

列車前方画像を用いた木まくらぎ検査手法の開発

○ [土] 糸井 謙介 [電] 長峯 望 [電] 合田 航 [土] 坪川 洋友 (鉄道総合技術研究所)

大場 久良 加藤 爽 (北海道旅客鉄道)

Development of Wooden Sleeper Inspection Method Using Forward View Image
from Train Cab

○Kensuke Itoi, Nozomi Nagamine, Wataru Gouda, Yosuke Tsubokawa

(Railway Technical Research Institute)

Hisanaga Ohba, So Kato (Hokkaido Railway Company))

The wooden sleeper inspection work requires large amount of labor resources because the track maintenance engineer performs visual inspection and hammering on-site tests. In addition, devices that perform inspections automatically are costly. Therefore, a low-cost and simple inspection method is required. Based on the above, we have developed a system that classifies the degree of deterioration of wooden sleepers using deep learning from images taken with a video camera on the market. In this paper, we report the outline of the system and the classify accuracy obtained from the field test.

キーワード: 木まくらぎ検査, 列車前方画像, 画像処理, ディープラーニング

Key Words: Wooden sleeper inspection, Forward view image from train, Image processing, Deep learning

1. はじめに

軌道に敷設された木まくらぎは、保線技術者が1本ごとに目視または打音検査により劣化度を判定し、管理を行っている。木まくらぎの不良箇所が連続すると、レールとまくらぎの締結力が機能せず、車両から横圧が作用した場合には、軌間の拡大につながり、脱線事故を引き起こすため、木まくらぎ検査は軌道の重要な検査の1つである。

また、木まくらぎの敷設数は膨大であることから、他の検査に比べて、労力を必要とすることに加え、昨今の保線技術者不足の状況を踏まえると効率的かつ技能に左右されない検査手法の開発が必要である。

一方で、検査を自動化する場合、木まくらぎを基本とした軌道構造は、閑散線区や地方鉄道で多く使用されており、高額な検査装置はコストの負担が大きいため、簡易かつ低コストの検査手法が求められる。

そこで、本研究では安価な機材やシステムで検査が行える手法として、列車前方にハンディカメラを設置し、その映像から木まくらぎの劣化度を自動的に判定する手法を提案する。本手法は、4K以上の画像解像度を有するハンディ

カメラを使用するため、安価な機材で容易に撮影が行えることやディープラーニング(深層学習)を用いて木まくらぎの劣化度を機械的に行うため、検査に関わる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。

本稿では、開発した木まくらぎ劣化度判定システムの概要を示すと共に、撮影した画像から木まくらぎ劣化度判定を行うアルゴリズムの動作結果について報告する。

2. 木まくらぎ検査のシステム化

木まくらぎ検査は、1年の周期を超えない範囲でまくらぎ1本ごとに「割れ」、「折れ」、「腐食」等の状態を目視や打音検査により劣化状態を判定する¹⁾。また、判定結果は管理台帳に記録し、連続不良箇所の抽出や各線区における不良率を算定する。そのため、木まくらぎ検査を自動化するためには、まくらぎの劣化状態の判定に加え、1本ごとに木まくらぎを識別し、判定結果を出力する必要がある。図1に、本システムが目標とする木まくらぎ劣化度判定システムの全体図を示す。

本システムの主な構成は、列車前方からの木まくらぎ撮

影と地上処理で行うディープラーニングを用いた劣化度判定である。また、本システムを木まくらぎ検査に適用することで、現地での検査作業を列車添乗による撮影作業に置き換え、検査日数や検査要員を大幅に削減することや、画像による判定結果の可視化及び、台帳形式での出力を合わせて行うことで、連続不良箇所の把握を効率的に行うことを目標としている。

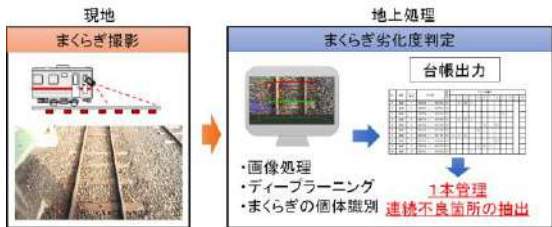


図1 木まくらぎ劣化度判定システム

3. 木まくらぎ劣化度判定システム

3.1 木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムの概要

図2に、木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムのフローを示す。

まず、列車前方で撮影した画像に対し、射影変換（ホモグラフィ）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。これは、撮影画像における木まくらぎの縦横比が一樣でないため、抽出箇所や劣化度を機械が判定する際の精度に影響を与えるのを防ぐことを目的としている。

