

持続可能な鉄道を支えるメンテナンス技術 —検査・診断の革新—

公益財団法人鉄道総合技術研究所
専務理事
芦谷 公稔



1. はじめに

鉄道事業における車両や地上設備のメンテナンスは、新型コロナウイルス感染症拡大の影響等を受けて、労働集約型の業務形態からの早急な脱却が求められている。

本講演では、デジタル技術による鉄道メンテナンスの革新に資する研究開発の取り組みについて、画像や音・振動等を用いた新たな検査技術、およびシミュレーションやAI・機械学習等を活用したデータ解析に基づく診断技術等を中心に紹介するとともに、持続可能な鉄道を実現するための今後の鉄道メンテナンスの省力化・省人化および高度化の方向性について展望する。

2. 鉄道事業を取り巻く環境

近年の社会情勢は、地球環境問題や高齢化に伴う社会的負荷の増加、経済の地域間格差など解決すべき社会課題が複雑さを増す中で、国連は2015年に「持続可能な開発目標（SDGs）」を採択した¹⁾。また、日本政府は2016年に「Society 5.0」を提唱し、社会が直面している諸課題を最先端の技術で克服し、誰もが豊かさの恩恵を享受できる、持続可能な社会の実現に向けた取り組みが進められてきた²⁾。

日本の鉄道事業においては、少子高齢化に伴う総人口および生産年齢人口の減少³⁾や働き方改革に伴う勤務形態の多様化などによる鉄道利用者の減少、労働力不足および鉄道インフラの老朽化⁴⁾などの課題に対して、鉄道を将来にわたって維持・発展させるために、これまでの枠を超えた取り組みが求められていた。その中で、新型コロナウイルス感染症のパンデミックが発生し、2020年以降の日本の鉄道運輸収入は激減した。さらに、社会の生活様式は変容し、今後の鉄道需要は

コロナ禍以前には戻らないと想定されている。こうした社会・経済の激変により、鉄道事業に関わる全ての業務において生産性向上が喫緊の課題となった。

一方で科学技術においては、状態把握のための新たなセンシング、AI・機械学習、ビッグデータ解析、IoT、高速通信網5G、シミュレーションなどのデジタル技術の進展は著しく、様々な業種・場面で実用化され、DXが進行している。したがって、鉄道にとって今後とも厳しい社会・経済状況が続くと想定される中で、持続可能な鉄道を実現していくためには、デジタル技術による鉄道システムの省力化・省人化・自動化・遠隔操作などの技術革新が不可欠である。とりわけ、鉄道の車両や地上設備のメンテナンスは、DXによる労働集約型の業務形態からの早急な脱却が急務である。

3. 鉄道メンテナンスの課題

持続可能な鉄道の大前提は安全の確保である。そのために、鉄道システムを構成する機器・設備に求められる機能を適切に維持するようにメンテナンスを行わなければならない。このメンテナンスの生産性を向上するには、①鉄道システムを構成する機器・設備を極力削減もしくは省メンテナンスな構造に変更すること、②必要不可欠な設備においては、検査・診断の省力化・省人化を図ることと、③効果的で経済的な補修を行うことが課題となる。鉄道総研では、①②③に関する研究開発に取り組んでいるが、本講演では、現行で最も労働集約型の業務となっている②の検査・診断の省力化・省人化に関わる研究開発について述べる。

