

鉄道一般
車両
施設
電気
運転・輸送
防災
環境
人間科学
浮上式鉄道

省力化を目指す 高度メンテナンス

少子高齢化にともなう労働力不足や経験豊富な技術者の減少が顕在化してきており、鉄道が持続可能な安全を維持するためには、メンテナンスの省力化が不可欠です。ICTはメンテナンスを省力化する有力な手段として期待されていますが、鉄道メンテナンス固有の問題に対応できなければ、有効活用は困難です。

鉄道総研では、ICTによって鉄道メンテナンスを省力化・低コスト化するために基礎から研究開発を進めており、最終的には鉄道システムを構成する各分野のメンテナンス情報を一元化し、新たな価値を創出することを目指しています。



村本 勝己
Katsumi Muramoto
軌道技術研究部
部長
【専門分野】地盤工学、
バラスト軌道、省力化
軌道

はじめに

鉄道システムのメンテナンスは、車両、軌道、電力・信号、構造物といった各技術分野ごとに、故障や事故などのさまざまな課題を解決しながら経験を積み上げて進化してきました。その結果として、鉄道の事故や故障は減少傾向にありますが、一方で、技術者がそれらに遭遇する機会も当然減ることになり、経験豊富な技術者も確実に減少しています。さらに、少子高齢化にともなう労働力不足が顕在化してきていることも相まって、メンテナンスの省力化は、鉄道システムを構成する各分野共通の課題となっています。

近年、メンテナンスの省力化に対する有効な解決策としてICT（情報通信技術）の活用が期待されています。しかし、メンテナンスは鉄道の品質を保証する基盤であり、「経験豊富な技術

者と同じことができる」という程度ではなく、「人間には不可能な新たな価値」を提示できて初めて、ICTによる省力化を導入するモチベーションになると考えます。

そこで、ここでは、ICTの活用によるメンテナンスの高度化について、鉄道総研の最近の研究開発を交えて概説します。

メンテナンスの高度化

メンテナンスコストとリスク（コスト）の関係について、RBM（リスクベースメンテナンス（※参照））の考え方に基づいて説明すると図1のようになります。一般に、メンテナンスレベルを上げていけばリスクは下がりますがメンテナンスコストは上がり、それぞれの交点付近にリスクとコストのバランス点（トータルコストの最適値）があります。そして、ICTの活用によって

※ RBM（リスクベースメンテナンス, Risk Based Maintenance）

リスクコスト（事故・故障の想定被害額×発生確率）とメンテナンスコストの総和を取ったものをトータルコストとし、これによってメンテナンスの優先度を評価する考え方。欧米や保険業界では一般的な概念ですが、東日本大震災における原発事故以降、日本の社会一般でも一定の理解が得られつつあります。

