

E235系搭載の電力設備モニタリング装置のデータ活用について

Data utilization of E235 monitoring device for overhead catenary



山田 創平*



貴志 俊英*



山本 浩志**

We have developed the monitoring device for overhead catenary mounted on an operating train to achieve more efficient maintenance. The high frequency data of contact wire can be measured with it. We are developing the new system to support decision making of maintenance plan using the high frequency data. The system composed of the wear prediction method for contact wire and data cleansing technology. We introduce the high frequency data and the monitoring system and describe the future image of overhead catenary maintenance using the maintenance decision support system.

●キーワード：営業車モニタリング、スマートメンテナンス、トロリ線、摩耗、意思決定支援システム

1. はじめに

当社では、ICTを活用して鉄道設備の状態データを把握・分析し、その状態に応じたメンテナンス計画を決定していく「スマートメンテナンス構想」の実現に向けた研究開発に取り組んでいる。この取り組みの1つとして、山手線で営業運転を開始した新型通勤電車であるE235系車両の量産先行車がある。この車両は、線路上における各種設備状態を測定する、さまざまなセンサ類を車体の床下や屋根上に搭載しており、営業運転を行いながら測定データを車外へ伝送することで、現場事務所等の端末において最新の設備状態をモニタリングすることが可能である。

本稿では、設備データの活用方法の観点から、電気・軌道総合検測車が検測するデータを用いた現在のメンテナンスの課題を述べた後、E235系量産先行車に搭載した架線状態監視装置の測定データやその活用方法によるメンテナンス手法の変化について述べる。

2. 電気検測車の検測データにおける課題と高頻度データの活用

2.1 従来のメンテナンスの課題

トロリ線のメンテナンスについて、現在は電気・軌道総合検測車（以下、East-iと略記）が四半期に一度検測するトロリ線の残存直径や高さなどの検測データによりメンテナンス計画を立てている。ここで、East-iの検測データには測定誤差が含まれているが、トロリ線の摩耗量（残存直径における過去値との差分）は誤差を含んだままの値となり、短期的な摩耗量の評価については精度に課題がある。ここで、E235系量産先行車は営業運転時に測定を行うため、高頻度な測

定データを取得することができる。この高頻度データも誤差を含んでいるが、近しい測定日時の複数のデータを統計処理することで測定値の精度が向上するため、East-iによる四半期に一度の検測データよりも設備状態の変化を精度良く把握することが可能となる。

2.2 メンテナンスにおける考え方の転換

高頻度データが蓄積されると、長期的なメンテナンス計画も新たな考え方が可能となる。図1はトロリ線の長期的なメンテナンス計画である張替計画の比較である。従来は、データ頻度の少なさにより高精度な摩耗予測が行えなかったが、高頻度データでは測定データの精度向上により高精度な摩耗予測や摩耗要因の分析が可能となる。これを用いて、トロリ線の摩耗傾向を事前に予測し、摩耗率の過大評価を是正することで無駄な張替を無くすることができる。また、摩耗要因が判明することで、トロリ線が減る前に摩耗要因を解消する簡易な修繕を行い、トロリ線の長寿命化を目指す。このように摩耗の適正な評価や簡易修繕を行った後は、その判断が適切だったかどうかを結果から検証し、新たな知見が得られた場合は次の摩耗予測やメンテナンス計画に反映する。このような一連のサイクルを回すことにより、上記のようなデータ分析方法とそれを用いたメンテナンス計画策定能力の向上を図り、トロリ線の安全性向上とコストダウンへ繋げることがスマートメンテナンスの考え方である。

