

設備維持管理の省力化・効率化に寄与する 「鉄道情報管理ソリューション」の開発

安藤 崇史* 三宮 勇 (大同信号)
浦壁 俊光 (大同信号)

Development of "Railway information management solution" that contributes to labor saving and efficiency improvement of equipment maintenance management

Takashi Ando*, Isamu Sannomiya, (Daido Signal Co.,Ltd)
Toshimitsu Urakabe, (Daido Signal Co.,Ltd)

In Japan, a decrease in railway incomes and a decrease in the production age population due to a decrease in the number of children and the progress of aging are assumed. For this reason, there is an urgent need to improve the efficiency of railway operations and facility maintenance management and to save labor.

In response to these needs, we will report on our efforts to develop a "Railway Information Management Solutions" that aims to provide services that are optimal for the specific needs of each railway business operator at low cost by utilizing general-purpose infrastructures such as mobile phone networks and cloud computing, as well as AI analysis, etc., using information obtained from GNSS, movies and various sensors, etc.

キーワード：遠隔監視, LTE, 画像解析, ディープラーニング
Keywords: Remote monitoring, LTE, image analysis, Deep learning

1. はじめに

日本では、少子化による鉄道収入の減少と生産年齢人口の減少、および高齢化の進展が想定されており、既に鉄道収入の減少が進んでいる⁽¹⁾。また新型コロナウイルス感染症の拡大による移動自粛や在宅勤務普及等により、定期収入と旅行収入が急激に減少し、もとの水準には戻らないものと想定されている。この両収入の同時減少による鉄道事業者への線区の経営への影響は大きい。

このため鉄道運営や施設維持管理の効率化と省力化が急務となっており、ICT を利活用することによる生産性向上や、より効率的で高度な施設維持管理を目指した取り組みの検討や導入も進められている。

当社では、これらのニーズに対し、GNSS、動画や各種センサデバイス等から取得した情報を、携帯電話網、クラウドコンピューティング等の汎用インフラや AI 解析等を利活用し、各鉄道事業者固有のニーズに最適なサービスを低コストで提供することを目指した、「鉄道情報管理ソリューション」の開発に取り組みについて報告する。

2. 開発の目的

鉄道設備の維持・管理は、保守要員による人的手段、または専用システムによる機器監視等を用いて行われてきた。しかし、生産年齢人口減少に伴い保守要員確保が困難になるとともに、専用システムの導入・維持にかかる費用捻出にも大きな負担がかかっている現状がある。

このためは当社では、上記の課題を解決する手段の一つとして、日本国内での人口カバー率 99.8%(800MHz 帯)である携帯電話網(LTE)⁽²⁾を通信に利用することにより、鉄道事業者による新たなインフラ構築不要で、かつ低コストで保守に関する情報をサービス提供するための基盤として「鉄道情報管理ソリューション」(以下、本ソリューションという)の開発を進めてきた。また、ネットワークカメラ等のセンサデバイスで取得する様々なデータと AI による解析を用いることで、従来人間が行っていた作業・判断を自動化し、保守作業を省力化することを目指している。

