

画像解析を用いたモニタリング画像からのレール継目板の異常検知手法の検討

東日本旅客鉄道株式会社 正会員 ○小松 佳弘
 東日本旅客鉄道株式会社 正会員 元好 茂
 東日本旅客鉄道株式会社 正会員 小西 俊之

1. はじめに

J R 東日本研究開発センターでは、設備管理業務の TBM(Time Based Management) から CBM(Condition Based Management)への転換を目指した研究開発を進めており、その一環として営業列車搭載型軌道モニタリング装置の開発を進めている。

営業列車搭載型モニタリング装置は「軌道変位モニタリング装置」と「軌道材料モニタリング装置」の二つの装置から構成されている。そのうち軌道材料モニタリング装置は、3次元距離画像を撮影し、解析することでレール締結装置の脱落等を自動検知するとともに、保線技術者が確認するための濃淡画像を同時に取得する装置である。ただし軌道材料モニタリング装置取得する画像の量は膨大であるため、画像上で異常箇所を発見するためには多大な労力が必要という問題がある。

そこでこれまでにモニタリング装置で収録した濃淡画像から画像解析によりレール傷を検知する手法の開発を行った²⁾。本研究では継目板の折損を検知する手法の開発に取り組んだ。

2. 不良画像の取得

検知ロジックの開発のために、実際に対象とする不良種別の画像サンプルが必要である。しかし今回開発の対象とする継目板の折損は発生件数が極めて少なく、また発見し次第即時交換を行うため、軌道材料モニタリング装置で偶発的に不良画像を収録する可能性は低い。

そこでロジック開発の前段として、収集した現場発生損傷継目板ならびに人工的に折損した継目板を営業線に仮設し、営業線軌道材料モニタリング装置で画像収録を行った。なお画像サイズは 1,024 ピクセル×5,000 ピクセルであり、1 ピクセルは 1mm に対応する。



図1 継目板の現場仮設状況(上)と取得画像(下)

2. レール表面の異常分類方法の開発

(1) 方法

判定ロジックのフローを図2に示す。継目板の折損は画像全体に対して小さいため、画像全体から折損を見つけるのは処理効率が悪く、また他の構造物(バラスト等)と混同しやすくなる。そのため、処理時間を短くし検知精度を向上させるために最初に継目板位置を特定することとした。その後、継目板として特定された領域に対して機械学習ベースの傷の有無の判定を行い最終的なアウトプットを行う。

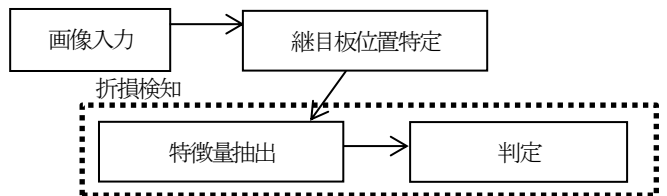


図2 処理フロー

(2) 継目板の位置特定アルゴリズム

レール継目板の位置特定は以下のステップで行った(図3)。まず画像からレールの中央位置(高さ方向)を特定し、そこを基準として高さ方向の位置特定を行う。その次に、長手方向の位置特定を行う。具体的には長手方向に判定窓をスライドさせながら輝度勾配ヒストグラム(Histogram of Oriented Gradient: HOG)特徴量²⁾を計算する。レール腹部と継目板部ではHOG特徴量が大きく異なるため、隣接する領域とHOG特徴量の差が大きい箇所を継目板端部と判定する(図4)。

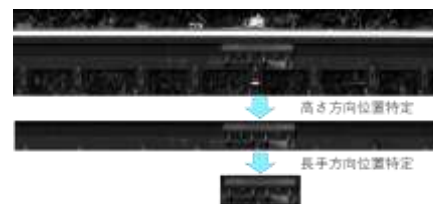


図3 継目板の位置特定フロー

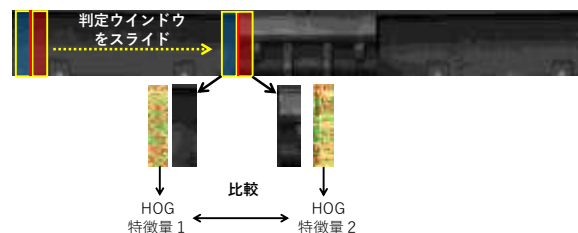


図4 継目板の長手方向の位置特定方法

キーワード 異常検知、画像解析、軌道材料

連絡先 〒331-8513 さいたま市北区日進町2丁目479番地 JR 東日本テクニカルセンター TEL048-651-2389

(3) 折損検知アルゴリズム

位置特定アルゴリズムで抽出した継目板領域を正方形のパッチ (判定単位) に分割し、パッチごとに折損の有無の判定を行う。なお、パッチは高さ方向に重なり合うように分割した。