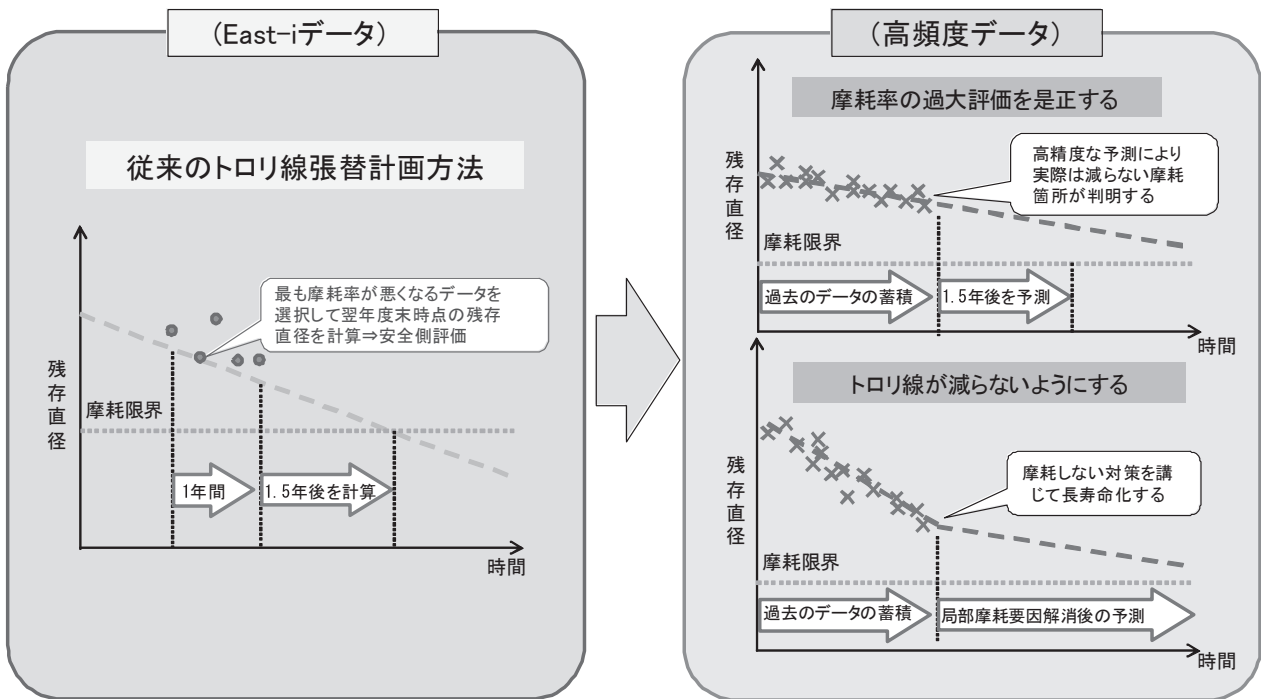


図1 トリ線のメンテナンス概念の変化

3. 測定データとメンテナンスへの活用

3.1 パンタグラフ異常データの検出

E235系量産先行車に搭載した架線状態監視装置では、パンタグラフの衝撃と離線の測定値が一定の閾値を超えた場合、異常データとしてパンタグラフ動画が現場事務所の端末へ伝送される(図2)。この動画は、異常データを検出した時刻の前後3秒間、合計6秒間分であり、パンタグラフに何が起きたかを確認することができる。パンタグラフの過大な衝撃や離線は、トリ線を支持する金具が外れるなどの設備不良、またはトリ線の接続箇所や交差箇所などに不具合がある可能性を示しており、パンタグラフの故障やトリ線断線などの輸送障害が発生する一歩手前の状況が懸念される。よって、この動画を確認することにより現場設備にどのような異常があるのかを現場事務所で確認することが出来るため、初動対応を迅速に行うことが可能となる。



図2 異常検出時のパンタグラフ動画

3.2 高頻度データのチャート表示

得られた高頻度データをメンテナンスに活用するため、現場事務所端末でデータをチャート表示して閲覧できるユーザーインターフェースを開発した(図3)。この端末には、測定データをチャート表示する機能が搭載されており、実際に営業運転中の車上装置から伝送したデータを表示できることを確認した。これにより、高頻度データを伝送して地上端末で表示するモニタリングシステムの基礎を確立した。この端

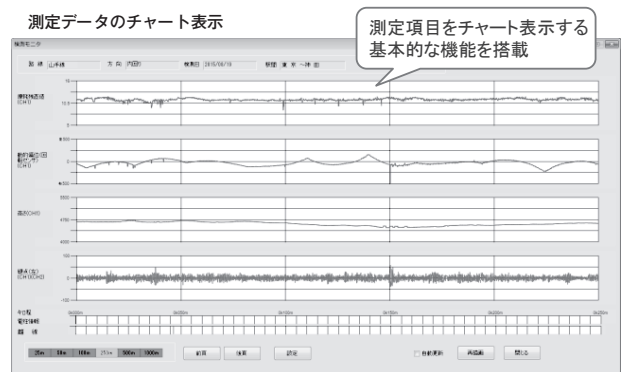


図3 高頻度データのチャート表示画面

末は、東京電車線技術センターにて現在も評価を継続中である。

4. 高頻度データと意思決定支援システム

4.1 高頻度データのチャート

E235系量産先行車が、2015年11月～12月にかけて走行した山手線東京・有楽町間における外回り10周分のトロッコ摺動面幅チャートを図4に示す。同図より、架線状態監視装置による測定データはEast-iの検測データと同じくノイズや位置ずれが発生しており、そのままでは使用し難いことが分かる。この状態から、位置ずれの補正やノイズ除去等のデータクレンジング処理を行うことで、実際に利用可能なデータとなる。East-iでは、ノイズ除去処理が車上で行われているものの、位置合わせについては現場ユーザーが端末画面上でチャートを手動により移動させる必要があり手間がかかっていた。

