# 画像によるレール継目部の異常抽出技術の基礎的検討

西日本旅客鉄道株式会社正会員 ○渡邊 達郎 西日本旅客鉄道株式会社正会員 藤原 武実 株式会社ニシヤマ 近藤 英記 株式会社エルゴビジョン 森 直幸

## 1. はじめに

将来の労働人口減少を見据えた効率的な線路設備のメンテナンス体制の構築が喫緊の課題であり、人力により実施している線路の保守状態の点検についても検査方法の見直しを検討しているところである。今回、線路の保守状態の検査の効率化、及び精度向上を目的として、車上から撮影した画像について機械学習技術を活用した線路の異常(設備故障)を抽出する手法を検討したのでその概要について以下に報告する。なお、本稿における線路の異常とは、重要な部位であるレール継目部におけるレール継目板脱落、継目ボルトの緩み・脱落に限定する。

## 2. 線路画像データ習得の概要

## (1)車上からの線路画像データの習得

在来線高速軌道検測車(以下、「キヤ車」という。)の前 頭部の左右に設置した2台のカメラによる営業線走行時に 表-1の通り撮影を実施した。カメラはカラーラインスキャ ンカメラを用い、画素数は2,048pixとなっている。

【表-1】車上撮影諸元

(公 · 2 + 工)取示力的							
撮影日	天候	線名	発駅			カメラ	
対象シロ		小水口	⇒着駅	日向	日陰	露光時間	ゲル
. 2		北陸線	福井 <b>⇒</b> 敦賀		670 ~3, 900	<b>90</b> μs	10
2017. 10. 2	雨	小浜線	敦賀 ⇒東舞鶴		1, 700 ~5, 500	70 <b>~</b> 90μs	10
20		小浜線	東舞鶴 ⇒粟野		2, 900 ~4, 000	70 μs	10
2017. 10. 3	曇のち晴	越美北線	南福井 ⇒九頭竜湖		1, 800 ~6, 400	<b>70</b> μs	10
		越美北線	九頭竜湖 ⇒南福井	2, 000 ~22, 000	1, 600 ~3, 600	<b>40</b> μs	6~ 10
		北陸線	南福井 →金沢	8, 300	3, 300 ~3, 600	<b>40</b> μs	4~ 10
2017. 10. 4	晴	七尾線	津幡 →和倉温泉	12,000 ~34,000	1, 500 ~3, 500	<b>40</b> μs	10
		七尾線	和倉温泉 ⇒津幡	5, 000 ~40, 000	2, 400 ~6, 800	<b>40</b> μs	10

## (2)線路の異常画像データの取得

保線材料線において、実際に継目板脱落、継目ボルト緩み・脱落 状態を再現した線路上にキヤ車 上の撮影条件と同一の構成で機 材を設置したトロを走行させ、異 常のある線路の画像撮影を実施 した(写真-1)。



写真-1 画像取得風景

#### 3. レール継目部抽出機能の検討

2.(1)で撮影した連続画像から継目部と継目部ではない箇所を手作業で捜索・抽出し、576×576pixの画像に切出し、ラベルをつける作業(以下、「タグ付け」という。)を実施した。これらのタグ付けされた画像データを入力値として継目部を自動的に抽出する機械学習モデル(以下、「自動判定モデル」という。)を構築し検討を行った。

#### (1)機械学習手法

画像データ判定において、現在有用な結果が示されている畳み込みニューラルネットワーク(CNN)による機械学習(DeepLearning)手法を検討することとした。本稿においては、GoogleNetを拡張した DetectNet と呼ばれるネットワークを Caffe ライブラリで実装した自動判定モデルにより、線路画像からレール継目部の抽出を行った。

#### (2)自動判定モデルの評価

タグ付けされた画像データを学習データとして入力し、

最適化された自動判 定モデルにより検証 データの判定を行い、 結果の評価を行う。各

【表-2】学習・検証データ数								
データ種別	継目部	継目部以外						
学習データ	20.583	24 140						

 データ種別
 継目部
 継目部以外

 学習データ
 20,583
 24,140

 検証データ
 5,189
 5,676

データ数の内訳を表-2に示す。

また、自動判定モデルの性能評価については、表-3 に分類される判定結果より得られる再現率と適合率を代表値として継目部抽出機能の評価を行う。(後述する4章の異常抽出機能についても同様)

【表-3】性能評価に用いた指数

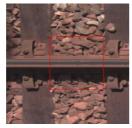
		自動判定結果			
		継目部 or	継目部以外or		
		設備不良有り	設備不良無し		
Œ	継目部 or 設備不良有り	TP	FN		
解	継目部以外 or 設備不良無し	FP	TN		

○再現率:「継目部」・「設備不良」の抽出精度=TP/(TP+FN) ○適合率:「継目部」・「設備不良」有りと自動判定したものの正答率 =TP/(TP+FP)

自動判定モデルによる継目部抽出結果について表-4に示す。抽出漏れ(図-1)については、照度不足や他構造物内に介在することで継目部の特徴が抽出困難であること、抽出誤り(図-2)については、天候等による露光変化やレール頭頂部の油滲み等に起因すると考えられるが、それらの