次に、ディープラーニングで事前に学習した木まくらぎ劣化度判定モデルによって、生成した疑似床下画像から木まくらぎを抽出し、劣化度を判定する。

また、各フレームの移動ピクセル数を算出し、列車の走行速度と進んだ距離を求めることで、抽出した木まくらぎにキロ程情報を紐付けている。その後、疑似床下画像に木まくらぎの抽出位置及び、劣化度ランクを表記して出力を行う。

一方で、得られた木まくらぎの位置情報は敷設数が膨大なため、管理している台帳と誤差により食い違う可能性がある。そこで、既存のまくらぎ識別手法²⁾を組み合わせることで、疑似床下画像からレール継目を高精度で検出し、撮影した画像に存在するレールの本数と各レールに付随するまくらぎの本数をクラスタリング処理により正確に識別する。これにより、1本管理を行うための帳票を出力する。

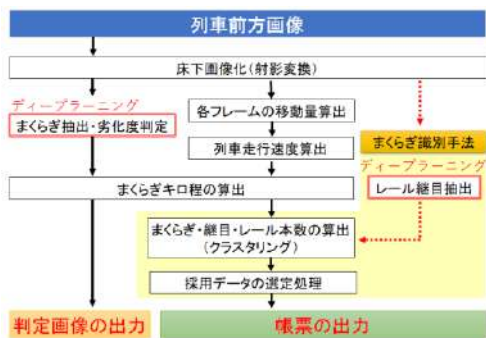


図2 木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムのフロー

3. 2 列車前方からの木まくらぎ撮影

木まくらぎの撮影は、図3に示すように、列車内における前方の窓にハンディカメラを固定し、俯角を付けた状態で行う。表1に、使用するハンディカメラの主な仕様を示す。カメラの解像度は4K(829万画素)以上を有していれば、本システムに対応が可能である。また、撮影時のフレームレートは、木まくらぎを撮り逃さないよう列車の最高速度に応じて設定する。



図3 カメラの設置状況

表1 カメラの主な仕様

焦点距離	有効画素数
7.5mm	829万画素

3.3 射影変換による疑似床下画像化

列車前方画像を床下画像の様に俯瞰した画像に変換するためには、台形の2次元画像を長方形に変換する手法として射影変換を用いる²⁾。列車前方画像は、図4に示すように画像手前から奥にかけて物体が細くなり、台形状に映る。そのため、射影変換では必要とする台形の領域(abcd)の座標4点から、実際のまくらぎの縦横比と合致するように長方形(abc'd')の座標4点を求めることで、列車前方画像を俯瞰した画像に変換することができる。

図5に、射影変換により生成した疑似床下画像の例を示す。変換後の画像のサイズは1920×800pixelであり、まくらぎ2本程の範囲を映した画像となる。また、上部のまくらぎ長さが下部のまくらぎ長さと同程度に変換されていることから、実際の床下画像に近い状態が再現されている。

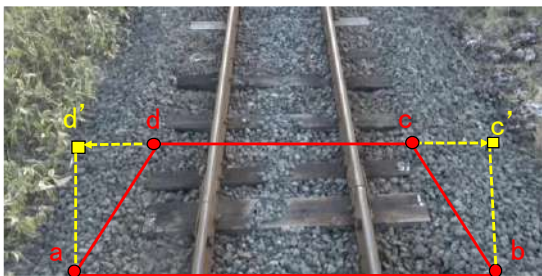


図4 射影変換の対象となる領域



図5 疑似床下画像（射影変換）

3.4 ディープラーニングを用いた劣化度判定

木まくらぎの抽出及び劣化度判定は、疑似床下画像対し、事前にディープラーニングで学習した劣化度判定モデルを用いて行う。以下に詳細を示す。

まず、劣化度判定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、木まくらぎの領域にタグ（形状や劣化度の情報）の付与を行い、学習用のデータを作成する。劣化度の状態は、図 6 に示す木まくらぎの不良判定標準を基に、「A1・A2・B・C・D・未判定」の 6 種類で評価する。特に、A2 ランクは 3 本連続した場合、軌間の拡大に繋がることから、交換対象となる。なお、まくらぎの表面上がパラストや雑草等に覆われて鮮明に見えない場合は、画像上からは適正な劣化度判定が行えないため、予め判定をしないよう「未判定」としている。

