

カメラとLiDAR センサを統合した列車前方支障物検知手法

影山 椋* 長峯 望* 向嶋 宏記*

Train Frontal Obstacle Detection Method with Camera – LiDAR Fusion

Ryo KAGEYAMA Nozomi NAGAMINE Hiroki MUKOJIMA

Recently, the importance of obstacle detection methods for railways is increasing. In field of automobiles, obstacle detection systems with cameras and sensors have been introduced to a production vehicle. However, in railways, a practical detection system does not exist because longer detective distance is required than in the case of automobiles. Therefore, we have developed an obstacle detection method to integrate camera images and point cloud data from LiDAR in front of a train. Our method consists of the detection area limitation part and detection part. We confirm our method detects a person 200 m away, which the camera alone cannot detect, with 45 % accuracy at night.

キーワード：列車前方監視，画像処理，深層学習，LiDAR，3次元点群処理，センサフュージョン

1. はじめに

鉄道のさらなる安全性向上のため列車衝突事故の低減は重要である。自動車業界ではカメラやセンサによる運転支援システムが開発され、量産車へ導入が進んでいる¹⁾。鉄道の場合、鉄輪 - レール間の摩擦係数が低く、同じ速度の自動車よりも3倍程度長いブレーキ距離を要するため、自動車向けの運転支援システムをそのまま適用することは困難であり、より遠方の対象物を検知できるセンサやアルゴリズムが必要となる。しかしこのような条件を満たすシステムは実用に至っていない。そこで鉄道総研では、鉄道用の運転支援システムへの適用を目指し、列車前方の支障物検知手法を開発してきた。過去の取り組みでは列車前方映像から機械学習²⁾や過去画像との差分³⁾による検知手法を検討した。本研究ではさらなる検知精度の向上を目指し、深層学習を用いた検知手法を開発した。さらに可視光カメラの弱点である夜間の検知性能低下への対策として、LiDAR センサ（以下 LiDAR と表記）との統合による検知手法を開発した。

2. 鉄道向けの支障物検知手法の検討

2.1 検知性能に対する目標設定

2.1.1 検知対象の選定

最初に目標対象物の設定を行った。線路内の列車衝突事故の代表例である踏切事故について衝突物別の割合を調査した結果によると、2019年度に発生した踏切事故208件のうち歩行者との衝突が占める割合が最も高く、約半数の95件であった⁴⁾。以上より人物を検知し、衝

突を回避できれば、大幅な事故の削減に寄与すると考えられる。そこで、本研究では主に人物を目標検知対象に設定した。

2.1.2 検知距離に対する要件

次に目標検知距離の設定を行った。鉄道向けの支障物検知手法が満たすべき検知距離としては、在来鉄道の非常時における標準的なブレーキ距離である⁵⁾600m以上であることが望ましい。しかし、現状一般的に入手可能なセンサの性能では、人物程度の大きさの対象を600m先から検知することは困難である。本研究では600m以下で減速が見込める距離を調査し、目標検知距離として定めた。本州の主なJR線（総延長約10,300km）について、線区ごとの最高速度から、ブレーキ距離を変えた時に、そのブレーキ距離で停止可能な線区の長さの割合を調べた。横軸をブレーキ距離、縦軸を停止可能な線区割合としたグラフを図1に示す。図より横軸のブレーキ距離が300m前後で減速・停止が可能な路線長の割合が

