

振動による駆動機器用状態監視システムの 営業列車への適用

西谷 幸祐* 近藤 稔** 高重 達郎**
片岡 祐太*** 野口 敬太***

**Application of the Condition Monitoring System by Vibration Analysis to Driving Devices
on Railway Vehicles in Operation**

Kosuke NISHITANI Minoru KONDO Tatsuro TAKASHIGE
Yuta KATAOKA Keita NOGUCHI

We are developing a condition monitoring system by vibration octave spectra and machine learning to monitor the conditions of driving devices on railway vehicles. Their vibrations change because of their long-term use, and fluctuations in external temperature or climates. Therefore, it is necessary to acquire long-term (at least one year) data under normal conditions for machine learning intended for understanding the vibration changes. In this paper, we show the result of the vibration analysis of failures of driving devices which occurred when the method proposed was applied to them on railway vehicles in operation.

キーワード：振動，状態監視，オクターブバンド分析，機械学習，営業列車

1. はじめに

鉄道車両には、駆動用機器として主電動機やディーゼルエンジン等が搭載されており、これらの機器の状態監視には振動を用いた手法が有効であると考えられる。しかし、鉄道車両の駆動用機器に生じる振動は様々であり、また車両の運転状況や線路状態等によっても変動するため、振動の大きさのみで評価する等の単純な方法ではそれらの状態を適切に把握することが困難な場合もある。

そこで著者らは、振動のオクターブバンド分析と機械学習を組み合わせた状態監視手法の開発を行っている。これまで、潤滑油に異物を混入したディーゼルエンジンでの単体試験等により、本手法の有効性を検証してきた^{1) 2) 3)}。一方で、営業運転に使用される鉄道車両の駆動用機器は、長期間の走行による摺動部の摩耗等に加え、外気温や気象条件等の環境の変化に伴い、その振動が変化する可能性がある。したがって、本手法による状態監視技術を実用化するためには、駆動用機器が正常な状態で走行する車両の振動データを年間を通じて取得し、振動の変化を把握する必要があると考えられる。

そこで著者らは、営業走行する気動車に対して提案する状態監視システムを適用し、振動データの取得、およ

び分析を行っている。気動車には、ディーゼルエンジンや変速機などの駆動用機器の他、ラジエータなどの付属装置が搭載されている。また、非電化区間を走行可能な鉄道車両として主にローカル線で使用されており、1編成あたりの車両数が電車に比べ少ない場合が多い。そのため、駆動用機器や付属装置に不具合が発生すると、エンジンカットによる遅延の発生や、最悪の場合、継続走行が不可能となり、大きな輸送障害に繋がる可能性がある。このようなことから、列車の、特に気動車の安定輸送に対して本提案手法による状態監視が有効であると考えられる。

以下では、まず提案手法の概要を述べ、営業列車へ適用するために検討した内容について紹介する。さらに、営業走行中に発生した不具合に対し、提案手法を適用して異常検知を行った結果について報告する。

2. 状態監視システムの概要

2.1 システムの構成

本手法で提案する状態監視システムの構成図を図1に示す。このシステムは、車上に設置した状態監視装置、地上のパソコンに実装した診断プログラム、および機器の振動を測定する振動加速度センサで構成される。振動加速度センサで取得した振動データは、状態監視装置でオクターブバンド分析・記録される。これらのデータを用いて、地上の診断プログラムにより異常を判定し、機

