

論文 画像処理技術等を活用した新幹線確認車の無人化技術の検討

田中 鉄二¹・桶谷 栄一²

¹ 非会員 西日本旅客鉄道株式会社 施設部 施設技術室（〒530-8341 大阪市北区芝田 2-4-24）
E-mail: tetsuji-tanaka02@westjr.co.jp

² 正会員 西日本旅客鉄道株式会社 施設部 施設技術室（〒530-8341 大阪市北区芝田 2-4-24）
E-mail: eiichi-oketani@westjr.co.jp

新幹線確認車に関する業務の生産性向上を目的に、確認車の運転計画や位置情報などをもとに運転操作を自動化する機能や、線路内に位置する線路設備と支障物を自動的に判別し、支障物を検知する機能などの検討に取り組んでいる。

今回は、目視確認業務を機械化する機能を対象に、実現可能性に関して基礎的な検討を行った。検討は、対象機能の要求水準の設定、要素技術の調査、そして現地試験の試験データをもとに、画像の差分抽出手法や機械学習手法などのデータ処理を検証し、要求水準を満たすことが可能かを確認した。検証結果として、一定区間における検証では要求水準を満たすことなどを確認できた。

Key Words : maintenance car, automatic driving, obstacle detection, machine learning

1. はじめに

新幹線では効率的な保守を目指して保守用車を用いた保守作業が主体であり、保守用車は責任者と運転者が運転操作などの業務を実施して、保守用車の移動や保守用車を活用した作業を実施している。

一方で将来の労働人口減少を見据えた効率的な線路設備のメンテナンス体制の構築が喫緊の課題であり、人力により実施している保守作業について装置による機械化の可能性を検討している。

そこで、本取組みの一環として保守用車に関する業務の無人化を図ることを検討している。検討の対象とする保守用車は、車両の老朽取替えが控えており、かつ山陽新幹線では年間1万人日以上労働力を投入している確認車（初列車前に、全線の線路確認を行う保守用車）とした。

検討内容として、確認車の運転計画や位置情報などをもとに確認車の運転を自動化する機能や、センサーから取得したデータをもとに線路内に位置する線路設備と支障物を自動的に判別し、支障物を検知する機能（以下、支障物判別機能とする）などの検討に取り組んでいる。

今回は、目視確認業務を機械化する機能を対象に、実現可能性に関して基礎的な検討を行った。対象機能は支障物判別機能と、前方に位置する物体を自動的に検知する機能（以下、前方確認機能とする）とした。

近年では、画像処理を用いた線路周辺のハザードセンシングを行った研究¹⁾がなされており、線路周辺をターゲットとしたものであるが、リアルタイム性は求められていない。また、線路内の支障物に関する研究²⁾がなされているが、検知手法による差異、検知範囲、検知精度などは明らかにされていない。そこで本研究では確認車の添乗者が実施している目視確認業務の処理内容や検知精度などを基準に検討した。

検討方法は、対象機能の要求水準の設定、要素技術の調査、そして現地試験の試験データをもとに、画像の差分抽出手法や機械学習手法などのデータ処理を検証し、要求水準を満たすことが可能かを確認した。