しかし、図7に示すようにテクニカルセンターで開発したDTW (Dynamic Time Warping) を応用したチャートの位置ずれ補正技術を適用した後、10周分のデータを統計処理すると、図5③ノイズ除去後のようなチャートが得られる。このように、短期間に得られる複数のデータについての位置合わせ・統計処理により測定精度の向上が期待される。

また、図6は山手線東京・有楽町間外回りの一部区間について、2015年11月～12月のデータと2016年3月～4月のデータについてデータクレンジング処理を行った後の摩耗チャートを比較した図である。この図より、3ヶ月で摩耗が進展している箇所が判明し、実際にメンテナンス業務に使用できることが確認できた。

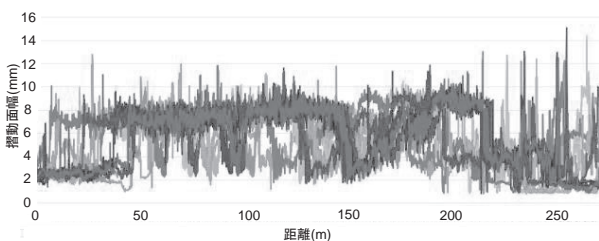


図4 高頻度データチャート(摺動面幅)

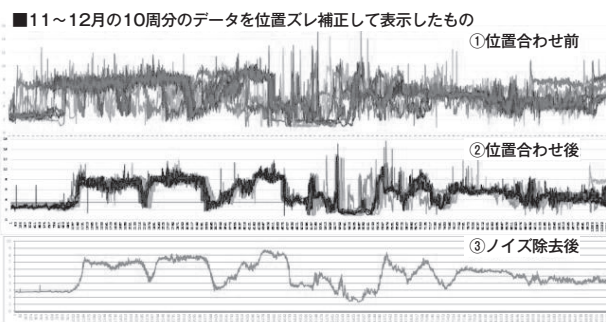


図5 高頻度データのデータクレンジング結果

4.2 摩耗予測と摩耗要因分析への適用

テクニカルセンターでは、2015年度までにEast-iデータを用いて基礎的な摩耗予測技術の開発を行ってきた。この予測手法は異種混合学習と呼ばれる技術であり、予測箇所のデータに適した高精度な予測が特徴である²⁾。図7は異種混合学習による摩耗予測と摩耗要因分析の概念を示した図であるが、まず与えられたデータに対して予測を行う際の基本的な考え方としては、全てのデータの特徴を捉えた近似関数を作成することでこれを予測式として使用する。しかし、異種混合学習は与えられたデータに対して、まずはデータマイニングによって同傾向の値を持つデータ群にグループ分けを行う。次に分けられたグループごとに近似関数を作成する。これは、測定された環境が異なるデータ全てを強引に近似した関数よりも、傾向が似たデータごとに作成した近似関数を予測式として用いるほうが高精度な予測式となるからである。このようなグループ分けを行う予測手法の中でも、異種混合学習は他の手法に比べ、自動かつ高速にグループ分けが可能な手法である。

近年、高精度な予測手法として注目されているディープラーニングなどのニューラルネットワーク技術を用いた予測手法があるが、結果が高精度ではあるものの、予測式の構成が複雑でブラックボックス化しているため式の解釈性が低いという特徴がある。そのため、予測値を用いてメンテナンスの方法を検討する場合、どの要因を対象にメンテナンスを行えば良いか、結果からは情報が得られない。これに対し、異種混

