

## 列車前方監視のためのセンサフュージョンによる 支障物検知手法の検討

○ [電] 影山 棕\*      [電] 長峯 望 (鉄道総合技術研究所)

Study on Sensor Fusion Method for Train Forward Surveillance.

○Ryo Kageyama\*, Nozomi Nagamine, (Railway Technical Research Institute)

We have developed a train forward surveillance method using a camera and sensors. In train forward surveillance methods for railroads, it is important to establish sensing technology that can reliably detect distant obstacle hundreds of meters away. Therefore, we investigated a detection method by sensor fusion between 4K camera and 3D LiDAR. This paper shows outline, our sensor fusion method, and the result of performance evaluation experiments.

キーワード：列車前方監視，センサフュージョン，画像処理，3次元点群処理

(Keywords, train forward surveillance, sensor fusion, image processing, 3D point cloud processing)

### 1. はじめに

鉄道のさらなる安全性の向上のためには、衝突事故のリスクを低減することは非常に重要である。衝突事故リスクの要因としては、線路内の人立ち入りや車の立ち往生などが挙げられる。このような線路内支障物を事前に検知することにより、運転士を支援する前方監視技術を確認することが重要である。自動車業界では、先進運転支援システム (Advanced Driver Assistance System: ADAS) の開発が進み、量産車にも導入されている。一方鉄道分野における前方監視は、主に以下の 2 つの技術的課題が解決されておらず、実用化には至っていない。

- 線路領域外の物体を過剰に検知することの無いよう線路周辺に検知領域を設定する必要がある。
- 鉄輪と軌道の摩擦係数が低く、支障物発見から停止までに、同程度の速度で走行する自動車より距離を要するため、数百 m のオーダーで遠方のあらゆる支障物を検知する必要がある。

我々は、鉄道向けの運転支援システムの確立を目指して、カメラやセンサによる列車前方監視手法の開発を進めている。我々の提案する前方監視手法は図 1 に示すように、(1) 線路領域抽出に基づく検知範囲設定 および (2) 線路内支障物検知 の 2 つの機能で構成されている。本研究では主に (2) の技術要素に焦点を当て、車上のカメラと LiDAR により、列車前方の人物や支障物を検知する

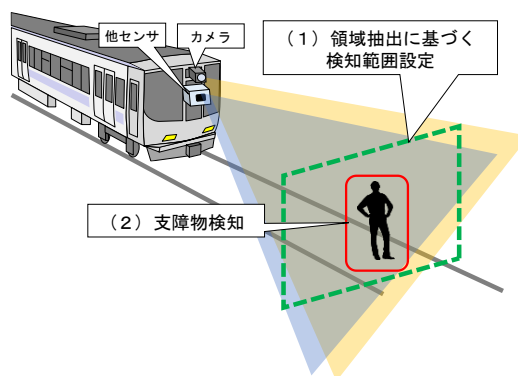


図 1. 列車前方監視の全体像

Fig. 1. The overall view of train forward surveillance.

手法の検討を行った。過去に我々はカメラと 1 台の LiDAR を用いた人物の検知手法を検討し、200m 先で人物の検知率がカメラ単体の場合と比べて向上することを確認した<sup>1)</sup>。本研究では 300m 以上遠方の検知性能の向上を目的として、4K カメラの画像と最大 9 台の LiDAR から得られる点群データによるセンサフュージョンアルゴリズムを検討した。300m 以上遠方からの検知が実現すれば、駅間を高速走行する車両から支障物を発見し、停止あるいは減速が可能となる。本稿では手法の詳細、検知性能評価試験の概要、評価結果 (支障物との距離ごとの検知率、カメラと組み合わせる LiDAR の台数と検知性能の関係) について述べる。