限られたメンテナンスコストを有効活用するのに効果的ですが、精度の高いリスクアセスメントに多くのリソースとノウハウが必要です。

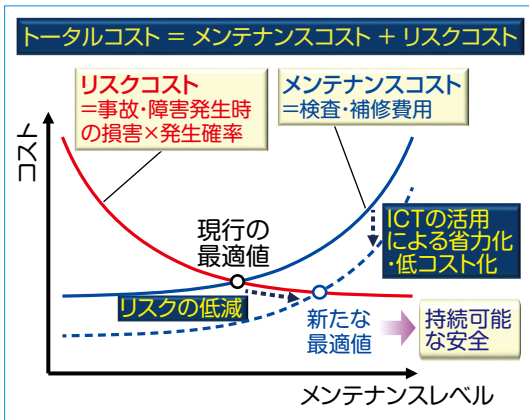


図1 メンテナンスの高度化と持続可能な安全

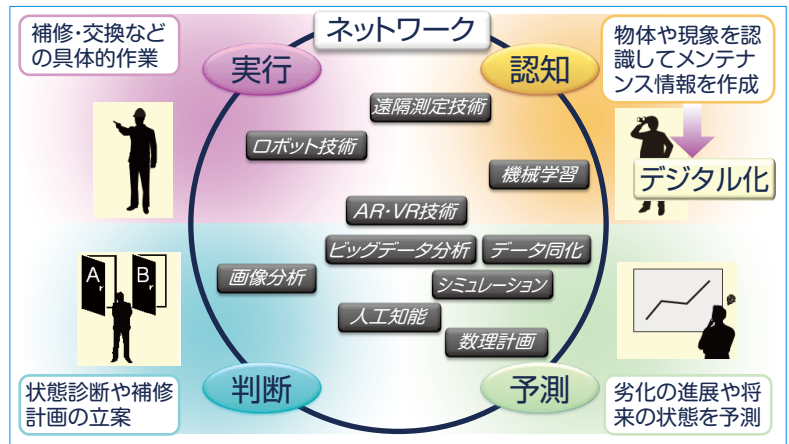


図2 メンテナンスへのICTの活用

メンテナンスを省力化・低コスト化できれば、トータルコストの最適値をより高いメンテナンスレベルに持っていくことが可能となります。すなわち、
 (1) 社会が安心して鉄道を利用するための「安全性の向上 (=リスクの低減)」
 (2) 鉄道事業者が鉄道を維持し続けるための「メンテナンスコストの低減」を同時に達成する「持続可能な安全」を実現するためには、ICT活用によるメンテナンスの高度化が不可欠といえます。

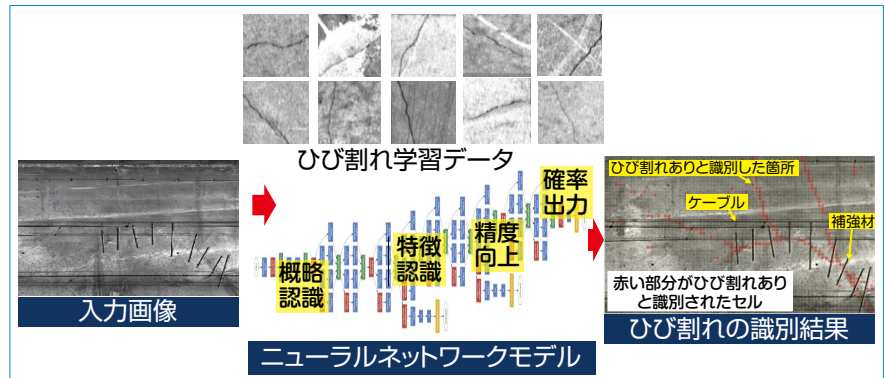


図3 機械学習によるトンネル覆工のひび割れ検出

メンテナンスへのICTの活用

メンテナンスを高度化するためのICTの活用には、【認知】【予測】【判断】【実行】の4つのフェーズが想定され、ICTのおもな要素技術を各フェーズと対応させてマッピングするとおおむね図2のようになります。また、これら4つのフェーズは、ネットワークでリンクされてリアルタイムにメンテナンス情報が交換されることで、システムとして有機的に機能します。そのためには、認知の段階ですべてのメンテナンス情報がデジタル化されていることが前提となります。

以降に、図2に示すICTの要素技術によってメンテナンスを高度化する鉄道総研の最近の研究開発から、代表的なものを紹介します。

機械学習による画像認識

近年は、メンテナンス対象物の破損

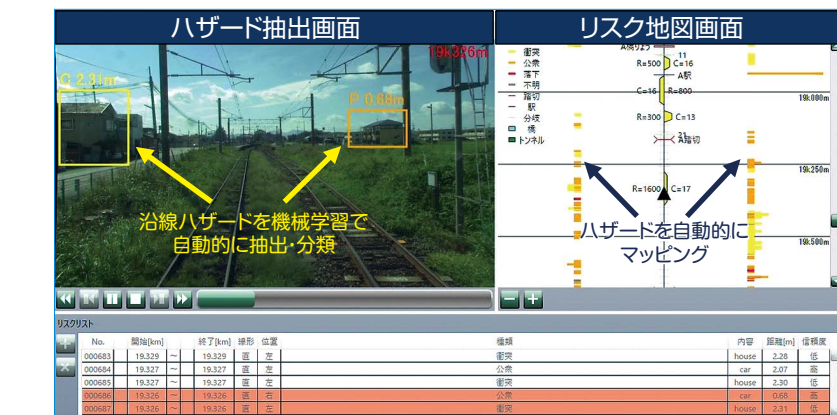


図4 線路沿線リスクデータベース (プロトタイプ)

や変状など、これまで作業員の目視に頼っていたメンテナンス情報についても、画像情報から自動的に認識・抽出してデジタル化することが可能となりました。鉄道総研でも、画像からメンテナンス情報をAIと機械学習を応用して自動抽出する技術開発を進めています。

図3は、トンネル覆工のひび割れを自動認識するシステムの概要です。左に示すような入力画像に対して、ひび

割れを学習させた多階層型ニューラルネットワーク (ディープラーニング) を用いて90%以上の確率でひび割れを識別し、ひび割れ展開図を自動作成することができます¹⁾。

