

列車巡視支援のための線路周辺画像解析エンジンの開発

昆野 修平* 川崎 恭平** 三島 健吾***
 三和 雅史* 清水 惇* 中島 昇#

Image Analysis Engine for Supporting Onboard Track Patrol

Shuhei KONNO Kyohei KAWASAKI Kengo MISHIMA
 Masashi MIWA Atsushi SHIMIZU Noboru NAKAJIMA

One of the maintenance works of railroad tracks is patrolling by the eyes of workers from a driver's compartment of a train in operation. To support such works, an image analysis engine has been developed. The engine consists of three image analysis techniques: self-localization, 3D measurement by multi-view stereo, differential detection, and can automatically detect the presence of obstacles intruding a structure gauge and environmental changes on a railroad track. In this paper, an overview of the system with the image analysis engine and processes of each image analysis techniques are described.

キーワード：列車巡視，画像解析，ステレオカメラ，3次元点群，支障物検知，建築限界，差分検知

1. はじめに

列車巡視は、線路や沿線設備の保守状態や建築限界支障物の有無、沿線の環境変化を把握する線路の維持管理業務の一つであり、運転台に添乗する従事員の目視により実施される。しかしながら、近年の従事員の減少や鉄道設備の経年化に伴って、上記列車巡視による処置必要箇所の選定から、処置の実施までの一連の業務に、省力化および効率化が求められている。

このような背景から、営業列車等の車両前頭に設置したステレオカメラ等から取得した画像を解析することで、建築限界等の支障物の有無や沿線の環境変化を自動で検出する線路周辺画像解析エンジンを開発した。開発したエンジンの一部は、JR九州の列車巡視支援システムに2020年度から導入され、同社の主要線区の一部区間において実用化されている¹⁾。本論文では、本エンジンの活用方法の概要と、本エンジンを構成する画像解析技術の処理方法や適用例について記す。

例を示す。本エンジンは、営業列車等の車両前頭に設置したステレオカメラから線路および線路周辺の画像を撮影し、その撮影画像に対して画像解析技術を活用して、建築限界等の支障物の有無や沿線の環境変化等を検出する。本エンジンを搭載した解析サーバに、走行車両上で撮影された画像を送信・集積して、上記検出結果を事務所等のPCから確認することができる。表1に、本エンジンで用いるステレオカメラの代表的なスペックを示す。



図1 線路周辺画像解析エンジンの活用方法

2. 線路周辺画像解析エンジンの概要

図1に線路周辺画像解析エンジンを活用する方法の

* 軌道技術研究部 軌道管理研究室
 ** 軌道技術研究部 軌道管理研究室 (現 九州旅客鉄道株式会社)
 *** 軌道技術研究部 軌道管理研究室 (現 東海旅客鉄道株式会社)
 # NECソリューションイノベータ株式会社

表1 代表的なカメラスペック

解像度	: 1920×1200 [px]
フレームレート	: 15 または 30 [fps]
ゲイン	: 自動調整 (0~10 [dB])
シャッタースピード	: 自動調整 (50~700 [μs])
フォーカス	: 20 [m]
焦点距離	: 8 [mm]
絞り	: F2.8

また、本システムでは、同時収録するGPS等の位置情報や列車の走行速度情報から、取得画像を撮影した位置やキロ程を特定することが可能である。これらの位置情報を組み合わせることで、建築限界等の支障物や沿線の環境変化が検出された地点を特定できる。さらに、本エンジンでは、後述する自己位置推定技術によって、GPS等の信号レベルが低下している場合や、上記位置情報や走行速度情報にノイズが含まれる場合においても、位置情報を補完して高精度な位置やキロ程の特定が可能である。

3. 線路周辺画像解析エンジンの構成技術

本章では、線路周辺画像解析エンジンを構成する、「自己位置推定」、「多視点ステレオによる3次元情報の復元」、「2時期画像の差分検知」の3つの画像解析技術の処理方法および適用例について記す。

3.1 自己位置推定

本エンジンにおける自己位置推定は、ステレオカメラで撮影された画像（以下、ステレオ画像と言う。）から、カメラの位置や姿勢の変化を推定する画像解析技術である。一般に、自己位置推定は、自動車の自動運転等でも活用される技術であるが、本技術は走行する鉄道車両の先頭で取得したステレオ画像に適用することを目的に開発した。

