

## 転てつ機モニタリングデータを用いた 故障予測手法に関する研究

Study about the failure prediction method by using  
monitoring data from motor point machine



樋口 博俊\*



鈴木 雅彦\*



加藤 尚志\*

The motor point machine is very important equipment for train operation system. Failure of the machine is directly linked with transport disorder. Therefore, to prevent failure of the machine is desired. We examined some methods, in order to detect the signs of failure and to maintain the machine before failure occurrence. With some failure prediction methods by using the monitoring data from motor point machine, we studied whether we can find the sign of operation failure or not. As a result, we find the sign from some methods and confirm that some methods are effective for maintenance.

●キーワード：電気転てつ機、モニタリング、転換不能、予兆把握、要因解析

### 1. はじめに

#### 1.1 背景と目的

転てつ機は分岐器を転換させることで、列車進路を構成する重要設備であり、図1に示すようにトンダレールを左右どちらかのレールに密着させ、不正に動くことが無いように鎖錠(ロック)を行う。

分岐器の転換が不可能となる故障(以下 転換不能)は輸送障害に直結する。そのため、転換不能発生前のメンテナンスにより未然に防ぐこと、また転換不能発生時の早期復旧が望まれている。

現在、分岐器の転換には電気転てつ機が主に使われている。電気転てつ機は電気信号により制御され、モータの動力をトンダレールに伝えることによって分岐器を転換させる装置であり、転換不能の発生時にはモータトルクなどが正常状態に比べて変動している傾向がある。例えば、異物介在による転換不能の場合はモータトルクが増大する傾向を示す。

本研究では転換不能の予兆把握を行うため、電気転てつ機のモニタリングデータを活用したいくつかの手法について検討を行い、営業線で稼働している電気転てつ機のデータ(以下 実機データ)を用いて検証を行う。

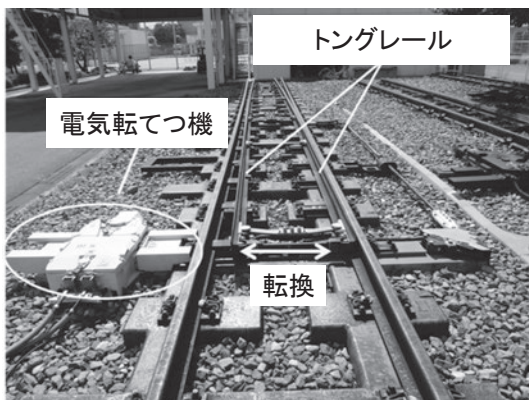


図1 分岐器の構成

#### 1.2 ESII形電気転てつ機の概要

ESII形電気転てつ機(図2)はサーボモーター採用による動作制御の安定化を図ると同時に、従来から多く使用しているNS形電気転てつ機の利点である歯車制御機構やリレー接点による状態出力などを取り入れた、次世代分岐器用の電気転てつ機である。

また、ESII形電気転てつ機は転換動作をモニタする機能を備えており、転換時に以下のデータを自動的に記録している。(経過時間(秒)、トルク(%)、ストローク(mm)、回転速度(rpm)、回転角度(°)、定位側ロック偏移量(mm)、反位側ロック偏移量(mm)、故障などの警報)

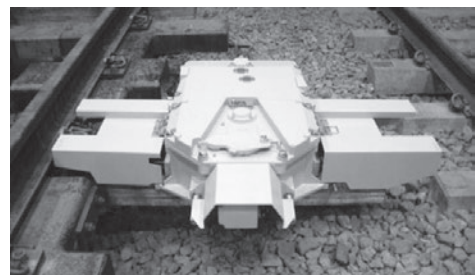


図2 ESII形電気転てつ機

### 2. 予兆把握に向けた解析手法の概要

本研究では、ESII形電気転てつ機のモニタリングデータを用いることで、転換不能発生前の予兆となる異常データを検出できるのではないかと考えた。過去の経験とノウハウを基にした解析方法としてトルク変化解析、また他分野で活用されている統計的な数値解析方法としてウェーブレット解析、密度比推定、1-classSVMについて検討を行った。それぞれの解析手法について概要を説明する。