2. 検討対象の機能

(1) 目的と検知内容

a) 支障物判別機能

列車走行の安全確保を目的に、線路内に位置する線路設備と支障物から、支障物のみを抽出して検知する。

b) 前方確認機能

確認車と支障物などとの衝突防止を目的に、確認車の走行範囲に位置する支障物と線路設備を検知する。

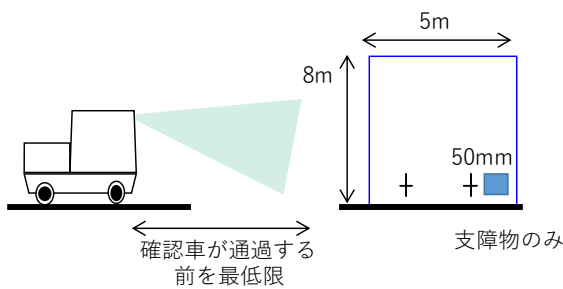


図-1 支障物判別機能のイメージ

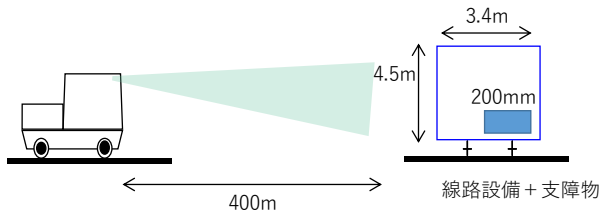


図-2 前方確認機能のイメージ

(2) 要求水準

各機能に求める水準については、おおよそ添乗者が検知できる検知サイズを根拠として、今回は以下のように設定した。イメージ図を図-1、および図-2に示す。

a) 支障物判別機能

検知距離を確認車が通過する前を最低限として、線路内(8m×5m)に位置する、50mm立方体以上の線路設備と支障物から、支障物のみを抽出して検知する。

b) 前方確認機能

検知距離を確認車の制動距離である400mを最低限として、確認車の走行範囲(4.5m×3.4m)に位置する、200mm立方体以上の支障物と線路設備を検知する。

3. 要素技術

対象機能は、自動車の自動運転などで類似機能があるため、これらの機能の要素技術を参考に、対象機能の要求水準を満たす可能性がある要素技術を調査した。調査した結果をもとに、実現可能性が高い要素技術を用いた現地試験を行うこととした。

(1) 要素技術の特徴

支障物を検知するハードウェアとしてカメラ、ミリ波レーダー、赤外線レーダーレーダーなどが活用されているが、今回の対象機能に適性が高いと考える3つの要素技術の特徴などを整理した。

a) 単発式レーザー

使用する電磁波の波長の違いにより、ミリ波レーダー、赤外線レーダーレーダー、レーダーレーダーなどと呼ば

技術	単発式レーザー	面式レーザー	カメラ
概要図			
検知イメージ			
適用事例	MMS、航空測量、踏切障検、自動車	航空測量	自動車

図-3 前方確認機能の検知イメージ

れているが、今回は一度に単発の電磁波を送信し、反射波から支障物の距離や方向を測定する方式の要素技術の総称を単発式レーザーとする。

自動車の自動運転やMMSなどの分野で使用されており、低速の移動体による高精度な検知に適性がある。

b) 面式レーザー

測定方式は単発式レーザーと同様であるが、一度に多くの電磁波を送信する方式であるため、一度に広範囲の3次元情報が取得可能となる。

航空測量の分野で使用されており、高速の移動体による広範囲の検知に適性がある。

c) カメラ

カメラで撮影した画像内のピクセル毎の照度や色から支障物を検知する方式である。

本方式はハードウェアとソフトウェアの組合せにより方式が細分化されており、単眼カメラで取得した画像をもとに機械学習したモデルが支障物を検知する方式、ステレオ視により支障物の画像上での位置(奥行き)や立体的な形状を算出する方式などがある。

(2) 確認車に適用した場合の検知イメージ

要素技術を確認車(速度110km/h)の前方確認機能(検知距離:400m、検知範囲:4.5m×3.4m、検知サイズ:200mm)に適用した場合の検知イメージを図-3に示す。

(3) 実現可能性の評価

支障物判別機能、および前方確認機能に関して要求水準の評価項目別に、要素技術の実現可能性を評価した。それぞれの要素技術において採用する装置の種類により性能に違いはあるが、汎用的で上位レベルのものを選定した前提で相対評価した。

a) 支障物判別機能

各要素技術とも性能上の分解能などを参照すると、今回の要求水準で設定した検知サイズ50mmなどの項目は満たす可能性はあるといえる。

表-1 支障物判別機能についての評価

評価項目	要求仕様	単発式レーザー	面式レーザー	カメラ
検知距離	確認車が通過する前	◎	◎	○
検知サイズ	50mm立方体	○	◎	◎
検知範囲	8m×5m	△	○	◎
形状情報の取得	—	△	○	○
色情報の取得	—	×	×	○

(凡例) ◎：可能性があり、精度が高い ○：可能性がある
△：条件付きで可能性がある ×：可能性が低い

表-2 前方確認機能についての評価

評価項目	要求仕様	単発式レーザー	面式レーザー	カメラ
検知距離	400m	◎	◎	○
検知サイズ	200mm立方体	×	○	○
検知範囲	3.4m×4.5m	×	○	◎