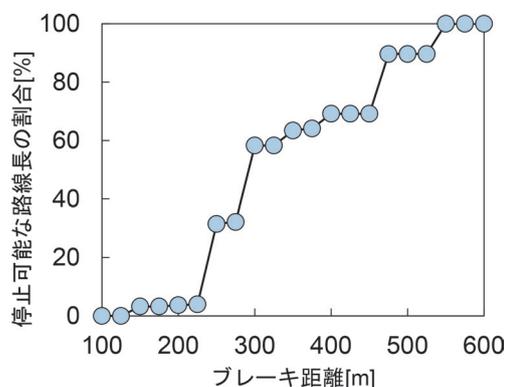


図1 ブレーキ距離100m~600mで停止可能な路線長の割合

* 信号・情報技術研究部 画像・IT研究室

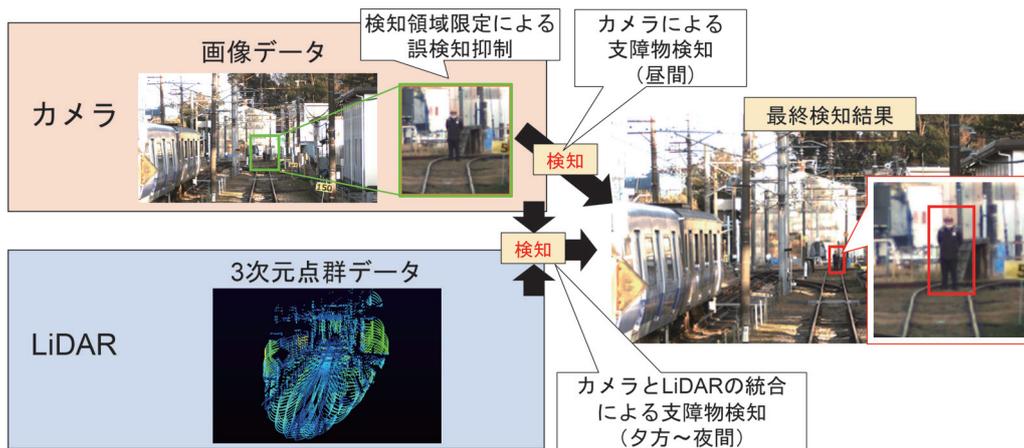


図2 カメラとLiDARによる列車前方支障物検知手法の全体像

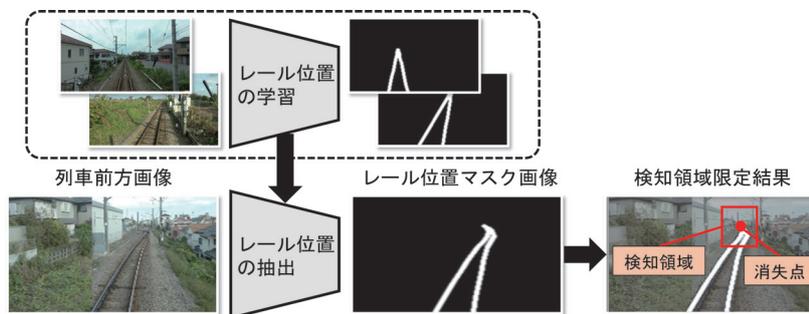


図3 検知領域限定の流れ

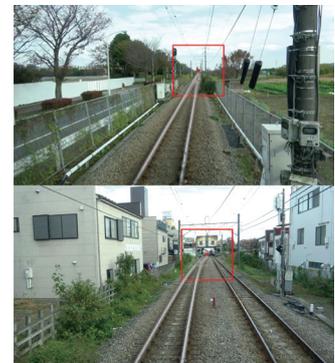


図4 検知領域限定結果の例

50%以上となることが分かった。このことより300m先の対象を検知できれば過半数の線区で減災効果があると推測される。したがって、本研究では目標検知距離を300mに設定した。

2.2 支障物検知手法の全体像

300mの目標検知距離を達成するための検知手法の全体像を図2に示す。本手法ではまずカメラから得られる列車前方画像からレールを抽出することにより、目標検知距離である300m以上前方かつ列車の進行方向に検知領域を限定する。抽出した検知領域に対して、昼間は画像の情報のみから物体の検知を行う。一方可視光カメラが苦手とする夜間には、LiDARから得られた3次元点群との統合により検知性能を確保する。

3. 誤検知抑制手法

3.1 レール抽出による検知領域限定

列車前方画像には線路敷地内の設備や沿線の道路や建造物等、様々な物体の情報が含まれており、これらは誤検知(過検知)の原因となりうる。誤検知は過剰な列車非常停止につながるため抑制すべきである。そこで、列

