

列車前方画像を用いた画像解析による軌道設備の検査

長峯 望* 坪川 洋友** 合田 航*
前田 梨帆* 加藤 爽** 糸井 謙介***

Inspection Method of Track Facilities using Image Analysis of Images in Front of Trains

Nozomi NAGAMINE Yosuke TSUBOKAWA Wataru GODA
Riho MAEDA So KATO Kensuke ITOI

Appropriate maintenance of tracks is vital for the safe operation of railways. Properly managing track facilities is necessary to prevent buckling of rails. Due to social backgrounds of a shortage of workers, a decrease in skilled engineers, and a decrease in passenger income, inspection methods with a low-cost and no need of experience are desired. Therefore, we have developed a method that estimates each image's kilometers, rail gaps, wooden sleeper deterioration, and ballast shape using only inexpensive camcorders. This paper describes the outline of the method and its application results.

キーワード：画像解析，列車前方画像，軌道設備，検査

1. はじめに

鉄道における走行安全性のためには、軌道の適切な維持管理は重要であり、特に、座屈安定性に関わる情報を照査し、軌道設備を適切に管理する必要がある。バラスト軌道は軌道状態を良好に保つために定期的な検査・保守作業が不可欠であるが、近年の労働人口減少に伴う作業員不足や熟練技術者の減少、および旅客収入の減少から、経験によらず検査が可能であり、かつ低コストな軌道設備の状態検査手法の開発が望まれている。

そこで、安価であり入手が容易なハンディカメラのみを用いて、撮影した列車前方画像から車両の走行安全性に係る軌道設備の状態情報を抽出する手法を開発している。抽出する情報は、レール遊間量、まくらぎの劣化度判定、締結装置の脱落の有無、道床横抵抗力の判定をするためのバラスト道床の道床肩幅および余盛高さである。これによって、これまで徒歩で行っていた検査や、特殊車両を用いて行っていた検査を自動化することにより、低コスト化、検査頻度の向上、および状況に応じた臨機応変な検査の実現を目的としている。

本稿では、列車添乗してハンディカメラで撮影した列車前方画像から、軌道設備の状態検査をするための床下画像に変換する射影変換手法、検査した設備を特定するための各画像に対するキロ程推定手法、レール遊間量の

測定手法、木まくらぎの劣化判定手法、道床形状推定手法について、手法の概要と適用結果について述べる。

2. 射影変換による床下画像の生成

2.1 運転台からの列車前方画像の撮影

軌道面を撮影する場合、真上から俯瞰するようにハンディカメラを設置することが望ましいが、列車の運転台に設置して撮影することを考慮すると、図1のように運転台から斜め下方向に向かって撮影することとなる。その場合、撮影された画像の下部はカメラからの距離が近いので大きく撮像され、画像の上部はカメラからの距離が遠いため小さく撮像される。画像解析によって軌道設備の情報を取得する際には、画像中の座標によるスケールの違いがないことが望ましい。そこで、射影変換という手法を用いて、取得画像を変換し、軌道面を真上から俯瞰したような床下画像を生成する。

2.2 射影変換による床下画像化

ここでは2次元における射影変換について述べる。画像中の各ピクセルは2次元空間の点として表現でき、その座標は2つの値を用いて $x = (x, y, 1) \in R^3$ で表現される。変換前の座標を x 、変換後の座標を x' としたとき、同次座標系で行列の掛け算を用いて表現した場合、2次元の幾何学変換は式(1)で表現される。

$$x' = Mx \quad (1)$$

このとき、行列 M によって幾何学変換の種別が異なる

* 情報通信技術研究部 画像解析研究室
** 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 北海道旅客鉄道株式会社)