鉄道システムを構成する機器・設備には、車両や信号設備のように耐用年数が比較的短いものから、構造物のように長いもの、またその中間的な電気設備や軌

道などがあり、寿命や耐用年数に応じてメンテナンスにおける課題や対応も異なるが、検査・診断の省力化・省人化が求められているのは共通した課題である。

メンテナンスの体系としては、機器・設備の故障を予測して故障の発生を未然に防ぐ「予防保全」が基本であるが、これはさらに、一定期間もしくは一定走行距離、使用回数ごとに検査・補修する「時間計画保全 (TBM)」と、設備機器の状態を監視して故障に至る前の適切な時期に補修する「状態監視保全 (CBM)」に大別される。鉄道はこれまでTBMを主体としてきたが、機器・設備の状態モニタリングの技術が進展したことにより、高頻度あるいは常時の状態監視が可能になってきた。これにより、機器・設備の劣化状態を適切に把握し無駄なく効果的に補修ができるCBMの導入が進められている。今後の鉄道メンテナンスの革新は、全ての分野においてCBMへ移行することであると考える。このCBM化を促進するには、デジタル技術による検査・診断の更なる省力化・省人化・自動化の推進が必要不可欠である。この検査・診断のDXを促進する要素技術となるのは、ICTによりセンサの高度化、多様化、低コスト化が進む「センシング技術」、コンピュータなどの計算資源の性能向上と低コスト化により導入のコストパフォーマンスが向上している「シミュレーション技術」およびAI・機械学習等が進化・普及している「データアナリティクス技術」であると考えている (図1)。鉄道総研ではこれらの要

素技術を連携させて、検査・診断のDXに資する研究開発を推進している。

4. 検査・診断の革新に向けた研究開発

この章では、最先端の要素技術を活用して検査・診断のDXを推進する最近の主な研究開発成果を紹介する。

4.1 線路周辺画像解析エンジン

センシングとデータアナリティクスを連携させた取組みとして、線路周辺画像解析エンジンを紹介する⁵⁾。開発したエンジンは、これまでは保守係員が列車添乗巡回や線路徒歩巡回で行っていた点検作業に代わり、列車前頭に取り付けたステレオカメラの画像から、線路沿線の物体の位置を自動検出するとともに、機械学習によって物体が何であるかを自動的に識別して記録する。また、このエンジンでは、GPS等を使用せずに自己の移動経路を推定したり、建築限界の支障物を検出したり、以前の画像との差分から沿線環境の変化を検出することができる (図2)。

さらに、このエンジンで得られた線路周辺の空間情報を仮想空間に展開して、線路のVR空間を作成することができる。このVR空間では、軌道部材や周辺構造物との位置関係を表示するとともに、キロ程をあわせて軌道検測データを表示することができる。これに