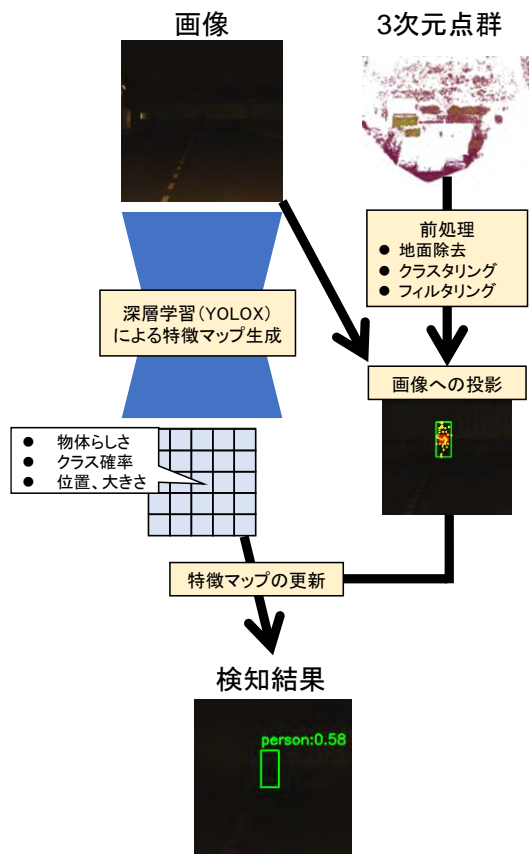


図 2 提案手法の全体像

Fig.2. Overall view of proposed method.

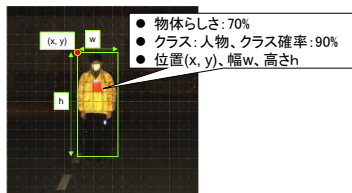


図 3. 特徴マップのイメージ

Fig. 3. The image of feature map.

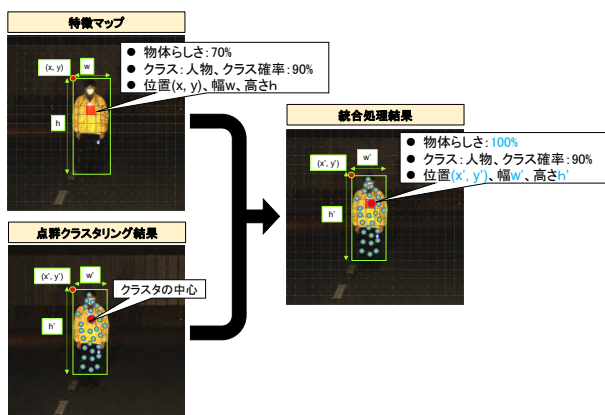


図 4. 点群の情報を用いて特徴マップを変更するイメージ

Fig.4. The image of updating feature map by point cloud.

## 2. カメラと複数の LiDAR のセンサフュージョンによる列車前方支障物検知手法

〈2・1〉 提案手法の全体像 提案手法では、図 2 に示す通り、画像からの特徴マップの生成、3 次元点群からの物体候補抽出、画像と点群を組み合わせた物体検知処理からなる。以下の節で各手法の詳細について述べる。

〈2・2〉 画像からの特徴マップの生成 提案手法では画像に対して物体検出用の深層学習モデル (YOLOX<sup>2)</sup>) を適用する。YOLOX の出力層では、図 3 のように、画像を均等に区切るセルごとに以下の情報が格納された「特徴マップ」が得られる。

- 物体らしさ

当該セルを中心とする物体の存在確率。

- クラス確率およびクラス

当該セルを中心に物体が存在するとして、その物体がどのクラス (種類) に識別されるかを表す確率。学習データにおけるクラス数だけ確率が出力され、最大のクラス確率を与えるクラスに識別される。