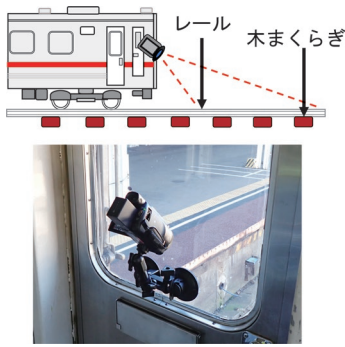


図1 列車前方画像の撮影の例

る。変換に対応する行列を表1に、各変換の概念を図2に示す。ここで、 I は単位行列、 R は回転行列を表す。

列車前方画像を床下画像へ変換する場合は、台形から四角形への変換になるため、これら2次元幾何学変換のうち任意の4点を任意の4点に変換できる射影変換を用いる。射影変換を行う際のホモグラフィ行列 H につ

表1 2次元幾何学変換に対応する行列

変換	行列	自由度
並進	$[I t]_{2 \times 3}$	2
剛体変換	$[R t]_{2 \times 3}$	3
相似変換	$[sR t]_{2 \times 3}$	4
アフィン変換	$[A]_{2 \times 3}$	6
射影変換	$[H]_{3 \times 3}$	8

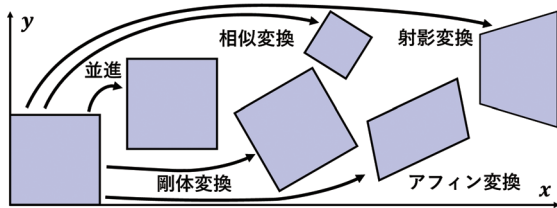


図2 基本的な2次元幾何学変換

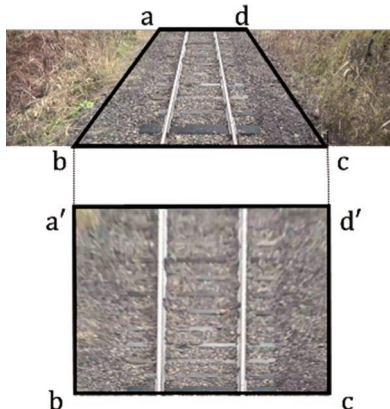


図3 射影変換による床下画像

いては既知の4つの対応点があれば、連立方程式を解くことで算出ができる。列車前方画像に対して射影変換を用いて床下画像化した例を図3に示す。台形 $abcd$ 点が長方形 $a'bcd'$ へと変換されたことが分かる。

3. キロ程の推定¹⁾

3.1 キロ程推定の目的

鉄道の設備はその設置位置についてキロ程を基準に維持管理されていることから、画像解析によって検査をする際にも列車前方画像の各フレームに対するキロ程を算出する必要がある。GPSなど外部センサを用いてキロ程を付与する方法もあるが、本研究ではハンディカメラのみによって実現することを目的としているため、列車前方画像からのキロ程算出を行う。

3.2 オプティカルフローによる列車速度の算出

2枚の画像間の速度場を算出する方法として、テンプレートマッチングによる方法があるが、これらは一部のピクセルに対して速度場を算出する疎(Sparse)な手法である。そこで画像中のすべてのピクセルの速度場を算出する密(Dense)な手法であるオプティカルフロー²⁾を用いた。これにより画像中のすべてのピクセルにおける速度場を算出することができる。算出された速度場に対して、外れ値除去として最頻値を求め、このフレームにおける速度ベクトルを列車の移動速度[pixel/frame]とする。

3.3 キロ程との対応

各フレームでのピクセル移動速度を累積することで、ピクセル単位での距離データを作成する。動画開始時の距離を0とすると、フレーム t でのピクセル距離は速度を0から t で積分することで求められる。画像フレームに対するピクセル単位距離データと駅のキロ程などのフレームの参照データを用いて、参照データの区間ごとに画像フレーム-ピクセル単位距離の拡大・縮小を行い、画像フレームに対するキロ程データを作成する。

