

列車前方画像を用いた木まくらぎ劣化度判定システム

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

Inspection System for Evaluating Wooden Sleeper Deterioration Using Image Analysis of Video

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

In order to save labor work in inspecting track facilities using a low-cost and simple inspection system, we have developed a system for inspecting wooden sleepers using forward view images of camcorders from train cabs. The system uses deep learning to judge the deterioration of wooden sleepers from images. In this paper, we report the outline of the system: judgment accuracy, and verification results to see if the progress of deterioration can be assessed.

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

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により劣化度を判定し、管理を行っている。レールの締結力が機能しない不良な木まくらぎが連続した場合、車両走行時の横圧により軌間が拡大し、脱線事故を引き起こす可能性があることから、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、軌道変位検査や分岐器検査などの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、効率的かつ個人の技術力に左右されない検査手法の開発が必要である。

一方で、検査をシステム化する場合、閑散線区においては、高額な検査装置はコストの負担が大きいいため、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を行う方法として、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した¹⁾。本手法は、4K(829万画素)以上の画像解像度を有する市販の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できる。また、ディープラーニングを用いて木まくらぎの劣化度判定を行うため、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。

本稿では、開発した木まくらぎ劣化度判定システムの

概要およびシステムで用いるアルゴリズムの判定精度を報告したのち、本システムによる木まくらぎの劣化進行状態の把握の可否について述べる。

2. 木まくらぎ劣化度判定システム

2.1 木まくらぎ劣化度判定システムの概要

本システムは、車上で撮影された列車前方の画像(以下、列車前方画像という)を基に、地上で劣化度を判定するものである(図1)。

本システムにおける木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムのフローを図2に示す。まず、列車前方画像に対し、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。疑似床下画像の生成は、列車前方画像における木まくらぎの縦横比が一樣でないため、ディープラーニングによる木まくらぎの抽出や劣化度判定の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。また、フレーム間の物体等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および、劣化度ランクを表記して出力を行う。また、疑似床下画像からレール継目を検出し、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、レール1本ごとにまくらぎの管理を行うための帳票を出力する。

* 軌道技術研究部 軌道管理研究室

** 情報通信技術研究部 画像解析研究室

*** 元 軌道技術研究部 軌道管理研究室

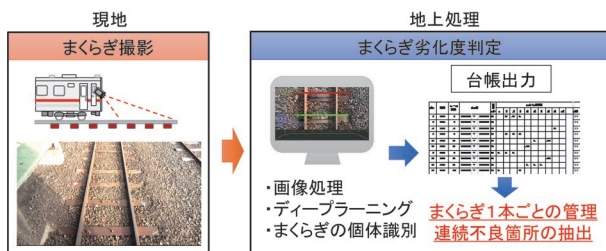


図1 木まくらぎ劣化度判定システム

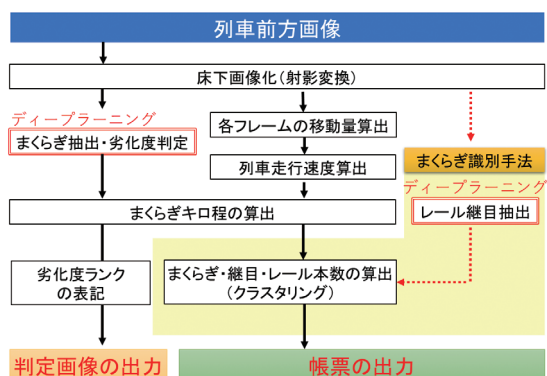


図2 木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムのフロー



図3 カメラの設置状況

表1 本研究で使したカメラの主な仕様

カメラ	焦点距離	有効画素数
FDR-AX50	7.5m	829万画素

2.2 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、運転台の貫通扉や前面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、本研究で使したハンディカメラの主な仕様を示す。カメラの解像度は4K以上を有していれば、本システムによる処理・判定が可能である。また、一般的なフレームレートである30fpsであれば、列車最高速度を勘案してもまくらぎを撮り逃すことがないことを確認している。

2.3 射影変換による疑似床下画像の生成

列車前方画像を床下画像の様に真上から俯瞰した画像に変換するために、台形の2次元画像を長方形に変換す



図4 射影変換による疑似床下画像処理

る手法として射影変換を用いる。図4に、射影変換を行った結果の例を示す。列車前方画像は、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。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。

