

高頻度データを活用した 軌道状態推移予測手法の開発

Development of the technique to predict track irregularity
by analyzing frequency data



佐藤 陽*



矢作 秀之*



小野寺 孝行*

The Technical Center is developing a “track facility monitoring device” to collect frequency data. Currently running test is underway using commercial trains running on the Keihin Tohoku Line. We tried to predict a change of the track irregularity by analyzing the acquired data. As a result, we became able to confirm a detailed track irregularity by frequency data. In addition, we could confirm quantity of improvement after repair of the track. In this way we catch the change of the track conditions and can judge repair of the track at the most suitable time. We continue research and development to make the most suitable decision making by the accumulation of frequency data.

●キーワード：高頻度データ、劣化予測、測定周期、線形近似

1. はじめに

京浜東北・根岸線の営業列車(図1)で実施している線路モニタリングは、試験を開始してから1年以上が経過し、まさにビッグデータが蓄積されている。本稿では、これまでのデータ分析により得られた知見と、新たな軌道状態推移予測手法の可能性について報告する。



図1 京浜東北・根岸線の車両

2. より正確な値(真値)の算出

測定データは、測定誤差などを含んだ値であり、実際の値(真値)とは異なる。真値は知ることができないが、統計的手法でより真値に近い値を求めることができる。統計的手法では、母数(データ)が多いほどより正確に値を推定できるので、データは豊富にあればあるほどよいことになる。

図2は、ある箇所における2ヶ月間(6月1日~7月30日)の軌道変位測定データ(130回分)である。また、図3はこれらを度数分布により表示したものである。この2ヶ月間における軌道変位進みを確認したところ、0.04mm程度であったことから、測定期間内における軌道変位進みは加味せず、データをそのまま示している。図2、図3より誤測定と思われるデータが含

まれることがわかるが、その頻度と分布範囲は明白であるため、統計的なデータ処理を行うことにより、これらを含まない測定値だけを容易に抽出することが可能である。図4に測定データの-6.5mmと-5mmの間に閾値を設け、それを超えるもののみ除外し、抽出したデータの分布を示す。このデータから平均値を求めれば、0.1mm単位の精度で真値が推定できることになり、East-iの測定精度を大きく上回るものとなる。

今回は、2ヶ月間、130回分の測定データで試算を行ったが、1ヶ月あるいは1週間単位に期間を区切って行えば、より短期間での変化を捉えることが可能となる。

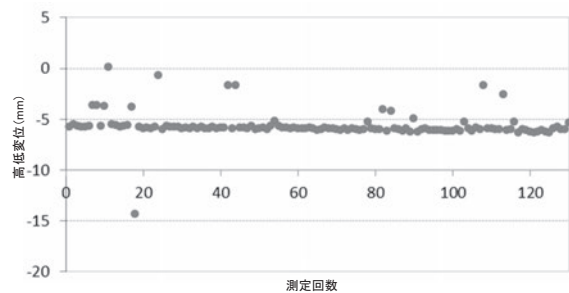


図2 測定回数ごとの軌道変位(高低)

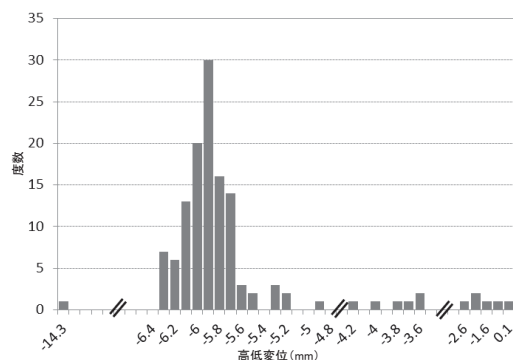


図3 高低変位の分布

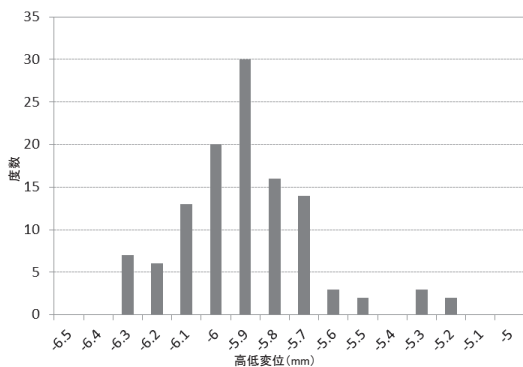


図4 誤測定データを除いた高低変位の分布

3. 線形近似による予測精度の大幅向上

図5～7に過去2年間の軌道変位の推移グラフを示す。East-iは年間4回（8回分）の測定データを、営業列車による測定データは測定開始（2013年7月）から2014年7月末日までのデータとなっている。