同一走行に対して、従来手法であるテンプレートマッ

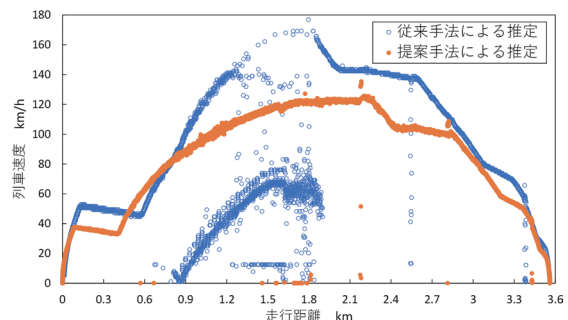


図4 算出されたランカーブ

チングにより算出したランカーブと本手法によるランカーブを図4に示す。従来法では0.9km~1.8km付近に明らかな計算誤差が多く見受けられ、一方で提案手法では誤差がほとんどない。このことから従来法に比べて誤差が少なく速度が算出されていることがわかる。

4. 遊間測定³⁾

4.1 遊間測定の目的と概要

レールは、レール温度の上昇下降に伴って発生する軸力により伸縮するため、事故に直結するレールの座屈や折損が発生しないように遊間を管理する必要がある。遊間検査では、保線技術者が継目1つ1つに対し、隙間ゲージを用いて遊間量を測定し、その結果から遊間量が適正であるか判定を行っている。判定の結果、基準を超過した継目部は、夏場の高温時に所定の遊間量を確保できない（無遊間となる）恐れがあるため、遊間整正が必要となる。そこで、これまで現地で行っていた遊間量の測定作業を列車添乗による撮影作業に置き換え、撮影した画像データから、画像解析を用いて遊間量を測定する手法を開発した。

4.2 継目箇所の抽出

列車前方画像から遊間検査を行うためには、画像中から継目を抽出する必要がある。そこで、Deep Learningによる抽出を行った。使用したネットワークアーキテクチャはYOLOv4であり物体の検出と識別を同時に実施する手法⁴⁾である。入力画像をYOLOv4の識別器にかけると、出力として物体カテゴリ、カテゴリクラスの信頼度（確率）、横位置、縦位置、横幅、縦幅が得られる。学習データとしては、継目板や固定するボルトなど継目の構造全体が学習範囲に収まるよう指定し、継目タグを付与した画像437枚と継目のない画像2,690枚の合計3,127枚を用いて学習した。このDeep Learningによる継目箇所の抽出結果の例を図5に示す。

4.3 遊間量の測定

図6に、遊間測定アルゴリズムの基本的な考え方を示す。まず、Step1で撮影した「遊間のあるレール画像」からレール長手方向に移動平均平滑化処理を施し「遊間のないレール画像」を疑似的に作成する。それらの差分から得た形状に、ラベリング処理を加え、遊間量（pixel）を

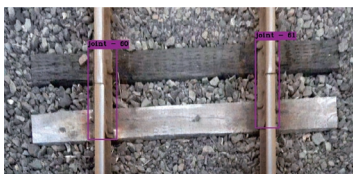


図5 継目箇所の抽出結果

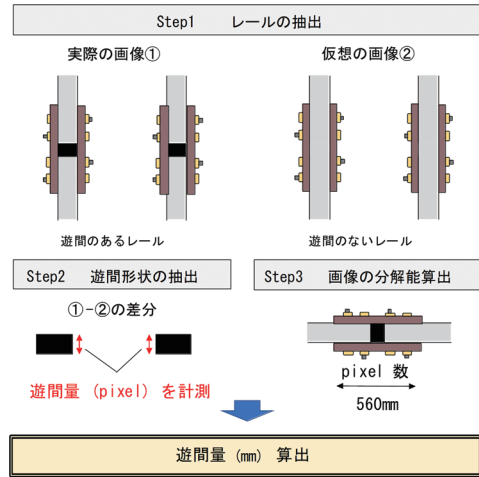


図6 画像解析による測定結果

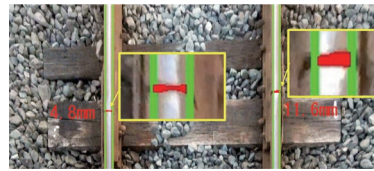


図7 画像解析による測定結果

算出する。次に、Step2でレールとレールを締結する継目板の縦寸法を画像から抽出し、得られたpixel数と実寸法560mmの比率によって、画像の分解能を算出する。最後に、算出した画像の分解能を用いて、画像における画素数で算出した遊間量を実施の長さ（mm）に変換することで、撮影した軌道画像から遊間量を測定することができる。