2.4 キロ程の推定²⁾

鉄道設備は、キロ程を基準に維持管理されている。例えば、軌道検測車で測定されるデータは、軌道内に設置されたキロ程を付与された不動点(データデポ)を検知して位置合わせ(位置情報の付与)を行っている。画像解析においても、同様な手法で不動点を検知して各フレームに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、列車前方画像からキロ程の算出を行う。

キロ程データは、2枚の画像間から画像解析によって算出した列車の移動速度を用いて作成する。オプティカルフローを用いて画像中のすべてのピクセルにおける速度場(速度ベクトル)を算出し、外れ値を除去して最頻値を求め、このフレームにおける列車の移動速度[pixel/frame]とする。

各フレームでのピクセル移動速度を累積することで、ピクセル単位での移動距離データを作成する。動画開始時の距離を0とするとき、フレームtでのピクセルの移動距離は、移動速度をフレーム0からtまでの区間で積分することによって求められる。画像フレームに対するピクセル単位距離データと撮影開始時点のキロ程および走行距離

を用いて、画像フレームごとにピクセル単位距離の調整を行い、画像フレームに対するキログラムデータを作成する。

2.5 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、疑似床下画像に対し、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。

2.5.1 学習データの作成

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5に示す木まくらぎの劣化度判定標準を基に、不良まくらぎをA1~Bランク、軽微な損傷をCランク、良好なものをDランクとし、まくらぎの表面の多くが、バラストや草等で隠れていたり、埋没したりしていることにより画像上からは適正な劣化度判定が行うことができない場合は未判定(判定を行わない)、PCまくらぎ判定の計7クラスで評価する。特にA1~Bランクは、まくらぎの不良状態を示している。なお、処置標準は、A1ランクは速やかに交換、A2ランクが3本連続した場合は速やかに交換、Bランクは経過監視となっている。

図6に、VoTTを用いて作成した学習データの一例を示す。

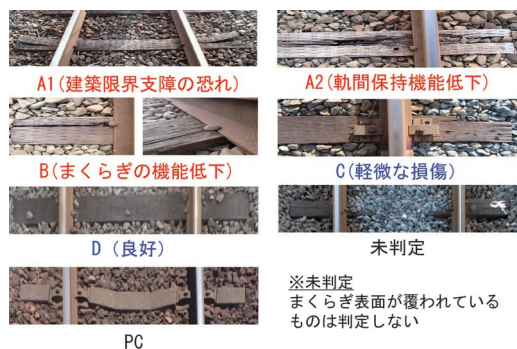


図5 木まくらぎの劣化度判定標準

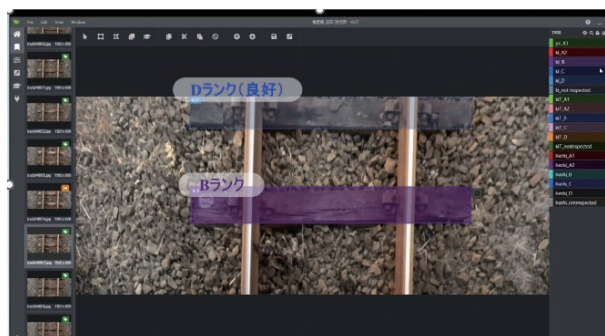


図6 VoTTを用いて作成した学習データ

2.5.2 学習データの拡張³⁾

これまでに得られた疑似床下画像の多くは、良好なまくらぎであり、不良まくらぎの学習データが不足していた。不良まくらぎの学習データを得るには、様々な区間を撮影する必要があるため、データの作成作業に多くの労力を要する。また、学習データ量の不足が、不良まくらぎの判定精度を低下させる要因の1つになると考えられることから、不良まくらぎの学習データを効率的に得ることが課題となる。

そこで、2.5.1項の学習データに使用した画像(以下、オリジナル画像という)に対し画像処理を施すことで、疑似的に複数パターンの学習データを得られるように拡張を行った。拡張方法は大きく分けて2つの手法を用いた。

まず1つ目は、画像の色調処理である。図7に示すように、オリジナル画像に対して「明るさ」と「コントラスト」の強弱を変更した4パターンの画像を作成した。なお、色調処理を行う際は、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%の強弱をつけた。

2つ目は、ノイズの付与である。図8に示すように、2パターンのノイズ処理を実施した。1つは撮影時に発生するホワイトノイズを想定し、乱数によりRGB値と付与する位置を決め、1枚のオリジナル画像に対し1,000個のドットを発生させた。もう1つは、列車の振動や撮影時の明るさが暗い場合に発生する画像のブレを想定し、平均化フィルタによる平滑化処理によって画像

