

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

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「難易度」として推定するシステムを提案する。本稿ではその初期検討として、LiDAR から得た点群データ及び点群用歩行者検出器を用い、様々な環境における難易度の算出手法について検討した結果を述べる。

キーワード 歩行者検出, LiDAR, 難易度推定, ITS

A Preliminary Study on Estimating the Difficulty of Pedestrian Detection Adaptive to Vehicle Surrounding Environments Measured by LiDAR

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
^{††} Strategy Office, Information and Communications Headquarters, 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 propose an estimation system of the difficulty (e.g., probability of oversight and misdetection) of pedestrian detection adaptive to vehicle surrounding environments. This report presents a preliminary study on the calculation of the difficulty in various environments.

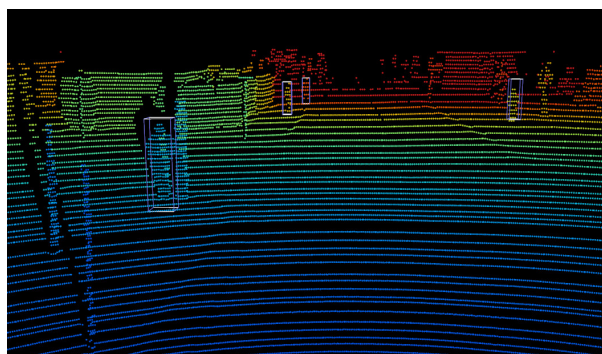
Key words Pedestrian detection, LiDAR, Estimation of difficulty, ITS

1. はじめに

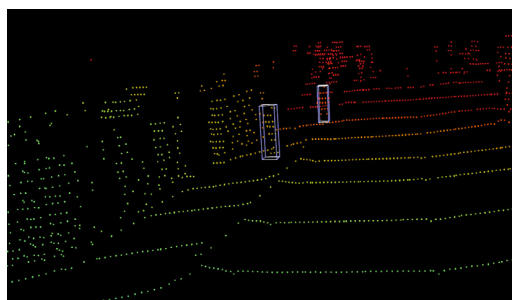
近年、自動車の運転者支援技術や自動運転技術の開発が盛んであり、大いに注目されている。このような情勢の中、車両走行時の周辺環境認識技術は、それらの技術に関する要素技術として非常に重要なものである。特に歩行者検出技術は、その誤りが人身事故の発生に直結するため、非常に高い精度が必要となる。歩行者検出技術は、古くから監視カメラや車載カメラを対象として非常に盛んに研究されてきており、高精度な手法が

多く確立されている。また近年、三次元点群情報を取得するセンサである 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 [1]~[3]。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。

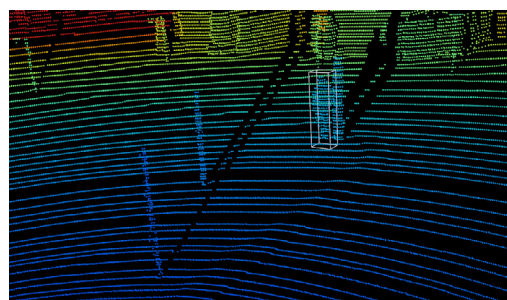
そのため、運転者支援技術や自動運転技術において、単に歩行者の有無に関する情報だけでなく、その情報がどの程度信頼できるのかが重要となる。すなわち実利用時に、歩行者検出器にとってどの程度誤りやすい入力データから得られた情報であ



(a) 全景



(b) 未検出に関する難易度が高い
(大きな構造物と近い)



(c) 誤検出に関する難易度が高い
(類似物が多い)

図 1: 歩行者検出器にとって困難なシーンの一例.