本手法によって遊間量を測定した結果を図7に示す。左レールの遊間量は4.8mm、右レールの遊間量は11.6mmでありアルゴリズムで抽出した遊間形状を赤色で重ね合わせている。また、遊間検査で安全側に最小箇所を測る必要があることから、遊間測定アルゴリズムではノイズを考慮した上で、遊間形状の最小値を測定値としている。

4.4 遊間量の測定精度

遊間測定アルゴリズムの精度検証として、画像上から人間が測定した遊間量を正の値とし、アルゴリズムで測定した遊間量との比較を実施した。結果を図8に示す。

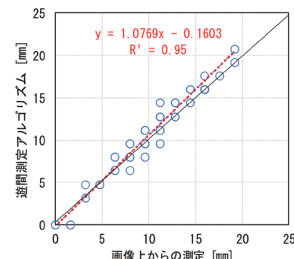


図8 画像解析による測定結果

横軸が画像から読み取った真値であり、縦軸が画像解析による結果である。検査で用いるにあたっては要求精度に合わせた解像度での画像取得が必要ではあるが、決定係数が0.95と強い相関があり、良好に推定できることがわかる。なお、最大誤差は2画素であった。

5. 木まくらぎの劣化判定⁵⁾

5.1 木まくらぎの劣化判定の目的

木まくらぎの劣化はレールの締結力の低下に影響を及ぼし、連続すると軌間内脱線の要因となることから、車両の走行安全性に係る軌道設備の状態を評価するための重要な項目である。現状では、まくらぎ検査として、作業員が徒歩でまくらぎを1本ずつ検査している。これに対して、列車前方画像から木まくらぎを1本ごとに劣化判定するアルゴリズムを開発した。

5.2 木まくらぎの判定基準

木まくらぎの抽出および劣化度判定は、床下画像に対し、Deep Learningで学習した劣化度判定モデルを用いて行う。本モデルでは、図9に示す木まくらぎの劣化度判定標準をもとに、不良まくらぎをA1～B、軽微な損傷をC、良好なものをDとし、まくらぎの表面が多くのバラストや草等で隠れていたり、埋没したりしている場合は判定を行わない未判定、PCまくらぎ判定の計7クラスの評価を出力する。

5.3 学習データの拡張

Deep Learningは、大量の画像データを学習することにより、高精度でカテゴリ判別を行う特性を有しているため、実際の撮影時に起こり得る環境変化として、天候や太陽の動きによる色調の影響を想定し、明度や明暗の比率に対して±60%の強弱をつけ4パターン作成し、また、撮影時に発生するホワイトノイズおよびブレを想定し、乱数により1,000個のノイズと平滑化の2パターンを付与し、データ拡張を行った。

合計6パターンの画像処理を組合わせて、不良まくらぎのA2・Bについては既存データの約5倍、Cについては約1.5倍のデータ拡張を行った。これにより約10万枚のオリジナル画像を2倍の約20万枚に拡張し、モデルの構築を行った。タグの数としては、約20万枚の画像に対し、約37万個のまくらぎにタグ付けを行っている。

5.4 判定結果の管理

列車前方画像から変換した床下画像には、同一のまくらぎやレール継目が複数フレームにわたって映るため、キロ程軸上にプロットすると同一のまくらぎを撮った枚数に応じてプロットが密集する。密集している付近は同一のまくらぎやレール継目であり、1つと数えることが

