

検測車データを用いた軌道変位劣化予測手法の開発

須藤 雅人* (東日本旅客鉄道)

鈴木 惇平 (鉄道総合技術研究所)

Development of Track Irregularity Prediction Method Using Track Inspection Car Data

Masato Suto* (East Japan Railway Co.)

Jumpei Suzuki (Railway Technical Research Institute)

In this study, we examined how to use the "Track Irregularity Prediction Program" adjusted for high-frequency data also for low-frequency data. As a result, we found that the accuracy decreased in some special cases. Therefore, we developed a program that can be used for low-frequency data by taking measures against them.

キーワード：軌道変位，推移予測，低頻度データ，軌道検測車，モニタリングデータ

(Track irregularity, Transition prediction, Low frequency data, Track inspection car, Monitoring data)

1. はじめに

JR 東日本では、2018 年度から軌道変位モニタリング装置^① (図 1) (以下、「本装置」という) の運用を本格的に開始し、現在では主要 50 線区に導入している。本装置は、営業列車の床下に搭載されており、列車走行の都度、高頻度に軌道変位データ (以下、「モニタリングデータ」という) を取得できる。また、このモニタリングデータを軌道管理業務に活用するため、鉄道総研で開発した傾向値算定プログラム^② (以下、「本プログラム」という) を導入している。本プログラムは、軌道変位の進みをベイズの定理を用いて確率分布として予測するプログラムであり、本装置を導入した線区でモニタリングデータを対象として活用されている。

一方で、本装置を導入していない線区においては、本プログラムは活用されていなかったが、検測車による年 4 回の低頻度データを対象として活用したいというニーズが高まっていた。そこで、

本プログラムを本装置の非導入線区でも活用することを目的とし、低頻度データ用に各種パラメータやロジックを再検討した。本稿では、その内容について記載する。



図 1 軌道変位モニタリング装置

2. 低頻度データの予測精度

モニタリングデータ用に各種パラメータが調整された本プログラムを、低頻度データに適用した場合の予測精度を確認するため、検測車データによる検証を実施した。なお、比較のために同一線区のモニタリングデータも用いた。

本検証では、年間通トン約 700 万トンの単線約 14km のデータを用いた。検測車データは 2017 年 9 月から 2020 年 5 月までの約 2 年半の 12 回分を、モニタリングデータは 2018 年 7 月 1 日から 2020 年 6 月 30 日までの 2 年間の 421 回分を用いた。また、検証対象の軌道変位項目としては、軌道変位が進みやすい高低変位とし、2019 年 9 月の検測車データで -10mm 以下の箇所を対象とした。

図 2 に、検証方法の概念図を示す。検証用に準備した検測車データおよびモニタリングデータを、軌道変位の進み予測に使用する履歴データと、予測結果との照合に使用する照合データに分けた。今回は、2019 年 12 月 2 日を基準として、それよりも過去のデータを履歴データとして本プログラムにより軌道変位を予測し、2019 年 12 月 2 日から

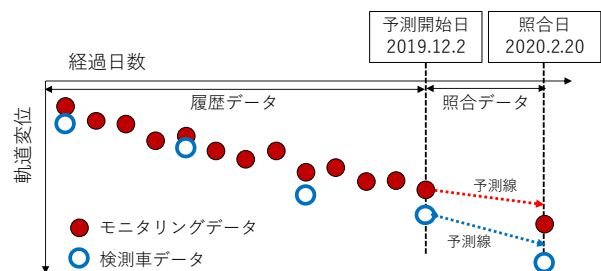
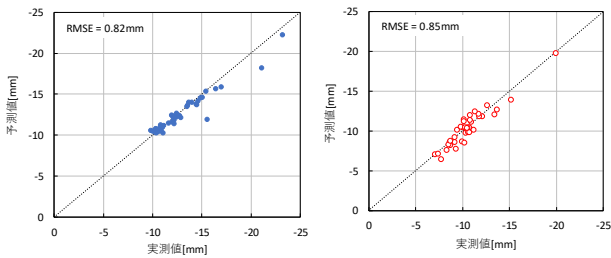


図 2 検証方法のイメージ図

80 日後の照合データの実測値を真値として、予測値との二乗平均平方根誤差を算出した。

図 3 に、検測車データおよびモニタリングデータの実測値と予測値の関係および二乗平均平方根誤差をそれぞれ示す。同図より、検測車データの二乗平均平方根誤差は 0.82mm であり、モニタリングデータの結果と比較しても概ね良好な精度であることがわかった。しかしながら、その一部には、予測値の誤差が比較的大きい箇所があり、予測精度が低下する場合があることがわかった。