また、前記したRBMの実用化に向けて、線路沿線のリスクアセスメントを自動化するために、線路沿線の構造物や高低差などのハザードをステレオ画像から機械学習を用いて抽出し、リスクデータベース (図4) を自動的に構

築する研究開発を進めています。現状では、抽出精度は70%程度ですが、学習を進めて精度向上を行っています。

電車線についても、**図5**に示す電車線非接触測定装置を営業車の屋根上に設置し、電車線の変位や摩擦状況に加えて、**図6**に示すような学習データと機械学習を用いて電車線金具の健全度を自動判定するシステムの開発を進めています。

検査の効率化

構造物の検査は、高所作業や足場の悪い箇所など危

険な箇所が多く、作業の効率化が求められています。鉄道総研では、300m遠方から微小変位を測定可能な高精度レーザー変位計「長距離型Uドップラー」を開発し、高所作業の多い橋りょうを中心に検査の効率化に関する技術開発を行っています。たとえば、**図7**に示すように、斜張橋のケーブルの固有振動数を測定することによってケーブルの張力管理を簡単に行うことが可能であり、数日間の夜間作業が必要だったケーブル張力検査が日中1時間程度に効率化されました。

また、VR(バーチャルリアリティ、仮想現実)技術を構造物の検査に応用する検討も進めています。これは、目視検査の際にウェアラブルカメラを着用して検査対象の画像を自動取得して3次元の高精度なバーチャルモデルを作成し、検査記録として残すとともに劣化・破壊の進行を把握するものです。**図8**は盛土の検査の実験例ですが、作成したバーチャルモデルから、盛土斜面に陥没が発生していることをとらえています。



図5 電車線非接触測定装置

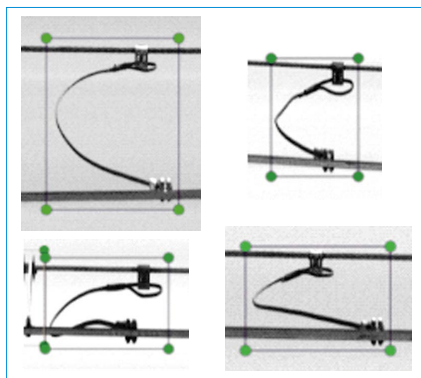


図6 電車線金具学習データの例

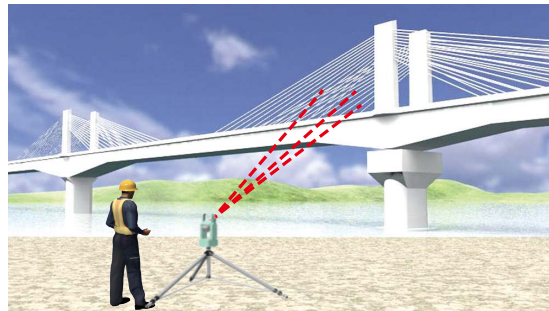


図7 長距離型Uドップラーを用いた斜張橋の検査



図8 VR技術を用いた盛土の検査の実験例

予測の精度向上

メンテナンスの高度化において、予測のフェーズへのICT活用にはビッグデータ分析の適用が期待されていますが、安全に直結するメンテナンス分野での実用展開には少し時間がかかりそうです。

鉄道総研では、軌道のCBM(☞参照)の自動化に向けて、ベイズ推定(☞参照)を用いた軌道変位予測手法(**図9**)を開発しました。本手法は、営業車に搭載された軌道検測装置(**図10**)などによる高頻度検測で得られる大量の軌道変位履歴データから、数日~数週間先の軌道変位を確率分布

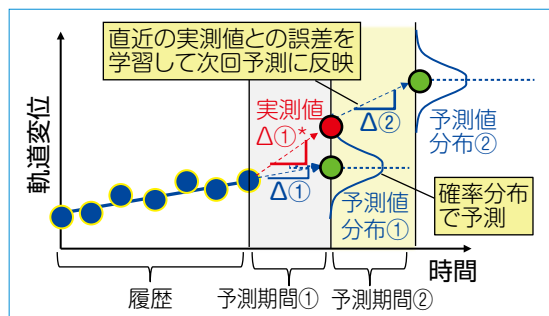


図9 ベイズ推定による軌道変位予測の概念

で予測するもので、最新の検測データが得られる度に予測誤差を学習して次回予測に反映し、予測精度を向上します。本手法は、1日1回程度の頻度の軌道変位データを取得できれば、15日先の軌道変位を±1mmの誤差で予測可能です。

☞ CBM (状態基準保全, Condition Based Maintenance)