本技術は、先述のように、GPS等の信号レベルが低下する場合や位置情報または走行速度情報にノイズが含まれる場合において位置情報を補完して高精度な位置やキロ程の特定を実現するほか、後述する3次元情報復元の精度向上に寄与する。

3.1.1 処理フロー

図2に、本研究で開発した自己位置推定の処理フローを示す。

(1) 特徴点抽出

連続する画像フレームで同一の被写体を特定するため、各画像フレームで特徴となる画素（特徴点）を、画像輝度値の二階微分の極大点探索によって抽出する。物体輪郭や物体色変化の端点といった比較的抽出し易い画素を探索する。

(2) ステレオマッチング

ステレオカメラの両画像で類似している特徴点同士をペアとして対応付ける。特徴点の近傍画素や、近くに存在する特徴点間の位置関係により、類似性の判定を行う。

また、ステレオカメラ間の距離や両カメラの設置角度、画角などを予め計測（キャリブレーション）することで、ペアとして対応付けられた特徴点の画像上の位置関係を用いた三角測量により、カメラから特徴点までの距離を

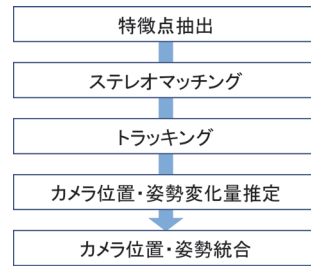


図2 自己位置推定の処理フロー

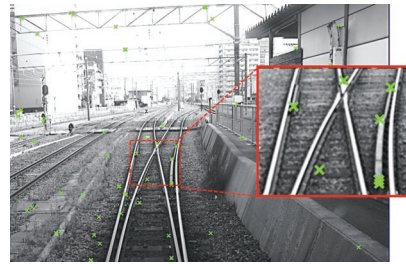


図3 トラッキングに成功した特徴点

計算し、特徴点の3次元空間上の位置関係を計算できる。

(3) トラッキング

上記(1)で得られた特徴点を、隣り合うフレーム間で対応付けて、同一特徴点の時間方向の変化を追跡する。上記ステレオマッチングに記載した方法と同様の方法によって、前後のフレーム間で最も類似している特徴点同士を、同一の被写体であるとみなしてペアとして対応付ける。計算の効率化のため、直前フレームまでの計算結果から現フレームにおける対応する特徴点の位置を予測して、特徴点の探索範囲を限定する。

図3に、本処理において対応付けに成功した特徴点を示す。レールや継目板等の輪郭がトラッキングに成功した特徴点として抽出されていることがわかる。

(4) カメラ位置・姿勢変化量推定

上記(2)に記載の方法で算定するカメラと特徴点の間の距離と、上記(3)の特徴点のトラッキング結果を利用して、カメラの位置・姿勢の変化量を求める。上記(3)で対応付けられたすべての特徴点に対して、直前のフレームから推定される特徴点の画像上の予測座標と、実測座標の差を計算し、その総和を最小化するように、フレーム間のカメラの位置・姿勢の変化量を算出する。

(5) カメラ位置・姿勢統合

上記(4)で算出した各フレームのカメラの位置・姿勢の変化量を積分して、カメラの位置・姿勢の経路を算出する。

3.1.2 精度検証

図4に、営業車で取得した画像から、上記の自己位置推定によって得られるカメラの移動経路を山間の約4kmにわたって算出し、国土交通省の国土数値情報に



図4 自己位置推定による推定経路

おける線路の座標と比較した結果を示す。同図より、自己位置推定による算出経路は、線路の座標を捉えられていることが確認できる。また、位置の誤差は、最大で6.50mであった。

3.2 多視点ステレオによる3次元情報の復元

本節では、ステレオ画像から3次元情報を復元する画像処理技術と、それを活用した建築限界等の支障物検知機能について紹介する。

3.2.1 処理方法

本エンジンでは、ステレオカメラによる一組の画像フレームから、3.1.1項(2)で述べた三角測量によって、画像上の各画素の3次元空間上の位置関係を計算できる。これにより、撮影したシーンの3次元情報を復元することが可能である。

これに加えて、3.1節に先述した自己位置推定技術を活用することで、各画像フレームにおける3次元情報の計算結果とカメラの動き(位置や姿勢の経時変化)の推定結果から、多視点ステレオによる高密度かつ広範囲な3次元情報の復元が可能である。3次元情報の復元結果は、3次元座標と色情報(RGB値)を持つ点の集まり(3次元点群)として表現される。

