメラを対象として非常に盛んに研究されてきており、高精度な手法が多く確立されている [1], [2]。また近年、3次元点群情報を取得するセ



(a) 白飛び



(b) 黒潰れ

図1 カメラにおける歩行者検出が困難なシーンの例

ンサである LiDAR を車両に搭載し、点群情報から歩行者を検出する技術の研究も盛んに行なわれている [3]~[7]。しかし実環境において、いずれのセンサを用いた歩行者検出技術も、依然として検出精度に改善の余地がある。そのため、運転者支援技術や自動運転技術において、検出結果を完全に信頼して走行した場合、事故に繋がる可能性がある。このことから、単に歩行者の有無に関する情報だけでなく、その情報がどの程度信頼できるかを把握する必要がある。すなわち、歩行者検出器がどの程度正しく動作する状況であるかを考慮して出力結果を利用する必要がある。例えば、あるセンサによる検出結果は信頼できないが、他のセンサによる検出結果は信頼できるという状況において、信頼度が高い結果を優先的に利用するといった統合により、信頼度低下を補った最終的な検出結果を得ることができる。

歩行者検出器の誤りとしては、歩行者の見落とし（未検出）および非歩行者の検出（誤検出）が挙げられる。カメラを用いた歩行者検出器の信頼度が低下すると考えられるシーンの例を図1に示す。図1(a)は、レンズフレアによる白飛びが生じている例である。このシーンでは左前方に2人の歩行者が存在しているが、歩行者検出器による検出は困難である。一方図1(b)は、黒潰れが生じている例である。このシーンでは右前方に2人の道路を横断しようとする歩行者が存在しているが、同様に歩行者検出器による検出は困難である。このように、歩行者検出器の性能が向上したとしても、誤りの回避が困難である状況が存在する。この情報のみを用いて自動運転車を制御した場合、歩行者の存在を考慮した走行を行なうことができない。しかしこの情報の信頼度を加味し、信頼度の低い「歩行者は存在しない」を出力することで、「実際には存在する可能性がある」と判断して安全な速度まで減速する、といった制御が可能となる。また、自動運転などにおける走行経路算出においても、「存在する」という情報の信頼度に応じて歩行者に対する回避量を効率よく算出できると考えられる [8], [9]。そのため、歩行者検出結果に加えて、入力データの取得環境における歩行者検出器の信頼度を併せて考慮する必要がある。

同様に、LiDARを用いた歩行者検出器を用いた際に誤りが生じやすいと考えられるシーンの例を図2に示す。図2(a)は全景であり、図2(b)はその右前方を、図2(c)は同左前方を拡大したものである。図2(b)では、歩行者が壁の前に存在している。そのため、点群上で壁と一体化しやすく、歩行者検出器は

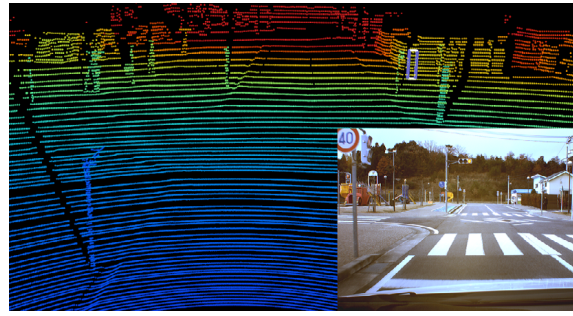
この歩行者を見落としやすいと考えられる。一方、図2(c)の領域には棒状の構造物が多く存在している。これらの構造物は歩行者と形状が類似しているため、歩行者検出器はそれらを誤って検出する可能性が高いと考えられる。以上のように、カメラにおける例と同様、LiDARを用いた歩行者検出についても入力データの取得環境における歩行者検出器の信頼度を考慮する必要がある。

以上のような信頼度が低下する環境を考慮した検出結果の統合のため、我々はこれまでに各検出器の信頼度の定義、およびその推定手法について提案してきた [10]~[13]。本報告では、それらを用いた各検出器の統合方法について初期的な検討を加える。以降、まず2.で全体の流れ、および信頼度付き歩行者検出の流れと信頼度の定義について述べる。そして3.でそれらを踏まえた統合による歩行者検出手法について述べ、4.で評価実験および考察について述べる。最後に5.で本報告をまとめる。