また、木まくらぎの種類により形状に違いがあるため、並まくらぎと継目用まくらぎの 2 種類に対し、6 種類の判定基準を設けた。よって、用意したタグの種類は合計で 12 種類とした【6 (劣化状態) × 2 (まくらぎ種別)】。図 7 に、疑似床下画像を用いて作成した学習データの一例を示す。

次に、作成した学習データに対し、ディープラーニングを用いて劣化度判定モデルを構築した。ディープラーニングには、ネットワークアーキテクチャとして YOLOv4 を用いた。YOLOv4 は、ディープラーニングにおける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。

また、学習には、2 つの駅間（総走行距離 6.3km）で撮影した画像から、学習データに適した画像を抽出し、11,325 枚の画像データを用いた。さらに、これらの画像に映る木まくらぎに対して、タグ付けしたまくらぎ本数は 17,903 本である。図 8 に、学習に使用した判定ランクごとのまくらぎ本数を示す。

なお、最も学習データが多い劣化度ランクは D ランクであり、劣化度が悪いほど学習データ数が少ない。A2 ランクのデータ数は、D ランクに対し、7%である。また、A1 ランクについては、速やかに交換することが前提であり、分

状態	ランク	判定標準
劣	A1	・建築限界を支持する恐れがある
	A2	・軌間保持機能が失われている ・著しい食い込みが発生している
	B	・まくらぎの機能が低下傾向にある
	C	・まくらぎの機能を有しているが若干の損傷等がある
	D	・良好なまくらぎ
良	未判定	・まくらぎ表面が鮮明に見えない

図 6 木まくらぎ劣化度の判定標準

析した段階では実際の画像を取得していないため、本モデルでは学習を行っていない。

最後に、構築した木まくらぎ劣化度判定モデルによる検出及び判定結果の一例を図 9 に示す。判定画像では、検出した木まくらぎに対し、領域と判定ランクを表示する。上部の木まくらぎの劣化度は D ランク、下部は B ランクであり、検出した領域は、木まくらぎの外形を正確に捉えている。



図 7 VoTT を用いた学習データの作成

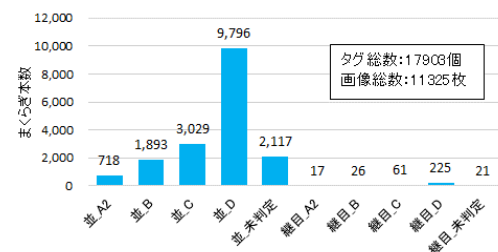


図 8 学習に用いた判定ランクごとのまくらぎ本数

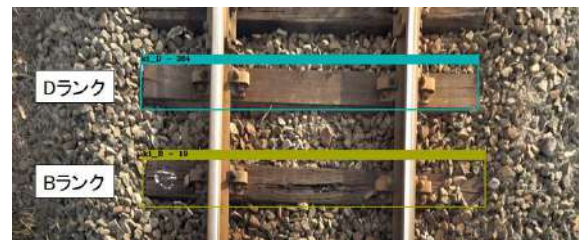


図 9 木まくらぎ検出と劣化度判定結果

4. 精度の評価

4.1 評価方法

木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムの検出及び判定精度について、評価する。なお、画像による評価のため、目視に限ったものである。評価方法は、①人が疑似床下画像を用いて木まくらぎの劣化度を判定した結果（以下、画像判定という。）、②木まくらぎ劣化度判定アルゴリズム（以下、アルゴリズム判定という。）を用いて判定した結果を比較して行う。また、評価には劣化度判定モデルを構築する際に使用した学習データに含まれない木まくらぎ 1,055 本の疑似床下画像を用いた。

4.2 木まくらぎの検出率

表 2 にアルゴリズム判定時の木まくらぎ検出率を示す。疑似床下画像から検出したまくらぎ本数は 1,036 本であり、検出率は 98.2%である。このことから、高い確率でま

表 2 木まくらぎの検出率

まくらぎ本数	検出数	検出率
1055	1036	98.2%



図 10 未検知の木まくらぎ例

くらぎを検知していることがわかる。未検知における主な要因は、図 10 に示すようにまくらぎ表面上をパラストが覆っているためである。他にも踏切等の敷板によりまくらぎの表面を撮影することが困難な場合も考えられることから、本システムでは 3.1 で述べた、まくらぎ識別手法を活用して、検出したレールと付随するまくらぎ本数から未検知箇所を抽出することを想定している。

