

列車前方面像を用いた木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムの開発

鉄道総合技術研究所 正会員 ○糸井謙介 坪川洋友
 鉄道総合技術研究所 非会員 長峯望 合田航
 北海道旅客鉄道 非会員 大場久良 加藤爽

1. はじめに

昨今の人口減少や少子・高齢化の進展により、保線技術者の確保が難しくなるため、軌道設備に関わる検査の効率化は急務である。しかし、ローカル線区ではコストの高い検査装置等を導入することが難しく、依然として検査に多くの労力を要している。

そこで、労力削減効果が高いと考えられる木まくらぎ検査の効率化を図るために、列車前方面像を用いた木まくらぎ劣化度判定システムを開発している。

本稿では、本システムの概要、及び木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムの精度検証の結果について報告する。

2. 木まくらぎ劣化度判定システムの概要

(1) システムの構成

図1に、木まくらぎ劣化度判定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）を用いて列車前方より軌道画像（以下、列車前方面像という。）を撮影する。

また、地上処理では木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムを用いて、まくらぎの劣化度・直角変位・間隔の診断や測定を行う。得られた結果は、「判定画像」と「台帳」形式で出力される。

なお、開発したビューアや出力される台帳を活用することで、まくらぎの連続不良箇所の抽出や不良箇所の状態確認を効率的に行える。さらに、判定画像については、締結装置やバラストの状態確認にも応用できる。

(2) アルゴリズムの概要

本アルゴリズムの主な特徴は、列車前方面像の「床下

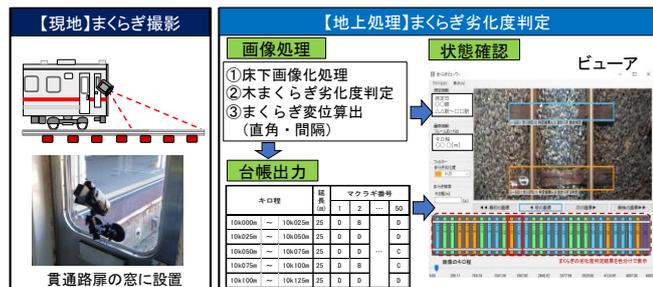


図1 木まくらぎ劣化度判定システムの構成

画像化」と Deep Learning による「劣化度判定」である。

床下画像化では、図2に示すように列車前方面像に対し、射影変換¹⁾を用いて指定した領域をまくらぎの実寸法と同じ縦横比率に変換し、床下画像を疑似的に再現する（以下、疑似床下画像という。）。これにより、まくらぎの状態を診断・把握することができる。

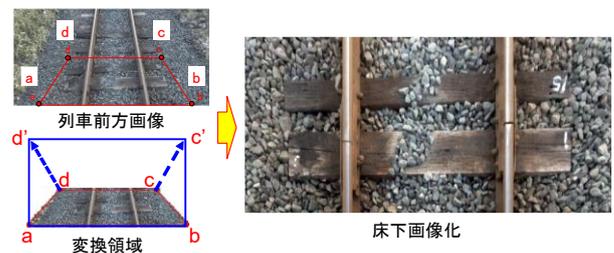


図2 床下画像化処理

劣化度判定では、Deep Learning により構築した劣化度判定モデルを用いて、疑似床下画像から木まくらぎの検出と劣化度判定を行う。本モデルは、図3に示す判定標準（劣化度 A1~D 及び未判定）を基に、まくらぎの外形と劣化度情報を与えたデータを学習している。なお、学習データは、これまでのモデル²⁾で使用した約1万枚から10万枚に増やしている。また、付与した劣化度情報の内訳は A1:12本, A2:3,754本, B:12,719本, C:33,364本, D:103,552本である。図4に、木まくらぎの検出、及び劣化度判定の結果例を示す。

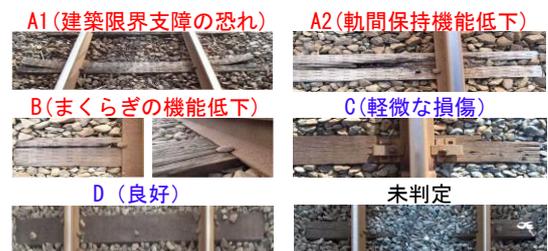


図3 木まくらぎの劣化度判定標準

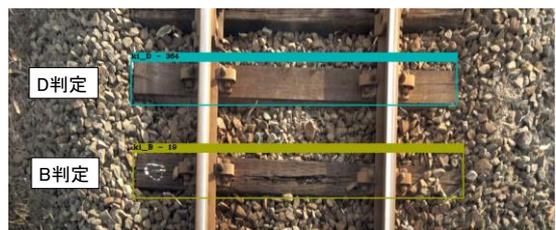


図4 木まくらぎの検出と劣化度判定の結果例

キーワード: 木まくらぎ検査, 列車前方面像, 画像処理, Deep Learning

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

3. 木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムの精度評価

(1) 木まくらぎの検出精度

木まくらぎの検出精度を検証するため、学習データに使用していないまくらぎ 1382 本に対して、本アルゴリズムを適用した。表 1 に、木まくらぎの検出結果を示す。本アルゴリズムの検出率は 100% であり、高い精度であることを確認した。