## 2.1 トルク変化解析による異常検出

トルク変化解析による異常検出はノウハウと経験により、あらかじめ設定した閾値を基に正常と異常の判定を行う手法である。次に紹介するトルクピーク値の監視とトルク平均値との比較量監視以外にもいくつかの論理を組み合わせている。

### 2.1.1 トルクピーク値の監視

図3にESII形電気転てつ機における転換時間とトルク値の関係を示す。トルク値は電流から換算した値となっており100 (%) は定格電流での動作を意味している。トルクピーク値の監視は転換時間におけるトルクピーク値をあらかじめ設定した閾値と比較し、閾値を超えた場合は異常と判定する。

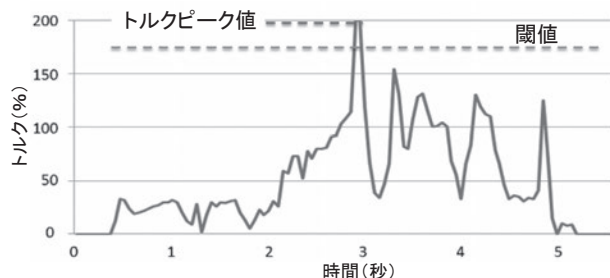


図3 トルクピーク値の監視

### 2.1.2 トルク平均値からの変化量監視

各転換時間において過去100転換のトルク平均値を求め、検証するトルクデータと平均値を比較し変化量を求める。閾値はトルクピーク値の監視と同様にあらかじめ設定する。変化量を閾値と比較し、閾値を超えた場合は異常と判定する(図4参照)。また、転換の前半、中間、後半のそれぞれにおいて異常要因の閾値を設定し、トルクピーク値の監視と組み合わせることで電気転てつ機と分岐器接続部の調整不良、異物介在等の特定を行えるようにした。

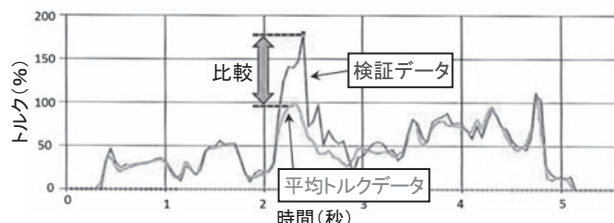


図4 トルク平均値との比較量監視

## 2.2 ウェーブレット解析による異常検出

### 2.2.1 ウェーブレット解析

ウェーブレット解析は転換トルクデータをウェーブレット変換することによって微細な波形の違いを検出する手法である。学習データとしてあらかじめ用意した過去の正常データをウェーブレット変換し、特定の周波数成分のスカログラムを切り出し、閾値を算出する。さらに閾値が±1となるように標準化を行う。

検証データにおいて閾値からの逸脱量を周波数成分ごとに算出し平均値を計算する(図5参照)。

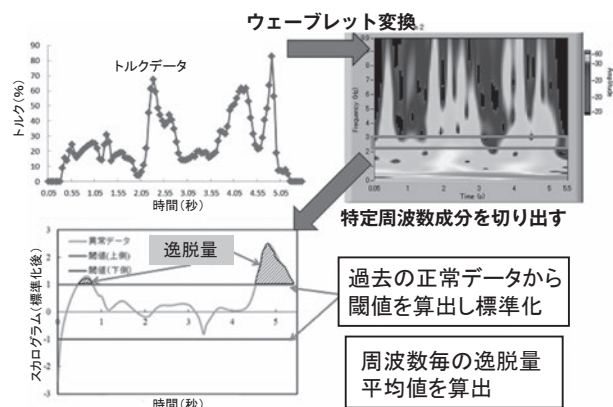


図5 ウェーブレット解析

### 2.2.2 ベイズ推定

ウェーブレット解析から求めた逸脱量を用いてベイズ推定により正常と異常を確率的に推定する。過去の転換データの逸脱量確率密度分布と過去の正常データおよび異常データの発生確率、さらにウェーブレット解析により求めた逸脱量からベイズ推定により正常確率と異常確率を算出する。