るのかを考慮する必要がある。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。LiDAR を用いた歩行者検出器を用いた際に、これらの誤りが生じやすいと考えられるシーンの例を図 1(a) に示す。このシーンでは、車両前方の歩道上に直方体枠で示す歩行者が複数人存在しており、以下のように誤りやすい、すなわち難易度が高いと考えられる。

未検出に関する難易度が高い例

図 1(a) 中の左奥の歩行者は、図 1(b) のように壁に近い位置に位置し、歩行者に対応する点群が壁と一体化する可能性がある。このような入力が与えられた場合、検出器は歩行者を壁と同一構造物として扱ってしまい、「歩行者は存在しない」と判断する可能性が高い。これを難易度を加味せずに「存在しない」と出力した場合、自動運転車は歩行者が「実際に存在しない」と判断し、通常の走行を行ってしまう。しかし実際には車両進行方向周辺に歩行者が存在することから、本来は「判別が困難なために検出できなかったが、存在する可能性がある」という状況である。よって、飛び出しへの構えなどを伴う慎重な走行が求められるシーンである。そのため、「難易度の高い状況であることを加味した存在しない」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」という情報の算出難易度に応じて歩行者とのマージンを効率よく算出できると考えられる [4], [5]。

誤検出に関する難易度が高い例

図 1(a) 中の左手前の歩行者の横には、図 1(c) のように電柱

が存在する。また、その周辺にも棒状の構造物が多く点在する。このような構造物は、検出器にとって歩行者に似た形状であると考えられる。そのため、電柱や街路樹といった非歩行者を誤検出してしまう可能性が高い。

以上のように、歩行者検出器の入力環境に対する難易度は、非常に重要な情報である。そこで我々はこれまでに、カメラを用いた歩行者検出器が車両周辺環境に対して信頼できる状況であるか否かを推定する研究を行ってきた [6]。本稿では、センサとして LiDAR を用い、点群データに対して車両周辺環境の難易度を定義可能か検討した結果を報告する。

以降、まず 2. 節で難易度付き歩行者検出の概要について述べる。そして、3. 節で難易度の定義について述べ、4. 節で本稿で用いる歩行者検出器について述べる。次に、5. 節で提案する難易度の妥当性について評価し、最後に 6. 節で本稿をまとめる。

2. 難易度付き歩行者検出

本節では、我々の想定する難易度付き歩行者検出の概要について述べる。難易度付き歩行者検出は、学習段階と推定段階から成る。それぞれの処理の流れを図 2, 図 3 に示す。

学習段階は、難易度算出段階 (図 2 上段)、難易度推定器構築段階 (図 2 下段) から成る。まず難易度算出段階では、入力点群から歩行者検出器を用いて検出結果を得る。この検出結果と、歩行者位置のアノテーション情報を用いることで、検出精度を算出することができる。この検出精度に基づき、各入力点群に対する検出難易度を算出する。次に難易度推定器構築段階では、入力点群と算出した難易度を用い、入力点群から難易度

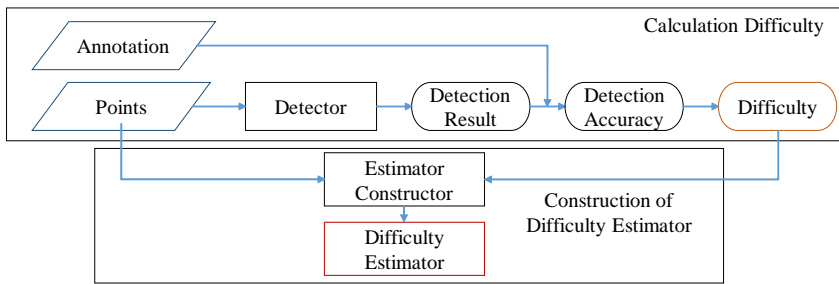


図 2: 学習段階

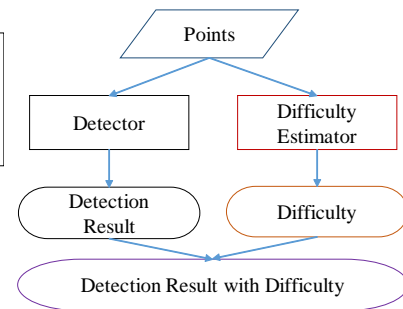


図 3: 推定段階

を出力する推定器を構築する。

続いて推定段階では、未知の入力点群から歩行者検出器を用いて歩行者検出結果を得る。また、学習段階で構築した難易度推定器を用いて対応する難易度を得る。これらを組み合わせ、難易度付き歩行者検出結果として出力する。