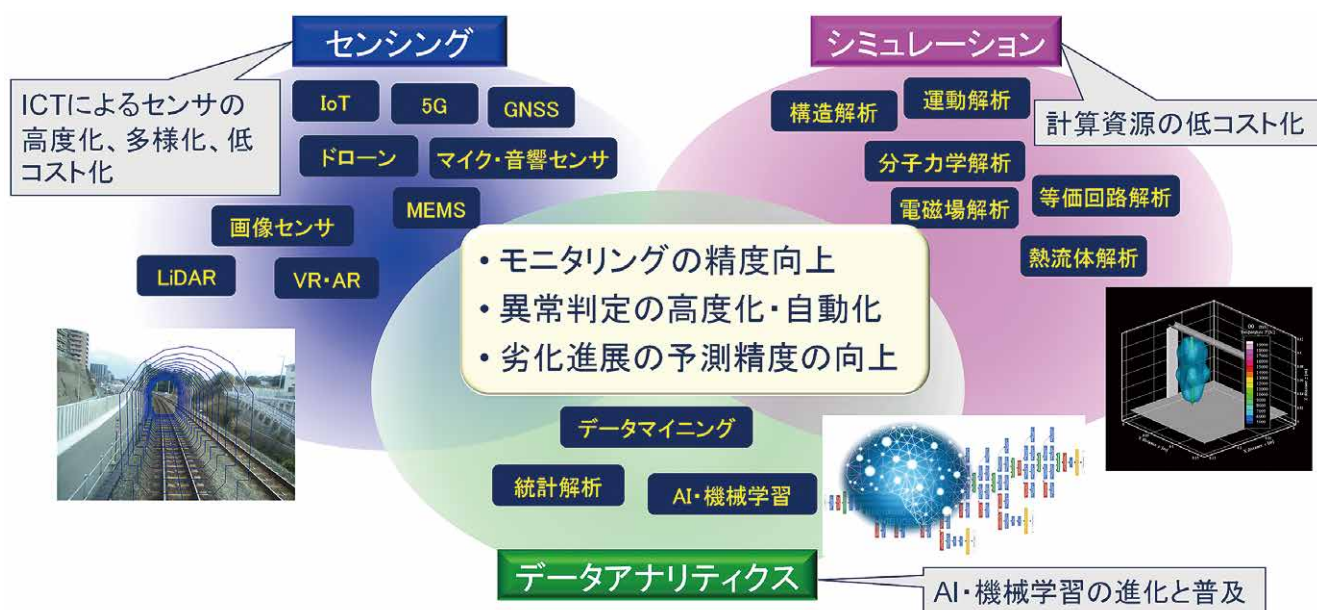


図1 検査・診断のDXを促進する要素技術



図2 線路周辺画像解析エンジン

よって、例えば、軌道検測データに異常値が検出された箇所について、軌道や土木構造物、周辺の環境状況などと合わせてリアルに確認することができるので、補修計画を策定する上で現地確認の手間を省くだけでなく、繰り返し確認できるので、的確な計画を効率的に策定することができるなど、軌道管理の信頼性を向上させつつ、省力化・省人化を促進することができる。

4.2 連続打音試験装置によるスラブ軌道てん充層の健全度診断

センシングとデータアナリティクスを連携させた取り組み例として、連続打音試験装置によるスラブ軌道てん充層の健全度診断について紹介する⁶⁾。

主に新幹線に広く適用されているスラブ軌道は、日常の軌道保守コストを大幅に低減できるが、長期的には計画的に修繕を行って、健全度を維持していく必要がある。特に、軌道スラブを支えているセメントアスファルトモルタルのてん充層は、経年や温度サイクル等の影響で劣化が進行して軌道スラブとの間に隙間が生じてくる。列車走行安全性には直ちに問題はないが、乗り心地が次第に悪くなる上に、軌道スラブへの負荷も大きくなるので、数十年間隔を目処に計画的にてん充層の隙間等を補修していく必要がある。しかし、てん充層は、軌道スラブの裏側にあるため、外観目視による検査・診断が難しいので、劣化して隙間が生じた部分のみを効率的に補修するのが難しいという課題があった。そこで、トンネル覆工の裏側の隙間の有無を

打音検査するのと同じように、軌道スラブの表面をハンマーで打撃して打音検査することが考えられる。ただし、軌道スラブ裏のてん充層の隙間を詳細に把握するためには、スラブ1枚当たり150か所程度の打音検査は必要になり、これを人手で行うとなるとスラブ1枚当たり2時間程度要することが想定され、膨大な数量のスラブ全てを人手で行うのは現実的ではない。

そこで、鉄道総研では、軌道スラブ表面を連続的に打撃する装置および得られた打音データからてん充層の隙間の有無を自動判定する手法を開発した(図3)。この装置は、1側線当たり11点を打撃し、それを移動させながら連続で行うことができるので、軌道スラブ1枚あたりの検査を約5分で実施できる。また、この装置で得られた各測点の打撃音の周波数スペクトルから、AI(ニューラルネットワーク)で隙間の有無を推定する手法を提案した。鉄道総研の所内試験で、てん充層に部分的に人工的な隙間を作った軌道スラブにおいて、隙間有り25点、隙間無し55点の打音データを教師データとして学習させたニューラルネットワークを用いて、隙間有り22点、隙間無し47点で得られた打音データに対して、隙間有り・無しの推定を行ったところ、隙間有り・無しの正解率は91.3%で、隙間有りを無しとする誤判定は2.9%、隙間無しを有りとする誤判定は5.8%であり、高い精度で判定できている。