4.3 劣化度の判定精度

まず、図 11 に画像判定とアルゴリズム判定におけるランクごとの数量を示す。図 11 より、アルゴリズム判定は画像判定に比べ、C・B ランク側に判定する傾向があることがわかる。

次に、画像判定の結果とアルゴリズム判定結果が一致したものを正解とし、判定ランクごとに正解した割合を算出する。表 4 に、各判定ランクの正解率及び、「D・C」、「B・A2」ランクで組み合わせ、「良好なまくらぎ」と「不良なまくらぎ」とした場合の判定正解率を示す。なお、アルゴリズム判定で木まくらぎが未検知の 19 本及び未判定の 4 本については除外する。

良好な D ランクに対する判定正解率は 85%であり、C 及び B ランクは 61%、A2 ランクは 19%であることから、特に A2 ランクについては判別精度が低い。一方で、判定ランクを 4 種類から 2 種類に絞り、木まくらぎの状態が不良か否かを判定した場合は、不良でないまくらぎ (D・C ランク) の正解率は 95%であり、不良まくらぎ (B・A2 ランク) は 70%であった。そのため、劣化した木まくらぎの詳細な分類については、現段階においては難しいが、不良まくらぎであるか否かの判定であれば、判定精度を向上することで自動判別を行えることが期待できる。

また、図 12 に画像判定で得られた結果に対して、アルゴリズムが判定した結果が占める割合を示す。図 12 より、画像判定の結果に対し、アルゴリズム判定が同等もしくは、厳しいものについては正しく判定できたとすると、安全に

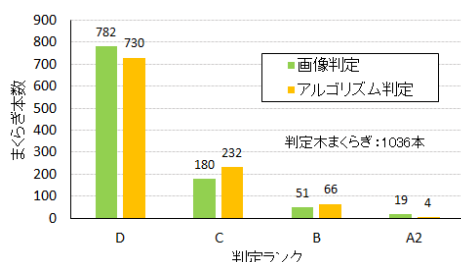


図 11 ランクごとの判定数

表 4 劣化度ランクごとの判定正解率

ランク	D	C	B	A2
本数	677	89	44	4
正解率	85%	61%	61%	19%
本数	918		49	
正解率	95%		70%	

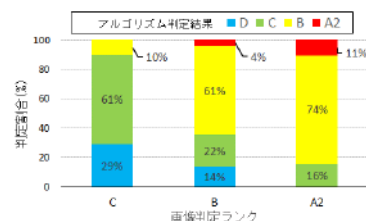


図 12 画像判定結果に対するアルゴリズム判定の割合

判定できたものは、画像判定の C ランクに対しては 71%、B ランクは 65%、A2 は 11%である。よって、アルゴリズム判定は画像判定に対し、C~B ランクについては、30%程度の誤差が生じることがわかる。一方、A2 ランクについては B ランクとして評価する傾向が強い。これは、学習データが極めて少ないため、不良状態の分類が適正に行えていないことが要因であると考えられる。そのため、判定精度を向上させるには、劣化度の悪い木まくらぎに対する学習データを増やすことや、撮影画像に対する有効な画像処理方法を検討するが必要である。

5. おわりに

木まくらぎ検査を効率的に行うため、列車前方画像を疑似床下画像に変換し、ディープラーニングを用いて木まくらぎ検査を行う手法を開発した。また、木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムについては、高い精度で木まくらぎを検出し、劣化度を判定するワークフレームを確立した。

今後は、課題である劣化度の判定精度を向上させるため、A2 及び B2 ランクを中心に学習データを増やすこと、学習前の画像に対する有効な画像処理について検討を行う。また、木まくらぎ検査への適用方法についても検討を行うことで、実用化を目指す。

参考文献

- 1) 鉄道総研:「鉄道構造物等維持管理標準(軌道編)の手引き」 鉄道総研 2007
- 2) 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
- 3) 合田 航, 長峯 望, 糸井 謙介, 坪川 洋友: ドローンによる撮影画像と画像処理を用いたレール遊間測定手法, 電気学会資料, TER-19-033 2019
- 4) Bochkovski, Alexey, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao. "YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection." arXiv preprint arXiv:2004.10934 2020