また、算出された正常および異常確率を用いてベイズ更新することで、各電気転てつ機の個体差を補正し、異常検出の精度を向上させることができる(図6参照)。

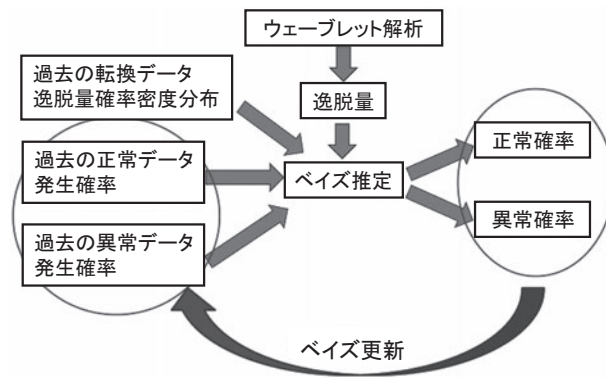


図6 ベイズ推定

## 2.3 密度比推定による異常検出

密度比推定は正常データの確率密度分布と、異常を含むかもしれない検証データの比を取ることで異常検出を行う手法である。図7のように、正常データの確率密度分布と検証データの確率密度分布の比を取ると、正常データの分布では見られない検証データの分布の範囲で密度比が1から大きくはずれ、異常が見られるということが明確に表れる。

複雑な発生パターンを示すデータの確率密度を推定することは難しい。そのため2つの確率密度を求めてからその比を取るのではなくあらかじめ用意した学習データから直接密度

比を算出する。検証データに対する密度比が定められた閾値を上回れば正常、下回れば異常と判定する。

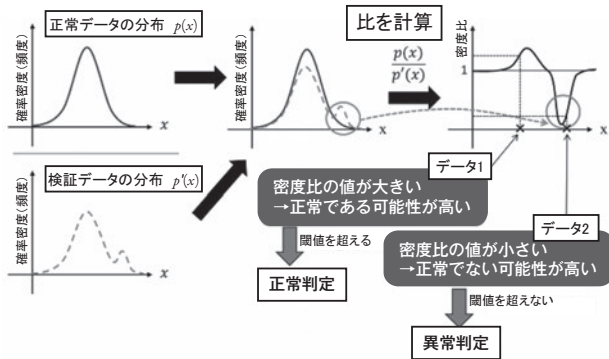


図7 密度比推定

### 2.4 1-class SVMによる異常検出

1-classSVM (One Class Support Vector Machine) は元の空間にある正常データを特徴空間に写像し、「離れている」データを別クラス (異常データ) として扱い、境界を設定して異常検出を行う手法である。あらかじめ用意した学習データを基に正常な範囲を設定し、検証データが正常範囲にあれば正常、外れていれば異常と判定する (図8参照)。

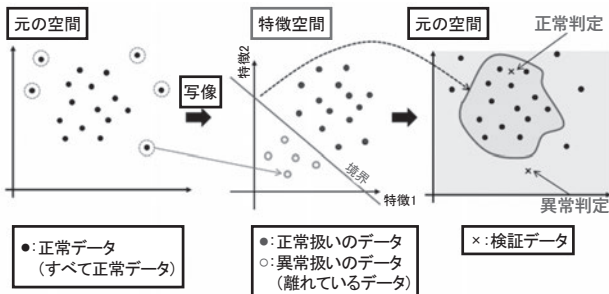


図8 1-classSVM

## 3. 実機データによる試験結果と考察

各手法の論理が組み込まれた解析装置を試作した後に実際に転換不能が発生した分岐器の転換データをサンプルとして試験を行った。当該分岐器の使用開始は2013年10月17日で2014年1月6日に転換不能が発生していた。なお、転換不能が発生した際に再度転換させる機能が付加されていたため列車運行には支障がなかった。