本稿ではこの内、図 2 上段の難易度の定義およびその妥当性について報告する。

3. 難易度の定義

本節では、検出器の車両周辺環境の違いに対する難易度を定義する。

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がある。そのため、難易度として正検出に関するもの、および誤検出に関するものの 2 つが考えられる。正検出に関する難易度は、検出すべきものを正しく検出することに対する難易度、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、誤検出に関する難易度は、検出すべきでないものを正しく検出しないことに対する難易度、すなわち検出結果が検出対象ではない程度を示すものである。以降、それぞれについて詳細に述べる。

3.1 正検出に関する難易度

正検出に関する難易度を表す値としては、まず検出率が挙げられる。対象シーンの検出率が低いほど、未検出、すなわち見落としが多いシーンであり、検出率が高いほど難易度が低いシーンであると言える。そのため、検出率は入力点群に対する正検出に関する難易度の表現に用いることができると考えられる。

次に、未検出が発生するしきい値が挙げられる。検出のためのしきい値を変化させた際の正検出数の変化の例を図 4(a) に示す。図のように、一般的に検出器は、検出に対するしきい値が低い（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低いほど悪いと言える。そのため、しきい値を低い値から徐々に変えた際に、未検出が発生したしきい値の大小関係を反転させた値を、入力点群に対する正検出に関する難易度として用いることができる。

3.2 誤検出に関する難易度

3.1 節で述べた正検出に関する難易度としての検出率と同様に、誤検出に関する難易度を表す値として適合率が挙げられる。適合率が低いシーンは、すなわち誤検出が多いシーンであるた

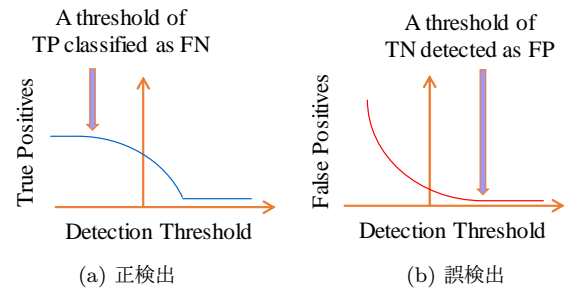


図 4: 難易度を表す指標

め、低いほど難易度が高いシーンであると言える。そのため適合率は、入力点群に対する誤検出に関する難易度の表現に用いることができると考えられる。

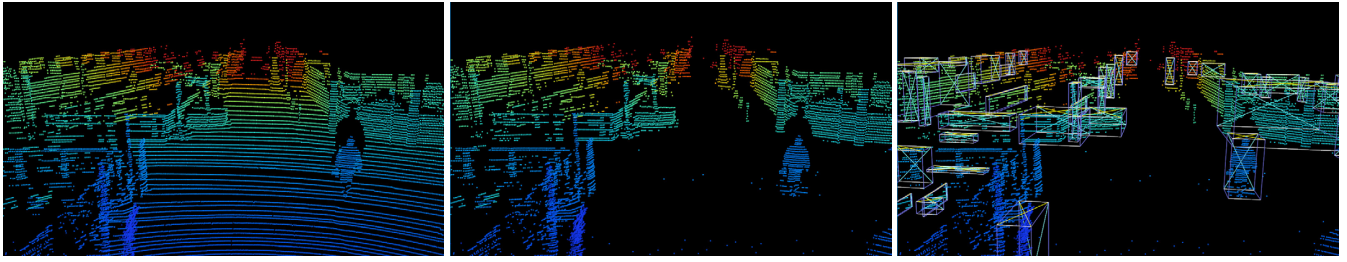
次に、誤検出が発生するしきい値が挙げられる。検出のためのしきい値を変化させた際の誤検出数の変化の例を図 4(b) に示す。3.1 節で述べたように、検出器はしきい値が高い（厳しい）ほど誤検出が少なくなり、低い（緩い）ほど誤検出が多くなる。しきい値が高いほど未検出も多くなるため、誤検出が発生するしきい値は高いほど悪いと言える。そのため、しきい値を高い値から徐々に変えた際に、誤検出が発生したしきい値は、入力点群に対する誤検出に関する難易度として用いることができる。

