

## 架線金具自動診断技術の開発



山田 創平\*1



吉田 匡志\*2



加藤 洋\*3

### The development of the automatic diagnosis method for catenary wire equipment

Sohei YAMADA\*1, Tadashi YOSHIDA\*2, and Hiroshi KATO\*3

\*1 Assistant Chief Researcher of Technical Center, Research and Development Center of JR East Group

\*2 Chief Researcher of Technical Center, Research and Development Center of JR East Group

\*3 Senior Researcher of Technical Center, Research and Development Center of JR East Group

#### Abstract

The conventional inspection method for catenary wire equipment had large labor cost and injury risks. In order to improve these problems, we developed the new inspection device and automatic AI diagnosis method for catenary equipment. The inspectors are able to inspect the equipment using the catenary images on the monitor with this device and system. We report the summary of this development and future issues.

●**Keywords:** Catenary wire equipment, Line-sensor camera, Infrared camera, AI, Deep learning

\*1 JR東日本研究開発センター テクニカルセンター 副主幹研究員

\*2 JR東日本研究開発センター テクニカルセンター 主幹研究員

\*3 JR東日本研究開発センター テクニカルセンター 上席研究員

## 1. 緒言

従来、電車線の外観検査は線路上に載線した架線作業車の上で、架線を至近から目視検査する至近距離検査を行ってきた。しかし、夜間の作業となるため視認性が悪く、また高所からの墜落や感電の恐れもあり、傷害のリスクを伴う。また、生産年齢人口の減少が進行している現在、検査業務について省力化が可能な技術開発が急務であった。そこで、車両の屋根上にカメラを搭載し架線および架線金具を撮影することで、検査を事務所内のPCモニターで行うことが可能な装置を開発した。さらに、画像診断をAIに行わせて異常を抽出することで、人間の画像検査を補助するような自動診断技術を開発した。本稿では、開発全体の概要と今後の展望について報告する。

## 2. 架線金具検査装置の開発

### 2・1 架線金具検査装置の概要

まず、架線を撮影する装置の開発に着手した。図1に示すように、車両屋根上に搭載したラインセンサカメラ（以下、LSカメラ）で架線を両側から線路直角方向に撮影し、逆光などで視認性が悪い場合でも反対側のカメラで視認可能な画像を得られるようにした。加えて、エリアセンサカメラ（以下、ASカメラ）で走行状況を確認できるようにした。原理としては、車両の移動2mmごとに

LSカメラによってライン状に撮影された細い画像を、列車進行方向に一定の本数で並べて1枚の架線画像とするものである。また、本装置は多目的試験車であるMUE-Trainに搭載し（図2）、様々な環境でどのような画像が得られるのかを検証した。

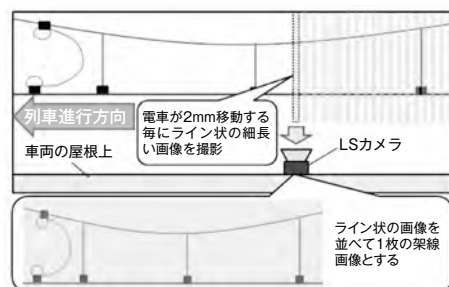


図1 LSカメラによる撮影原理

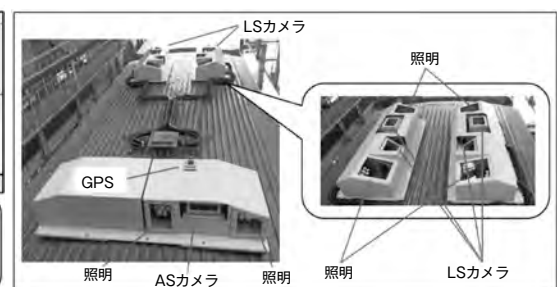


図2 MUE-Trainに搭載した撮影装置

## 2・2 画像の精度と視認性

MUE-Trainに搭載したLSカメラで撮影した可視光のカラー画像を図3、4に示す。図3は明かり区間の画像で、撮影された画像の精度は不良箇所が確認可能なレベルであり、解像度や撮影自体の仕組みは問題ないと分かった。しかし図4に示すように、トンネルや夜間においては想定よりも大幅に暗い画像となった。これは、LSカメラの露光時間が非常に短いためであり、このカメラと照明で得られる画像では視認困難であると分かった。