本論文では、本ソリューションのシステム概要、およびカメラ画像を用いた AI 画像解析の検証例について紹介する。

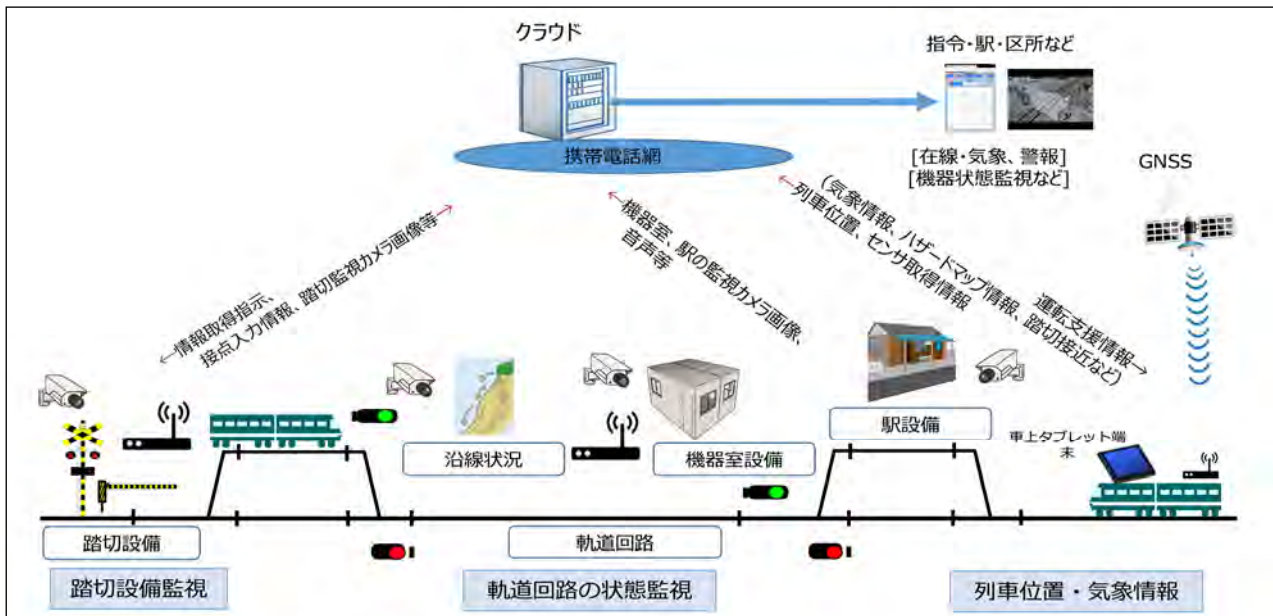


図 1 鉄道情報管理ソリューション システム概要イメージ

3. システム概要

本ソリューションは、各現場に各種センサデバイス、および LTE 通信機能を持つゲートウェイ端末を設備し、高セキュリティである LTE 閉域網経由でクラウドサーバに収集したデータを、ユーザが持つ汎用端末(PC, タブレット等)の WEB ブラウザを利用して閲覧できるサービスである(システム概要イメージを図 1 に示す)。

本ソリューションでは、踏切をカメラで遠隔監視するサービス「踏切監視サービス」を 2022 年度から正式開始した。現場に設備したゲートウェイ端末で踏切鳴動条件(R リレー落下接点)、および支障報知ボタン押下条件(PB リレー落下接点)を取り込み、踏切鳴動中または条件成立前後の動画データをクラウドサーバに自動アップロードする機能を持ち、遠隔地から該当踏切の状態把握ができるシステムとしている。踏切監視画面(動画情報)のイメージを図 2 に示す。また、上記の他に踏切メモリ情報取得機能を併せて持つ。



図 2 踏切監視画面イメージ

今後は、図 1 に示すような各鉄道事業者のニーズを踏まえて、接続するセンサデバイスを増やしていくことでさらなるサービス拡充を図っていく計画としている。

4. AI 画像解析

踏切や駅ホーム等において、設備状態や人・物体の把握等、カメラ画像を用いた AI 解析について各所で研究開発・検証が進められており、当社においても検討を進めている。

本ソリューションでは、センサデバイスの一つとして「人間の目」の代わりとなるネットワークカメラを使用し、取得した動画(画像)データを AI により解析し、その結果を出力・通知することで保守作業業務の省力化を目指している。その一例として、信号リレーの動作状態(打上/落下)をカメラ画像から解析・判定する検証を行った。以下にその内容を示す。

4.1 検証内容

従来目視で行っている信号リレー動作状態の確認について、カメラでリレーを撮影し、その画像からリレーの動作状態(打上/落下)をリアルタイムに判定することが可能か検証を行った。検証構成を図 3 に示す。

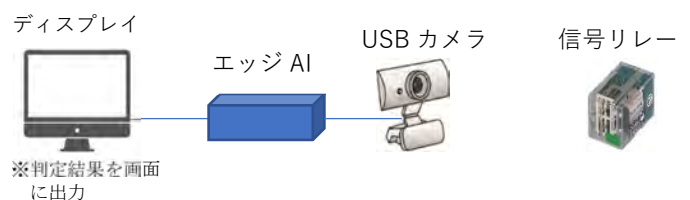


図 3 リレー動作状態判定 検証構成

4.2 判定手法の選定

画像判定の手法としては、画像処理による認識判定や機械学習等さまざまなアプローチが検討できるが、今回は機械学習の一種であるディープラーニングによりリレー画像を学習する方法を採用した。また、ディープラーニングの手法では画像認識タスクや物体検出タスク等の選択肢が考えられるが、カメラで撮影した範囲に写っているリレーを検出し、さらにその状態を判定するため、物体検出の学習済みモデルである「YOLO(You Only Look Once)」を使用し、リレー画像をファインチューニングで学習することとした。

4.3 データセット(学習データ)の準備

YOLO での学習を行うため、信号リレーが動作している状態の動画を撮影した。撮影は、カメラ設置場所等に対する AI モデルの汎用性向上を考慮して以下に示す条件とした。

- ・リレーからカメラの距離：7cm/14cm/21cm
- ・リレー正面に対して左右：3cm/6cm(斜めからの視点)

データセットは、動画から静止画として切り出したリレー画像に動作状態を示すラベル付け(落下または扛上)を行うこととし、データセットによる AI モデル推論精度への影響も確認するため、ラベル比率を変えたデータセットを準備してそれぞれで学習することとした(表 1 参照)。