オリジナル画像				
拡張1	明るさ : 高 コントラスト : 高			
拡張2	明るさ : 高 コントラスト : 低			
拡張3	明るさ : 低 コントラスト : 高			
拡張4	明るさ : 低 コントラスト : 低			

図7 学習データの拡張(色調処理)

オリジナル画像(拡大)	拡張5	ホワイトノイズ	拡張6	平滑化

図8 学習データの拡張(ノイズ処理)

をぼかした処理を施した。

2.5.3 劣化度判定モデルの構築

2.5.2項で述べた学習データの拡張により、不良まくらぎのA1ランクについては既存データの約4倍、A2・Bランクについては約5倍、Cランクについては約1.5倍のデータ数となった。表2に、既存のオリジナル画像（約10万枚）にタグ付けしたまくらぎの数量と、拡張した画像（約10万枚）に対してタグ付けしたまくらぎの数量を示す。

作成した学習データ（約37万タグ）に対し、ディープラーニングを適用し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YOLOXを用いた。YOLOX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可能なネットワークモデルを構築することができる。入力画像に対してYOLOX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。

2.6 まくらぎの識別

列車前方画像から変換した疑似床下画像には、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、それらを1つのまくらぎとして判定する必要がある。複数のフレームでそれぞれキロ程を付与した際に、距離が近いものは、同一のまくらぎやレール継目であると考えられる。そこで、クラスタ分析手法のうち、最短距離法（単連結法）によって、同一のまくらぎか否かの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まくらぎおよびレール継目間の最短距離の閾値は、まくらぎについては、まくらぎの幅から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り、少なくとも1m-2mは離れているため、閾値を1m-2mとしている。なお、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。

表2 タグ付けしたまくらぎの数量（本）

判定内容	オリジナル画像タグ数	拡張画像タグ数	合計タグ数
A1	12	49	61
A2	3,754	17,575	21,329
B	12,719	55,801	68,520
C	33,364	45,415	78,779
D	103,552	60,484	164,036
未判定	2,138	10,674	12,812
PC	23,450	—	23,450
合計	178,989	189,998	368,987

3. 劣化度判定の精度検証

3.1 判定精度の評価方法

本アルゴリズムの判定精度については、以下の2つの方法で判定精度を評価した。まず1つ目の方法では、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、画像判定結果という。）とアルゴリズムの判定結果（以下、システム判定結果という。）を比較し評価を行った。

2つ目の方法では、保線技術者が現地にて目視および打音により判定した結果（以下、現地検査結果という。）とシステム判定結果を比較し評価を行った。

3.2 劣化度判定の精度（画像判定結果との比較）

本アルゴリズムで検出したまくらぎ16,033本に対し、画像判定結果を正解値とし、システム判定結果と比較した。システム判定結果の例を図9に示し、表3に木まくらぎの各劣化度に対する判定の一致率を示す。

木まくらぎの劣化度に対する一致率は、Cランクでは88.6%であり、DランクおよびB～Aランクでは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。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



図9 木まくらぎ検出と劣化度判定結果

表3 木まくらぎの劣化度判定の正解率

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

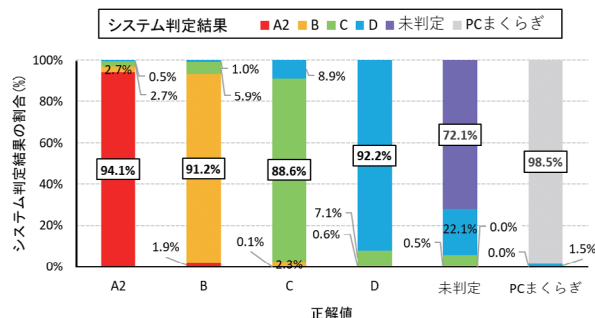


図10 画像判定結果に対するシステム判定結果の割合

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。図10に、画像判定結果に対するシステム判定結果の割合を示す。図10より、不良まくらぎ（A2・Bランク）が不良でないまくらぎ（C・Dランク）と判定された割合は、約7%であった。

3.3 劣化度判定の精度（現地検査結果との比較）⁴⁾

本アルゴリズムで検出したまくらぎ695本に対し、現地検査結果を正解値とし、システム判定結果と比較することで、現在実施されているまくらぎ検査との整合性を検証した。

判定ランクが一致した場合の一致率および判定ランク「A2・B」を「不良なまくらぎ」、判定ランク「C・D」を「不良でないまくらぎ」とし、各2ランク内に含まれていれば正解（A2ランクをB、DランクをCランクと判定した場合も正解とする）とした場合の正解率を表4に示す。