(凡例) ◎：可能性があり、精度が高い ○：可能性がある
△：条件付きで可能性がある ×：可能性が低い

ただし、本機能はハードウェアで得られたデータをもとに、ソフトウェアにてデータ内の対象物が線路設備か、支障物であるかを判別することが求められる。対象物を判別する際に、対象物の形状や色などの判断材料があることで精度が高まると考え、今回は色の情報を取得できるカメラの検証を行うこととした。結果を表-1に示す。

b) 前方確認機能

単発式レーザーは、確認車のように高速の移動体において、要求水準の検知範囲などを満たすことは、汎用装置のレーザーの送信頻度などの仕様では困難であることがわかった。一方で、面式レーザーとカメラは要求水準を満たす可能性があるため、検証を行うこととした。結果を表-2に示す。

なお、前方確認機能は一定範囲内に何か物体があることを検知する機能であり、線路設備か支障物かを判別する必要はない。

4. 検証方法

検証は、現地試験として線路内などに支障物を設置、また可能な限り次期車両の照明環境などを再現して、要素技術を活用した装置によるデータ取得を行った。

支障物判別機能は取得したデータをもとにいくつかのソフトウェアのデータ処理を検証し、要求水準を満たす可能性を確認した。



写真-1 現地試験（支障物判別機能）

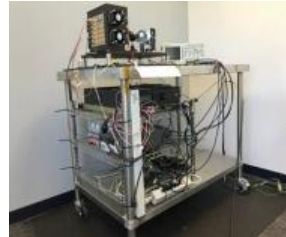


写真-2 現地試験（前方確認機能）

前方確認機能は取得したデータをもとに画像の目視確認により、要求水準を満たす可能性を確認した。

5. 現地試験

(1) 支障物判別機能（カメラ）の現地試験

現行確認車内にカメラを仮設して本線上にてデータ取得を行った。現地試験の状況を写真-1に示す。

走行速度 : 70km/hほど
検知距離 : 50mほど
走行距離 : 5km
試験回数 : 5回
照度 : 150Luxほど
支障物種類 : 200mm立方体、50mm立方体、作業員、作業用器具類、仮置きレールなど

(2) 前方確認機能の現地試験

面式レーザーは工場内、カメラは保守基地内にてデータ取得を行った。現地試験の状況を写真-2に示す。

a) 面式レーザー

走行速度 : 停止状態
検知距離 : 50m（工場内での試験のため）
支障物種類 : 50mm立方体、90mm立方体

b) カメラ

走行速度 : 5km/hほど
検知距離 : 400mほど
試験回数 : 数回
照度 : 10Luxほど
支障物種類 : 50mm立方体、200mm立方体など

表-3 ソフトウェア処理方法の一覧（支障物判別機能）

処理方法	概要	特徴
差分抽出 (全区間)	位置別の基準画像との比較	新規設備に対応困難
差分抽出 (代表例)	線路構造別の代表例との比較	誤検知数が多い
機械学習 (正解)	線路設備以外の支障物を学習し、支障物を検出	想定できない支障物の対応困難
機械学習 (不正解)	線路設備を学習し、線路設備以外（つまり、支障物）を検出	無数にある線路設備の学習は設計困難



写真-3 機械学習した支障物

表-4 機械学習（不正解）の検証結果（支障物判別機能）

支障物種類	再現率
200mm立方体	8%
ショベル	0%
スパナ	10%

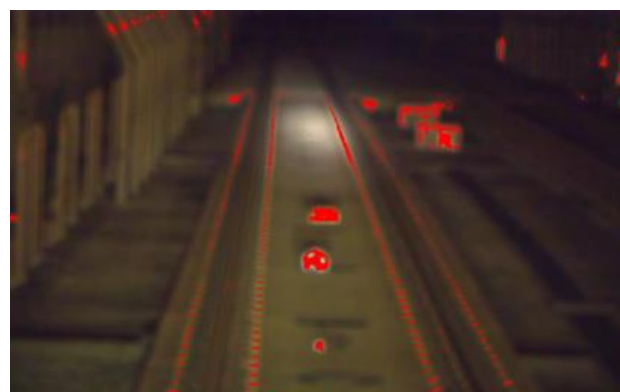


写真-4 差分抽出した物体

6. データ処理の検証

(1) 支障物判別機能

a) ソフトウェアの処理方法の一覧

今回は単眼カメラで取得した画像をもとにソフトウェア処理を行う方式としたが、処理方法にもいくつか方式がある。

差分抽出は、基準画像と対象画像の2枚の画像を比較して、輝度などの項目に差分がある箇所を抽出する方法である。今回は、基準画像を位置別（キロ程別）に全区間設定する方法を差分抽出（全区間）、基準画像をバラストやスラブ区間などの線路構造別に代表例を設定する方法を差分抽出（代表例）と呼ぶ。