車前方画像を検知アルゴリズムに入力する前段階で誤検知を抑制するために、列車進行方向に検知領域を限定する手法を開発した。

検知領域限定の流れを図3に示す。提案手法では前方映像の1フレームと、対応するフレームのレール位置周辺にのみ画素値を持つマスク画像のデータセットを用いて深層学習を行い、レール位置を学習する。次に学習済の深層学習モデルを用いてレール位置を検出する。検出されたレール位置のうち、消失点の位置を中心とした検知領域を限定する。

3.2 提案手法による誤検知抑制効果

本手法によるレール抽出の結果および抽出された消失点を中心に限定した検知領域を図4に示す。軌道面の状態や線形に拠らず進行方向のレールが正しく抽出されており、検知領域が適切に絞り込まれていることを確認した。

また2,500フレームの前方映像に対して、誤検知(過検知)が発生するフレームの数を比較した。検知領域の限定前に誤検知が発生したフレーム数は52フレームであったのに対し、検知領域の限定後に誤検知が発生したフレーム数は1フレームとなった。このことから、本手法により誤検知を2%以下まで低減できることを確認した。

4. カメラ単体での検知手法

4.1 深層学習を用いた検知手法

前章で限定した検知領域から、カメラのみで人物などを検知する手法を開発した。検知手法のイメージを図5に示す。提案手法では深層学習による物体検出アルゴリズムを用いた⁶⁾。このアルゴリズムでは、画像中から物体らしさと、物体の種類を同時に予測し、物体の位置と大きさ、存在確率、分類を出力する。検出結果は1フレームごとに出力されるが、検知判定には過去10フレームの情報を用いており、10フレーム中「存在確率が80%以上、かつ人を正しく分類」したフレームが3フレーム以上観測された場合を「検知」とする。これにより、雨天時にワイパー等で人物の像が瞬間的に隠れる場合等に発生する瞬間的なノイズの影響を低減する。

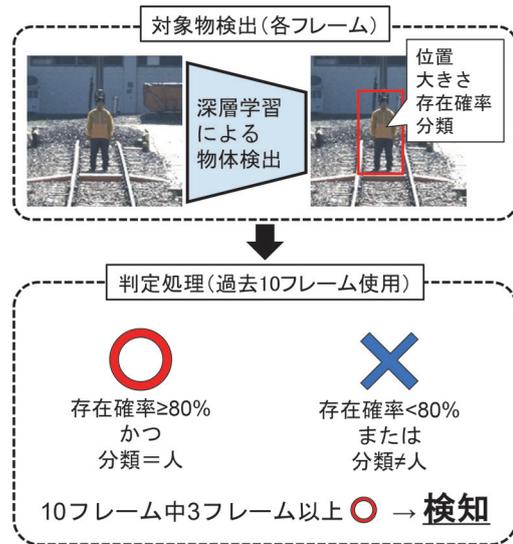


図5 画像からの物体検知手法

4.2 提案した検知手法の性能評価試験

4.2.1 試験方法

上述した検知手法の評価のためのフィールド試験を実施した。図6に示す列車最後尾の貫通扉にカメラを設置し、図7のように線路内の被写体付近を出发点として再遠方(約475m先)まで列車を遠ざかる方向に走行させながら撮影を行った。以降はこの1走行を1試番と呼ぶ。被写体は図8に示すように、姿勢および服装の異なる人物とした。また300m先で人物に対して十分な解像度(50px以上)を得るために、画素数が横4,096×縦2,160のUSBカメラと焦点距離50mmのレンズを用いた。



図6 評価試験における列車へのカメラ設置の様子

4.2.2 距離ごとの検知率の評価方法

撮影された前方映像から列車-被写体間の距離ごとの検知率を以下の手順で求めた。

- ①映像におけるフレーム間の特徴点の移動量を求め、フレームについて積分し、総移動量を算出する。
- ②1試番あたりの列車の総走行距離(475m)と特徴点の総移動量の対応関係から、各フレームにおける列車-被写体間の距離を推定する。
- ③0m~480mまで全フレームを距離10m刻みに分割し、各区間で4.1節の検知判定論理を適用する。このときの「検知」状態の割合を検知率とする。