(a) 検測車(低頻度)データ (b) モニタリング(高頻度)データ
図 3 実測値と予測値の関係

3. 低頻度データを用いた場合の課題

前章の検証も含めて、特に予測値の誤差が大きかった箇所の履歴データの推移を確認すると、図 4 に示すように、最新の履歴データの直前に軌道保守が行われて高低変位が大きく変化している箇所が散見された。

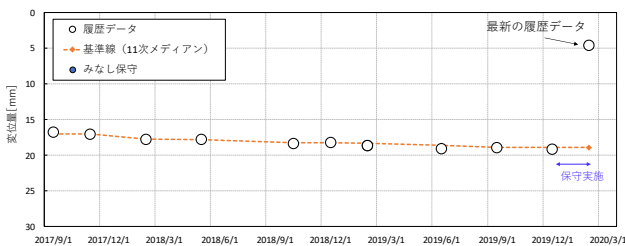


図 4 最新の履歴データの直前に保守があった場合の例

ここで、本プログラムでは、保守実績データを考慮できないことから、保守によって値が変化したと考えられるデータを、「みなし保守」と判定する機能がある。このみなし保守判定機能では、図 5 に示すように、履歴データにメディアンフィルタを適用した基準線(点の集合)を作成して、判定対象データの該当する基準線とその直前および直後の基準線の差からみなし保守を判定する。本プログラムでは、みなし保守と判定されたデータが存在した場合、当該データとその直前のデータの間の進み量は、軌道変位進みの予測計算に考慮されない。

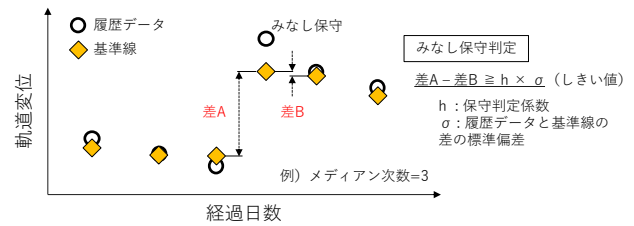
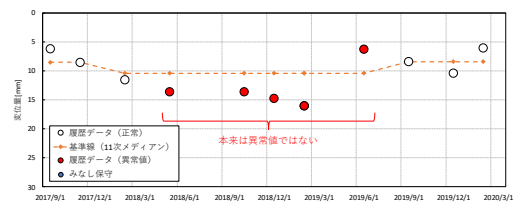


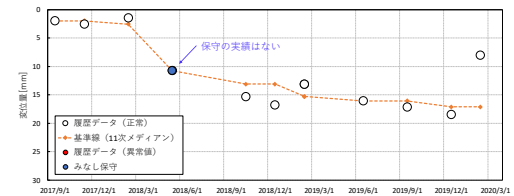
図 5 みなし保守判定の概念図

したがって、最新の履歴データは、その直後にデータが存在しないことから、みなし保守の判定ができず、軌道変位進みの予測精度が低下していた。

また、同様に予測値の誤差が大きかった別の箇所の履歴データの推移を確認したところ、図 6 に示すように、異常値およびみなし保守の判定が適切にできていない箇所があることがわかった。



(a) 異常値が適切に判定できない場合の例



(b) 誤ってみなし保守判定された場合の例

図 6 異常値およびみなし保守判定が適切でない場合の例

ここで、本プログラムには、データのクレンジング機能として、履歴データの全体の推移傾向から明らかに外れたデータを「異常値」と判定する異常値判定機能⁽³⁾も実装されている。この機能は、図 7 に示すように、履歴データにメディアンフィルタを適用した基準線に対し、基準線からの離れ量が一定値以上の履歴データを異常値と判定する。そして、異常値と判定された履歴データは、軌道変位進みの予測計算に考慮されない。

低頻度データ、つまり検測車データの高低変位は、検測方式から光とび等の異常値は生じないものと考えられる。したがって、従来の異常値判定機能では、適切に異常値判定ができておらず、判定の内容そのものを見直す必要があった。