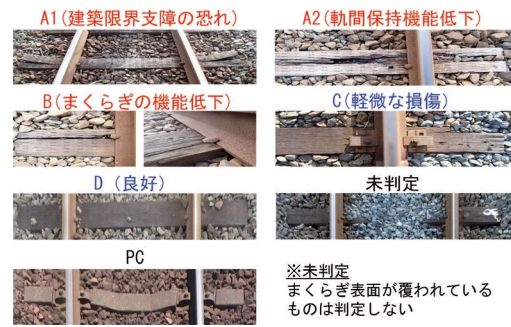


図9 木まくらぎの劣化度判定標準

できるため、クラスタ分析手法のうち、プロット間の最短距離を使用する最短距離法（単連結法）によってクラス分けを行った。このとき、クラス数がまくらぎやレール継目の設置数となる。ここで、違うクラスとして分類するプロット間の最短距離の閾値は、まくらぎについては縦のサイズから20cmに、レール継目についてはレール長さが10m以上の場合がほとんどあるため閾値を1m-2mとすることで適切なクラスタリングが行われる。

まくらぎ不良のランクについては、クラス内の識別で最も状態の悪いランクを採用し、安全側の判定とすることとした。

5.5 劣化判定手法の精度検証

木まくらぎ劣化判定アルゴリズムの判定精度については、検出したまくらぎ16,033本に対し、保線技術者が床下画像を目視にて判定した結果を正解値とし、アルゴリズムの判定結果と比較した。判定結果の例を図10に示し、表2に木まくらぎの各劣化度に対する正解率を示す。木まくらぎの劣化度に対する正解率は、Cでは88.6%であり、DおよびB～Aでは90%以上である。また、未判定では72.1%、PCまくらぎでは98.5%である。Cについては、その他の劣化度より判定精度が劣るものの、D～A2の平均正解率は90%以上であることから、本モデルにお



図10 木まくらぎ検出と劣化度判定結果

表2 木まくらぎの劣化度判定の正解率

	D	C	B	A2	未判定	PC
人の判定	10,476	3,387	1,292	404	208	266
システム	9,662	3,001	1,178	380	150	262
正解率 (%)	92.2%	88.6%	91.2%	94.1%	72.1%	98.5%

ける劣化度判定精度は高いと言える。また、まくらぎの検出精度についても、全まくらぎ本数 16,111 本に対し、検出したまくらぎ本数は 16,033 本（検出率 99.5%）であり、高い確率でまくらぎを検出することができた。

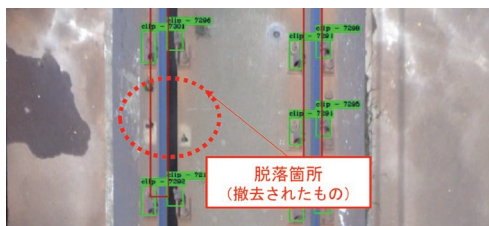
6. レール締結装置の脱落検知⁶⁾

6.1 レール締結装置の脱落検知手法

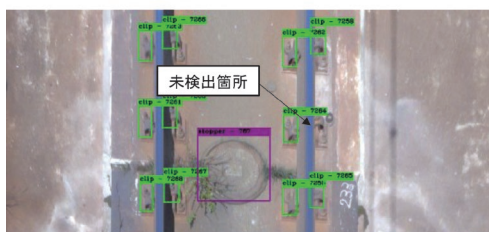
コンクリートまくらぎおよびスラブ軌道においては、レール締結装置の状態の管理が重要であり、徒歩巡視にて重点的に確認をしている。徒歩巡視を完全にカメラに置き換えるためには軌道パッドのはみ出しなど、現状の確認項目のすべてを検知する必要があるが、ここでは、列車前方画像からレール締結装置の脱落について自動検知する手法の開発を行った。5章と同様に Deep Learning を用いてレール締結装置を検出しクラスタリングを行う。算出されたレール締結装置の配置間隔から離隔が設計値以上となる箇所をレール締結装置の脱落箇所として検知する。