4. 歩行者検出器の構築

本節では、本稿で使用する点群データ用歩行者検出器の構築手法について述べる。車両周辺の点群から歩行者を検出するためには、まず歩行者判別候補とする点群を決定する必要がある。そのため、前処理として点群をクラスタリングして抽出する。そして、クラスタリングした点群から特徴を抽出し、歩行者判別器を用いて歩行者か否かを判別する。以降、4.1 節で歩行者判別候補点群の抽出について、4.2 節で歩行者判別器の構築の具体的な処理について述べる。

4.1 歩行者判別候補点群の抽出

図 5(a) に示すように、車両周辺環境の点群には、道路面を表す点群も含まれている。そのため、そのままクラスタリングを行なった場合、道路面を介して様々な構造物が同一クラスタになってしまう。したがって、まず道路面を除去する。そして、ユークリッド距離に基いてクラスタリングを行なう。図 5(a) における道路面の除去結果例を図 5(b) に、そのクラスタリング結



(a) 入力点群

(b) 道路面除去

(c) クラスタリング結果

図 5: 前処理の一例.

表 1: 固有値に基づく三次元点群特徴 [7]

Linearity	$(\lambda_1 - \lambda_2)/\lambda_1$
Planarity	$(\lambda_2 - \lambda_3)/\lambda_1$
Scattering	λ_3/λ_1
Omnivariance	$\sqrt[3]{\lambda_1\lambda_2\lambda_3}$
Anisotropy	$(\lambda_1 - \lambda_3)/\lambda_1$
Eigenentropy	$-\sum_{i=1}^3 \lambda_i \ln \lambda_i$
Change of curvature	$\lambda_3/(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$

果の例を図 5(c) にそれぞれ示す. 以上の処理によって抽出したクラスターを, 歩行者か否かを判別する歩行者判別候補とする.

4.2 歩行者判別器の構築

本節では, 4.1 節で抽出した点群が歩行者か否かを判別する歩行者判別器の構築手法について述べる. 本稿で歩行者検出に用いる歩行者判別器では, 歩行者らしさを表す特徴として, 以下の特徴を用いる. なお, 座標軸は水平方向を X 軸, 奥行き方向を Y 軸, 高さ方向を Z 軸とする.

点群の座標から直接的に得られる特徴

判別対象点群の高さ, Z 座標の最大および最小, XY 平面における外接矩形の面積. また, それらの点数 [1] およびセンサからの最小距離 [1].

点群の反射強度から得られる特徴

点群の持つ反射強度の中央値, 平均 [1], 標準偏差 [1], 25 次元のヒストグラム [1].

点群の座標を解析して得られる特徴

三次元慣性モーメントの要素 [1], 三次元共分散行列の要素 [1], その固有値を元に算出する特徴 [7]. いずれも, 対象のクラスター重心を原点とした座標へ変換して算出する. 三次元慣性モーメントおよび三次元共分散行列は 3×3 の対称行列であるため, 重複要素を除いた 6 つの要素を特徴とする. 固有値を元に算出する特徴は, 第一主成分から第三主成分に対応する固有値をそれぞれ $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ とし, 表 1 で求める 7 種の値を特徴とする.

点群を基準とした座標系を元に得られる特徴

点群を主成分分析し, 歩行者の鉛直方向を第一固有ベクトル \vec{e}_1 , 同左右方向を第二固有ベクトル \vec{e}_2 , 同左右方向を第三固有ベクトル \vec{e}_3 として以下のように算出する.

- 部分領域の二次元共分散行列 [1]

\vec{e}_1 を基準に上下に分け, さらに下半分を \vec{e}_2 を基準に左右に分け, 3 つの部分領域とする. そして, それらの \vec{e}_1 - \vec{e}_2 平面における二次元共分散行列を算出する. これは 2×2 の対称行列で



図 6: 実験車両

あるため, それぞれの重複要素を除いた 3 要素を用い, 合計 9 次元の特徴とする.

- 各平面における二次元点数ヒストグラム [1]

各点を \vec{e}_1 - \vec{e}_2 で構成されるグリッド平面に射影した際の 14×7 次元の点数ヒストグラム, および同様に \vec{e}_1 - \vec{e}_3 グリッド平面における 9×5 次元の点数ヒストグラム.