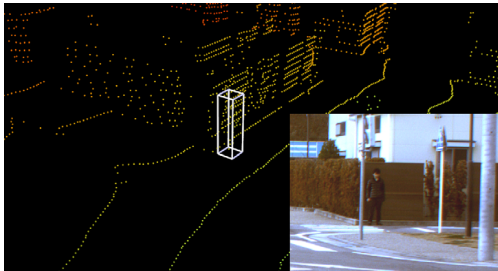
2. 信頼度を用いた複数センサ情報の統合

1.で述べたように、本研究では各センサによる歩行者検出器の出力に対して車両周辺環境の違いに応じた信頼度を推定し、歩行者検出器の出力とは独立の情報を付与する。全体の処理手順を図3に示す。図中の各センサにおける左側が通常の歩行者検出手順である。通常の歩行者検出ではセンサデータを入力することで、検出結果に対する尤度を出力する。本研究ではこれに加え、各センサにおける右側の手順のように、信頼度推定器を用いて入力データの車両周辺環境に応じた検出器の信頼度を推定する。そしてこれらを併せ持つ検出結果を各センサそれぞれから得る。最後に、それぞれのセンサを用いた検出器が出力する歩行者に対する尤度および信頼度推定器が出力する入力データに対する検出器の信頼度を統合した統合歩行者検出結果を得る。ここで、歩行者検出におけるセンサ情報の統合には、入力データをそのまま統合するもの、それぞれから抽出した特徴を統合するもの、各検出結果を統合するものがある。提案手法における統合の枠組みは検出結果の統合に相当し、入力データや特徴を統合する手法はそれ自身を1つの検出手法とし、図3内のカメラやLiDARに対する検出手法と同等に扱うことで、本枠組みに組み込むことができる。

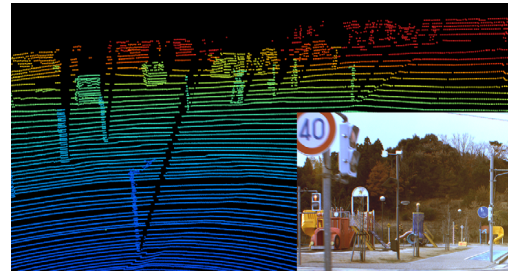
以降、2.1で各センサにおいて行なう信頼度付き歩行者検出について、2.2で信頼度の定義について述べる。