6.2 脱落検知の検証結果

レール締結装置の検出精度を検証するため、撮影した



(a) 地点 1



(b) 地点 2

図 12 レール締結装置の脱落と未検出箇所

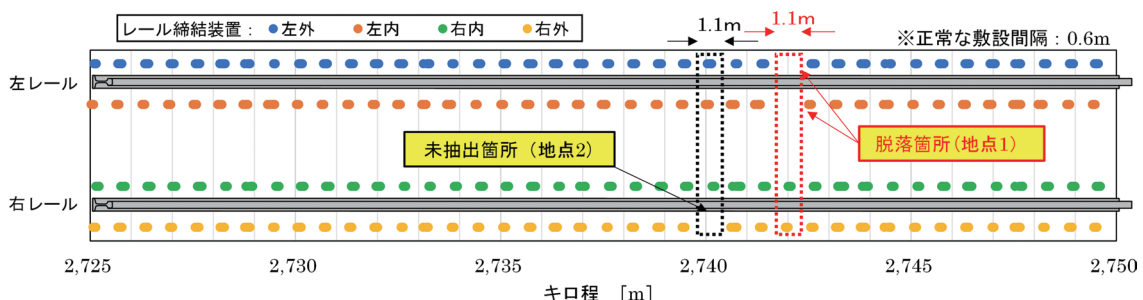


図 11 レール締結装置の分布

モデル区間の内、約 2.8km 間（約 16,000 枚）に対し判定を行い、検出率を算出した。99.6% 以上であり、高い精度で検出していることがわかった。未検知の主要因は架線の影や植生等により明らかに目視しづらいものであった。

図 11 に、レール締結装置の脱落箇所を推定した一例として、当該箇所におけるレール締結装置の分布を示す。レール締結装置のプロットは概ね 0.6m 間隔で並んでおり、正確に捉えることができています。また、本推定において敷設間隔が 1.0m 以上である箇所を 2 件検知した。検知した箇所を図 12 に示す。レール締結装置の「脱落箇所」と「未抽出箇所」が混在した状態で検知結果を出力するが、実用上の影響は少ないと考えられる。

7. 道床形状の推定⁷⁾

7.1 道床形状推定の目的

列車走行の安全性を考える上で重要な項目のひとつに道床横抵抗力がある。道床横抵抗力は、レール左右方向のまくらぎ移動に対する抵抗力であり、レール座屈を防ぐために大きな役割を果たしている。道床横抵抗力を確保するには十分な余盛高さと道床肩幅が要求される。余盛高さは道床肩左右それぞれの最高点であり、道床肩幅は、まくらぎ端部から、まくらぎ端部と同じ高さになる余盛外側の点までの距離を表し、検査の際は安全側である小さい方の値を測定している。道床は列車の走行等の外的要因によって沈下や崩壊といった現象が起こるため、定期的に保守を行わねばならない。そこで道床形状を推定する手法を開発した。

7.2 道床形状推定手法

列車前方画像から変換した床下画像から道床形状を推定するためには、三角測量の原理を応用して行う。図 13 に原理の概念図を示す。カメラが移動した際に、カメラに対して近くにある物体は大きく移動して撮像され、カメラから遠い物体ほど移動量が小さく撮像される。すなわち、カメラからの距離 h とカメラから見た物体の移動量 l は比例の関係になる。これを利用して移動量から道床形状の推定を行う。なお、この移動量は 3 章で述べたオプティカルフローを用いて算出する。具体的な処