表 1 木まくらぎの検出率

検出	未検出	検出率
1382 本	0 本	100%

(2) 木まくらぎの劣化度判定率

検出したまくらぎの内、バラストによりまくらぎ表面の状態を適切に評価できない 1 本を除いた 1381 本に対し、保線技術者が疑似床下画像を目視にて判定した結果（以下、画像判定という。）を真の値とし、本アルゴリズムの判定結果と比較した。なお、A1 については、建築限界を支障する可能性が高い状態であり、交換作業が速やかに実施されるため、評価用のデータを得られていないことから対象外とした。

表 2 に、画像判定結果に対し、アルゴリズム判定結果が一致する割合（以下、劣化度判定率という。）を示す。本表より、D～B の劣化度判定率は 68～83% であり、劣化度が悪いほど劣化度判定率が低下する。A2 については、他の劣化度に比べて劣化度判定率が低く 43% である。これは、学習データが少ないことや、ひび割れの状態判別が難しいためと考えられる。

また、以前のモデル²⁾と比較すると、学習データを増した場合、劣化度判定率は C では 61% から 69%、B では 61% から 68%、A2 では 11% から 43% に向上した。

次に、画像判定結果に対するアルゴリズム判定における各劣化度の割合を図 5 に示す。本図より、画像判定より厳しく（劣化度を悪く）アルゴリズムで判定した場合を安全側の判定とみなすと、D～B は少なくとも 70% 程度の確率で適切に判定を行えている。

一方、A2 については、判定した半数が B であるため、不良状態であることを判定できているが、軌間保持機能を有しているか否かまでは、捉えられていない。A2 を B や C 判定としてしまう主な要因は、まくらぎを真

表 2 木まくらぎの劣化度判定率

劣化度	D	C	B	A2
画像判定数	979	281	100	21
アルゴリズム判定数	814	193	68	9
劣化度判定率	83%	69%	68%	43%

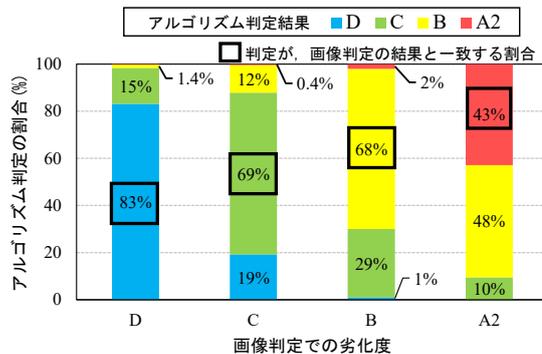


図 5 木まくらぎ劣化度の判定率

表 3 木まくらぎの状態判定率

状態	良好	不良
	D or C	B or A2
画像判定数	1257	113
アルゴリズム判定数	1210	89
状態判定率	96%	79%

上から俯瞰した画像では、レールやタイプレートの食込み度合までを認識することが難しいためと考えられる。そのため、表面上のひび割れが小さく、食込み状態が悪いものについては過小評価する傾向にある。

最後に、D or C を「良好」、B or A2 を「不良」とした場合、画像判定結果に対し、アルゴリズム判定結果が一致する割合（以下、状態判定率という。）を表 3 に示す。本表より、木まくらぎの状態判定率は「良好」では 96%、「不良」では 79% であった。

以上のことから、軌間保持機能が低下しているまくらぎ (A2) を判定するためには、アルゴリズムの精度向上が課題であるが、まくらぎの機能が低下している不良状態 (B or A) の状態判定率については、79% であることから、本アルゴリズムを木まくらぎ状態の判定結果として活用することが期待できる。

4. まとめ

本研究では、木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムを開発した。本アルゴリズムでは、高い精度で木まくらぎを検出でき、まくらぎの不良状態を 79% の状態判定率で診断できることから検査支援の活用を期待できる。

今後は、木まくらぎ劣化度の判定精度向上や、まくらぎの直角変位・まくらぎ間隔の算出も可能なように本システムの拡張に取り組む。

参考文献

- 合田 航, 長峯 望, 糸井 謙介, 坪川 洋友, 大場 久良, 加藤 爽: 列車前方画像を用いたまくらぎ識別手法, 電気学会資料, TER-20-085, 2020
- 糸井 謙介, 長峯 望, 合田 航, 坪川 洋友, 大場 久良, 加藤 爽: 列車前方画像を用いた木まくらぎ検査手法の開発, 第 27 回鉄道技術連合シンポジウム論文集, S2-6-3, 2020