(a) 全景



(b) 見落としが生じやすい例



(c) 誤検出が生じやすい例

図 2 LiDAR における歩行者検出が困難なシーンの例

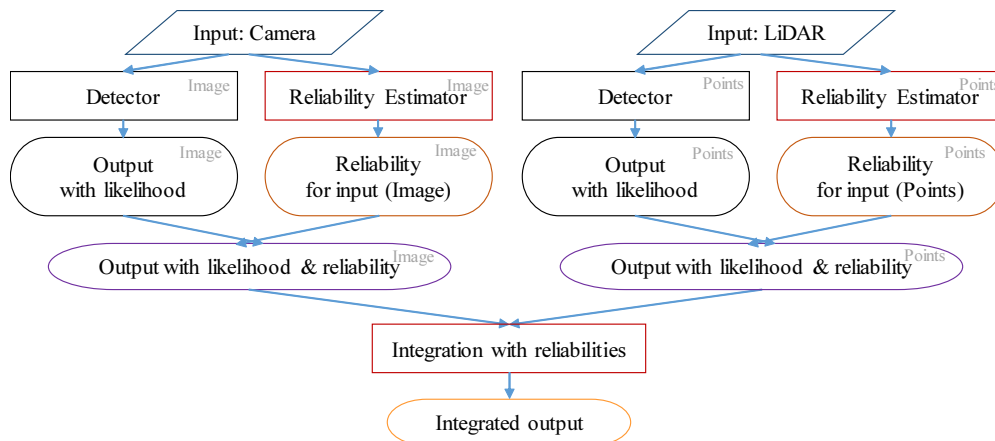


図 3 信頼度を用いた複数センサ情報の統合手順

2.1 信頼度付き歩行者検出

本節では、本研究で想定する信頼度付き歩行者検出の概要について述べる [10]~[13]. 信頼度付き歩行者検出は、学習段階と推定段階からなる。

学習段階では、まず信頼度推定対象とする検出器を用い、入力データおよびそのアノテーション情報から 2.2 で述べる信頼度の真値を得る。そして、入力データから直接信頼度を算出する信頼度推定器を構築する。続いて推定段階では、通常の歩行者検出手順と同様に、未知の入力データから歩行者検出結果を得る。さらに、学習段階で構築した信頼度推定器を用い、入力データに応じた検出器の信頼度を得る。最後にこれらを組み合わせ、信頼度付き歩行者検出結果として出力する。

2.2 信頼度の定義

本節では、本研究で用いる車両周辺環境の違いに応じた歩行者検出器の信頼度の定義について述べる [10]~[13].

歩行者検出器による検出結果における誤りとしては、歩行者

の見落としと、非歩行者の検出の 2 種類がある。そのため、信頼度として未検出に関するもの、および誤検出に関するものの 2 つが考えられる。正検出に関する信頼度は、検出していない結果への信頼度、すなわち未検出が存在し得る程度を示すものである。一方、誤検出に関する信頼度は、検出した結果への信頼度、すなわち検出結果が真に検出対象である程度を示すものである。

以降、信頼度として用いる指標について述べる [10]~[13].

2.2.1 未検出に関する信頼度

未検出に関する信頼度として、未検出が発生するしきい値を用いる。一般的な検出器における検出しきい値 t を変化させた際の正検出数 $N_{FN}(t)$ の例を図 4(a) に示す。図のように、一般的に検出器は、しきい値が低い (緩い) ほど正検出が多くなり、高い (厳しい) ほど正検出が少なくなる。しきい値が低いほど誤検出も多くなるため、未検出が発生するしきい値は高いほど良いと言える。そこで、次式で表される未検出数を最小とする

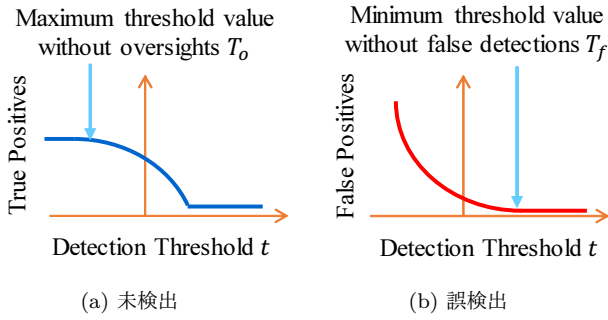


図 4 信頼度を表す指標

最大の検出しきい値を未検出に関する信頼度として用いる。

$$T_o = \max\{\arg \min_t N_{FN}(t)\} \quad (1)$$

ここで、 t は検出結果の尤度に対する検出しきい値であり、 $N_{FN}(t)$ はそのしきい値における未検出数である。

2.2.2 誤検出に関する信頼度

誤検出に関する信頼度として、誤検出が発生するしきい値を用いる。一般的な検出器における検出しきい値 t を変化した際の誤検出数 $N_{FP}(t)$ の例を図 4(b) に示す。2.2.1 で述べたように、検出器はしきい値が高い（厳しい）ほど誤検出が少なくなり、低い（緩い）ほど誤検出が多くなる。しきい値が高いほど未検出も多くなるため、誤検出が発生するしきい値は低いほど良いと言える。そこで、次式で表される誤検出数を最小とする最小のしきい値を誤検出に関する信頼度のために利用する。

$$T_f = \min\{\arg \min_t N_{FP}(t)\} \quad (2)$$

ここで、 t は検出結果の尤度に対するしきい値であり、 $N_{FP}(t)$ はそのしきい値における誤検出数である。

3. 複数センサ情報統合器の構築

本研究では、各センサによる歩行者検出器の出力に対する車両周辺環境の違いに応じた信頼度を用いた統合歩行者検出を行なう。その際、2.2 で述べたように、各フレームにおいて未検出もしくは誤検出を最小とするしきい値を利用して信頼度を定義した。そのため、信頼度推定器の出力を利用し、各検出器の出力に対するしきい値をフレーム毎に動的に設定した検出を行なうことで、車両周辺環境の違いに応じた検出結果を得ることができる。そして、それらの検出結果を統合することで、入力シーンに対する各センサ・検出器の得手不得手を考慮した統合検出結果を得ることができる。