### 3.1 トルク変化解析による異常検出結果

図9にトルク変化解析による異常検出結果を示す。横軸は使用開始から転換不能発生までの年月日、縦軸はトルクピーク値やトルク平均値からの変化量など一日に検出した異常データの総数を表している。11月下旬から徐々に異常データの検出数が増加しており転換不能発生直前には一日に40回

を超えている。このことからトルク変化解析により転換不能発生前の予兆となる異常データを検出できることが確認できた。

今後は不具合の起きていない分岐器の転換データを解析し、実用化の可能性を検証する。

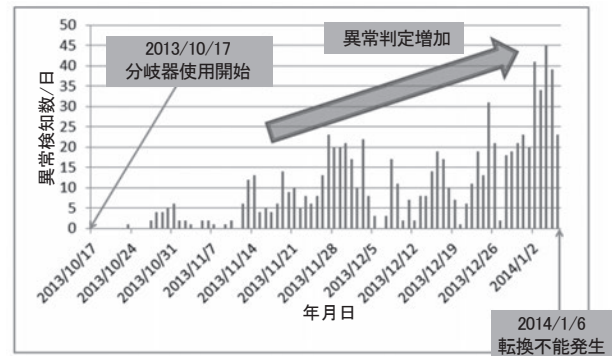


図9 トルク変化解析による異常検出結果

### 3.2 ウェーブレット解析による異常検出結果

図10にウェーブレット解析による異常検出結果を示す。横軸は使用開始からの転換回数、縦軸は正常確率を表しており、「1」は100%正常、「0」は100%異常を示している。使用開始から500転換程度の正常データを学習データとした。約2570転換で転換不能が発生したが、1700転換を超えたあたりから異常判定が増えていることがわかる。このことからウェーブレット解析により転換不能発生前の予兆となる異常データを検出できることが確認できた。

今後は不具合の起きていない分岐器の転換データを解析し、学習データの数量や学習データの更新周期について検討を進める。

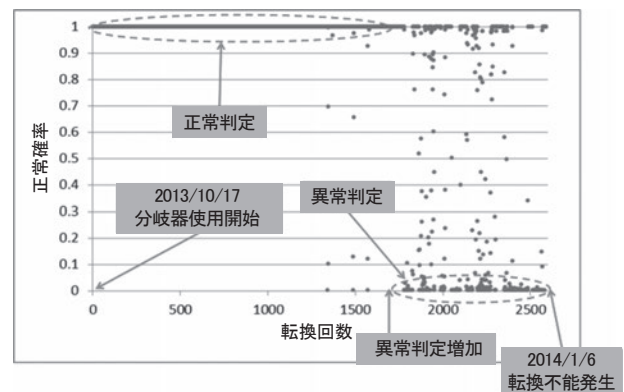


図10 ウェーブレット解析による異常検出結果

### 3.3 密度比推定による異常検出結果

図11に密度比推定による異常検出結果を示す。横軸は使用開始からの転換回数、縦軸の「0」は正常判定、「1」は異常判定を意味しており、白色の部分正常判定、色のついた部分は異常判定を示している。使用開始から500転換程度の正常データを学習データとした。約2570転換で転換



不能が発生したが、2300転換を超えたあたりから異常判定の頻度が増えていることがわかる。このことから密度比推定により転換不能発生前の予兆となる異常データを検出できることが確認できた。

しかしながら0～2000転換の間において検証するデータが正常にもかかわらず異常と誤判定する場合がありますので今後は転換データのサンプルを増やししながら最適な学習データ数と閾値の設定について検討を進める。