図3 明かり区間の可視光LSカメラ画像



図4 トンネル内の可視光LSカメラ画像

## 2・3 近赤外線カメラと照明

架線画像の視認性を改善するため、電気検測車（以下、East-i）に対して近赤外線のLSカメラと照明を搭載し、上・中・下の3段階の高さを撮影するLSカメラを左右に3つずつ搭載することとした（図5）。これは、架線の幅や高さの変化にカメラの画角を対応させるためであり、また架線を支持する金具（曲線引装置、振止装置）の付根部分を撮影するため、車両外側に向けて左右1台ずつカメラを搭載し（図6）、車両前後方向の撮影用にASカメラを搭載した。

近赤外線カメラを搭載したEast-iは2020年1月より走行を開始し、各線区の架線画像を撮影した。その結果、視認性が大幅に向上し、図7のように課題であったトンネル内の画像も概ね実用レベルとすることができた。



図5 East-iに搭載した撮影装置

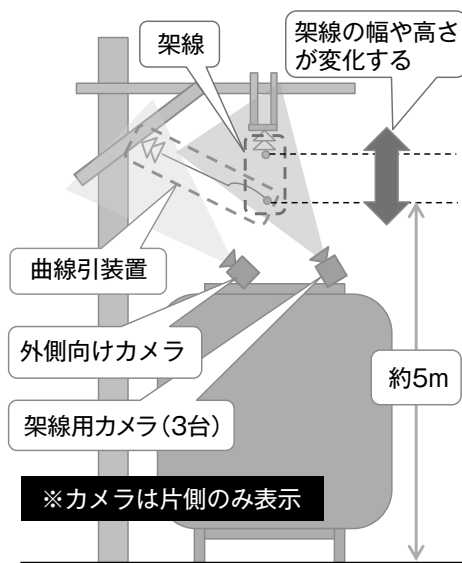


図6 LSカメラの構成と役割

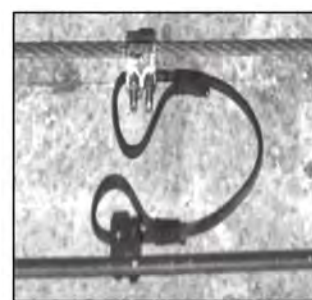


図7 トンネル内の近赤外線画像

# 3. 架線金具自動診断技術の開発

## 3・1 架線金具自動診断技術の概要

撮影された架線および架線金具の画像から設備の良否診断を行う技術として、近年高精度なAIとして注目されているディープラーニング (deep learning、以下DL) を採用した。画像上で異常を抽出する技術としては基本画像との差分を異常として検知するパターンマッチングなどが挙げられるが、架線画像のように対象物の形状だけでなく照度や背景も場所によって大きく変化する場合、そのような変化に対して柔軟な手法が求められたためである。また、本手法は図8に示すような2段階のフェーズで構成されており、まず1段階目で架線や金具が映った部分を検出用AIモデルで検出し切り取って保存する。その後、切り取った画像は判定フェーズに送られ、判定用AIモデルによって良否判定が行われる。