今後、AIの教師データや学習法等をさらに改良することで、軌道スラブの健全度診断を大幅に省力化し、長期修繕計画をさらに効率的に策定できるようになる

と考えている。

4.3 データ同化による橋りょうモニタリングの高精度化

シミュレーションとデータアナリティクスを連携させた例として、データ同化による橋りょうの振動モニタリングの高精度化に取り組んでいる⁷⁾。

橋りょうの健全度診断のために一般的に行っている動的変位計測は、地上に設置した計測装置で、桁中央部や支承部付近をスポットで変位や振動を計測している。この計測は、高所作業などの労力がかかることから高頻度には行えない。よって、あらかじめ振動計測器を橋りょうに設置しておき、列車通過時の振動を常時モニタリングすることを検討することがあるが、橋りょうに設置した振動計のみの計測で橋りょう各部の変位を詳細に把握するには、多くの振動計による多点同時計測を行う必要があり、現実的ではない。そこで、シミュレーションとデータ解析を連携させるデータ同化という手法を用いて、最小限のセンサ数で橋りょうの特性を把握し、その特性の変化を常時モニタリングする手法を開発した。

データ同化は、高精度のシミュレーションを多数繰り返す必要があるが、近年は、コンピュータの性能向上がめざましく、また、計算資源のコストが下がってきたこともあり、データ同化を低コストに実現することが可能となってきた。具体的には、橋りょうの設計諸元に基づいた解析モデルを作成して列車走行シミュレーションを行い、桁などの振動を計算し、現地に設置したセンサの実測値と比較する。実際の橋りょうは、施工誤差や経年劣化などによって、質量や固有振動数、

減衰定数といった特性値が設計諸元とは変化している。よって、実測値と計算結果が一致するまで橋りょうの特性値を変えながら繰り返し計算を行い、最もよく一致する特性値を探索し、得られた橋りょうの特性値に基づいて、橋りょうの健全度を診断する。このようにして、橋りょうの現状の力学特性を精緻に再現できるデータ同化によって、最小限の振動モニタリングでも高精度に橋りょうの健全度を診断できるようになる。

4.4 車両監視データによる車両機器の異常診断

車上監視データにデータアナリティクスを応用した事例を紹介する。最近では、走行中に機器の稼働状態をモニタできる車両が増えており、走行中のエンジンの回転数や機器の温度などのデータが蓄積されている。そして、これらのデータを機器の異常検知に活用できないかというニーズが高まっている。しかしながら、これらの個々のデータは、機器が正常な状態であっても、様々な要因で値が変動するため、単純なしきい値を設定しただけでは、正常・異常の判断はできない。また、蓄積されたデータの変動要因が不明なために、異常検知のロジックが確立していない。このようなデータには、近年では機械学習の適用が考えられる。この場合、学習用の異常時のデータが必要になるが、機器の故障はまれにしか発生しないため、異常時のデータを収集するのが難しいといった課題もある。そこで、複雑に関連するデータ群に対して、正常時の特徴をAI（ニューラルネットワーク）によって学習させて、正常時の特徴からのずれによって異常を検知する手法を開発した⁸⁾。具体的には、全ての機器が正常な状態において、車上監視データの複数の測定項

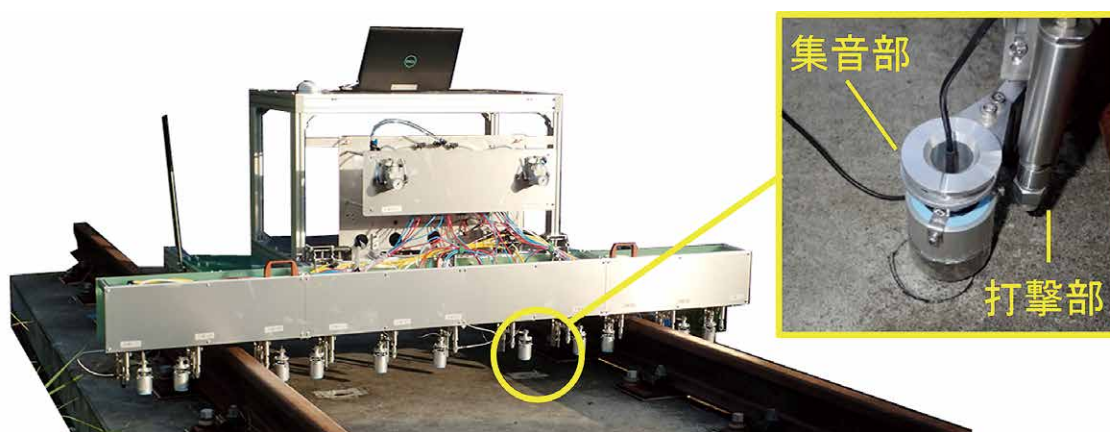


図3 軌道スラブ連続打音試験装置(プロトタイプ)