* 車両制御技術研究部 動力システム研究室 (現 西日本旅客鉄道株式会社)
** 車両制御技術研究部 動力システム研究室
*** 西日本旅客鉄道株式会社

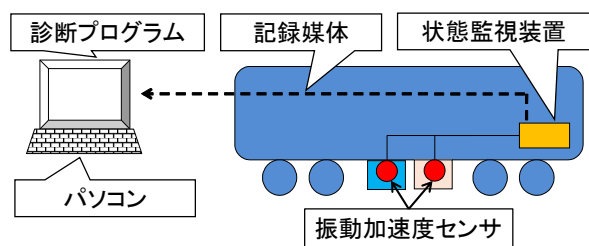


図1 状態監視システムの構成図

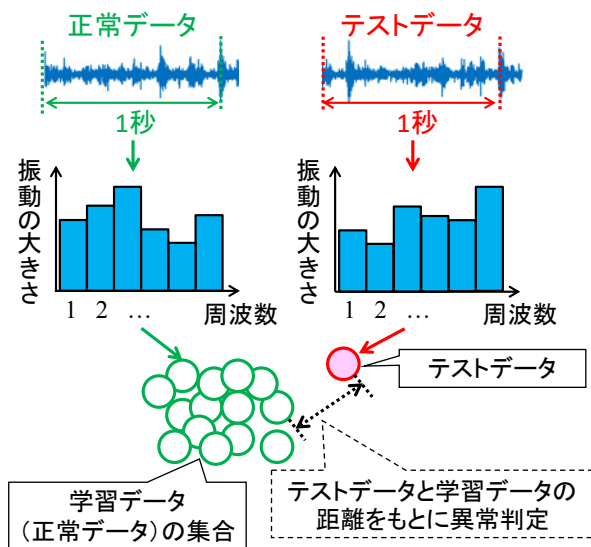


図2 異常検知の考え方

器の状態を監視する。診断プログラムでの分析結果は、乗務員に対してリアルタイムで通知するのではなく、不具合が発生する予兆の段階で機器の点検や修繕等の処置が実施できるよう、地上の車両検修員へ情報提供することを目的とした仕様としている。

2.2 異常検知手法の概要

異常検知手法は、機器が正常な状態での振動データを学習データとして記憶させ、観測した評価対象の振動データ（以下、テストデータ）が正常な範囲に含まれるかどうかを近傍法により判別する。図2に示すように、まず取得した振動データを1秒毎に分割し、それぞれに対してオクターブバンド分析を行う。次に、オクターブバンド分析結果に対して主成分分析を行い、その結果を多次元空間上の1点の座標に対応させ、テストデータと学習データ（正常データ）の距離をもとに異常判定を行う⁴⁾。異常判定には、テストデータに最も距離の近い学習データとの距離を基準距離で除した値から1を引いた、異常度という指標を用いる。異常度が正の場合、つまり最も近い学習データとの距離が基準距離より大きくなる位置にテストデータが存在する場合、異常が発生している可能性があるとして判定される。なお、この基準距離

については、学習データ自身に対して同様の判定を実施し、その99%が正常と判定される距離と定めている。

2.3 代表データ選択手法

前節の手法を用いて異常判定を行う場合、1つのテストデータに対して全ての学習データとの距離を計算するため、学習データ数が多いほど計算時間が増大するという課題がある。今回、年間を通じて取得した営業走行車両の振動データを学習データとして記憶させるため、一般的なパソコン等での処理が不可能となることが懸念される。そこで著者らは、計算時間を削減するために「代表データ選択手法」を提案し、その有効性を検証した⁵⁾。本異常検知手法においてもそのアルゴリズムを適用している。

代表データ選択手法では、まず、学習データ領域の中心近傍のデータを代表データとして定め、前述の基準距離を指標として学習データ自身を対象に異常判定を行う。次に、異常と判定された学習データの中で異常度が最も小さい学習データを新たに代表データに追加し、再度学習データの異常判定を行う。異常と判定される学習データが全体の1%以下となるまで、この処理を繰り返し、代表データで構成される正常判定の領域を広げていく。このように、異常検知に必要となる代表データのみを学習データとして追加していくため、代表データに類似したデータを学習データとして記憶しておく必要が無い。また、新たに学習データの候補となるデータが追加された場合も、適宜代表データを追加することで計算時間を短縮することができる。

2.4 周波数帯毎の異常判定手法

本異常検知手法は、正常な振動データを学習して異常検知を行うため、事前に異常な状態の振動データが無くても異常検知ができる汎用性が高い手法であるが、異常の種類を判別できないため、異常判定された後にどのような処置を行うべきかを判断できないという問題点がある。一般的に、鉄道車両の場合は、回転体のアンバランスや締結部のゆるみ等に起因する振動は100Hz以下の周波数帯に、歯車や軸受等の傷や異常摩耗に起因する振動は1kHz以上の周波数帯に発生すると考えられる。また、上記のゆるみや傷の状況により、100Hz～1kHzの周波数帯にも異常振動が発生する事例も報告されている。