- 画像中での物体の左上座標 $(x, y)$ と幅 $w$ 、高さ $h$

〈2・3〉 3 次元点群からの物体候補抽出 複数の LiDAR で得られた 3 次元点群データについて、各 LiDAR の点群データ同士の位置合わせを行った上で、物体候補抽出を行う。LiDAR ではセンサから放射状に照射されるレーザーが物体に当たって跳ね返るまでの時間から、物体までの距離を測定し、点群データとして取得する。そのため点群データの密度は LiDAR からの距離が遠いほど疎になる。そこで、遠方の物体に対してより高密度な点群データを得るため、複数の LiDAR を併用する。このとき、LiDAR の設置位置のずれの分だけ点群データ同士に生じる空間的なずれを補正し、各点群データを合成 (位置合わせ) する必要がある。提案手法では点群データの間のずれが微小な場合に有効な ICP<sup>3)</sup>により予め位置合わせを行う。

次に位置合わせを行った点群データについて物体候補の抽出を行う。列車前方の点群データには検知対象物以外にも軌道面や周辺の建造物など様々な情報が含まれる。この中から検知対象物の候補を抽出するために、以下の 3 段階の前処理を行う。

(1) 点群データに対して、RANSAC<sup>4)</sup>による平面推定を適用し、地面部分の点群を除去する。

(2) 地面除去後の点群データから、外乱光や塵等の影響によるノイズを取り除くため、点群の密度が高い部分を 1 つのクラスタとして抽出するクラスタリング手法である DBSCAN<sup>5)</sup>を適用する。

(3) 点群のクラスタのうち、その大きさが幅、高さ、奥行きが 2m 以内のものを支障物候補として抽出する。

〈2・4〉 画像と点群を組合わせた物体検知処理 2.2 節で述べた画像由来の特徴マップで、低照度下など物体の像が不鮮明な場合には各セルの物体らしさの値が低下する。そこで、2.3 節で述べた点群のクラスタリング結果を画像

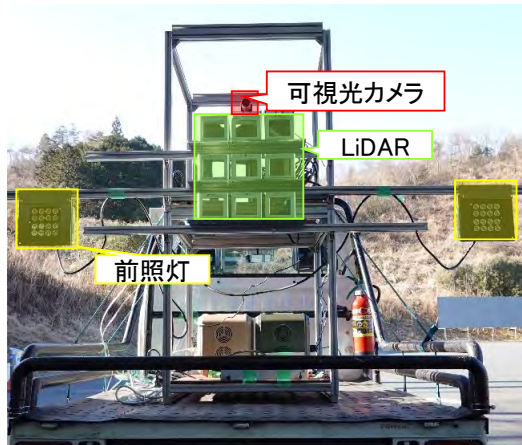


図 5. 評価試験時の機材の構成

Fig. 5. Composition of equipment in the experiment.

表 1. カメラの諸元

Table 1. The specification of camera.

解像度	垂直 2,160px / 水平 4,096px
レンズ焦点距離	25mm
画角	垂直 17° / 水平 32°

表 2. LiDAR の諸元

Table 2. The specification of LiDAR.

検知距離	最大 500m
照射角	垂直 15° / 水平 17°

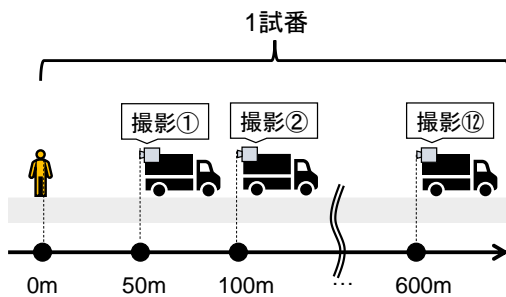


図 6. 撮影手順

Fig. 6. The procedure of experiment.



図 7. 被写体の例

Fig. 7. The examples of subject.