例えば、被写体から100m~110m地点で得られた画像に対し計10回検知処理が実行され、そのうち9回「検知」状態となる場合、検知率は90%である。

4.2.3 評価結果

昼間に立位の人物を撮影した計56試番分の映像に対して検知アルゴリズムを適用し、4.2.2項の手順で距離ごとの検知率を評価した。このうち1試番について約400m先で正面を向いている立位の人物を検知した例を図9に示す。肉眼では確認が困難な遠方においても、人物の周りに検知を示す赤い枠が表示されていることが分



図7 評価試験におけるデータ取得時の様子
(※列車は被写体から遠ざかる方向に移動)



図8 検討した被写体の例

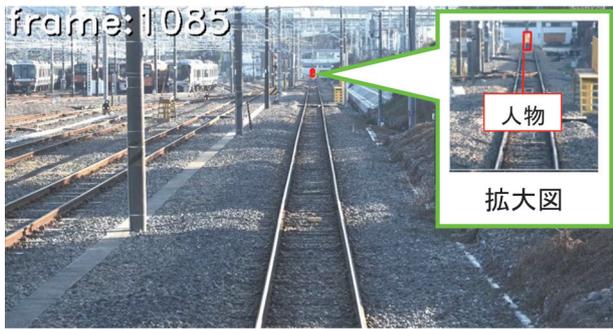


図9 人物の検知結果の例

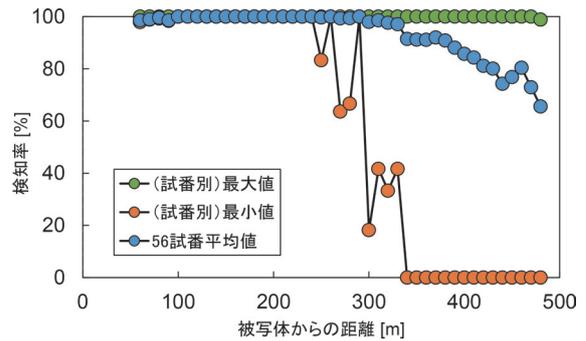


図10 距離ごとの人物検知率

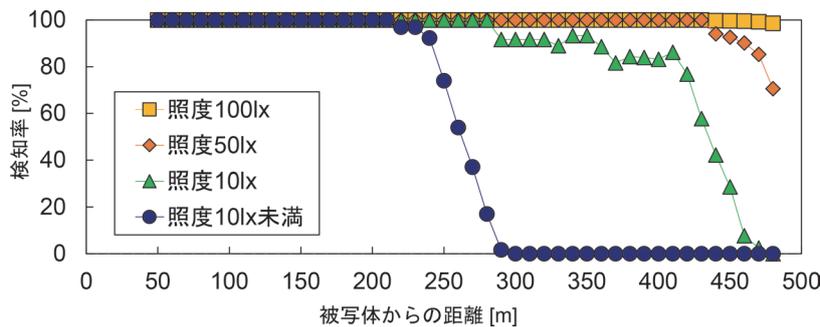


図11 照度低下時における、距離ごとの人物検知率

かる。距離ごとの検知率について、全試番の平均値（以下、試番平均値）、試番別の最大/最小値を求めた結果図10に示す。試番平均値に着目すると、目標の距離300m未満での検知率は98%を上回ることを確認した。また正面向き、立位の人物を被写体として夕方に繰り返し撮影を行い、照度別に距離ごとの検知率を評価した結果を図11に示す。図より、照度低下に応じて90%以上検知可能な距離が短くなり、特に照度10lx未満でその傾向が顕著であることを確認した。

