

列車前方面像を用いた軌道部材評価手法による噴泥検知の検討

鉄道総合技術研究所
鉄道総合技術研究所

正会員 ○加藤爽 坪川洋友
非会員 長峯望 合田航 前田梨帆 高橋宏侑

1. はじめに

徒歩で行う線路巡視や軌道部材検査は、現地に出向く必要があるうえに、検査が広範囲にわたるため多くの労力と時間を要している。また、昨今の労働人口の減少により、保線技術者が不足することが懸念されており、検査を効率化することが求められている。一方で、検査を自動化できる検査装置は高額であるため、簡易かつ低コストの検査手法が必要とされている。そのような背景から、軌道部材検査の1つであるまくらぎ検査の効率化を図るために、列車前方より撮影した画像（以下、列車前方面像という。）を用いた画像処理アルゴリズムの開発を行ってきた。

本システムはこれまでまくらぎや締結装置など定形な軌道部材を検知対象としてきた。本稿では本システムを用いて範囲が不定形な道床バラスト上の噴泥を自動で検知する方法を検討したため、その検討結果を報告する。

2. 軌道部材状態管理システムの概要

(1) システムの構成

図1に、軌道部材状態管理システムの構成を示す。本システムでは、低コストかつ簡易に撮影を行うため、市販のビデオカメラ（4K 解像度以上）を用いて列車前方面像を撮影する。取得した列車前方面像について、地上処理では、ディープラーニングを用いた劣化度判定アルゴリズムにより、軌道部材の劣化度や状態の診断を行う。得られた結果は、「判定画像」と「台帳」形式で出力される。なお、専用のビューアや出力される台帳を活用することで、軌道部材の不良箇所の抽出や不良箇所の状態確認を効率的に行うことができる。また、ディープラーニングを用いて判定を行うため、保線技術者の経験年数や個人差に左右されずに検査を実施することが可能である。

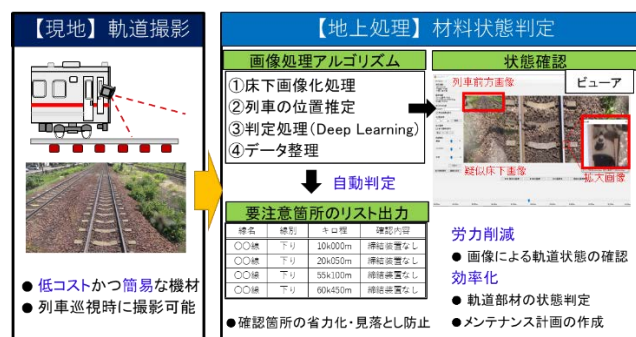


図1 軌道部材状態管理システムの構成

(2) アルゴリズムの概要

画像処理アルゴリズムの主なフローを以下に示す。まず、図2に示すように列車前方面像に対し、射影変換を用いて疑似的な床下画像（以下、疑似床下画像という。）を生成する。次に、ディープラーニングで事前に学習した軌道部材劣化度判定モデルによって、生成した疑似床下画像から判定対象の軌道部材を抽出し、劣化度を判定する。

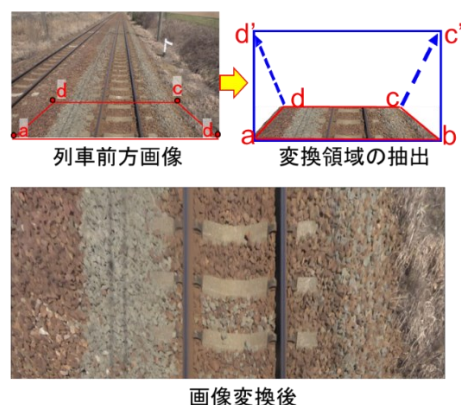


図2 射影変換による疑似床下画像処理

3. 噴泥検知モデルの構築

噴泥検知モデルを構築するため、Microsoft 社が提供している VoTT（Visual Object Tagging Tool）を用いて、噴泥の領域にタグ（劣化度の情報）の付与を行い、学習用のデータを作成した。図3に噴泥の判定範囲とする領域を示す。噴泥はまくらぎ周辺で発生することから1本のまくらぎを中心に前後のまくらぎ間