以上より、低頻度データを用いた場合の主な課題として

は、異常値およびみなし保守判定が適切にできない場合があること、また最新の履歴データに対してみなし保守判定ができないことの 2 点であった。

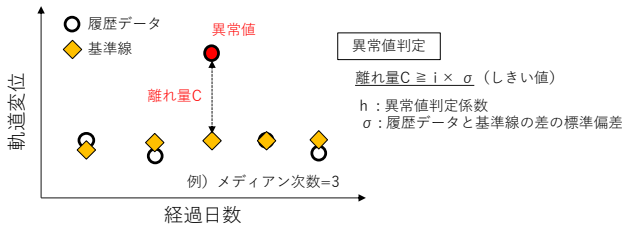


図 7 異常値判定の概念図

4. 判定方法の改良

前章で挙げた 2 点の課題について、判定方法の改良を検討した。

〈4・1〉 異常値およびみなし保守判定方法の変更

従来の異常値およびみなし保守判定の基準としている基準線は、履歴データに 11 次のメディアンフィルタを適用したものである。そこで、メディアンの次数を様々に変化させた検証を実施した。

本検証で用いたデータは、先掲の 2 章の検証に用いたデータと同様である。ここでは、異常値判定およびみなし保守判定が適切に実施できているかを確認するため、メディアンの次数を変化させたときの異常値誤判定率と保守判定成功率の 2 つの指標を検証した。異常値誤判定率は、異常値と判定された履歴データの総数を検証に使用した履歴データの総数で除した指標である。なお、検測車データの高低変位は、検測の方式から異常値は発生しないものと仮定している。また、保守判定成功率は、保守実績データを参照して、正しく保守判定できたデータの総数を保守判定すべき履歴データの総数で除した指標である。

表 1 に、基準線作成時のメディアンフィルタの次数を変更した場合の各指標の検証結果を示す。同表より、メディアンの次数が小さくなるほど、異常値誤判定率は低下する。特に、メディアン次数 1 次、つまり履歴データと基準線が等しいとき、履歴データと基準線の差がなくなるため、判定対象データの基準線からの離れ量は 0 となり、いずれの履歴データも異常値として判定されず異常値誤判定率が 0% となった。また、この時、保守判定成功率も最も高くなった。

表 1 メディアン次数ごとの判定率

メディアン次数	異常値誤判定率[%]	保守判定成功率[%]	備考
11	14	29	高頻度用
5	14	33	
3	9	52	
1	0	66	

以上より、低頻度データを対象として異常値判定を実施

する場合は、基準線は作成せず、軌道変位項目ごとにしきい値を設け、しきい値と履歴データの値を比較して判定する方法とした。

〈4・2〉 みなし保守判定方法の変更

従来のみなし保守判定機能は、判定対象データに対して、その直前と直後のデータを必要としていたため、直後のデータが存在しない最新の履歴データに対してはみなし保守判定ができなかった。

そこで、判定対象データに対して、その直前のデータとの差(保守改善量)からみなし保守を判定する方法とした。すなわち、図 8 に示すように、直前のデータに対して、一定値以上の良化傾向がみられたデータについて、みなし保守と判定する方法とした。これにより、従来のみなし保守判定では、正しく判定できなかった最新の履歴データに対してもみなし保守判定を行うことが可能となった。なお、本変更を適用した場合、前節で検証した保守判定成功率は、85% となった。

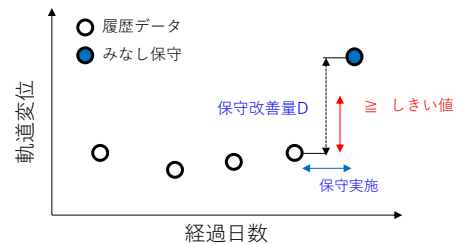


図 8 最新の履歴データに対するみなし保守判定

5. おわりに

本稿では、モニタリングデータ用に調整された傾向値算定プログラムを検測車による低頻度データに適用する場合の課題について整理し、その解決策を検討し改良した。その結果、異常値およびみなし保守判定が適切にできるようになった。なお、低頻度データの場合においても、本プログラムによる予測は、実用上十分な精度を有していることも確認できた。一方、高低変位以外の軌道変位に対する検討については不十分なため、引き続き検討を行う。

文 献

- (1) 吉田尚, 山本修平, 小松佳弘, 兼子弘, 元好茂, 小西俊之:「線路設備モニタリング装置の更なる活用に向けた研究開発」, JR EAST Technical Review-No.62-2019, pp.27-32 (2019)
- (2) 山本修平, 三和雅史, 田中博文:「効率的な軌道変位管理に向けて—予防保全のアシスタント「傾向値算定プログラム」—」, 新線路, 第 71 巻, 第 8 号, pp.27-29 (2017)
- (3) 須藤雅人, 大島崇史, 三和雅史, 田中博文, 山本修平:「異常値判定法の改良による軌道変位推移予測プログラムの精度向上」, 土木学会 2019 年度全国大会第 74 回年次学術講演会 (2019)