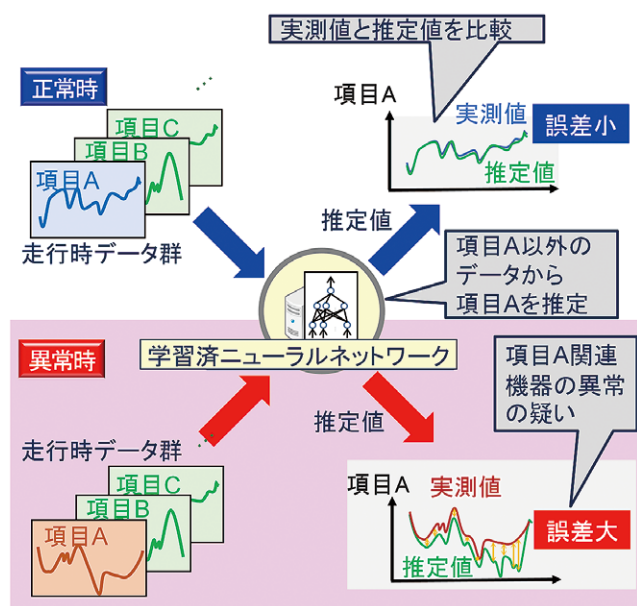


図4 ニューラルネットワークによる異常検知手法

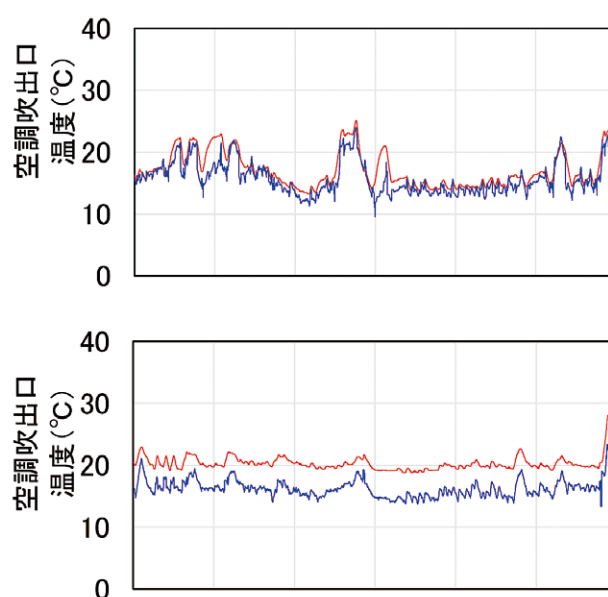


図5 空調吹き出し温度の推定値と実測値の比較

目のうち、対象とする機器に関連する測定項目（ここではAとする）を、それ以外の測定項目から推定するようにニューラルネットワークに学習をさせる。得られた学習済みニューラルネットワークを用いて、項目Aを常時推定しつつ、項目Aの測定も行い、推定値と実測値を比較する。正常時は両者がほぼ一致するが、項目Aに関連する機器等に何らかの不具合が発生すると、推定値と実測値に乖離が生じるので、この乖離をもって機器に異常が発生していると判断する（図4）。

一例として、車載空調機について本手法を適用した事例を紹介する。ここでは、車両監視データの中から、空調機が正常動作している時の車内温度、車外温度、走行速度などを入力データとして、空調機の手内吹出口の温度を出力として、入力と出力の関係をニューラルネットワークに学習させる。学習済みのニューラルネットワークに、入力データを入力すると、空調吹き出し口の温度が推定できる。同時に、空調吹き出し口の温度も測定して、推定値と実測値を比較すると、正常時においては、両者はよく一致する（図5上）。これに対して、空調機に不具合が発生すると、実測値と推定値の間にこの場合は定常的に5℃程度の乖離が生じた（図5下）。このように、この学習済みニューラルネットワークを用いると、推定値と実測値の乖離が生じた場合は、空調機もしくは関連する機器に何らかの異常が発生したものとして診断できる。