機械学習は、学習するデータによって形成されるアルゴリズムが異なり、不具合検出には検出したい不具合データを学習させるのが一般的である。しかし、不具合データのサンプル数が十分でない場合もあるので、正常な状態を学習させて、正常でない状態を検出することで不具合を検出する方法もある³⁾。今回は、検知したい支障物を学習したモデルが、線路の画像を見て支障物を検知する方法を機械学習（正解）と呼ぶ。線路設備を学習したモデルが、線路の画像を見て線路設備を検知して、検知しなかった支障物を抽出することを機械学習（不正解）と呼ぶ。

処理方法の特徴を表-3に示す。

b) 機械学習（正解）の検証

まず、検知精度が不透明である機械学習（正解）を検証することとし、現地試験で取得した学習用データ内の支障物を機械学習したモデルを作成し、テストデータで検証を実施した。検証の手法は、物体検出のアルゴリズムとして、検出精度・検出速度ともに優れているとされるRefineDet⁴⁾を使用した。モデルが機械学習した画像の一例を写真-3に示す。

結果として、200mm立方体で再現率（実際の支障物ありのデータのうち、正しく抽出できた頻度）が10%を下回るなど、期待していた精度は得られなかった。機械学習したモデルによる検証結果のため明確な課題は不明だが、画像内に検知対象候補が無数にあることが主と推定した。代表的な支障物に対する検証結果の一覧を表-4に示す。



写真-5 機械学習したモデルが抽出した線路設備

c) 組合せ処理の検証

機械学習の検知対象候補の数量を低減するため、差分抽出（代表例）と機械学習（不正解）を組合せた処理を検証した。

処理方法の概要として、まず差分抽出（代表例）により検知対象候補を抽出する。基準画像はスラブ、バラスト区間別の代表例の画像とし、対象画像との輝度の差、および一定サイズ以上箇所を抽出を行う。この時点では、支障物に加えて地上子などの線路設備を含めて抽出する。差分抽出（代表例）により検知対象候補を抽出した一例を写真-4に示す。

次に機械学習したモデルにより支障物と線路設備を判別する。現地試験で取得した学習用データ内の差分抽出された線路設備を機械学習したモデルを作成し、テストデータで検証を実施した。検証においてモデルが線路設備を抽出した一例を写真-5に示す。

結果として、まず差分抽出した時点で、支障物の再現率は100%であった。

次に、機械学習したモデルが差分抽出された対象物を一定回数連続で線路設備と認識すれば、線路設備と判定するという条件の場合、テストデータ内にある50mm以上の支障物（走行区間：5km、支障物数：23個）の再現率は100%と全ての支障物を抽出でき、今回のテストデ

表-5 組合せ処理の検証結果（支障物判別機能）

分類	項目	検証結果
検証内容	テストデータの画像数	2,120 枚
	テストデータ内の支障物数（50mm以上のサイズ）	23 個
検証結果	差分抽出した画像数	1,167 枚
	差分抽出時点における支障物の再現率	100%
	機械学習したモデルによる支障物の再現率 ※一定回数連続で線路設備と認識すれば、線路設備と判定する場合	100%
	誤検知数/走行区間	0回/5km

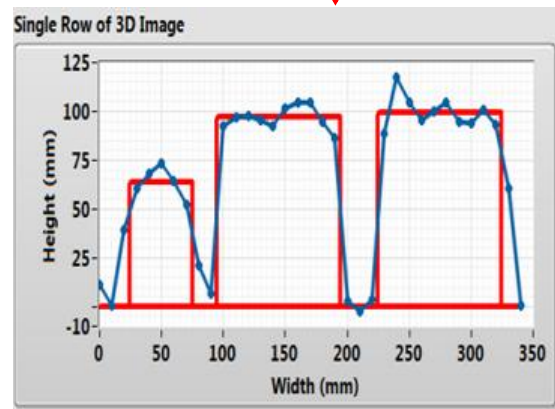
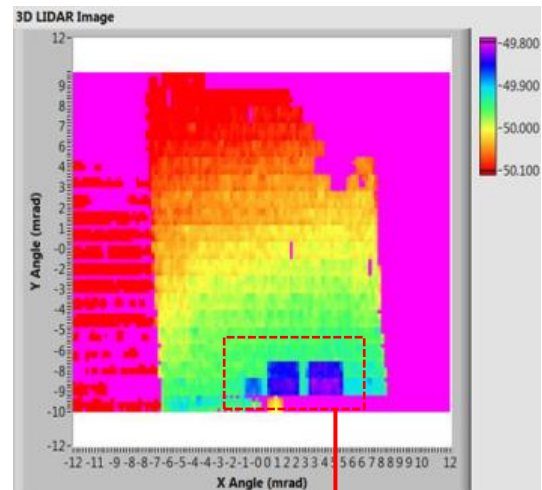