A2ランクの一致率は53%であり、Bランクは86%、Cランクは0%、Dランクは78%であった。Cランクについては、今回判定した画像ではまくらぎ表面に損傷に見えるものが多かったことからA2ランクまたはBランクと判定された割合が多かった。

また、表3の画像判定結果における一致率と比較すると、すべてのランクで現地検査結果との一致率が低かった。これは、現地検査結果では画像上で判断の難しい損傷などを打音等により詳細に把握できることが影響したと考えられる。

表4 劣化度ランクごとの判定正解率

ランク	A2	B	C	D
現地検査結果(本)	119	133	26	417
システム判定結果(本)	63	115	0	325
一致率	53%	86%	0%	78%
現地検査結果(本)	252		443	
システム判定結果(本)	249		328	
正解率	99%		74%	

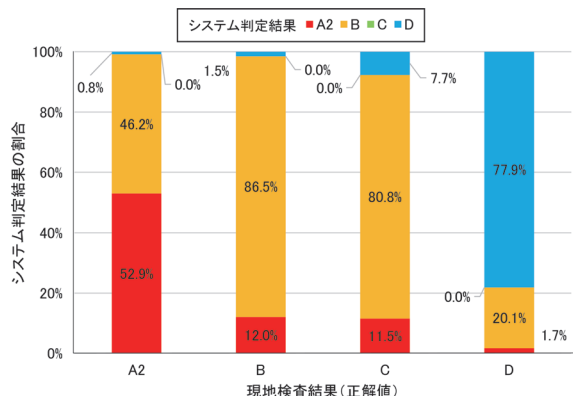


図11 現地検査結果に対するシステム判定結果の割合

なお、不良なまくらぎ（A2・Bランク）と不良でないまくらぎ（C・Dランク）の二つに分けた場合の正解率は、99%および74%であった。したがって、不良なまくらぎか否かの判定については、十分な判定精度を有していると考えられる。また、図11に現地検査結果に対してシステム判定結果が占める割合を示す。図11より、現地検査結果に対し、システムが危険側に判定した割合は、A2ランクで47%、Bランクが2%、Cランクが8%であった。なお、A2ランクにおいて不良でないまくらぎ（C・Dランク）と判定した割合は1%であったことから、不良まくらぎ（A2・Bランク）を不良でないまくらぎ（C・Dランク）と誤判定する確率は低いと考えられる。

3.4 判定結果のばらつき分析⁵⁾

218本分のまくらぎ画像を評価用データとして用意し、画像判定結果とシステム判定結果におけるそれぞれの判定のばらつきについて確認した。図12に劣化度ランクごとの画像判定結果とシステム判定結果を示す。図12より、どちらの判定結果もばらつきが生じていることが分かる。また、Cランクについては、画像判定結果の方がばらつきが少ない。これは、限られた学習データから判定するシステム判定に比べ、画像判定結果では、判断が難しい損傷についても画像をより詳細に確認することができたためであると考えられる。

次に両者の正答率のばらつきについて分析する。例えばBランクのまくらぎについて、画像判定結果およびシステム判定結果でBランクとなった場合のスコアを0

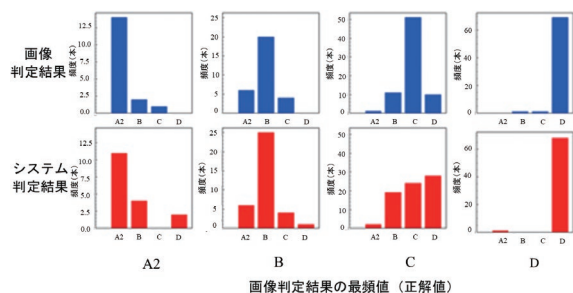


図12 画像判定結果およびシステム判定結果の分布

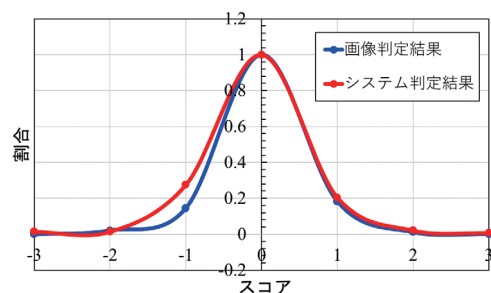


図13 判定結果のスコアの分布

とし、A2ランクと判定をした場合+1、Cランクと判定した場合-1、Dランクとしたとき-2のスコアをつける。全まくらぎの判定結果をスコア付けした結果のヒストグラムを図13に示す。両者のヒストグラムは形状が似ていることが視覚的に読み取れ、このことから全体の傾向として、システム判定結果は画像判定結果と同様の傾向が得られていると考えられる。