ここでは、信頼度推定器の構築 [10], [12], [13] に用いる各センサの特徴を連結して入力し、各センサ毎の検出しきい値を出力する統合器を MLP (Multilayer perceptron) を用いて構築する。最終的に、統合器から出力されたそれぞれの値を用いてカメラおよび LiDAR 用検出器の出力尤度をしきい値処理し、一方がしきい値以上であれば統合結果を「検出」とした。以降、カメラ画像、LiDAR 点群からそれぞれ抽出する特徴について述べる。

3.1 カメラ画像特徴

カメラにおける歩行者の未検出や誤検出は、車両周辺の構造や光源、不適切なカメラパラメータなど、様々な要因により発生する。例えば図 1 のように白飛びや黒潰れが発生した場合、大きく精度が低下する。このような状況を表現するため、画像全体の輝度特徴を用いる [10]。また、画像中のエッジ情報は、白飛びや黒潰れによる情報損失に加え、誤検出に影響する画像の複雑度を表現できると考えられる。そこで、画像全体の輝度特徴に加え、画像中のエッジ情報を大まかに表現する特徴を用いる。以降、それぞれの特徴について詳細を述べる。

画像全体の輝度特徴

画像の輝度の平均、中央値、分散、最小値、最大値、Michelson コントラスト、飽和画素の割合 [10]。

画像中のエッジ情報

入力画像の各画素における輝度値の微分値の絶対値を算出し、ブロック毎に算出したヒストグラムを連結したベクトルを用いる。微分値は水平方向および垂直方向の Sobel フィルタを用いて算出し、それぞれに対し上述の処理によって 2 つの特徴ベクトルを算出する。

さらに、強いエッジ画素における勾配方向の、ブロック毎に算出したヒストグラムを連結したベクトルを用いる。なお、強いエッジ画素は Canny エッジ検出器を用いて算出する。

3.2 LiDAR 点群特徴

点群を対象とした多くの歩行者検出器は、事前処理として点群のクラスタリングを行ない、得られた各クラスタが歩行者か否かを判定する。そこで、本研究においても事前処理として点群のクラスタリングを行なう。そして得られた各クラスタに基づき、車両周辺環境を大まかに表現するための「全体特徴」と、誤りを引き起こしやすい物体の存在を表現するための「歩行者、人工物特徴」の 2 種類を抽出し、それらを結合した合計 291 次元のベクトルを用いる [12], [13]。以降、「全体特徴」と「歩行者、人工物特徴」について簡潔に述べる。なお、 X, Y, Z 軸をそれぞれ自車を基準とした水平方向、奥行き方向、高さ方向として表現する。

• 全体特徴

車両周辺環境全体を表現するため、以下の特徴を結合した合計 118 次元ベクトルの特徴を抽出する。

3 次元共分散行列

各クラスタの重心点群の 3 次元共分散行列。

3 次元慣性モーメント

各クラスタの重心点群の 3 次元慣性モーメント。

クラスタまでの距離

各クラスタの重心までの距離群の平均、中央値、標準偏差、ヒストグラム。

点数

各クラスタの点数の平均、中央値、標準偏差。

• 歩行者、人工物特徴

車両周辺環境に存在する物体の歩行者らしさや人工物らしさ

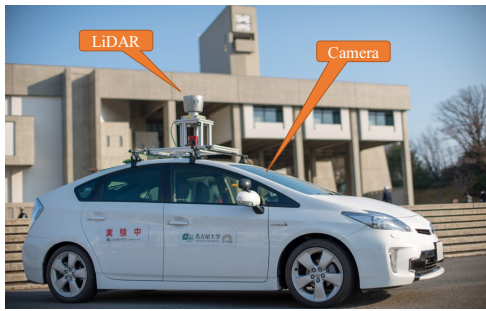


図5 実験車両

を表現するため、以下の特徴を結合した合計 173 次元ベクトルの特徴を抽出する。

長身物体

細長い形状を持つクラスタ、すなわち X および Y 方向に比べて Z 方向の長さが大きいクラスタの割合。加えて、 XY 平面上に投影した各クラスタの点群の面積の平均、中央値、標準偏差。