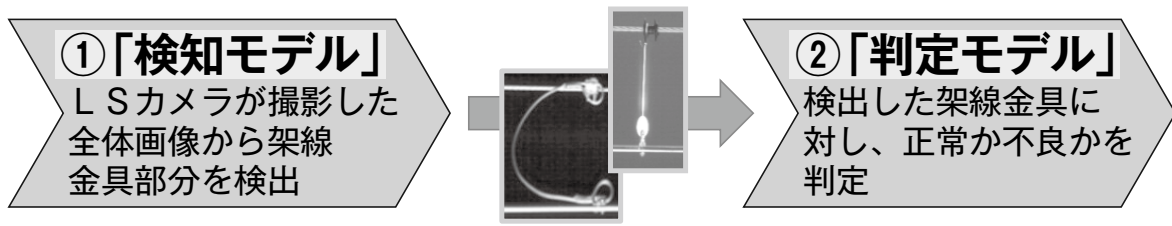


図8 2段階の自動診断フェーズ

### 3・2 検出フェーズ

開発当初は固定サイズの検知枠で画面全体を走査する手法であるスライディングウィンドウ（以下、SW）と、画像分類用のDLであるConvolutional Neural Network（以下、CNN）の一手法を組み合わせたロジックを用いていたが、切り取った画像内に金具の背景の余計な情報が多かったため検出精度に悪影響を及ぼしていた。そのため、検出対象物の大きさに合った検知枠で画像を切り取る手法に切り替えることを検討した。この手法として、Single Shot multibox Detector（以下、SSD）と呼ばれる物体検知DLを採用した（図9）。

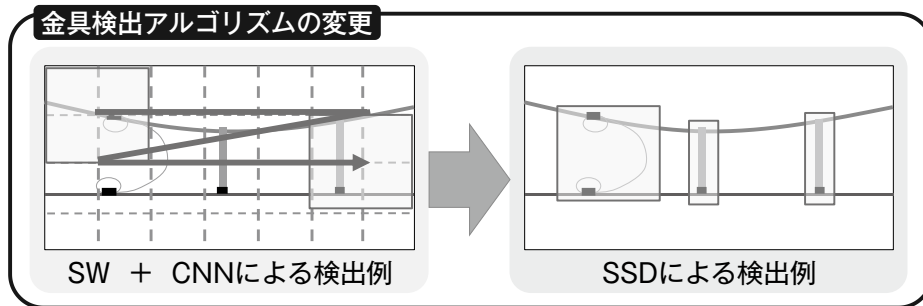


図9 金具検出アルゴリズムの変更

また、図10に示すように、SSDを用いることで背景情報を極力抑えるような検出が可能となり、検出精度を大きく向上させることに成功した。また、前述のように撮影画像が可視光画像から近赤外線画像に変わったことで、視認性の向上により全体的に検出精度が向上したため昼間の明かり区間では平均97.1%となった。特に夜間やトンネルは可視光画像では分析不可能であったものが可能となり、夜間で平均96.4%、トンネルで平均86.4%の精度を得ることができた。

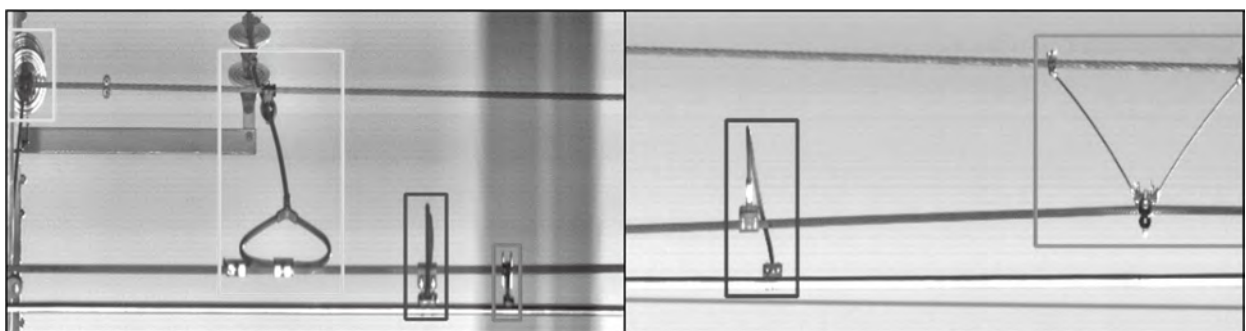


図10 SSDによる架線金具検知の画像

### 3・3 判定フェーズ

検出フェーズで切り出された画像は判定フェーズに送られ、金具の取付状態の良否判定が行われる。検出フェーズでSW+CNNを使用していた際は、判定手法にもCNNを用いて全種類の金具画像を同じロジックで判定していた。しかし、前述したようなSWの余計な背景情報や、種類ごとの不良状態の変化が想定以上に大きいことから、単純にCNNだけで金具全体を評価・判定することが困難であると分かった。そこで、金具の部品をSSDによって検出し、その位置や検出個数で判定する手法や（図11）、Pixel-Wise Classification（以下、PWC）と呼ばれる画素単位の物体領域分割DLによって金具の形状を細かく把握し、そのサイズや距離による数値判定に置き換えた手法などを導入した（図12）。これらの手法は対象となる金具のサイズや形状、また検査内容に応じて設定しており、CNNによる分類判定のみの場合に比べて判定精度が大きく改善された。昼間の明かり区間では平均93.0%、夜間で平均91.5%、トンネルで平均82.7%の精度を得ることができた。