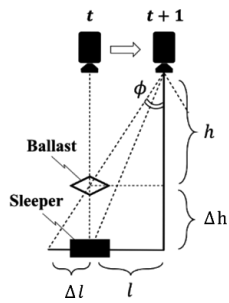


図 13 カメラからの距離と移動量の関係

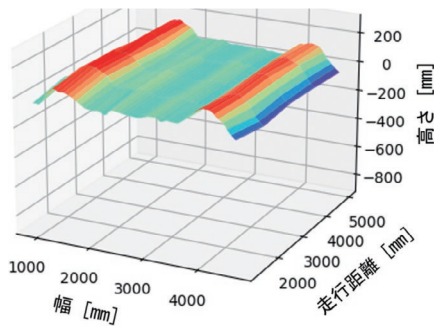


図 14 道床の 3 次元形状推定結果

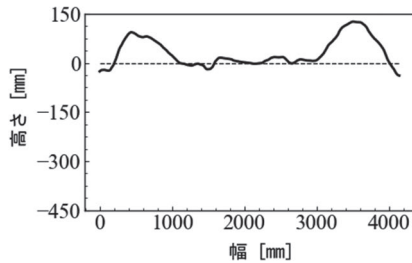
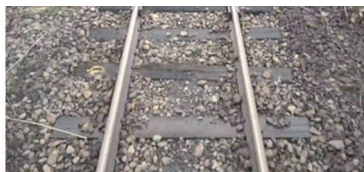


図 15 撮影画像と断面形状推定結果

手順は以下のとおりである。

- (1) 撮影した列車前方画像に射影変換を行い、床下画像を生成する。
- (2) 列車前方画像に映るレールとその消失点の情報からカメラの設置俯角ならびにカメラから被写体までの距離を導出し、それらの値を用いてカメラの軌道面まくらぎ中央からの高さを求める。
- (3) 連続したフレームの疑似床下画像からオブジェクトフローを算出する。
- (4) 上記の手順で得られたカメラの設置高さや軌道面の高さの比より、画像中各点の高さを算出し、その地点での道床断面形状を推定する。
- (5) 各フレームでの断面形状のつなぎ合わせによる道

床の 3 次元形状とする。

7.3 道床形状の推定結果

道床の 3 次元推定結果と、その 3 次元の断面形状の結果を図 14、図 15 に示す。まくらぎ端に十分に盛られたバラストの余盛を正しく表現できている。この断面図の情報をもとに道床肩幅、余盛高さの計測ができることを確認できた。

8. まとめ

軌道設備の検査の低コスト化として、ハンディカメラで列車添乗して撮影した列車前方画像から、検査するための床下画像に変換するための射影変換手法、検査した設備を特定するため各画像に対するキロ程推定手法、レール遊間量の測定手法、木まくらぎの劣化判定手法、道床形状推定手法について開発した。各手法において 90% 以上の検知性能や測定性能があり、検査への置き換えの可能性が見られた。今後は、実際の検査業務へ適用するための改良を実施していく予定である。

また、これらの画像解析技術は軌道設備以外にも適用が可能であるため、保線以外の系統への適用についても検討をしていく。

文 献

- 1) 合田航, 長峯望, 向嶋宏記, 糸井謙介, 坪川洋友, 加藤爽: 列車前方画像を用いたオブジェクトフローによるキロ程推定, 電気学会 交通・電気鉄道研究会, TER-21-059, 2021
- 2) T. Kroeger, R. Timofte, D. Dai, and L. V. Gool. Fast optical flow using dense inverse search. In European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016.
- 3) 糸井謙介, 長峯望, 合田航, 坪川洋友, 大場久良, 加藤爽: レール遊間測定手法の列車前方画像への適用, 電気学会 交通・電気鉄道研究会, TER-20-076, 2020
- 4) Bochkovskiy, Alexey, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao. "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection." arXiv preprint arXiv:2004.10934 2020.
- 5) 糸井謙介, 長峯望, 合田航, 坪川洋友, 加藤爽: 列車前方画像を用いた木まくらぎ検査手法の精度向上, 第 28 回鉄道技術連合シンポジウム (J-RAIL2021), 2021
- 6) 糸井謙介, 長峯望, 合田航, 坪川洋友, 加藤爽: 列車前方画像を用いたレール締結装置脱落検知手法の開発, 電気学会 交通・電気鉄道研究会, TER-21-069, 2021
- 7) 前田梨帆, 長峯望, 糸井謙介, 坪川洋友, 合田航: 列車運転台からのハンディカメラ映像を用いた道床形状推定手法の基礎検討, 電気学会 交通・電気鉄道研究会, TER-22-029, 2022