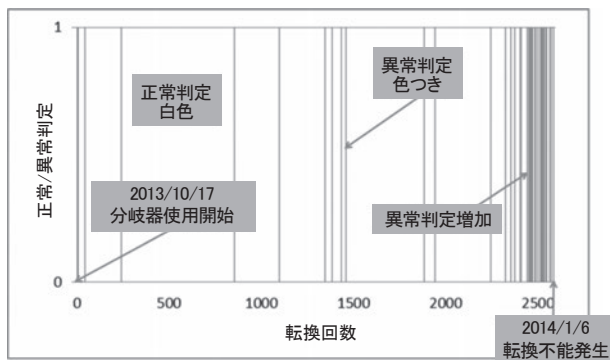


図11 密度比推定による異常検出結果

### 3.4 1-class SVMによる異常検出結果

図12に1-class SVMによる異常検出結果を示す。横軸は使用開始からの転換回数、縦軸の「0」は正常判定、「1」は異常判定を意味しており、白色の部分正常判定、色のついた部分は異常判定を示している。使用開始から500転換程度の正常データを学習データとした。約2570転換で転換不能が発生したが、1000転換を超えたあたりから異常判定の頻度が増えていることがわかる。このことから1-class SVMにより転換不能発生前の予兆となる異常データを検出できることが確認できた。

しかしながら、ほかの手法に比べて誤判定が多いため今後はサンプル数を増やししながら実用化の可否について検討を行う。

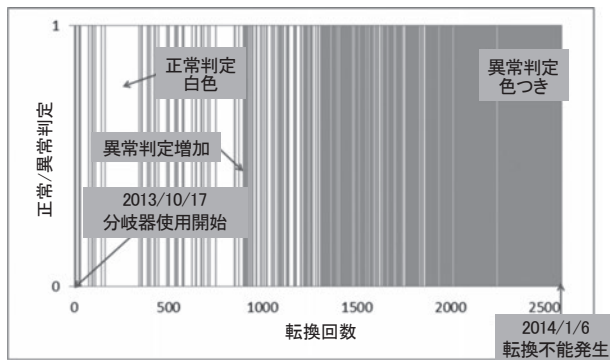


図12 1-classSVMによる異常検出結果

## 4. おわりに

ESII形電気転てつ機のモニタリング機能を活用して、転換不能の予兆把握を行うため、いくつかの手法について検討を行い、それぞれの手法について論理を実装した解析装置を試作した。また、実機データを用いて試験を行い、実用化の可能性を検証した。

結果として、全ての手法で転換不能になる前に予兆となる異常データが検出できた。しかしながら、正常データを異常データと誤判定してしまう場合などの課題があり、実用化に向けてはさらに実機データを増やししながら各種パラメータの最適化と警報出力方法を検討する必要がある。今後は、不具合の発生していない分岐器についても転換データの解析を進めて、実用化に向けた検証を行う。また、予兆把握手法について判定精度を向上させたのちに転換不能の要因解析についても検討を行う予定である。

### 参考文献

- 1) 長谷川竜伸・岩崎篤・本間健一・樋口博俊・鈴木雅彦・加藤尚志:「正常時ウェーブレット分布からの逸脱量を用いたベイジアン異常同定におけるデータ標準化法の検討」, 日本機械学会, 関東学生会第53回学生員卒業研究発表講演前刷集 (2014)
- 2) 鈴木雅彦・加藤尚志・本間健一・矢部明人・滝勇太:「転てつ機モニタリングデータの活用による異常把握と要因分析に関する研究」, 電気学会, ITS交通・電気鉄道合同研究会, TER-13-062 (2013)
- 3) 小幡信夫・森健司・市倉庸宏:「次世代分岐器対応新型電気転てつ機の開発」, JR EAST Technical Review.No.32 (2010)