そこで著者らは、100Hz以下を「低周波数帯」、100Hz～1kHzを「中周波数帯」、1kHz以上を「高周波数帯」として振動データを3つに分割し、それぞれの周波数帯で異常判定を行うことで、異常の簡易診断が可能な手法を提案し、その有効性を検証した⁶⁾。本異常検知手法においてもその考え方を適用し、それぞれの周波数帯で異常判定を行う。

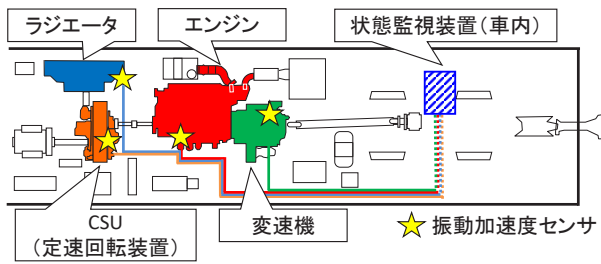
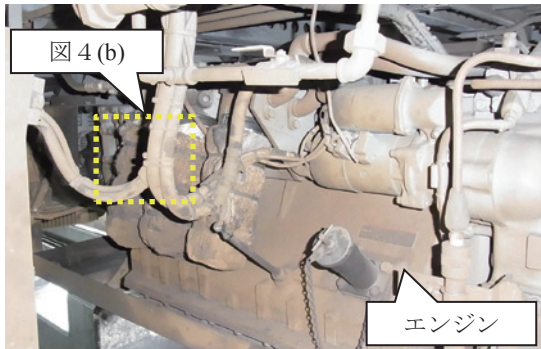


図3 機器配置図



(a) 振動加速度センサ設置箇所外観図



(b) 振動加速度センサ設置箇所拡大図

図4 振動加速度センサ設置箇所（エンジン部）

3. 営業列車への適用

3.1 対象車両と搭載機器

本監視システムを適用した気動車における状態監視の対象機器、振動加速度センサ、および状態監視装置の配置図を図3に示す。状態監視の対象機器を、車両床下に搭載されているエンジン、変速機、CSU（定速回転装置）、ラジエータの4装置とし、それぞれに振動加速度センサを1つずつ設置した。エンジン部に設置した振動加速度センサの様子を図4に示す。振動加速度センサの設置位置は床下であり、かつ機器箱等で保護される場所ではない。そのため、振動加速度センサは、対象機器に直接ボルトで固定することが可能であり、かつ配線を接続するコネクタ部においても十分な強度があるセンサを選定した。さらに、営業列車に長期間搭載することを目的としていることから、断線や雨水浸入を防止する処置を適宜