- スライス特徴 [1]

\vec{e}_1 方向に沿って等間隔に 10 個のブロックに分割し, それぞれ \vec{e}_2 - \vec{e}_3 平面に射影する. そして, 各ブロックにおける各軸方向の分布幅を特徴とする. 各ブロックで 2 次元の特徴となるため, 合計 20 次元である.

以上の合計 225 次元の特徴を入力とし, Real AdaBoost [8] を用いて判別器を構築する.

5. 評価実験

本節では, まず本実験で用いる評価用データについて 5.1 節で述べる. そして, 難易度算出に用いる 4. 節で述べた歩行者検出器の検出精度を評価する実験について 5.2 節で述べる. 次に, 3. 節の難易度の定義の妥当性を評価した実験について 5.3 節で述べる. 最後に, 5.4 節でそれらについて考察を述べる.

5.1 評価用データ

評価用データセット取得のため, LiDAR を図 6 の位置に設置した車両を用いた. この車両によって日中の市街地を走行し, 14 本の時系列データ, 合計 3,866 フレームを取得した. 使用した LiDAR は Velodyne LiDAR 社の HDL-64e である. 取得した 14 本の内, 13 本 (3,457 フレーム) を学習用, 1 本 (409 フレーム) を評価用として用いた. 本実験では, センサから 40m 位内の遮蔽の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. このアノテーションに基づき, 以下のように歩行者および非歩行者のラベルを与えて学習用データとした.

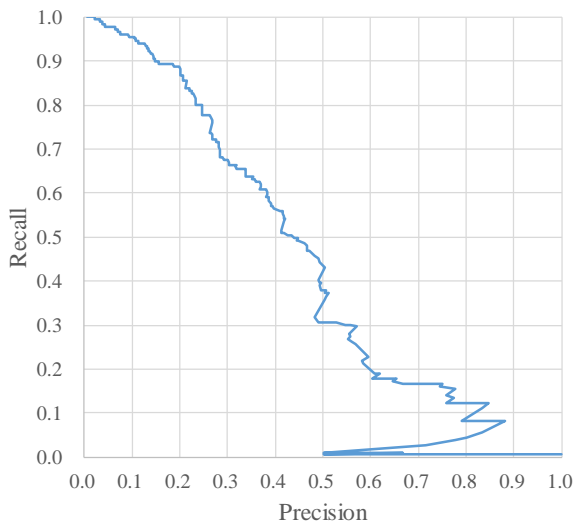


図 7: 検出器の精度

歩行者

4.1 節の道路面除去の後、アノテーションに従って点群を抽出し、歩行者とした。

非歩行者

自動車および二輪車のアノテーションを手手で与え、4.1 節の道路面除去の後、それらの点群を抽出し、非歩行者とした。また、4.1 節の処理によりクラスタを抽出し、歩行者点を含まないものを全て非歩行者とした。

また評価用データは、4.1 節の処理により抽出されたクラスタに含まれる点の内、6 割以上が一人の歩行者を構成する点であり、かつその歩行者を構成する点群の 6 割以上を含むものを歩行者とした。それ以外のクラスタについては、遮蔽の有無を問わず歩行者点を含むものは正検出および誤検出の判定対象外とし、それ以外を非歩行者とした。

5.2 歩行者検出器構築実験

本節では、4. 節で述べた歩行者検出器の検出精度の評価実験について述べる。まず 5.1 節で述べた学習用データを用い、歩行者検出器を構築した。この歩行者検出器により、評価用データを歩行者および非歩行者に判別した。評価指標としては、適合率 (Precision) および検出率 (Recall) を用いた。なお本実験では簡単のため、4.1 節の処理により抽出されたクラスタを全数として算出した。実験結果を図 7 に示す。

5.3 難易度算出実験

3. 節で述べたように、本稿では難易度として「検出率や適合率」、および「未検出や誤検出が発生するしきい値」を挙げた。この内、本実験では未検出や誤検出が発生するしきい値の難易度としての妥当性を評価した。この評価のため、評価用時系列データと 5.2 節で構築した歩行者検出器を用い、各フレームにおける未検出や誤検出が発生するしきい値を調査した。図 8(a) に評価用系列の各フレームにおける未検出の発生するしきい値、図 8(b) に同誤検出の発生するしきい値のグラフを示す。3. 節で述べた通り、未検出が発生するしきい値は誤検出が少なくなる高い値ほど良く、誤検出が発生するしきい値は未検出が少なくなる低い値ほど良い。すなわち、未検出が発生するしきい値