本エンジンのような多視点ステレオによる3次元情報の復元技術はカメラのみを入力デバイスとするため、LiDAR等の他の3次元情報の復元技術と比べて、計測システムが安価でコンパクトであるという利点がある。一方、画像データはGPSや慣性センサ等の入力デバイスの取得データと比べてデータサイズが大きいため、高精度な3次元情報の復元のためには、計算量が多く、計算時間が長くなりやすいという欠点がある。

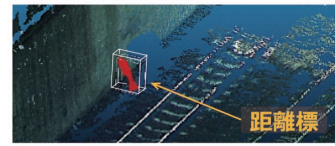
3.2.2 精度検証

図5に、1フレームのステレオ画像による3次元情報の復元結果と、上記の多視点ステレオによる3次元情報の復元結果を示す。同図より、1フレームのみでは、キロポストの3次元形状を復元できていないが、多視点ステレオでは、3次元形状を捉えられている。

また、多視点ステレオによる3次元情報の復元精度の検証のため、多視点ステレオによって復元した3次元空間上でホームの高さ・離れ距離を計測したところ、レー



(a) 1フレームによる復元結果



(b) 多視点ステレオによる復元結果

図5 3次元情報の復元精度の比較

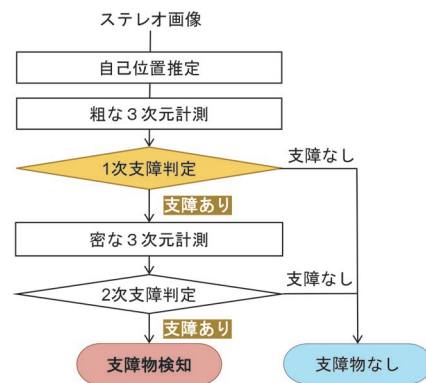


図6 支障物検知の高速化処理フロー

ザー式測定装置での計測値に対して平均1%程度の誤差で計測可能であることを確認した²⁾。

3.2.3 建築限界等支障物検知機能

上記の方法で作成した線路周辺の3次元点群に対して、線路長手方向に設定した建築限界等の枠内に、3次元点群が含まれているか判定することで、建築限界等を支障する物体を検知する機能を実現する。

しかしながら、3.2.1項で先述した通り、本エンジンで用いる3次元情報の復元処理は、計算量が多く、計算時間が長くなりやすいという欠点が存在する。そこで、建築限界等の支障物を、実用上十分な速さで検知するための高速化手法を開発した。

図6に、開発した手法の概要を示す。本手法では、上記の3次元情報の復元処理を2段階に分けて行う。第1段階で、粗な3次元計測を行って、1次支障判定を行う。ここで言う粗な3次元計測とは、被写体の概形を捉える程度の粗い3次元点群を生成する、計算時間が高速な処理のことを言う。この1次支障判定で、設定枠の周辺に3次元点群が存在する場合にのみ、第2段階として、高密度な3次元点群を生成する処理である密な3次元計測を行って、詳細な支障判定(2次支障判定)を行う。以上の方法によって、支障物を取りこぼすことなく、高速な計算を実現する。

営業車で取得した画像に対して計算実験を行ったところ、本高速化手法は、密な3次元計測のみにより支障判定を行う手法と比較して、計算時間を約98%削減できることを確認した。

3.2.4 JR九州における実用化事例¹⁾

JR九州で使用されている列車巡視支援システムにおける本機能の出力画面例を図7に示す。同図のように建築限界支障のおそれがある物体の検出状況を、検出箇所のキロ程と合わせて確認できる。このようなシステム出力結果を各保線職場に配置された専用端末で担当者が確認して、処置必要の有無を最終判断するという運用がなされている。

3.3 2 時期画像の差分検知

本エンジンにおける差分検知は、撮影時期が異なる2枚の画像を比較して、その相違箇所を出力する技術である。線路沿線の環境変化、設備の変状、線路付近の異物の存在等を把握するのに活用される³⁾。