4. 劣化度の進行状態の把握⁴⁾

2021年度の現地検査結果と2022年度現地検査結果を比較し、木まくらぎの劣化度に進行が見られた128本のまくらぎについて、システム判定結果における劣化度の進行の有無を確認した。

図14に現地検査結果とシステム判定結果の劣化度の進行状態ごとの数量を示す。表5に現地検査結果における劣化度の進行とシステム判定結果による劣化度の進行が一致した割合を示す。また、今年度のシステム判定結果が昨年度のシステム判定結果より劣化側に進行した割合を合わせて示す。

不良でないまくらぎ（C・Dランク）からBランクへの進行については、70～90%程度で一致、各ランクからA2ランクへの進行については、30～50%程度が一致した。また、劣化度のランクに関わらず、劣化度の進行が認められたまくらぎの割合は83%であった。したがって、一致率は高くないが、現地検査結果からまくらぎの劣化度の進行があったものについては、劣化度の進行を80%程度の精度で把握できる可能性がある。

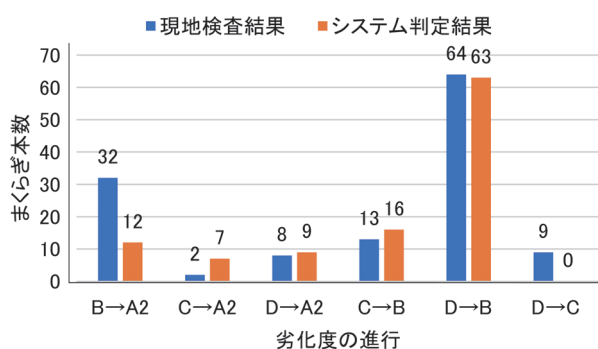


図14 劣化度の進行状態ごとの数量

表5 劣化度進行ごとの一致率

劣化度の進行	B→A2	C→A2	D→A2	C→B	D→B	D→C
現地検査結果(本)	32	2	8	13	64	9
システム判定(本)	10	1	3	9	56	0
一致率	31%	50%	38%	69%	88%	0%
現地検査結果(本)	128					
システム判定(本)	107					
進行した割合	83%					

5. まとめ

木まくらぎ検査を効率的かつ低コストで行うため、ハンディカメラで撮影した列車前方画像から、木まくらぎの劣化度を判定する手法を開発した。保線技術者が疑似床下画像から目視で判定した結果（画像判定結果）と、本アルゴリズムの判定結果（システム判定結果）を比較した結果、システムの判定精度は90%以上であることを確認した。次に、保線技術者が現地にて目視および打音により判定した結果（現地検査結果）とシステム判定結果を比較した結果、一致率はやや低かったものの現地検査結果で不良まくらぎ（A2・Bランク）と判定したまくらぎについて、本システムでA2ランクもしくはBランクと判定できた割合は99%であった。また、画像判定結果とシステム判定結果のばらつきについて確認した結果、システム判定結果は画像判定結果と同一のデータ分布を持ち、全体として画像判定結果の精度に類似していることを確認した。さらに、本システムで木まくらぎの劣化度の進行状態を把握できるか検証した結果、現地検査で劣化度の進行が認められたまくらぎに対して80%程度の割合で劣化度の進行状態を把握することができた。以上のことから、本システムを活用することで、不良まくらぎを高い精度で検出でき、かつ、木まくらぎの劣化度の進行状態を効率的に把握することができる可能性がある。

今後は、木まくらぎ検査への本システムの適用方法について検討を行い、実用化を目指す。

文 献

- 1) 糸井謙介, 坪川洋友, 長峯望, 合田航, 大場久良, 加藤爽: 列車前方画像を用いた木まくらぎ劣化度判定アルゴリズムの開発, 土木学会第76回年次講演会, 2021
- 2) 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プティカル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
- 3) 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
- 4) 加藤爽, 坪川洋友, 長峯望, 合田航, 前田梨帆, 山崎雅仁, 糸井謙介: 木まくらぎ劣化度判定システムによる劣化度の経時変化の評価, 第29回鉄道技術連合シンポジウム (J-RAIL2022), 2022
- 5) 前田梨帆, 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劣化度判定AIシステムの開発, 第29回鉄道技術連合シンポジウム (J-RAIL2022), 2022