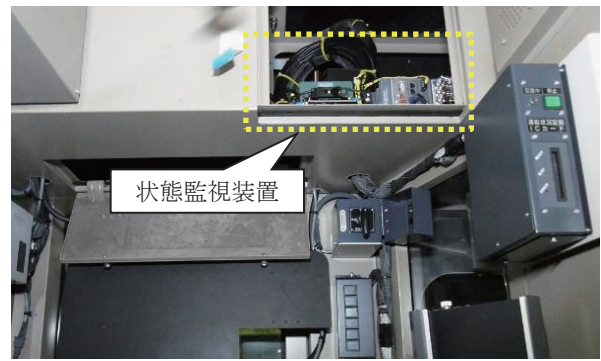


図5 状態監視装置の設置位置

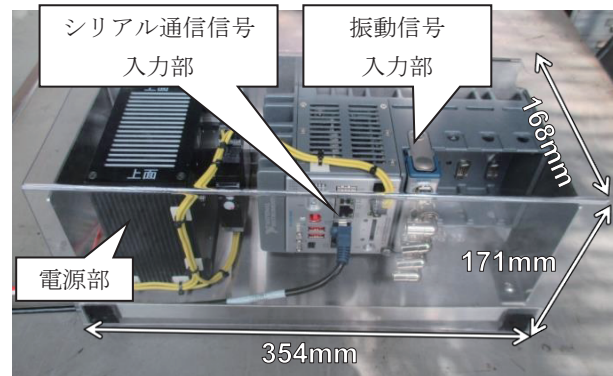


図6 状態監視装置

表1 状態監視装置の信号処理の仕様

項目		仕様
オクターブバンド分析	バンド幅	1/12
	周波数範囲	1～10kHz
データ記録周期		1s
出力ファイル形式		CSVテキスト

行い、また乗務員や旅客の目に付かないように化粧板の内側に配線するなど、設置方法に十分配慮した。

状態監視装置は、図5に示すように運転席上部に設置した。状態監視装置の外観図を図6に、信号処理の仕様を表1に示す。この装置は、振動加速度センサで取得した振動データを1秒毎にオクターブバンド分析し、記録媒体に保存する。さらに、シリアル通信機能を有しており、車両の走行データを同時に取得することができる。今回は、振動データのオクターブバンド分析結果と、CCS（変速機の制御装置）からの列車速度やエンジン回転数等の走行データ、および同装置のエラーコードを、CSVテキスト形式でSDカードに記録する仕様とした。なお、CCSは、変速機のクラッチの接続に関する制御や変速機の状態の監視を行う装置であり、変速機の動作に異常が発生した場合は故障コードを記録する（本文中のエラーコードとは、CCSに記録される故障コードのことを指す）。また、状態監視装置の電源は車両から供給し、車両の蓄電池を投入すると自動的に状態監視装置も起動

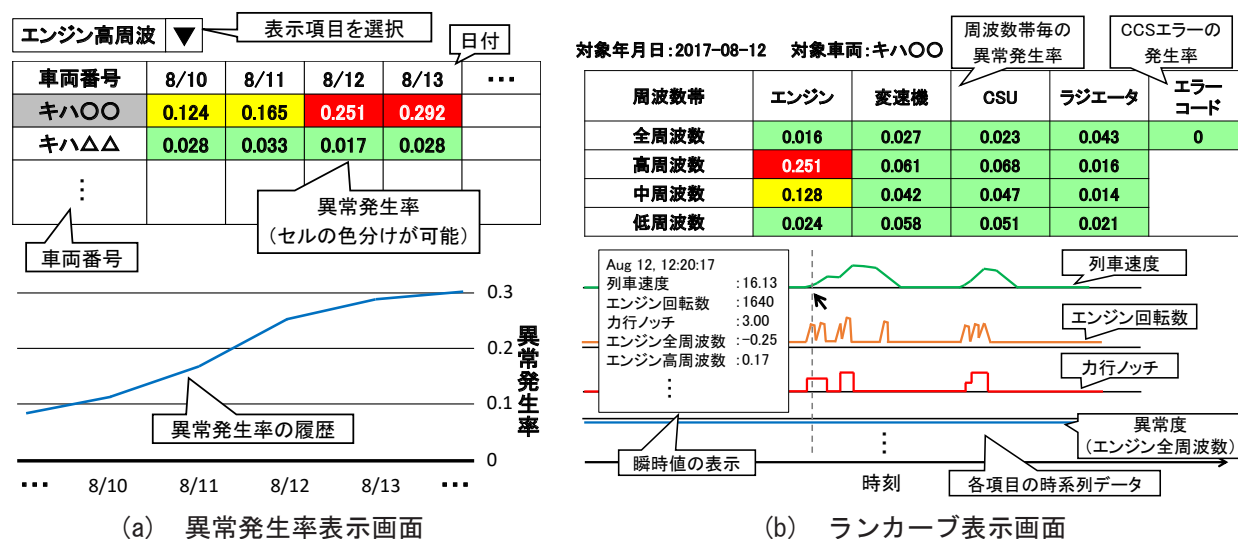


図7 診断プログラムにおける分析画面のイメージ

する仕様とした。さらに、アイドリング時（エンジン回転数： 800min^{-1} 程度）も含めたエンジン動作時の振動データを全て記録させるため、エンジン回転数が 600min^{-1} 以上になると自動的に記録を開始する設定とした。