図-4 面式レーザの検証結果（前方確認機能）

ータでは要求水準を満たすことを確認できた（画像の目視確認にて検知できない支障物は除く）。また、運用上の課題になると想定される線路設備を支障物として検知する誤検知もなく、期待された精度であった。検証結果の一覧を表-5に示す。

(2) 前方確認機能

a) 面式レーザの検証結果

50m先に50mm、90mmほどの立方体の支障物の検知を行う現地試験を実施した結果を図-4に示す。



写真-6 400m先の画像

表-6 カメラの検証結果（前方確認機能）

支障物	色	読み取り結果
200mm 立方体	白色	○
	茶色	○
	灰色	○
	黒色	×

上図は奥行き方向を色のグラデーションで表現しており、下図は50m地点の支障物の断面図の測定結果を示す。

下図の左側が50mm立方体であり、一定高さ以上の計測点は6点ほど計測点があるため、レーザーの計測間隔はおおよそ8mm間隔であることが分かる。

今回の現地試験の検知距離は50mであるが、検知距離が400mとなった場合、計測間隔は距離に比例するため、計算上は $8\text{mm} \times 400\text{m} / 50\text{m} = 64\text{mm}$ の計測間隔の見込みとなる。200mm立方体に対して、片辺で3点ほどを計測できることから、要求水準を満たすことが見込める。なお、設計上では検知間隔を更に狭めること見込める。

b) カメラの検証結果

400m先に200mm立方体（数種類の色）などの支障物を設置、また照度を次期確認車と同様の環境などを再現して、支障物を撮影した。撮影した画像の一例を写真-6に示す。

画像の目視確認を行った結果として、今回の要求水準として設定した200mm立方体に対して画像の目視確認を行うと、黒色の立方体を除くと支障物として認識できることから、大まかな検知範囲を設定して閾値以上の輝度、サイズを抽出する方式や、ステレオ視により画像上の物体の位置を検知する方式などにより、要求水準を満たすことが見込める。検証結果の一覧を表-6に示す。

7. 今後の課題

今回対象とした機能について、支障物判別機能は一定区間における検証では要求水準を満たすことを確認でき、前方確認機能は要求水準を満たす見込みを確認することができた。

今後は、次期確認車の環境下での試験、試験区間の拡大、装置構成の設計などの検証を継続することで、確認車業務の生産性向上を図りたい。

参考文献

- 1) 清水淳、三和雅史：画像解析技術を活用した軌道のリスクベースメンテナンス法の開発，鉄道総研報告，Vol.32, No.2, PP.5-10, 2019
- 2) 田村大輔：作時帯と確認車，日本鉄道施設協会，Vol.47, No.7, pp56-59, 2009
- 3) 菊田遥平、野村眞平、李石映雪、小林秀、神津友武：Deep Learning 技術をベースとした異常画像検出，人工知能学会全国区大会論文集，第 30 回全国大会，PP.1-4, 2016
- 4) Shifeng Zhang, Longyin Wen, Xiao Bian, Zhen Lei, Stan Z. Li：Single-Shot Refinement Neural Network for Object Detection, arXiv preprint arXiv:1711.06897.v3, PP.1-14, 2017

STUDY TO IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY FOR UNMANNED SHINKANSEN MAINTENANCE CAR TECHNOLOGY

Tetsuji TANAKA and Eiichi OKETANI

It is basic to use a maintenance car to improve productivity for maintenance work in the Shinkansen. Supervisors and drivers get on the maintenance car and work to move the maintenance car. We are studying to improve productivity for maintenance car. For example automatic driving function and obstacle detection function etc.

This time, we conducted a basic study on the feasibility of the obstacle detection function and the forward confirmation function based on the data in the field test.