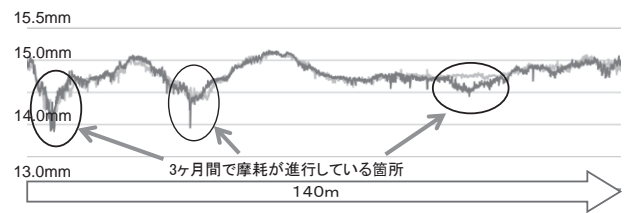


図6 高頻度データによる摩耗状況確認

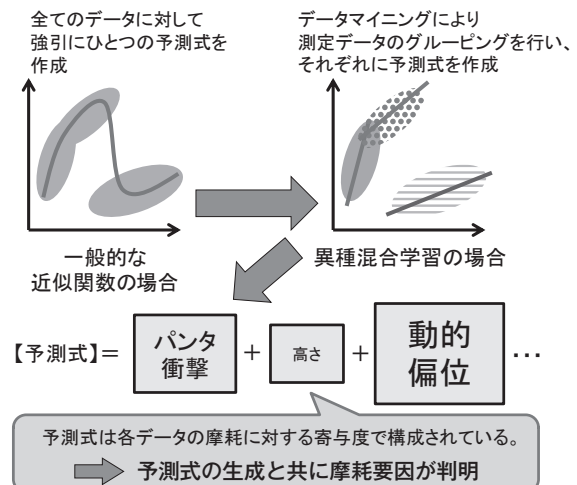


図7 異種混合学習による予測と要因分析

合学習は得られた予測式の各項が各測定データの摩耗に対する寄与度で構成されるため、この寄与度を見ることで摩耗要因として大きいデータが何かを分析することができる。

図8は得られた予測式の各項の係数をグラフ化し、摩耗要因とその寄与度を示した図である。右側に値が大きい場合は摩耗が進行する方向に影響が大きく、左側に値が大きい場合は摩耗を低減する方向に影響が大きい。この例であれば、動的偏位とトリ線の線種が摩耗進行要因となっているが、メンテナンス対応可能な動的偏位が改善されるように調整すれば摩耗を抑制できることが分かる。この技術を活用することで、実際に摩耗が進行する前にトリ線の設備状態を調整する修繕を行い、摩耗の進行を防ぐことができる。

East-iデータでは測定頻度が少ないため予測精度や摩耗要因分析の精度向上が難しかった。これに対し、今後は営業車モニタリングによる高頻度データを用いることで、高精度な予測・摩耗要因分析が期待できる。

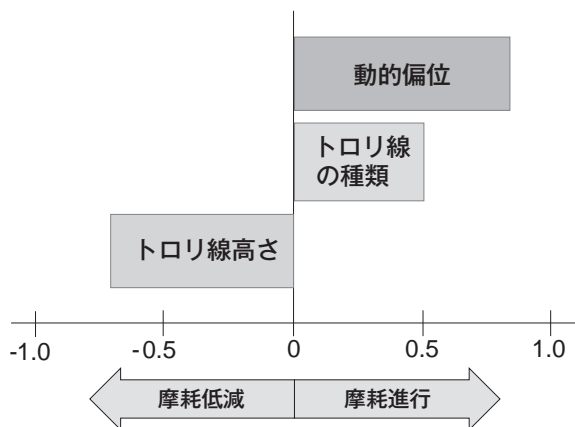


図8 摩耗要因分析結果の視覚化

4.3 意思決定支援システム

現在、テクニカルセンターではトリ線メンテナンス方針策定の支援を目的としたシステムを開発中である。この中核技術が前述のデータクレンジング処理と摩耗予測技術であり、現在はこれらの技術をベースに摩耗予測シミュレーション機能やメンテナンス方法の提案機能など、トリ線メンテナンスの意思決定を支援する機能を開発中である。このシステムにより、局部摩耗の前兆を捉えた上で、局部摩耗が進行する前に修繕工事を行うことができるものと考えている。

長期的な視点からは、2章で述べたようなスマートメンテナンスのサイクルを回すことで徐々にシステムの高精度化やコストダウンを図っていく。その際、トリ線張替計画については、トリ線の摩耗が進行しないように修繕工事を行うことでトリ線を延命するなど、従来のEast-iデータでは難しかった新たな効果が期待できる。

5. おわりに

今後のメンテナンス業務は、人口減少により技術者の確保が難しくなることから、メンテナンススタイルの大幅な変更が必要となる。そのためにもテクニカルセンターではスマートメンテナンスの考え方を盛り込んだ新技術をいくつか開発中である。その第一弾として、E235系量産先行車によるモニタリングデータの活用は今後のメンテナンス業務の変化に大きな影響を与えることから、実現を目指して着実に取組みを進めていく。

参考文献

- 1) 高橋敦宏, 貴志俊英, 山本浩志: トリ線のモニタリングと局部摩耗の予測, JR EAST Technical Review, No48, pp.25~28, Summer-2014
- 2) R.Fujimaki, S.Morinaga; Factorized Asymptotic Bayesian Inference for Mixture Modeling, JMLR W&CP 22: 400-408, 2012