5. カメラとLiDARの統合による検知手法

5.1 カメラと組み合わせるセンサの選定

4.2.3項の結果より、低照度下では、カメラに加えて照度によらず適用できる他センサとの組み合わせが必要であることが示唆された。自動車の運転支援システムでは、複数のセンサ情報を統合して環境変化に対してロバストな検知を行うセンサフュージョン技術が取り入れられている⁷⁾。センサフュージョン技術でカメラと共に用いられる代表的なセンサとして、ミリ波レーダーとLiDARが挙げられる。

ミリ波レーダーはミリ波帯の電波を放射し、反射波の情報を用いて物体検知を行う。夜間や悪天候の影響を受けにくい空間分解能が低く、指向性が強いため測定範囲が狭くなる。LiDARはレーザーを様々な方向に照射し、物体からの反射を点群として取得する。ミリ波レー

ダーと同様に夜間も適用可能であり、機種によっては高密度な点群データが得られる。

鉄道環境で夜間にカメラと併用するセンサでは、明るさによらず遠方まで測定可能であるとともに物体の検知に十分な空間分解能を有することが望ましい。これらの条件を満たすセンサとして、カメラとLiDARの統合を検討することとした。本研究では物体の反射率によらず300m以上先まで測定可能であり、また300m先における正面向き、立位の人物に最低でも肩幅方向で2点のレーザーが当たるよう、隣接レーザー間の角度分解能が0.03°以下となる機種を選定した。選定したLiDARの主要諸元を表1に、LiDARで取得した鉄道総研所内試験線の点群を図12に示す。図より鉄道環境の高密度な3

表1 選定したLiDARの諸元

検知距離	320m(反射率10%)/500m(反射率50%)
角度分解能	0.03°
距離分解能	15.7cm(300m先)

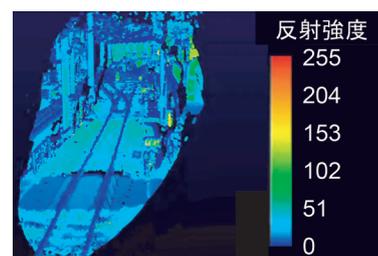


図12 選定したLiDARで得られた点群(0.2秒分)