高さ

各クラスタ内の点群の Z 座標値の最大値、最小値、重心、高さそれぞれに対する平均、中央値、標準偏差、ヒストグラム。

反射強度

各クラスタ内の点群の反射強度の最大値、最小値、重心、高さそれぞれに対する平均、中央値、標準偏差、ヒストグラム。

平面度

各クラスタが持つ平面上の点数の割合。

直線度

各クラスタから抽出した直線の最大長のヒストグラム。

4. 評価実験

本節では、3. で述べた複数センサ情報統合器の評価を行なった結果について述べる。

4.1 実験条件

評価用データの取得には、カメラとして Point Grey Research Grasshopper3 GS3-U3-28S4C-C、LiDAR として Velodyne HDL-64e を図 5 の位置に設置した車両を用いた。日中の市街地を様々な日時に本車両で走行して各センサデータを同時にそれぞれ 46 系列ずつ取得し、評価用データセットとして用いた。含まれるフレーム数はそれぞれのセンサについて 5,105 である。

また、統合検出精度の算出のため、各センサにおいて同一位置に存在する物体か否かを自動的に判定し、同一の対象に対する検出結果の複数計上を避けた。なお、本実験で用いた LiDAR は車両の全方位を計測しているが、検出対象範囲および複数センサ情報統合器用特徴抽出範囲をカメラの画角に限定した。以上の条件により、46 系列に含まれる検出対象である歩行者を含むフレーム数は 1,873 であり、述べ 3,238 人が検出対象であった。

なお本実験では、カメラについて 41×100 画素以上の遮蔽を

含まない歩行者を検出対象とし、人手でアノテーションを与えた。同様に LiDAR について、センサから 40 m 以内に存在する遮蔽を含まない歩行者を検出対象とし、人手でアノテーションを与えた。

さらに、カメラを用いた際の同一シーンにおける白飛びや黒潰れを擬似的に表現するため、取得した系列それぞれに対し、輝度の上限あるいは下限のある割合まで線形に引き伸ばして飽和させた系列を、変化量 $-100\% \sim +100\%$ まで 20% 刻みで用意して学習および評価に用いた。

カメラに対する歩行者検出器として、あらかじめ INRIA Person Dataset [14] を用いて学習した Aggregate Channel Feature (ACF) 特徴による検出器 [15] を用いた。また LiDAR に対する歩行者検出器として、各クラスタ内の点群の位置および反射強度に基づく特徴を抽出して判別する検出器 [11]~[13] を用いた。

各データに対しこれらの歩行者検出器を適用し、未検出・誤検出の発生するしきい値 T_o , T_f を算出した。本実験では 3. で述べた手法評価の初期検討として、カメラおよび LiDAR におけるそれぞれの T_f を目標変数とした 2 変数出力の複数センサ情報統合器を構築し、その出力を用いた検出精度を評価した。なお、LiDAR における歩行者検出器や複数センサ情報統合器の構築および評価は、ある 1 系列を評価用とし、その他を学習用とする leave one out 交差検証を用いて行なった。

4.2 実験結果

本実験による検出結果の Precision-Recall グラフを図 6 に示す。カメラおよび LiDAR の検出精度はそれぞれ、全フレームにおいて固定の検出しきい値を用いた際の Precision-Recall 曲線である。また、それぞれの信頼度（真値）を用いた検出精度は、各フレームにおいて検出結果から算出した T_o もしくは T_f を動的に検出しきい値として用いた際の検出精度である。なお、検出対象となる歩行者が含まれないフレームでは見落としが発生せず、 T_o を算出できないため、それらのフレームは前後の歩行者を含むフレームから Nearest neighbor で補間して用いた。