キーワード 軌道部材検査、噴泥、列車前方面像、画像処理、ディープラーニング

連絡先 〒185-8540 東京都国分寺市光町 2-8-38

（公財）鉄道総合技術研究所 軌道管理 TEL042-573-7277

を囲う領域としている．また，事業者により噴泥の有無を左右に分けて記録している箇所もあることから，軌道中心で左右に分けた領域とした．劣化度の状態は，表 1 に示す判定標準を基に，「hun0・hun1・hun2・hun3」の 4 種類で評価した．表 2 に今回の判定モデルの構築に使用した学習データのタグ数を示す．

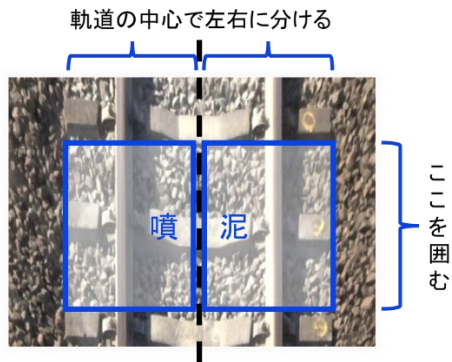


図 3 噴泥の判定範囲

表 1 噴泥の劣化度判定標準

状態	ランク	判定標準	内容
	hun0		道床バラストが細粒化し，白く変色している状態
	hun1		噴泥水が噴出し，周辺に飛散しレール等を白くしている状態
	hun2		道床表面より泥土が噴出し，まくらぎ間に泥土が固まっている状態
	hun3		全体が泥土に覆われ，道床全体に泥土が混ざり，まくらぎ間に泥土が固まっている状態

表 2 学習データのタグ数（箇所）

	hun0	hun1	hun2	hun3
学習タグ数	226	280	247	72

4. 噴泥検知モデルによる噴泥検知結果

構築した噴泥検知モデルによる噴泥検知の一例を図 4 に示す．色付きの枠で囲われた箇所が噴泥として検知された箇所を表し，枠線の色が劣化度のランクを示す（紫枠が hun0，赤枠が hun1，黄枠が hun2，緑枠が hun3）．図 4 のとおり，噴泥ランクに応じて検知できていることが分かる．



図 4 噴泥検知の一例

5. 判定精度

保線技術者が疑似床下画像を目視にて確認し判定した結果（以下，画像判定という．）とアルゴリズムの判定結果（以下，システム判定という．）を比較し，判定精度について評価を行った．画像判定で確認した噴泥 67 箇所におけるシステム判定の検知率（ランクに因らず検知した割合）と正解率（ランクが一致した割合）を表 3 に示す．表 3 のとおり，噴泥の検知率は 88%であった．また，正解率については，hun1 ランクが他のランクと比較して正解率が低い傾向にあった．これは光や影の具合で画像の映り方に変化が生じ，レール等が白くなっている状態を判定しにくかったことが原因の一つだと考えられる．次に，図 5 に画像判定に対するシステム判定の割合を示す．図 5 より，システム判定が画像判定より危険側に判定した割合は，全体の約 25%だった．また，hun1・hun2 においては，未検知数が約 15%を占めたことから，まずは未検知数を減らすことが必要である．

表 3 噴泥検知モデルの検知率および正解率

	hun0	hun1	hun2	hun3
画像判定(箇所)	5	33	24	5
システム判定検知(箇所)	5	28	21	5
システム判定一致(箇所)	3	14	16	5
検知率	88%			
正解率	80%	42%	67%	100%

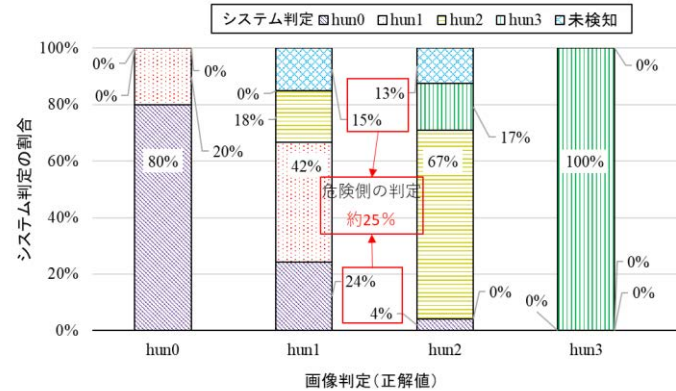


図 5 画像判定に対するシステム判定の割合

6. まとめ

本稿では，軌道部材状態管理システムを活用し，噴泥の検知を行った．今後，さらに学習データを追加し，検知率の向上を目指す．

参考文献

1) 糸井 謙介，坪川 洋友，長峯 望，合田 航，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，J-Rail2021,2021.12