不整合となる箇所は非常に少なく、再現率、適合率共に99% 以上となり、実用上問題無いレベルとなった。





【図-1】継目部抽出漏れ例

【図-2】継目部抽出誤り例

【表-4】継目部抽出の自動判定結果

		線区		自動判	定	結果	再現率	適合率
				継目部		继目以外	[%]	[%]
		北陸線(10/2)		196		1	99.49	100.00
	<b>∜</b> I址	小浜線		1,935		1	99.95	99.95
	継	北陸線(10/3)	Т	297		0	100.00	100.00
=	目部	越美北線	Р	1,324		1	99.92	99.92
	נום	七尾線		1,434		0	100.00	99.86
自		計		5,186		3	99.94	99.96
	4hlr	北陸線(10/2)		0		262		
	継	小浜線		1		2,041		
	目部	北陸線(10/3)	F	0	Т	358		
	以以	越美北線	Р	0	Ν	1,477		
	外	七尾線		1		1,536		
71		計		2		5,674		

#### 4. レール継目部の異常抽出機能の検討

3章の手法により抽出されたレール継目画像を用いて、正常な継目画像のみを学習させ、正常ではない継目画像を抽出する自動判定モデルを作成した。継目部の異常については、営業線で撮影した画像データを画像処理し、継目部の異常を擬似した画像(以下、「擬似画像」という。)と、2.(2)で撮影した保線材料線で実際に継目に異常がある画像(以下、「異常画像」という。)の2種類を用いた。異常抽出機能の評価については、様々な撮影条件の画像データを組み合わせて異常抽出を試行し、検証を行った。

## (1)機械学習手法

3.(1)と同様にDeepLearning 手法を検討した。学習により最適化された CNN の中間層値を SVM に学習させ、正常・異常の分類を行う自動判定モデルを TensorFlow で実装し構築した。

## (2)自動判定モデルの評価

表-5 に各試行のデータ数、評価結果について示す。

試行 1 では七尾線で撮影した正常な継目部画像のみを学習させ、擬似画像については、再現率 60%、適合率が 60%となった。一方、保線材料線では、異常を抽出できなかった。この要因として、キヤ車とトロでの撮影環境において、カメラの設置位置、角度は同一であったが、フロントガラスの有無、照度や外光の影響、カメラの固定方法等の違いが、営業線と保線材料線で撮影した画像データに影響したものと考えられる。

試行2では、七尾線に加え、保線材料線の画像を学習させることで、画像データの差異による判定精度の影響の低減を 試み、再現率、適合率共に一部を除いて良化した。これは、試行1では学習できていなかった保線材料線の画像の特徴も獲 得することができたためと考えら、多様な特徴を持つ画像データ学習の有効性が示された。

試行3では、保線材料線の継目画像のみを学習させた結果、 再現率、適合率共に非常に高くなった。保線材料線に限定し た判定には有効なものの、多様な画像の特徴を学習できてい ないため、保線材料線に特化した局所解のモデルとなってい る可能性がある。

試行4では、多様な画像データの特徴を獲得により、自動判定モデルの汎用性を高めることを目的に、撮影した全ての営業線区と保線材料線の継目画像を学習データとし評価した結果、適合率については、一定の精度を確保したものの、再現率については、大きく悪化し、線区毎の乖離も大きくなった。これは、各線区毎の学習データが十分でなかったことが要因と考えており、多様な特徴を持つ学習用画像データを十分に確保することで良化するものと考える。

【表-5】各試行における学習・検証条件とその結果

試行	線名	学習	学習 検証用データ数		再現率	適合率
No.	称石	データ数	不良有	不良無	[%]	[%]
	七尾線	3,869	10	18	60.00	60.00
1	保線材料線		60	0	0.00	0.00
	計	3,869	70	18	9.00	60.00
	七尾線	118	12	18	100.00	41.00
2	保線材料線	118	60	10	82.00	98.00
	計	236	72	28	85.00	77.00
3	保線材料線	118	60	10	87.00	96.00
	北陸•小浜線	33	20	10	85.00	100.00
	北陸·越美北線	33	20	10	40.00	100.00
4	七尾線	33	20	10	40.00	62.00
	保線材料線	98	60	30	20.00	92.00
	計	197	120	60	38.00	88.00

表-6 に、表-5 の各試行における異常画像の自動判定結果の内訳を各設備不良種別に示す。継目板ボルトの脱落・緩みは、継目板脱落と比較して、再現率が低い。これは、継目板と比較すると画像中に占める継目ボルトの面積が非常に小さく、特徴の抽出が困難であるためと考えられる。

【表-6】異常画像の自動判定結果の内訳と再現率

試行	設備不良種別	自動拌	再現率	
No.	改加州个1文作业加	不良有り	不良無し	[%]
	継目ボルト緩み	0	5	0.00
1	継目ボルト脱落	0	8	0.00
	継目板脱落	0	47	0.00
	継目ボルト緩み	2	3	40.00
2	継目ボルト脱落	0	8	0.00
	継目板脱落	47	0	100.00
	継目ボルト緩み	2	3	40.00
3	継目ボルト脱落	4	4	50.00
	継目板脱落	46	1	98.00
	継目ボルト緩み	1	4	20.00
4	継目ボルト脱落	0	8	0.00
	継目板脱落	11	36	23.00

## 5. まとめ

車両前頭部に設置したカメラで取得した線路の画像を用いて、継目部の異常抽出手法について検討した。今後は、撮影条件や機械学習手法の最適化、多種多様な学習データの確保等によって、異常抽出の精度向上を図り、実用化を目指して行く。