このような差分検知の画像処理技術は、街中の監視カメラや製造業における不良品判定等の分野でも用いられる。ただし、これらは固定されたカメラによって撮影される画像を対象とするのに対し、本エンジンは移動を伴いながら撮影した画像を対象とするため、例えば、2時期の画像の間で撮影位置の対応をどれだけ上手くとったとしても完全に同じ位置から撮影した画像同士を比較することができない。このため、比較する2枚の画像間でシーンの死角や見映えがわずかに変化する。また、2時間期間で撮影時間帯や天候等が異なり、日照条件が変化することも想定される。上記のような変化は列車巡視において確認の対象とする環境等の変化ではないため、本研究ではこのような変化の影響を補正した上で差分を計算する必要があった。

本節では、開発した差分検知技術を構成する画像処理の各方法について、適用する順番に沿って説明する。なお、本エンジンの差分検知技術は、ステレオカメラによる撮影を必須とせず、単眼のカメラによる取得画像に対しても機能する。



図7 支障物検知機能の画面例

3.3.1 フレーム間の対応付け

ある時期に撮影された画像（テスト画像）の各フレームに対して、異なる時期に撮影された基準画像（リファレンス画像）の全フレームの中から撮影位置が最も近いフレームを探索する。ここでの処理は、次の3つの手順から構成される。

(1) 輝度正規化

先述のように異なる時期に撮影した画像は天候等の影響によって日照条件が異なることが想定されるため、後段の処理で安定した解析を行うために、同じ照明条件であるように画像の輝度を正規化する。具体的には、各画像を小領域に分割して、その領域内の輝度の頻度分布を算出し、リファレンス画像における分布の平均や分散等を用いて、テスト画像の輝度を正規化する。

(2) 2 映像のフレーム間マッチング

各画像で特徴点を抽出し、各特徴点の周辺画素や特徴点間の位置情報に基づいてフレーム間の類似度を計算する。ここでは、類似度が高いフレームの組み合わせを複数選択して、フレーム間の対応付けの“候補”として出力する。

(3) フレームの順序・連続性補正

上記のフレーム間マッチングで、類似度が最も高いフレーム同士を対応付けると、特に高架区間や駅構内等の類似するシーンが連続する場合において、日照条件や画角の微妙な変動によって、撮影位置が離れたフレーム同士を対応付けてしまうケースが見られた。そこで、フレームの順序・連続性を考慮して、上記フレーム間の対応付けの“候補”の中から、順序・連続性に対する矛盾がなるべく生じないように、各フレーム間の対応付けを補正する処理を行う。

3.3.2 画素配置の幾何近似補正（ワーピング）

上記のフレーム間の対応付けの処理方法によって、2時間期間で最も近い位置同士でフレーム間の対応付けを行っても、シャッタータイミングの微妙な違いによって、微小な位置ズレが生じ得る。

そこで、上記の方法で算出した対応する2枚のフレーム間のオプティカルフローを推定する。オプティカルフローは、一般に、動画内の隣り合う2枚のフレーム間で、各画素が、どの方向にどれだけ移動したかをベクトルで表すものであるが、本エンジンでは、位置の対応を取った撮影時期が異なる2枚のフレームに対して、微小な位置ズレを画像上で幾何的に補正するのに用いる。具体的には、推定したオプティカルフローを用いて、リファレンス画像をテスト画像の画素配置に近くなるように幾何近似補正（ワーピング）する。