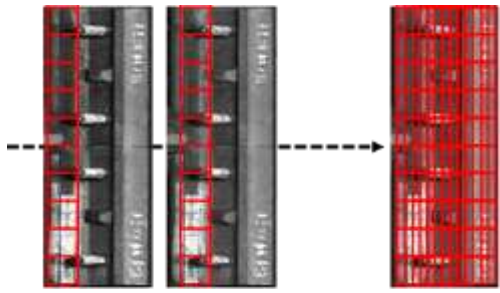


図5 継目板領域の分割方法

判定方法をいくつか試みたところ、パッチサイズを 128×128pic として、大規模物体認識データセットを用いて学習させた学習済みの畳み込みニューラルネットワーク(VGG16²⁾)と線形SVMを用いた転移学習³⁾による判定が最も良好な傾向を示したためこれを採用した。

3. 精度検証とロジックの改良

(1) 継目板の位置特定アルゴリズム

位置特定アルゴリズムの精度検証を行った結果を表1に示す。継目板を含む画像の検出率は 61%と満足する結果を得られなかった。

表1 改良前のアルゴリズムの精度検証結果

		判定	
		継目板あり	継目板なし
正解	あり	97	62
	なし	5	240

継目板の位置特定で見逃した箇所は折損検知アルゴリズムに進むことができない。そのため判定の閾値を低くして(感度をあげて)検出率を高くする方が好ましいと考えられる。ただしその場合、誤検知率が過大となる恐れがあるため、前述の方法で継目板領域「候補」を多めに抽出した後に、継目板領域「候補」を線形SVMで分類する過程を新たに加えた。

修正アルゴリズムで再度判定した結果を表2に示す。ここで分類用の特徴量として BoW⁴⁾(Bag of Visual Word)特徴量を用いた。なおSVM 分類器は検証用の画像と異なる線区の画像で学習させた。

表2 改良したアルゴリズムの精度検証結果

		判定	
		継目板あり	継目板なし
正解	あり	156	3
	なし	2	243

その結果、表2に示すように検出率が 98%となり、アルゴリズムの修正により、検出性能を改善することができた。

(2) 折損検知アルゴリズム

継目板の折損検知アルゴリズムの精度検証を行った。初期検討では正常サンプル(き裂を含まない継目板部のパッチ) 513 パッチ、不良サンプル(き裂を含む継目板部のパッチ) 63 パッチに対して確認を行った結果、検出率 99.4%、誤検知率 1.4% (10 分割交差検証法) と高い精度を得ることができた。

しかし正常サンプル 157 パッチと不良サンプル 138 パッチを用いて学習したアルゴリズムを用いて、折損継目板304枚、正常継目板 385 枚(越後線+京浜東北線)の分類を試みた結果、検出率は 99%であった一方で誤検知率も 95%となった。そこで正常継目板の画像を用いて追加学習させた(表3)。

表3 追加学習による検知性能の変動

	初期	中央線のみ			中央線+越後線		
		3	6	15	25	45	65
検出率	99%	87%	83%	80%	77%	75%	73%
誤検知率	95%	60%	43%	30%	14%	8%	4%

表3に示すように検出率と誤検知率はトレードオフの関係にあり、誤検知率を改良することはできたものの、検出率が悪化する結果となった。ただし追加学習後の検出率も 70%から 80%であり一定の性能を示したと考えられる。

4. まとめと今後の課題

本研究では軌道材料モニタリング装置からレール継目板の折損を検知するアルゴリズムの開発を行い、一定の成果を得た。しかし現実的に使用可能な誤検知率を考慮すると検出率は 80%程度にとどまった。100%の検知精度は現時点で難しいと考えられるが、不良サンプルを追加学習することで一定の改善は期待できる。ただし前述したように大量のサンプルを得ることは難しいため、不良画像を蓄積し再学習を行う仕組みづくりが重要となると考えられる。

今後は検知性能の改善方法を模索するとともに、レールボンドなど他の軌道部材の不良検知手法を引き続き検討し、検査の補助手段として管理業務の省力化につなげていきたい。

【参考文献】

- 1) 葛西亮平他：線路設備モニタリング装置の概況と今後の方向性, JR East Technical Review, No.55, 2016.
- 2) 小松佳弘他：画像解析を用いたレール表面状態の異常検知手法の検討, 第 72 回土木学会年次学術講演集, VI-374, 2017.9
- 3) N. Dalal, B. Triggs, Histograms of oriented gradients for human detection, Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 886-893, 2005.
- 4) Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014)
- 5) 中山英樹："深層畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習", 電子情報通信学会音声研究会 7 月研究会, 2015.
- 6) D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant key points", International Journal of Computer Vision (IJCV), 60(2), pp. 91-110, 2004.