図 6 の誤検出に関する信頼度（推定値）を用いた統合精度から、動的にしきい値を決定する統合により、各センサの検出精度を上回る検出精度が得られることを確認した。しかし、 T_f を目標変数とした複数センサ情報統合器を構築したにも関わらず、未検出に関する信頼度（真値）を用いた統合精度、すなわち T_o をしきい値として用いた際の検出精度に近い精度となった。このことから、統合に用いる特徴や回帰器の設計に改良の余地があると考えられる。また 2.2 で述べたように、一般的に未検出および誤検出はトレードオフの関係にある。そのため、得たい精度に応じた目標変数の設定およびその際の評価が必要である。

5. むすび

本報告では、車両周辺環境の違いに応じた複数センサ情報の統合手法に関して初期的検討を加えた。まず、信頼度を用いた複数センサ情報の統合の枠組みについて提案した。このとき、未検出に関する信頼度、すなわち未検出の有無に関する信頼度

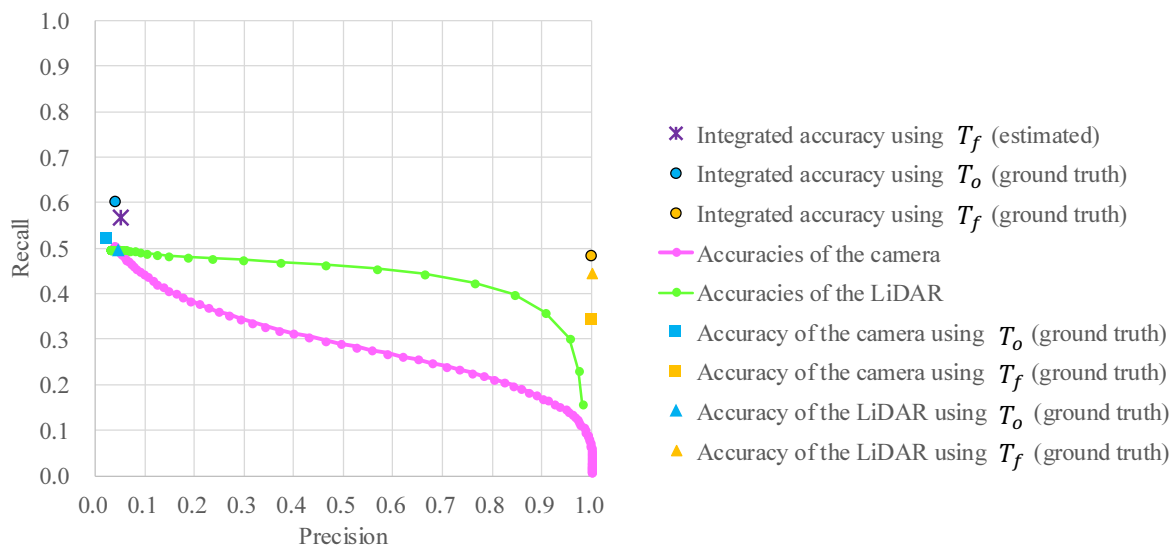


図6 検出精度

について未検出が生じるしきい値を、誤検出に関する信頼度、すなわち誤検出の有無に関する信頼度について誤検出が生じるしきい値を用いた。この信頼度の定義および統合の枠組みは、センサや検出器に依存しない一般的な手法である。そして、カメラおよびLiDARデータから抽出した特徴からMLPを用いて各検出器の検出しきい値を出力する複数センサ情報統合器を提案した。カメラにおける特徴として、画像の輝度特徴とエッジ特徴を用いた。またLiDARにおける特徴として、シーン全体を表現する全体特徴と、歩行者らしいもしくは人工物らしい物体の存在を表現する特徴を用いた。実験により、構築した複数センサ情報統合器を用いることで、各センサによる検出器単体の検出精度を上回る統合検出精度が得られることを確認した。今後の課題として、複数センサ情報統合器の精度向上や、再現率優先もしくは適合率優先といった任意の統合精度を得るための改良などが挙げられる。