表 1 データセット

データ セット	ラベル		備考
	落下	扛上	
1	70%	30%	落下画像が多い
2	50%	50%	落下・扛上画像同数

4.4 AI モデルの作成

今回の検証では、学習を繰り返す回数(エポック数)を 200 回とし、前項で作成したデータセット 2 種類を使用して 2 つの AI モデルを作成した。

4.5 評価結果

(1) 学習過程の損失関数

AI モデル学習過程における損失関数(推測ラベルと正解ラベルの誤差)の推移を図 4 に示す。データセットの比率にかかわらず、エポック数が多い方が損失関数は小さくなることから、エポック数が 100 回を超えたあたりから損失関数の変化が小さくなっていることから、今回の結果では 100 回程度でほぼ最適な学習ができていると判断できる。またエポック数が同じ場合は、ラベル比率を揃えたデータセットの方が損失関数は小さくなっている。必ずしも比率を揃えることが必要であるとの判断はできないが、準備するデータセットが AI モデルの精度に影響を与えることが確認できた。

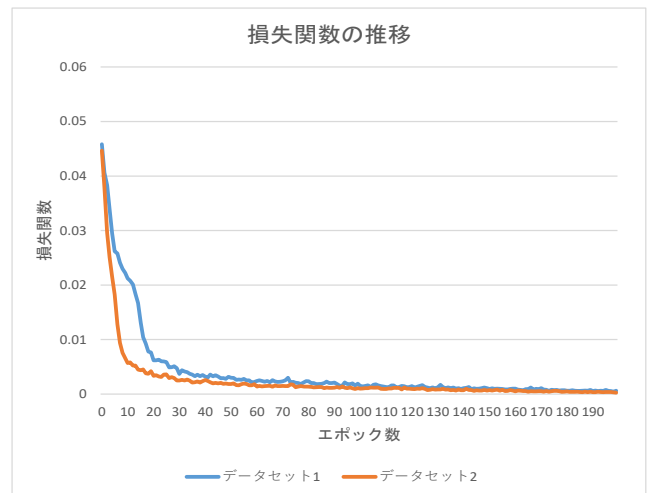


図 4 損失関数の推移

(2) リアルタイム判定結果

図 3 に示す検証構成において、作成した AI モデルによるリアルタイム判定を行った結果、リレー正面または左右斜めからの撮影では、いずれの AI モデルでも 2 つのラベル(落下状態/扛上状態)をほぼ正確(95%以上)に推論できた。リアルタイム判定結果の画像を図 5 に示す。(1)項に示した損失関数の推移ではデータセット 2 の方が良い結果ではあったが、エポック数 200 の時点ではほぼ同等の損失関数値であり、どちらの AI モデルも十分な学習ができていたと考えることができ、実際の推論精度には大きな差が生まれなかったと推測される。また、データセットには含めていない上下角度からの視点においても、その角度にはよるが約 50%程度の精度で判定することができ、想定外の画像に対してもある程度の汎用性があることが確認できた。このことから、データセットに含める画像の工夫次第ではさらに汎用性の向上が期待できると考える。しかし、リレーケースに照明が反射するなどの外的要因(ノイズ)によってリレー自体の検出ができない場合もあり、改善の余地があることが分かった。

(3) 考察

今回の検証では 1 種類のリレー画像をデータセットとして使用し、同じリレーを撮影して推論精度を確認したため、想定以上に高精度での推論ができたと思われる。実際には信号リレーも多くの種類があり、それらすべてに対応していくためにリレー種類別のデータセットを準備することは非常に非効率であり、実用化に向けて研究を続けていく必要がある。ディープラーニングによる画像認識は次々と新しい手法が提案されており、今後はそれらの技術を取り込みつつ、推論精度の向上および汎用性向上を目指していく。また、接点溶着等の異常検出への応用の可能性も期待できると考える。



図 5 リアルタイム判定結果

5. まとめ

本論文では、当社で開発を進めている「鉄道情報管理ソリューション」の紹介、および AI 画像解析の検証例について報告を行った。特にカメラと AI を組み合わせた画像解析は、さまざまな場面での活用が期待でき、当社としても踏切遮断桿折損判定等への展開を検討している。今後も各鉄道事業者のニーズに寄り添い、鉄道設備維持管理の省力化・効率化に寄与するシステムの開発を目指していく。

文 献

- (1) 国土交通省:都市鉄道における利用者ニーズの高度化等に対応した施設整備促進に関する検討会報告書,2018
- (2) 総務省:令和 3 年度 携帯電話及び全国 BWA に係る電波の利用状況調査の評価結果の概要, 2022