3.2 診断プログラム

本手法では、状態監視装置に保存した振動データのオクターブバンド分析結果と、列車の走行に関するデータを用いて、地上のパソコンに実装した診断プログラムにより機器の状態監視を行う。今回開発した診断プログラムでは、図7に示すような異常発生率表示画面とランカーブ表示画面という2つの画面により、分析結果を表示することができる。

まず図7(a)に示す異常発生率表示画面では、車両番号と日付の表形式で、1日あたりの異常発生率を表示することができる。ここで異常発生率とは、1日分の振動データに対し、異常であると判定された（正の異常度が算出された）データ数を、1日分の全てのデータ数で除した値である。併せて、異常発生率の値により表中のセルを色分けすることができる（図7では、異常発生率が10%未満の場合を「正常」、10～20%の場合を「注意」、20%以上の場合を「異常」とし、背景を3パターンに色分けしている）。表示項目については、監視対象装置であるエンジン、変速機、CSU、ラジエータそれぞれに対する全周波数帯、高周波数帯、中周波数帯、低周波数帯での異常発生率（16種類）に加え、CCSエラーの1日あたりの発生率、および全ての異常発生率の最大値の、合計18種類から選択することができる。さらに、この表の下部には、選択した表示項目の異常発生率の履歴を表す折れ線グラフが表示される。以上のような表示

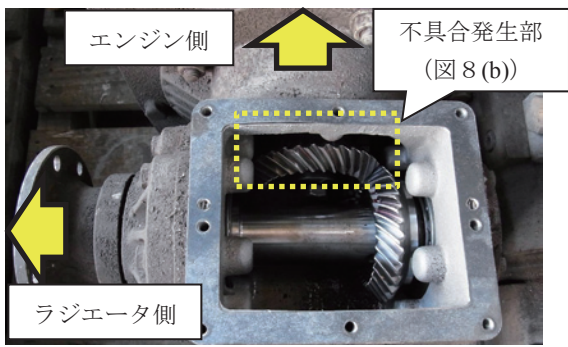
機能により、各車両のそれぞれの機器に対して、周波数帯毎の長期的な状態変化を確認することが可能である。

次に、異常発生率表示画面の異常発生率の値を選択すると、図7(b)に示すようなランカーブ表示画面に切り替わる。この画面では、異常発生率表示画面で選択した車両番号および日付に対応する、各機器の周波数帯毎の異常発生率およびCCSエラーの発生率が表形式で表示される。さらにこの表の下部には、1日の走行状態（列車速度、エンジン回転数、力行ノッチなど）とCCSのエラーコード、および各機器の周波数帯毎の異常度の時系列データが表示される。表示する時間帯については任意に設定することが可能であり、またグラフ内でカーソルを移動させることにより、その時刻における各項目の値が表示される。このように、車両の走行状態と異常度の変化を詳細に確認し、分析することが可能である。

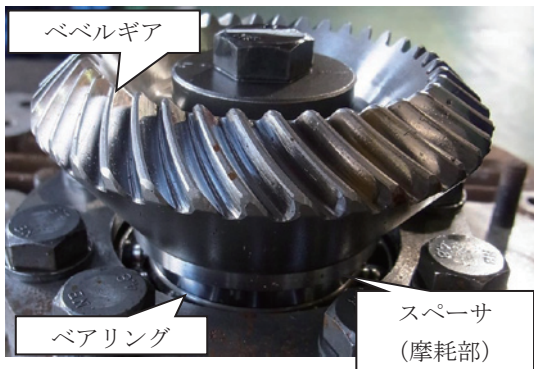
4. 営業走行時の振動の分析結果

4.1 データの取得状況と学習データ

3章で述べたとおり、気動車に振動加速度センサと状態監視装置を設置し、営業走行時の機器の振動データの取得を行っている。2017年2月よりデータの取得を開始し、2017年11月までの約9ヶ月間のデータについて、診断プログラムによる分析を実施した。また学習データについては、外気温の変動に伴う機器の振動の変化を考慮し、冬季（2月）から1日分、春季（3～5月）から3日分、夏季（6～8月）から3日分、および秋季（9～11月）から2日分のデータを選定した。以下では、営業走行中に発生したCSUの不具合に対する分析結果について報告する。