設備機器の状態(損耗度など)に応じて、必要なときにメンテナンスを行う保全方法。定期的にメンテナンスを行うTBM(時間基準保全, Time Based Maintenance)に比べて、一般に経済的なメンテナンスが可能となりますが、機器の状態を正確に把握する必要があります。

☞ ベイズ推定 (Bayesian estimation method)

推定したい事象を確率分布で予測し、新たな情報が得られるたびに予測の確率分布を逐次更新することで予測精度を向上する統計学の方法論です。



図10 営業車に搭載された慣性正交軌道検測装置

また、ビッグデータ分析とは逆に、少ない実測データから物体の挙動を精度よく推定する手法として着目されているのが、実測データとシミュレーションを連成させて未知数を推定するデータ同化技術です。図11に、データ同化を用いた橋りょうの健全度診断²⁾の概要を示します。通常、列車走行にともなう橋りょうの振動波形を、加速度計で常時監視するためにセンサーを一つ取り付けても橋りょう全体の変位は推定できません。そこで、設計図面を基本とした橋りょうのシミュレーションモデルを用いて、各種物理特性を、前記したベイズ推定で仮定しながら走行シミュレーションを繰り返し行います。そして、実測データと最も適合する橋りょうの力学モデルを再現することで、健全度を高精度に推定することができます。本手法は多くの計算リソースを必要としますが、近年はコンピュータの能力向上で計算資源の低コスト化が進んでいますので、メンテナンスへの適用拡大が期待されています。

メンテナンス情報の統合

メンテナンスの高度化の一つの到達点としては、鉄道システムを構成する各分野のメンテナンス情報を一元化して共有し、新たな価値を生み出すことにあります。

鉄道総研では、各分野で位置情報を共有して使用するためのフレームワークの構築を進めるとともに、各分野のメンテナンス情報を一元化してネット

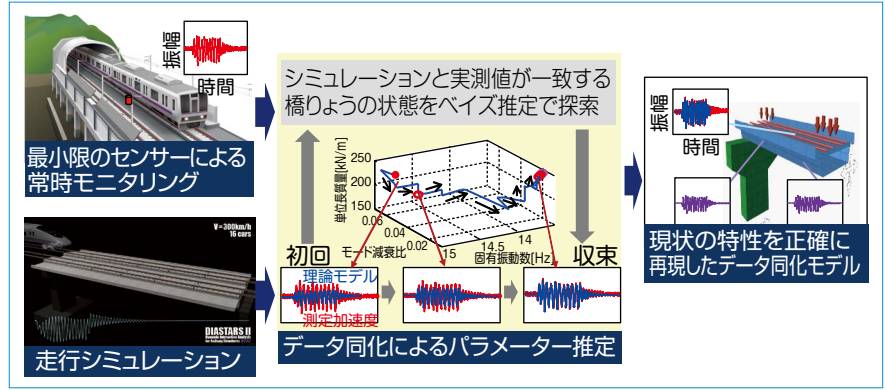


図11 データ同化による橋りょうの健全度診断の概要



図12 ICTを活用したメンテナンス情報の統合管理のイメージ

ワーク環境上で管理・分析が可能な統合管理システム(図12)の開発を進めています。本システムに、ここで概説した要素技術を実装し、高度な分析や予測をネットワーク環境上で実行することはおおむね実現可能です。さらに、将来的には、各分野間にまたがる膨大なメンテナンス情報をAIによるビッグデータ分析によって融合し、メンテナンスの新たな価値を創出することを目指します。

現在、鉄道総研内の所内試験線をモデルとしたプロトタイプを開発中で、実用化に向けた技術開発を着実に進めてまいります。

おわりに

鉄道総研では、メンテナンスへのICT活用のうち、おもに【認知】【予測】

【判断】のフェーズに関する技術開発を進めています。実際の補修作業である【実行】のフェーズについては、おもに鉄道事業者がロボットの活用などで省力化に向けた技術開発を進めていますが、鉄道総研もソフトウェア開発や要素技術などで支援してまいります。

RRR

文献

- 1) 鷓飼正人：深層学習を用いたトンネル覆工面のひび割れ検出手法の開発、鉄道総研報告, Vol.32, No.5, pp.5-10, 2018
- 2) 松岡弘大, 曾我部正道, 上半文昭, 渡辺勉：列車通過時の単点加速度と梁の動力学モデルを用いた鉄道橋の動特性及び変位のベイズ推計, 土木学会論文集A1, Vol.72, No.3, pp.420-439, 2016