に投影し、本来物体がある場所における物体らしさをより大きい値に更新する。

点群を画像に投影するにあたり、事前に LiDAR 座標系に対するカメラ座標系の外部パラメータを得る必要がある。本研究では画像と点群の対応点の組から perspective-n-point (PnP) 問題を解くことで外部パラメータを推定した。

この外部パラメータを用いて点群のクラスタ中心座標及び外接矩形を画像に投影し、その結果から図 4 のように特徴マップの値を変更する。特徴マップの各要素、すなわち画像を区切るセル内にクラスタの中心座標が存在すれば、その箇所には確実に物体があるといえるため、そのセルの物体らしさの値を 1 に変更する。値の変更されたセルにおける物体の識別結果については、そのセルで最大のクラス確率がある閾値を超えた場合そのクラスに属するものとし、そうでなければ「不明」とする。またそのセルを中心に存在する物体の左上座標  $(x, y)$  と幅  $w$ 、高さ  $h$  については、クラスタの外接矩形の左上座標  $(x', y')$  と幅  $w'$ 、高さ  $h'$  に置き換える。最後に、同一の物体の周辺に重複した外接矩形を取り除く後処理である Non Maximum Suppression (NMS) を行って最終的な検知結果を出力する。

### 3. 検知性能評価試験

提案手法における距離ごとの支障物検知性能を評価するため、600m の直線区間を確保できる試験道路環境にてデータ取得を実施した。

〈3-1〉 試験条件 実際の鉄道車両の前面にセンサを装着した状態を模擬するため、図 5 のように、軽トラックの荷台にアルミフレームの架台を設置し、機材 (カメラ・LiDAR・前照灯) を取り付け付けた。各機材の諸元を表 1、表 2 に示す。LiDAR については、9 台を縦 3 台、横 3 台で等間隔に並べて設置した。また前照灯は実際の鉄道車両に搭載されている LED 型前照灯を用いた。

〈3-2〉 試験手順 センサを設置した軽トラック上から被写体との距離を変えて繰り返し定点撮影を実施した。図 6 のように、被写体から 50m 離れた地点から、50m おきに 600m 離れた地点まで、撮影と移動を繰り返した。撮影は 1 箇所につき 10 秒間 (計 100 フレーム分) 行った。被写体 1 つに対して、50m~600m 離れた地点までの一連の撮影データを、以降は 1 試番と定義する。

〈3-3〉 被写体・撮影試番 被写体の例を図 7 に示す。本試験では人物を合計 46 試番 (昼間 33 試番・夜間 13 試番) 分撮影した。図に示すように、試番ごとに服装を変えて撮影を実施した。

### 4. 検知性能評価の結果

〈4-1〉 検知性能の評価方法 試番ごとに、各地点で撮影したデータに対して、提案手法による検知処理を施し、性能評価を行った。性能評価には以下の 2 つの指標を用いた。

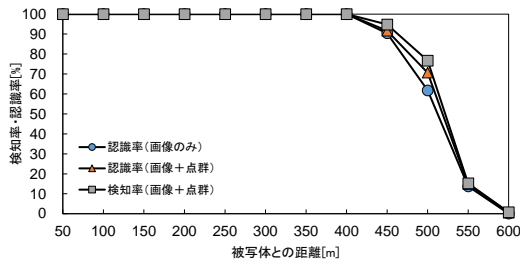


図 8. 昼間における距離ごとの人物検知，認識率

Fig. 8. The detection / recognition rate of person at each distance in daytime.

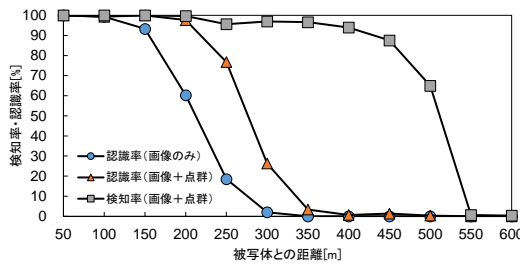


図 9. 夜間における距離ごとの人物検知，認識率

Fig. 9. The detection / recognition rate of person at each distance in nighttime.