今後は、空調機以外にも、エンジン送油管のつまり、バッテリーの劣化、ブレーキホースの空気漏れなど、様々な機器の状態監視に本手法の適用を進め、車両搭載機器のCBM化を目指す。

4.5 トロリ線のアークに起因する障害事象のメカニズム解明

実験とシミュレーションを連携させて、電力設備の障害発生メカニズムを解明する基礎的な研究にも取り組んでいる。ここでは、トロリ線のアークに起因する障害事象への影響を実験とシミュレーションのデジタルツインによって解明して、障害事象の予測と対策の提案を目指している。トロリ線とパンタグラフの間にアークが生じると、パンタグラフすり板の異常摩耗やトロリ線の断線に至る場合がある。従来は実験によって現象を再現していたが、実験では再現が難しい条件もある。そこで、実験を補完する方法として、アークの挙動や温度上昇を再現するシミュレーションの構築に取り組んでいる。実験とシミュレーションのデジタルツインが実現すれば、障害事象の予測と対策の提案が可能となり、これにより電力設備の信頼性が向上し、メンテナンスコストの低減にも寄与するものと考えている。こうした基礎研究的な取り組みも、メンテナンスの高度化には重要である。

5. 持続可能な鉄道を支えるためのメンテナンス技術の革新

前章では、分野（系統）ごとの個々の機器・設備の検査・診断をデジタル技術によって省力化・省人化する研究開発の例を紹介した。ここでは、さらに一歩進めて、個々の検査・診断で蓄積された成果や関連データを、系統横断的に共有し一元管理することで、AI・機械学習等による検査・診断技術の高精度化や効率化、自動化を促進したり、さらに他の組織間でデータ共有することにより、鉄道メンテナンスのDXを加速させたりする取組みについて述べる。

5.1 統合分析プラットフォーム

鉄道は多数の系統ごとのサブシステムからなる巨大複合システムといえる。よって、ある系統の設備に不具合が発生すると、系統を超えて他系統の設備に影響を及ぼすことがある。例えば、ある橋りょうの橋台裏で軌道沈下が頻発し、軌道保守の頻度が非常に高い箇所があったとする。そういった箇所では、路盤陥没が発生しているかもしれないし、実は架線アークも頻発していて、トロリ線の摩耗が局所的に進展している箇所かもしれない。さらに、その路盤陥没などの原因は、橋台基礎の洗掘などが進んでいることが根本的な原因なのかもしれない。この仮定はやや強引かもしれない

が、鉄道が巨大な複合システムである限り、想定もしていなかった系統間の機器・設備の不具合の関連は起こり得ることである。

これに対して、これまでの鉄道のメンテナンスは、長年かけて系統別の分散メンテナンスの仕組みを確立してきた。この仕組みは、系統ごとに高い専門性を生かして、スピーディに対応することが可能であり、これまで十分に機能してきた。しかし、巨大複合システムである鉄道のメンテナンスの更なる革新を図る上では、系統間の連携の仕組みを考えることが重要である。

ここで系統間の機器・設備のメンテナンスの連携を図る上でネックになるのが、系統ごとに機器・設備の位置情報の尺度が異なることである。例えば、系統によって、キロ程の基準が異なったり、位置情報を持たずに設備番号で識別したりしている。系統間で各々の機器・設備の状態情報を連携させるには、位置情報の尺度を共通化させなければならない。そこで、鉄道総研では、系統横断的に、全ての機器・設備の位置情報として、軌道中心線と機器・設備の緯度・経度座標をベースとした統一キロ程を付与し、一元的に管理する支援ソフトを提案している。なお、この統一キロ程は系統ごとの位置情報に再変換可能であり、系統ごとの位置情報を基に行ってきた従来の検査・診断業務や支援ソフトの活用を妨げるものではない。