(a) 不具合発生部外観図



(b) 不具合が発生した回転軸

図8 CSUの不具合発生箇所

4.2 CSUの不具合状況

状態監視システムを適用した車両において、営業走行中にラジエータファンが動作しなくなる事象が発生した。ラジエータファンは、エンジンの動力を入力として回転するCSUで駆動されている。

今回発生した不具合について調査した結果、CSU内部にあるラジエータファンを駆動する機構(図8(a))において、エンジン側の回転軸(図8(b))に設置されているスペーサが摩耗していることが確認された。この摩耗により軸ががたつきが生じ、最終的にラジエータファンが動作しなくなっていたことが判明した。

4.3 分析結果

まず、不具合発生当日における、各機器の周波数帯毎の異常発生率を表2に示す。なお、表2では、異常発生率が0.1未満の場合を「正常」として緑色に、0.1～0.2の場合を「注意」として黄色に、0.2以上の場合を「異常」として赤色に、背景をそれぞれ色分けして表示している。不具合発生当日は、CSU高周波数の異常発生率が最も高くなっていることから、摩耗等によりCSUに異常な振動が発生していたと考えられる。次に、CSUの各周波数帯について、不具合発生日の70日前から不具合発生日の20日後まで(ただし、当該車両が営業走行した日のみ)の、1日あたりの異常発生率の履歴を図9に示

表2 不具合発生日の異常発生率

周波数帯	エンジン	変速機	CSU	ラジエータ
全周波数	0.010	0.012	0.035	0.010
高周波数	0.049	0.019	0.320	0.156
中周波数	0.015	0.019	0.158	0.037
低周波数	0.010	0.011	0.017	0.009