3.3.3 色情報を用いた差分計算

差分検知における以上の処理は輝度情報のみを使用しており、差分計算においても当初は輝度情報のみを使用

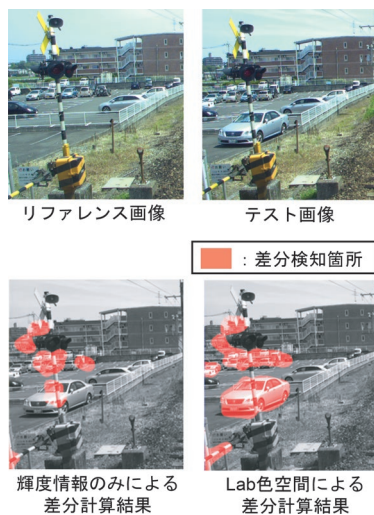


図8 色情報を考慮した差分計算

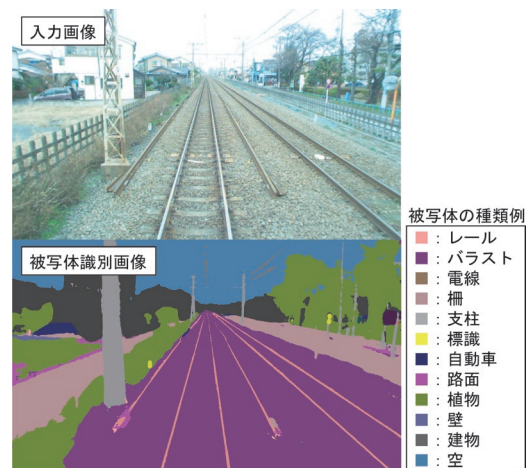


図9 被写体識別の適用例

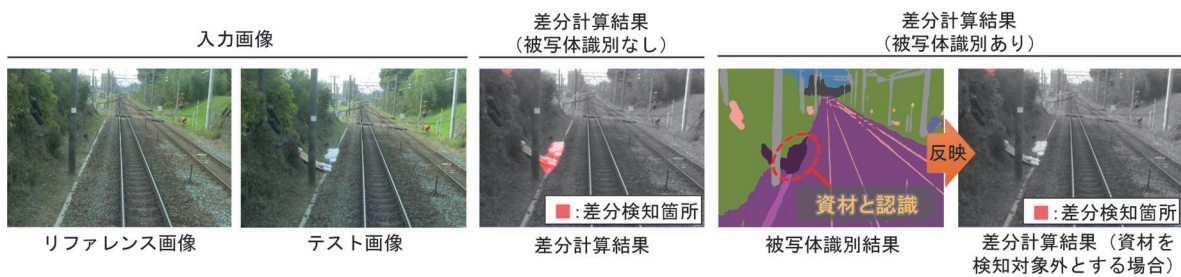


図10 被写体識別を組み合わせた差分検知

することを想定していた。しかしながら、輝度情報のみを用いる差分計算では、上記の輝度正規化処理が過剰に動作してしまうことによって、差分検知の性能が低下するなどの問題が見られた。

そこで、本研究では、輝度情報だけでなく、CIELAB や CIE1976 (L^* , a^* , b^*) 色空間として定義される Lab 色空間⁴⁾ を活用することで差分計算の性能向上を図った。Lab 色空間は人間の知覚に近似するように設計された色空間であり、差分計算を Lab 色空間上で行うことで、人間の直感に近い色の差分を検知できるようになると考えられる。

図8に、輝度情報のみを用いた差分計算と、Lab 色空間による差分計算の結果を示す。テスト画像とリファレンス画像の間には、手前の自動車の有無等に変化が生じている。差分計算の結果を見ると、Lab 色空間を用いた方が、輝度情報のみを用いるよりも、上記変化を正確に検知できていることが確認できる。これは、輝度正規化によって自動車がアスファルトと同色系に補正されたがために、輝度情報のみでは自動車の有無を差分として検知できなかったが、Lab 色空間を用いることで人間の感覚に近い色の違いを差分として検知できたためである。

3.3.4 不要な差分の棄却

上記の差分計算によって画像上の差分として検知され

たもののうち、列車巡視においては検知が不要な差分を棄却するための2つの画像処理方法を紹介する。

(1) 被写体識別

画像上の差分として現れるが、列車巡視において検知が不要な差分として、次のようなものが考えられる。

- ・植物の揺らめき
- ・雲
- ・沿線の自動車や歩行者
- ・バラストの微小な乱れ
- ・信号の明滅

このような画像上の差分を棄却するために、1枚の画像フレームを被写体の種類に応じて領域分割する方法(セマンティック領域分割)を、ニューラルネットワークを用いた深層学習モデルにより実装した。

図9に、被写体識別の適用結果の例を示す。同図より、レールやバラスト、植物等の分割が良好にできていることを確認できる。また、図10に、被写体識別を適用した差分検知の出力例を示す。同図のように、対象外と設定した被写体の種類に合致する画像上の差分を、検知結果から除外できる。また、本方法によれば、学習に使用する教師データを追加することで、さまざまな被写体の種類を追加することが可能である。