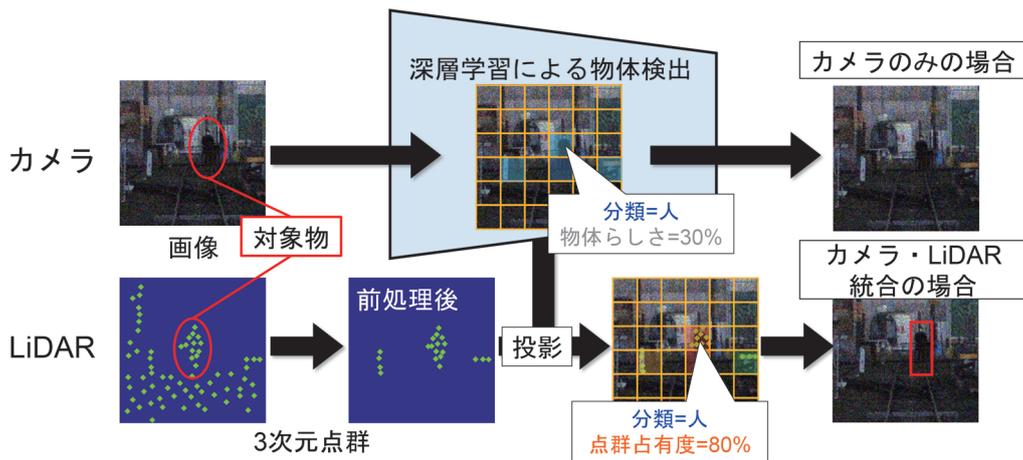


図 13 カメラと LiDAR の統合による検知手法のイメージ

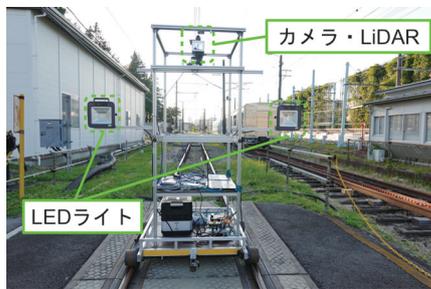


図 14 評価試験で使用した撮影装置



図 15 夜間における測定時の様子

次元点群が取得できることを確認した。

5.2 カメラと LiDAR の統合による検知手法

カメラと選定した LiDAR の統合による検知手法を開発した。検知手法のイメージを図 13 に示す。本手法では、4.1 節で述べた深層学習による検知手法に対して LiDAR で計測した 3 次元点群データを重ね合わせる。画像から深層学習により物体を検出する過程では、画像を区切る小領域（グリッド）ごとに、物体らしさ、物体分類の予測値が出力される。対象物の像が明瞭な場合、物体らしさの高いグリッドの周辺が物体の位置・大きさに変換され、この領域における物体の分類とともに最終的な検出結果として出力される。しかし夜間など低照度下では物体らしさの値が低下するため、物体を検出することができない。そこで、カメラと LiDAR 間の位置合わせを事前に行った上で点群データを画像に投影し、物体らしさの情報を補完する。また投影される点群には前処理として Random Sample Consensus (RANSAC)⁸⁾ アルゴリズムによる地面点群の除去、並びに Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)⁹⁾ アルゴリズムによる周辺建造物に当たる点群の除去がなされており、検知対象物の候補のみが抽出されている。続いて画像中の各グリッドにおける点群の占有度を求める。占有度は、小領域の画素の中で、点

群が投影された画素と、その周辺画素の割合として定義する。グリッドごとに占有度と物体らしさの比較を行い、占有度が物体らしさの値より大きい場合は物体らしさの値を占有度で置き換える処理を行う。これにより、画像中で物体が不明瞭な場合も、一定密度の点群データが観測されれば物体を検出することができる。最後に 4.1 節と同様の形式で、フレームごとの物体の検出結果が出力される。したがって本手法においても 4.1 節と同じ検知判定論理が適用できる。

5.3 検知手法の性能評価試験

5.3.1 試験方法

前節で述べた手法の性能評価試験を鉄道総研所内試験線の直線区間（全長約 200m）で夕方～夜間に実施した。試験にあたり列車の先頭を模した装置を製作した。装置は図 14 に示すように手押しの台車とアルミフレームからなり、運転台相当の高さにカメラと LiDAR を設置した。また図 15 のように列車の前照灯相当の位置に LED ライトを設置し夜間は常時点灯させた。被写体は全て正面を向いた立位の人物とした。

夕方、日没前後の照度低下時はライトを消灯した状態で被写体から 200m 地点に台車を定置し、1 分おきに 10 秒間撮影を繰り返した。また夜間は被写体から 50m 地点～200m 地点において、25m 刻みに台車を 10 秒間定

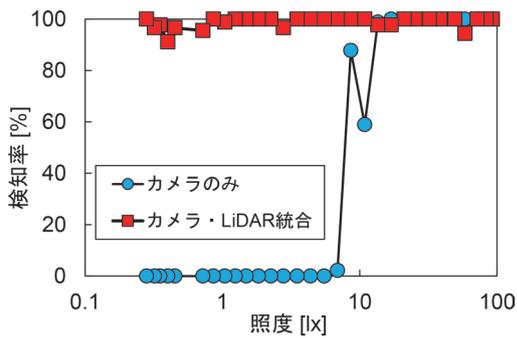


図 16 照度低下時における 200m 前方の人物検知率

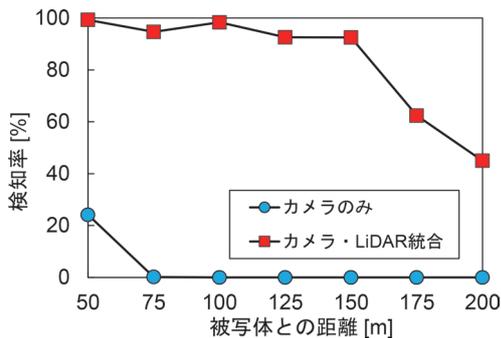


図 17 夜間における距離ごとの人物検知率

置いて繰り返し撮影を行った。このとき 50m～200m 地点までの一連の撮影データを 1 試番とする。検知率は、10 秒間の撮影データに 4.1 節の検知判定を施した際の評価と同様に、「検知」状態となった回数の割合とした。