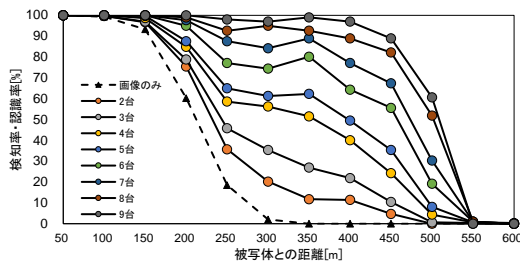


図 10. LiDAR の台数と人物検知，認識率の関係

Fig. 10. The relationship between Number of LiDAR and detection / recognition rate of person.

(1) 検知率 各地点の 100 フレーム分のデータのうち、本来物体がある場所に正しく物体があることを予測できたフレームの割合。事前のアノテーションにより付与した正しい物体の外接矩形と、検知処理で出力された物体の外接矩形の間で重複の割合 (Intersection over Union : IoU) を算出し、その値が 0.4 を上回った場合に予測が正しいものとした。

(2) 認識率 各地点の 100 フレーム分のデータのうち、正しく物体があることが予測できた上で、その物体のクラスが正しい物体の種類と一致したフレームの割合。

〈4・2〉 被写体との距離ごとの検知性能 人物についての距離ごとの検知率・認識率を、昼夜別に試番平均したものを図 8, 図 9 に示す。いずれも比較対象として、画像

のみから YOLOX で算出した認識率を併記した。昼間については、画像のみの場合でも 400m まで 95%以上の高い認識率が得られており、提案手法とほとんど検知性能に差異は見られなかった。一方、夜間には、提案手法によって、明確に性能が向上することが分かった。認識率については、200m 先で画像のみの場合に 60%程度まで低下するのに対して、提案手法で 98%まで向上した。また検知率については、提案手法により、300m 先まで 97%、500m 先まで 65%となることが分かった。

〈4・3〉 LiDAR の台数ごとの検知性能 点群データの密度と検知性能の関係を把握するため、計  $n$  台分の LiDAR ( $n=2\sim 9$ ) で得られる点群データを用いて検知処理を行った場合の検知率を算出した。夜間のデータについて、LiDAR の台数ごとに検知率 (試番平均) をプロットしたものを図 10 に示す。図には同じ条件での画像のみの場合の認識率も併記した。図よりレーザーが届く 500m 先までは LiDAR の台数の増加につれ検知率が向上する傾向が確認された。なお LiDAR が 6 台、7 台の場合に 300m 地点での検知率が 350m 以遠より低下しているが、レーザーの走査パターン上被写体が立つ位置によっては局所的に点群の密度が疎になることが要因の 1 つとして考えられる。

## 5. まとめ

本研究では、列車前方における遠方の支障物検知を目指して、カメラと LiDAR による検知手法を検討した。試験道路における性能評価の結果、4K カメラと 9 台分の LiDAR から得られる点群データの組み合わせにより、500m 先の人物を 300m 先で 95%以上、500m 先で 60%以上の検知率で検知できることが分かった。また 500m 先までは、処理に用いる LiDAR の台数の増加に伴い検知率が向上する傾向が確認された。本稿での検討では純粋な距離ごとの検知率を把握するため静止状態で撮影したデータに対して性能評価を実施したが、今後はより実車に近い環境での性能を確かめるべく、センサが被写体に対して動いている状態や、鉄道環境でのデータ取得、性能評価を実施予定である。

## 文 献

- (1) 影山 椋, 長峯 望, 向嶋 宏記: 「カメラと LiDAR センサを統合した列車前方支障物検知手法」, 鉄道総研報告, Vol.35, No.10 pp.17-22 (2021).
- (2) Z. Ge et al. : "YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021", arXiv:1808.00897 (2021).
- (3) Y. Chen and G. Medioni : "Object modelling by registration of multiple range images", Image and vision computing, Vol.10, No.3 pp.145-155 (1992)
- (4) 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).
- (5) M. Ester et al. "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise", Proc. KDD 1996, pp.226-231 (1996).