は低いほど難易度が高く、誤検出が発生するしきい値は高いほど難易度が高い。また、図 8(a) の空白の区間は検出対象である歩行者が存在しない、すなわち未検出が発生し得ないフレームである。

5.4 考察

図 8 から、フレーム番号の変化、すなわち車両の移動等に伴う周囲環境の変化に応じて、未検出や誤検出が発生するしきい値が変化していくことがわかる。正検出難易度の高いシーンの例として、図 8(a) の実線円で示すフレームを図 9(a) に示す。このシーンでは多くの歩行者が他の構造物付近に位置しており、検出が困難であったと考えられる。同様に正検出難易度の低いシーンの例として、図 8(a) の点線円で示すフレームを図 9(b) に示す。このシーンの歩行者は開けた交差点内に位置しており、判別が容易であったと考えられる。また誤検出難易度の高いシーンの例として、図 8(b) の実線円で示すフレームを図 9(c) に示す。このシーンでは電柱やポール、看板、街路樹などの歩行者に類似した構造物が多く、誤検出が発生しやすいシーンであったと考えられる。さらに誤検出難易度の低いシーンの例として、図 8(b) の点線円で示すフレームを図 9(d) に示す。このシーンにも街路樹は存在するが、背が低いものや細いものであり、歩行者との分離が容易であったと考えられる。

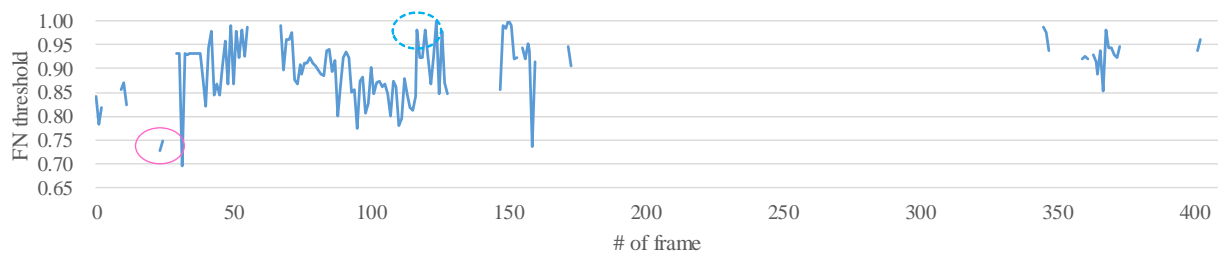
以上のように、歩行者検出器の未検出や誤検出が発生するしきい値は、そのシーンにおける歩行者の見落としや誤検出に関する難易度を示す指標として妥当であると考えられる。しかし図 8(b) のように、全体的に誤検出が発生するしきい値が高い結果となった。すなわち、誤検出に関する難易度が常に高いことを意味する。これは図 7 に示すように、本実験で構築した歩行者検出器の適合率が低いためである。そのため、より高精度な歩行者検出器を構築することで、各シーンの難易度の解析が容易になると考えられる。

6. むすび

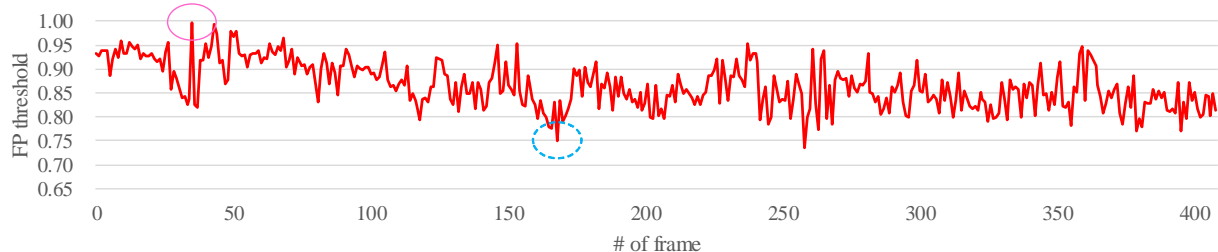
本稿では、LiDAR による点群データを用いた歩行者検出器の車両周辺環境に対する難易度推定の初期検討として、難易度の定義方法について提案した。正検出に関する難易度、すなわち未検出の有無に関する難易度について、検出率および未検出が発生するしきい値を用いることができると考えられる。また、誤検出に関する難易度、すなわち誤検出の有無に関する難易度について、適合率および誤検出が発生するしきい値を用いることができると考えられる。この内、未検出や誤検出が発生するしきい値について、実験により評価した。その結果、典型的なシーンにおいてそれらの難易度が妥当であることを確認した。今後の課題として、様々な車両周辺環境における難易度の解析、および難易度推定器の構築手法の検討が挙げられる。