(2) 死角領域の推定・棄却

先述のように、2枚のフレーム間では撮影位置に微妙なズレが含まれるため、各フレームの間で視点のズレ(視差)が生じる。この結果、図11(a)に示すように、

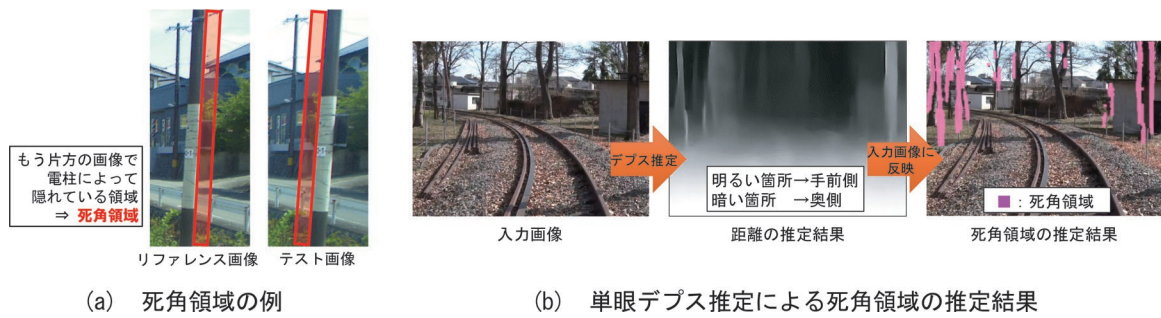


図 11 視差の影響から生じる死角領域の推定

物体が背景を隠す領域に変化が生じるため、片方の画像では見えているがもう片方の画像では見えない背景の領域（以下、死角領域と言う。）が生じて、このような死角領域が画像上の差分として過検知される問題があった。

このような問題を解決する方法として、上記の自己位置推定や多視点ステレオによる3次元情報復元の結果から、カメラの移動に伴う物体の見え方をシミュレートして死角領域を推定する方法が考えられるが、計算量の面でオーバースペックであり、また、ステレオカメラでの撮影が必須となる。

そこで、計算量が少なく、かつカメラ1台で2枚の画像間の死角領域を推定する方法として、単眼デプス推定を用いる方法を採用した。ここで単眼デプス推定とは、1枚の画像を入力とし、ニューラルネットワークを用いた深層学習モデルによって、画像内の各画素の物体からカメラまでの推定距離を出力する画像処理方法である。本エンジンでは、対応付けた2時期のフレーム間で、上記デプス推定の結果を比較して、その差が大きな画素を死角領域であると推定する。

図 11 (b) に、上記デプス推定による結果の例を示す。本処理によって樹木付近に生じ得る死角領域を把握できていることを確認できる。このように推定される死角領域において差分検知結果を除外することで、死角領域に生じる差分の過検知を抑制できる。

3.3.5 異常状態の学習による有意な異常の検知

上記の不要な差分の棄却のための処理、ワーピングや輝度正規化といった過検知抑制のための処理によって、軌道の管理において本来検知すべき異常状態を見逃してしまうことが想定される。また、標識や電柱等が徐々に傾いていく場合のように、異常状態が徐々に進展する場合に対して、差分検知による把握は困難である。

そこで、ニューラルネットワークを用いた深層学習モデルによって、想定される正常・異常状態を予め学習させて、画像上の異常状態を能動的に検知する処理を開発した。

図 12 に、本処理を適用して標識の異常を検知した例を示す。同図より、標識の傾きを異常状態として検知できていることを確認できる。



図 12 有意な異常の検知結果

4. まとめ

本研究では、営業列車等の車両前頭に設置したステレオカメラ等から取得した画像を対象とする画像解析技術によって、列車巡視を支援する線路周辺画像解析エンジンを開発した。本エンジンは、「自己位置推定」、「多視点ステレオによる3次元情報の復元」、「2時期画像の差分検知」の3つの画像解析技術から構成され、建築限界支障物の有無や沿線の環境変化を自動で検出する機能を実現する。

本研究の一部は、国土交通省の鉄道技術開発費補助金を受けて実施した。

謝 辞

本研究では、日本電気株式会社、日本電気通信システム株式会社、NECソリューションイノベータ株式会社に多大なるご協力を頂いた。ここに記し感謝の意を表す。

文 献

- 1) 猿木雄三：列車巡視支援システムの導入，サイバネティクス，Vol.26, No.2, pp.26-30, 2021
- 2) 川崎恭平，三和雅史，清水惇：列車巡視の省力化のための画像解析技術の開発，日本鉄道施設協会誌，Vol.58, No.12, pp.902-905, 2020
- 3) 三島健吾，川崎恭平，昆野修平，齊藤大樹，三和雅史：軌道の維持管理の省力化のための列車前頭画像による軌道状態管理法，第25回鉄道工学シンポジウム，2021
- 4) CIE 015: 2004, "Colorimetry," 3rd edition.