5.3.2 評価結果

夕方の照度低下時における被写体から 200m 地点での照度と検知率の関係について、カメラのみを用いた場合と、カメラと LiDAR を統合した場合で比較した結果を図 16 に示す。カメラのみでは照度が 5lx～10lx の時検知率が急激に低下し、それ以下の照度では 0% となったのに対し、提案手法では照度によらず検知率が 90% 以上となることを確認した。

夜間、照度 0.2～0.3lx（満月の夜と同程度）の条件下における、被写体からの距離と検知率の関係について、カメラのみと、カメラと LiDAR の統合手法で比較した結果を図 17 に示す。ここでは、20 試番の平均値を示している。カメラ単体では被写体から 75m 地点以降で検知率が 0% となった一方、提案手法では被写体から 150m 地点まで 90% 以上、200m 地点では約 45% となり、検知率の向上を確認した。

6. まとめ

列車の衝突事故防止による安全性向上と輸送障害の低減のため、鉄道向けの運転支援技術の開発が必要とされている。そこで、カメラと LiDAR を用いた列車前方の

支障物検知手法を開発した。

誤検知の抑制を目的として、レール抽出に基づく検知領域限定手法を開発した。様々な線区で適切にレール位置を抽出でき、レール消失点中心に検知領域を設定できること、また検知領域の限定により、誤検知を 2% 以下に抑制できることを確認した。

また深層学習による物体検出を適用し、カメラのみによって列車前方から支障物を検知する手法を開発した。開発した手法により、昼間に目標とする 300m 先で検知率が 98% 以上となることを確認した。一方、夕方から夜にかけて照度の低下に伴い検知率が低下することを確認した。

そこで夜間の検知性能を補完すべく、最長 500m 先まで高密度な点群を取得できる LiDAR を選定した。さらにカメラと選定した LiDAR の統合による検知手法を開発した。夕方は照度低下に依存せず人物を検知できること、また夜間はカメラで 50m より遠方の人物を検知できなくなるのに対し LiDAR との統合による検知手法では 200m 先でも 45% 検知できることを確認した。今後、目標である 300m 以上の直線区間での性能評価、ならびに実際の車両搭載時の性能評価を実施する。最終的には 600m 先の対象を検知できる技術の確立を目指す。

文 献

- 1) 平岡敏洋：ドライバに安全運転を促す運転支援システム，計測と制御，Vol.51，No.8，pp.742-747，2012
- 2) 丹羽順一ほか：単眼カメラによる列車前方映像からの線路内人物の検出，電気学会研究会資料 交通・電気鉄道研究会，TER-17-020，2017
- 3) 中曽根隆太ほか：画像処理技術を用いた前方障害物検知装置の開発，鉄道総研報告，Vol.31，No.3，pp.11-16，2017
- 4) 内閣府：鉄道交通事故の動向，令和 2 年版交通安全白書，pp.156-158，2020
- 5) 国土交通省鉄道局：解説 鉄道に関する技術基準（運転編）第 8 版，日本鉄道運転協会，2020
- 6) A. Bochkovskiy et al. "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection," arXiv: 2004.10934, 2020.
- 7) 株式会社技術情報協会：センサフュージョン技術の開発と応用事例 第 1 版第 1 刷，2019
- 8) M. A. Fischler, et al., "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," Commun. of the ACM, Vol.24, No.6, pp.381-395, 1981.
- 9) M. Ester, et al., "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," Proc. KDD 1996, pp. 226-231, 1996.