謝 辞

本研究の一部は国立研究開発法人科学技術振興機構 (JST) の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーションプログラム (名古屋 COI: 人がつながる “移動” イノベーション拠点)」の支援および、科学研究費補助金によって行われた。

文 献

- [1] 福井 宏, 山下隆義, 山内悠嗣, 藤吉弘巨, “ [サーベイ論文] deep learning を用いた歩行者検出の研究動向,” 信学技報, PRMU2016-121, Dec. 2016.
- [2] 伊東敏夫, 花泉 弘, 川西康友, 秋田時彦, 山下隆義, ポンサトーンラックシンチャランサク, 山田啓一, 金澤 靖, 高取祐介, 小山善文, 小野口一則, “車載センシング技術の開発とADAS、自動運転システムへの応用,” 第6章, 技術情報協会, 2017.
- [3] 城殿清澄, 渡邊章弘, 内藤貴志, 三浦 純, “高解像度レーザーによる歩行者識別,” 日本ロボット学誌, vol.29, no.10, pp.963–970, Dec. 2011.
- [4] T. Ogawa, H. Sakai, Y. Suzuki, K. Takagi, and K. Morikawa, “Pedestrian detection and tracking using in-vehicle LIDAR for automotive application,” Proc. 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.734–739, June

- 2011.
- [5] M. Engelcke, D. Rao, D.Z. Wang, C.H. Tong, and I. Posner, “Vote3Deep: Fast object detection in 3D point clouds using efficient convolutional neural networks,” Proc. 2017 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.1355–1361, May 2017.
- [6] T. Yamamoto, F. Shinmura, D. Deguchi, Y. Kawanishi, I. Ide, and H. Murase, “Efficient pedestrian scanning by active scan LIDAR,” Proc. 2018 Int. Workshop on Advanced Image Technology, no.C4-2, pp.1–4, Jan. 2018.
- [7] Y. Tatebe, D. Deguchi, Y. Kawanishi, I. Ide, H. Murase, and U. Sakai, “Pedestrian detection from sparse point-cloud using 3DCNN,” Proc. 2018 Int. Workshop on Advanced Image Technology, no.C4-4, pp.1–4, Jan. 2018.
- [8] 赤木康宏, P. Raksincharoensak, “先読み運転支援を可能にするための逆衝突確率モデルを用いた経路計画手法に関する研究,” 自動車技術会 2016 年秋季大会 学術講演会 講演予稿集, pp.114–119, Oct. 2016.
- [9] 吉原佑器, L.Y. Morales, 赤井直紀, 竹内栄二郎, 二宮芳樹, “先読み運転支援を可能にするための危険評価,” 自動車技術会 2016 年秋季大会 学術講演会 講演予稿集, pp.632–633, Oct. 2016.
- [10] 久徳遙矢, 川西康友, 出口大輔, 井手一郎, 加藤一樹, 村瀬 洋, “歩行者検出器の信頼度推定に関する初期検討,” 自動車技術会 2017 年秋季大会 学術講演会 講演予稿集, pp.99–104, Oct. 2017.
- [11] 久徳遙矢, 川西康友, 出口大輔, 井手一郎, 加藤一樹, 村瀬 洋, “LiDAR で計測した車両周辺環境の違いに応じた歩行者検出難易度の推定に関する初期検討,” 信学技報, PRMU2017-184, March 2018.
- [12] 久徳遙矢, 川西康友, 出口大輔, 井手一郎, 加藤一樹, 村瀬 洋, “LiDAR を用いた歩行者検出器の車両周辺環境に応じた信頼度推定,” 自動車技術会 2018 年秋季大会 学術講演会 講演予稿集, pp.1–6, Oct. 2018.
- [13] H. Kyutoku, Y. Kawanishi, D. Deguchi, I. Ide, K. Kato, and H. Murase, “Estimating the scene-wise reliability of LiDAR pedestrian detectors,” Proc. 2018 IEEE Int. Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp.3511–3516, Nov. 2018.
- [14] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” Proc. 2005 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.886–893, June 2005.
- [15] P. Dollár, R. Appel, S. Belongie, and P. Perona, “Fast feature pyramids for object detection,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.36, no.8, pp.1532–1545, Aug. 2014.