この統一キロ程を使用することにより、系統間で



図6 統合分析プラットフォーム

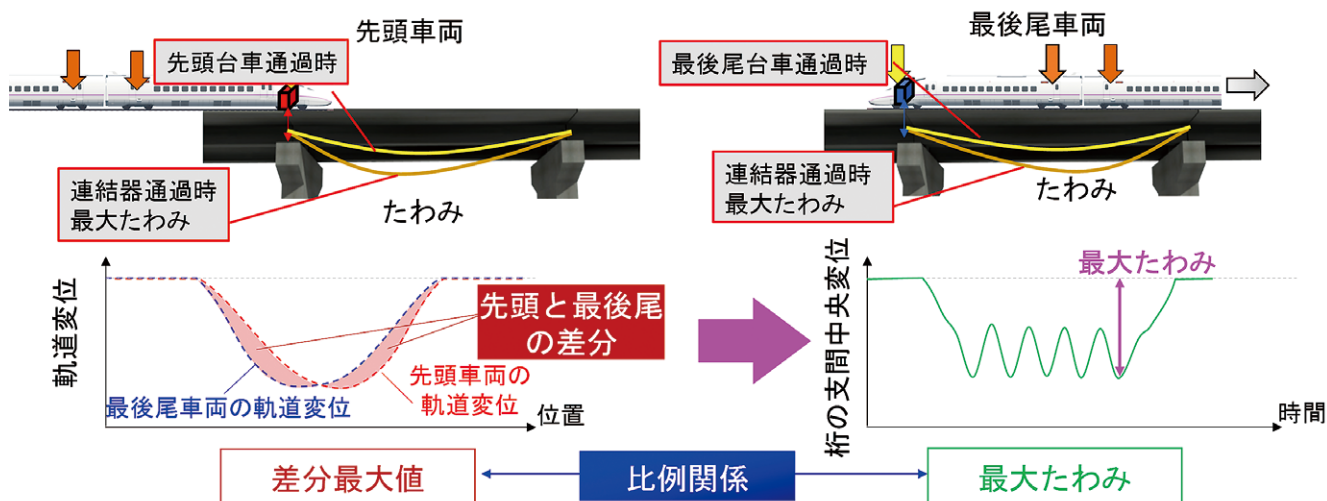


図7 営業車軌道検測データによる橋りょう桁たわみ量の推定

各々の機器・設備の状態監視データや検査・診断データ、補修データなどを共有し連携することができる。鉄道総研では、これらのメンテナンスデータを統合管理するためのメンテナンス情報総合管理システムを提案するとともに、機器・設備の健全度診断支援や各種シミュレーション、ビッグデータ解析などを合わせて行うことができる統合分析プラットフォームの構築を進めている（図6）。

5.2 系統間データ共有による検査・診断の効率化例

系統間のメンテナンスデータの共有により検査の効率化を図る一例として、営業車による軌道検測データを用いて、橋りょうの桁のたわみ量を推定する手法を紹介する⁹⁾。現在、鉄道橋りょうの桁の健全度の指標として桁のたわみ量を用いている。通常は地上に計測装置を設置して列車通過時の桁のたわみを計測しているが、装置の設置・計測には高所作業はじめ労力がかかるので、頻繁な計測はできない。これに対し、紹介する手法は、列車の先頭車と最後尾車に設置した軌道検測装置で計測される、先頭車と最後尾車が各々橋りょうを通過する時の軌道上下変位の差分が、桁の列車通過時の最大たわみ量（モータ車の連結器部分の通過時）と良い相関関係があることを見出し、その関係を定量化したものである（図7）。これにより、車上のデータで地上の橋りょうの桁の最大たわみ量が推定できるので、高頻度で桁の状態を効率よく的確に把握することができ、橋りょうのメンテナンスの省力化・省