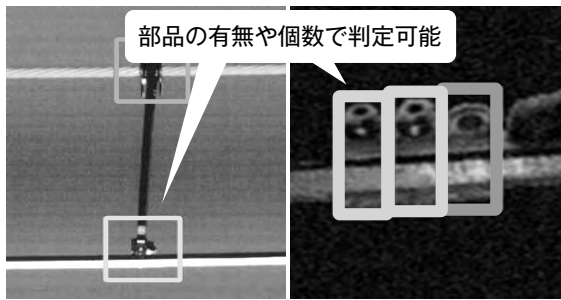


図11 SSDによる部品レベルの検出例

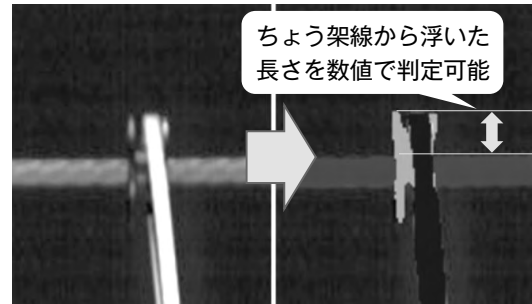


図12 PWCの領域分割による数値判定例

### 3・4 今後の課題

今回開発した自動診断技術は全ての検査項目について人間による検査を無くすことが最終的な目標である。しかし、現在のAI技術では代替が困難な検査項目もあり、基本的に人間の目による画像検査を継続して行っている。そのためAI学習の継続や新たな技術・手法を検討していくとともに、設備側でもAIに分かり易い判定基準や設備改良を行うなど、AIだけに頼らない全体的な仕組み作りを検討する必要があると考える。

## 4. 電車線モニタリングシステムの導入と今後の予定

本研究開発で得られた成果は新たに開発された金具モニタリングシステムのコア技術として導入された。まず、図13に示すようなPC画面上で人間による画像検査が可能なシステムが2021年4月から使用開始となり、2021年10月からはAIによる画像診断機能(図14)が追加された。しかし、研究開発段階で作成したAIモデルを全ての線区に適用し検証してはいないため、実運用時には分析が困難な金具形状や背景を持つ画像が発生する可能性がある。そのため、当面は人間による画像検査も並行して行いながら、AIが判定できなかった、または誤判定した画像を再学習させて徐々に精度を向上させる計画となっている。

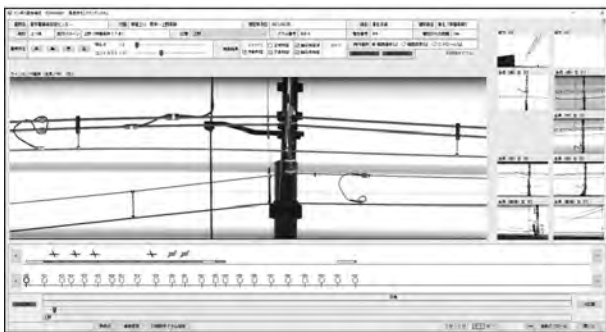


図13 モニタリングシステム画面



図14 AIの画像診断による不良箇所表示

## 5. 結言

従来、検査業務の大部分は人間の能力が必要であった。しかし、近年のセンシング技術の発達や、DLをはじめとしたデータ分析技術の進歩により、人間の作業を代替するハードルは格段に低くなっている。そのような状況を背景に、本開発では架線および架線金具に対する検査を省力化・低リスク化することを目的として実施した。前述のとおり、本研究の成果が実運用システムに活用され、上記の目的に対して効果を上げつつある。この開発で得たノウハウは別の同種開発においても十分活用できるため、今後は架線検査の更なる精度向上だけでなく、他の検査業務への適用も検討していきたい。