図5は、過去2年間に軌道補修作業を全く行っていない箇所の推移グラフである。East-i、営業列車とも同一の傾向を示しており、East-iのデータでも営業列車のデータであっても、線形近似により同様な軌道状態の推移予測が可能である。

図6は、営業列車による測定期間中に1回軌道補修作業を行った箇所の推移グラフである。East-iによる測定データから線形近似により推移予測を行うと、補修後の3回のデータでは0.78mm/100日（近似①）、直近の2回では0.36mm/100日（近似②）、補修前の4回のデータでは0.67mm/100日（近似③）となる。このグラフには、営業列車によるデータの推移が併記されているため、補修後の3回のデータによる予測（0.78mm/100日）には、補修直後の初期沈下が含まれていることや、直近2回から求めた予測（0.36mm/100日）は、妥当であることが確認できる。しかし、East-iのデータだけでは、どの数値が妥当であるか分からないため、通常は最悪の場合を想定して0.78mm/100日を採用することになり、過大な評価となってしまふ。

図7は、繰返し軌道補修を行った箇所の推移グラフである。このような箇所の場合、East-iのデータだけでは劣化予測は非常に困難であり、仮に予測をしても精度が著しく低下することになる。

以上のことから、軌道補修作業の行っていない箇所については、East-iの測定周期で劣化予測が可能であるが、補修作業が行われている箇所の場合、East-iの測定周期では劣化予測は困難である。一方、営業列車による高頻度なデータの場合には、より高い精度による劣化予測が可能となることわかった。

また、補修後の効果についても、初期沈下等を含めて正

確に評価することができるため、今後の軌道修繕計画を決める際の様々なシミュレーションに活用することが可能となる。

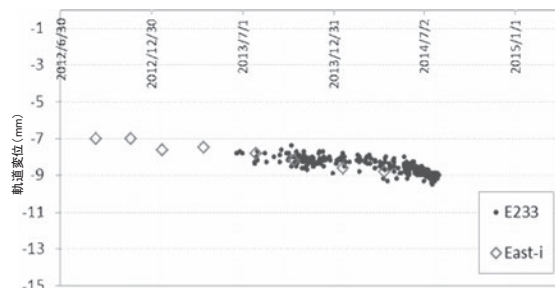


図5 補修作業がない箇所の高低変位の推移

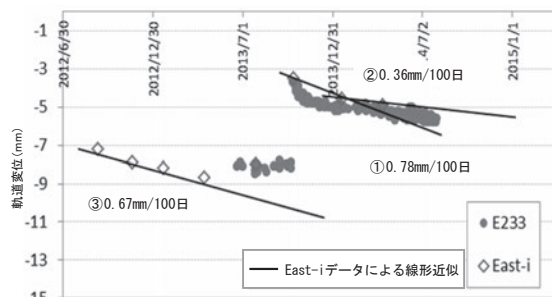


図6 補修箇所の高低変位の推移と劣化量

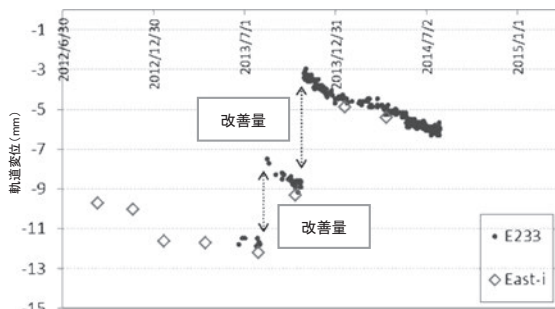


図7 繰返し補修箇所の高低変位の推移

4. まとめ

高頻度に軌道測定データを取得することで、より細やかに軌道状態の推移を追うことが可能となった。また、従来の測定周期では捉えることが難しかった軌道補修作業後の改善量の可視化が図れるようになった。これらの結果を活用し、個々の軌道状態の推移を把握しながら、最適な時期にメンテナンスを行う判断をすることが可能となる。一方で、高頻度データを取り扱う際には、データ容量の増大に伴うデータのハンドリングと保存方法およびデータ分析に要する計算時間に留意する必要がある。これらを踏まえ、ビッグデータ分析という観点から、取り扱うデータを最適化する手法の開発については、今後の課題である。

今後も更なるデータの蓄積により、高頻度にデータを取得することの利点を最大限に活かし、現場の状況に応じた最適なメンテナンスを行うための研究開発を進めていく予定である。