人化が図れる。

5.3 組織間データ共有によるメンテナンスの革新

CBMに基づくメンテナンスでは、機器・設備の劣化状態を関連する様々なデータからの的確に推定しなければならない。その推定手法を構築するには、近年ではAI・機械学習、ビッグデータ解析などが用いられることが多いが、その際には機器・設備の劣化状態と因果関係のある各種データセット（教師データ）が必要になる。一般には、そのデータセットには、鉄道事業者ごとに自らの機器・設備に関連して得られたデータを用いている。この教師データは多ければ多いほどよいが、適切なデータセットを作成するのに苦労することが多い。そこで、共通もしくは類似の機器・設備を有する事業者間でデータを共有することで、AI・機械学習、ビッグデータ解析を効果的に行うことができると考えている。さらに、研究機関や専門機関等ともデータ共有できれば、開発を加速できることも考えられる。ただし、自社の機器・設備のメンテナンスデータを他社に開示するのはこれまでは一般的には考えられなかった。しかし、今後とも厳しい経営状況が想定される鉄道業界においては、メンテナンスの革新のためには、これまでの枠を超えた取り組みが必要である。そこで、鉄道総研では、メンテナンスデータのシェアリングの仕組みを検討している。その実現のためには、データの秘匿性、データ共有のポリシー、品質管理、セキュリティ、成果・知財の扱いなどの整理しなけれ

ばならない課題は多岐にわたり、実現のハードルは高い。しかし、鉄道メンテナンス技術を早期に革新していくためには重要な取り組みであると考えている（図8）。

6. おわりに

鉄道事業における車両や地上設備のメンテナンスは、新型コロナウイルス感染症拡大の影響等を受けて、DXによって労働集約型の業務形態からの脱却が喫緊の課題である。本講演では、系統ごとの個々の機器・設備における検査・診断の省力化・省人化に関わる研究開発の事例を紹介するとともに、更なる鉄道メンテナンスの革新に向けて、系統間でメンテナンスデータを共有することや、他事業者や研究機関、専門機関との間でもデータ共有を図ることの重要性を述べた。他機関とメンテナンスデータを共有するには、解決しなければならない課題は多いが、鉄道総研がその中核となるように、それらの課題解決に積極的に取り組んでいきたいと考えている。関係各位の忌憚のないご意見を頂ければ幸いである。

参考文献

- 1) 国際連合：我々の世界を変革する：持続可能な開発のための2030アジェンダ，外務省仮訳，<https://www.mofa.go.jp/mofaj/files/000101402.pdf> (2022年10月31日閲覧)
- 2) 内閣府：第5期科学技術基本計画，<https://>

www8.cao.go.jp/cstp/kihonkeikaku/5honbun.pdf (2022年10月31日閲覧)

- 3) 国立社会保障・人口問題研究所：日本の将来推計人口－平成29年推計，人口問題研究資料第336号，2017
- 4) 国土交通省総合政策局：インフラメンテナンス情報－社会資本の老朽化の現状と将来－各社会資本の老朽化の現状「鉄道」，https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/maintenance/_pdf/research01_pdf12.pdf (2022年10月31日閲覧)
- 5) 昆野修平，川崎恭平，三島健吾，三和雅史，清水惇，中島昇：列車巡視支援のための線路周辺画像解析エンジンの開発，鉄道総研報告，Vol.36，No.3，pp.5-10，2022
- 6) 稲葉紅子，高橋貴蔵，瀧上翔太，桃谷尚嗣：打音試験でスラブ軌道でん充層の劣化状態を検査する，RRR，Vol.78，No.8，2021
- 7) 徳永宗正，池田学：既設橋りょうの加速度モニタリングによる構造性能評価，鉄道総研報告，Vol.36，No.7，pp.40-50，2022
- 8) 横内俊秀，高重達郎，近藤稔：鉄道車両におけるモニタデータを用いた機器の異常検知，鉄道総研報告，Vol.36，No.2，pp.23-28，2022
- 9) 松岡弘大，川崎恭平，田中博文，常本瑞樹：車上計測による共振橋りょう検知法の開発および検証，鉄道総研報告，Vol.35，No.9，2021



図8 メンテナンスデータのシェアリング