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、科学研究費補助金の援助によって行われた。

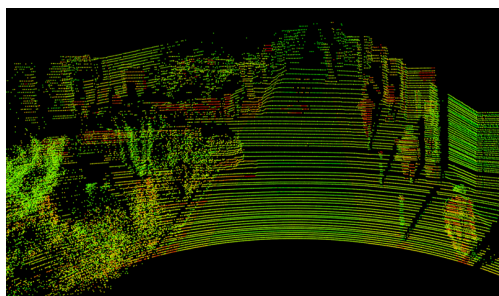


(a) 未検出の発生しきい値

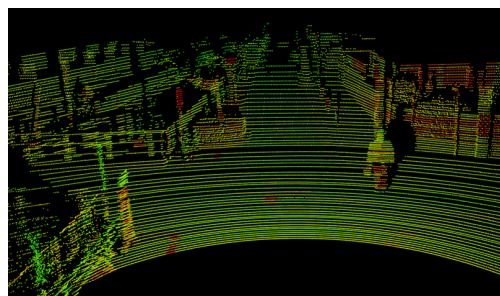


(b) 誤検出の発生しきい値

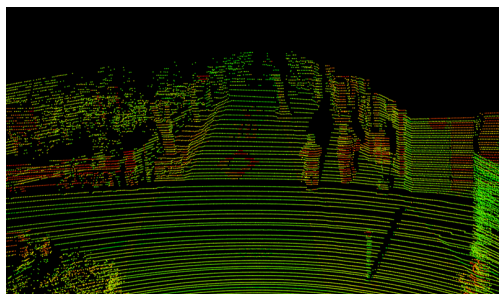
図 8: 未検出および誤検出の発生しきい値



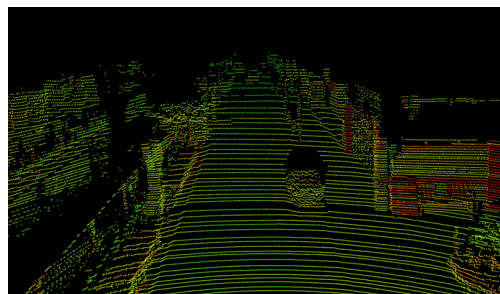
(a) 正検出難易度の高い例（歩行者が他の構造物付近）



(b) 正検出難易度の低い例（歩行者が開けたスペースに存在）



(c) 誤検出難易度の高い例（類似構造物が多い）



(d) 誤検出難易度の低い例（類似構造物が少ない）

図 9: 難易度に応じたシーン例

文 献

- [1] 城殿清澄, 渡邊章弘, 内藤貴志, 三浦 純, “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, vol.29, no.10, pp.963–970, Dec. 2011.
- [2] 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 (IWAIT), no.C4-2, pp.1–4, Jan. 2018.
- [3] 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 (IWAIT), no.C4-4, pp.1–4, Jan. 2018.
- [4] 赤木康宏, P. Raksincharensak, “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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] X. Liu, G. Zhao, J. Yao, and C. Qi, “Background subtraction based on low-rank and structured sparse decomposition,” IEEE Trans. on Image Processing, vol.24, no.8, pp.2502–2514, April 2015.
- [8] R.E. Schapire and Y. Singer, “Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions,” Machine Learning, vol.37, no.3, pp.297–336, Dec. 1999.