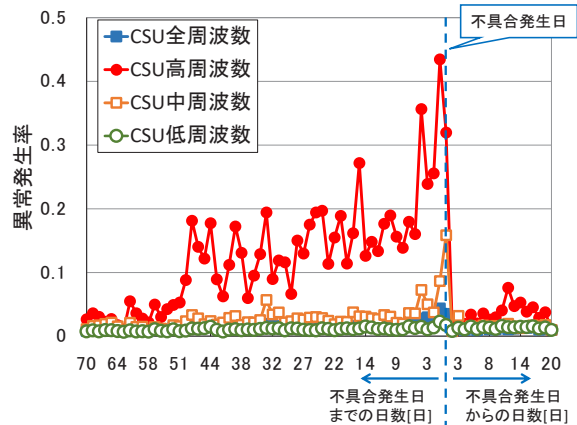


図9 CSUの異常発生率

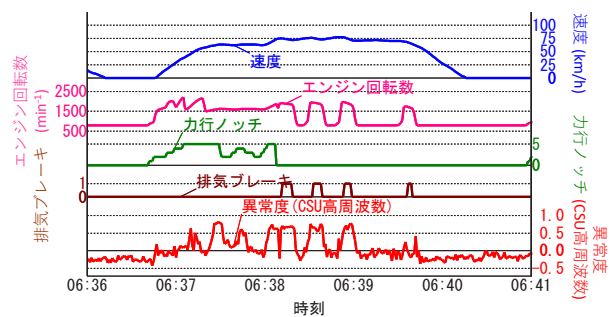


図10 走行データとCSU高周波数の異常度

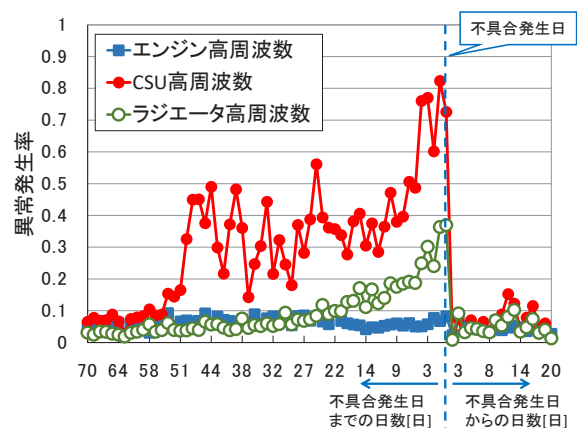


図11 直結段における高周波数の異常発生率

す。なお、図中の破線が不具合発生日を示し、次の日にCSUは正常品に取替えられ、2日後からは正常品を搭載して営業走行を再開している。図9において、全周波数、中周波数、低周波数の異常発生率は、不具合発生日を除いて全て0.1未満となっている一方、高周波数の異常発

特集：車両技術

生率については、不具合発生日の約 50 日前から 0.1 を超える値が頻繁に算出され、不具合発生日までその値が増大していく傾向にある。また CSU を正常品に取替えて以降は、異常発生率が 0.1 未満まで低下している。以上のことから、周波数帯毎の異常発生率を監視することで、今回のような不具合を早期に捉えられることが期待できる。

さらに詳細に分析を進めるため、不具合発生時刻の約 15 時間前の 5 分間（不具合発生日の 6:36～6:41）における、列車速度、エンジン回転数、力行ノッチ信号、排気ブレーキ信号、および CSU 高周波数の異常度を図 10 に示す。この車両は、速度 25km/h 以上での力行時、または排気ブレーキ（変速機の直結クラッチを接続した状態で、エンジンの排気管出口の遮断弁を閉じることでエンジンの回転抵抗を増大させて制動力を得るブレーキ）動作時に直結段で走行する。図 10 から、直結段での走行時に CSU 高周波数の異常度が正の値となる、つまり異常と判定される傾向が見られる。そこで、直結段で走行中のデータのみを用いて異常発生率を算出した。図 9 と同様に、不具合発生日の 70 日前から不具合発生日の 20 日後までの、1 日あたりの異常発生率の履歴を図 11 に示す。図 11 には、CSU 高周波数の異常発生率に加え、CSU と接続されているエンジン、ラジエータの高周波数の異常発生率も併せて示す。同図より、CSU 高周波数の異常発生率は不具合発生日の約 50 日前から 0.3 を超える値が頻繁に見られ、不具合発生日までその値が増大傾向にあり、最終的に 0.8 を超える高い値が算出されていることがわかる。さらに、ラジエータの高周波数についても、不具合発生日の 20 日前からは異常発生率が 0.1 を超え、不具合発生日まで増大する傾向が見られる。これは、今回の不具合箇所が、CSU の内部にあるラジエータファンを回転させるための部位であったことから、CSU の異常振動がラジエータにも伝搬したためであると考えられる。また、図 9 と同様、CSU を正常品に取替えて以降は異常発生率が低下していることも確認できる。

以上のことから、周波数帯を分割した分析や、走行条件を限定した分析を行うことにより、異常の傾向を早期に捉え、さらに異常の種類や進行度合いをある程度推定できる可能性が示された。その結果、駆動用機器に不具合が発生する予兆の段階で、点検や修繕等の処置を実施できることが期待される。

5. おわりに

本報告では、振動のオクターブバンド分析と機械学習を組み合わせた状態監視手法を紹介し、機器が正常な状態での振動データを長期間取得するため、提案手法を営業列車に適用した結果について報告した。

また、営業走行中に発生した CSU の不具合に対し、本手法を適用して分析を行った結果、不具合発生の 1 ヶ月以上前から CSU 高周波数の異常発生率が増大し、早期に異常の傾向を捉えられる可能性が示された。さらに、走行条件を限定した分析を行うことで異常の傾向がより顕著になり、異常の種類や進行度合いをある程度推定できる可能性が示された。

今後も、営業走行中の振動データの取得を継続し、学習データの蓄積を行う。また、同形式の他の営業列車に対しても振動データの取得を拡大し、車両や機器の個体差についても分析を進めていく。

最後に、振動加速度センサおよび状態監視装置設置のための改造工事にご尽力いただいた、西日本旅客鉄道株式会社米子支社後藤総合車両所の関係各位に、謝意を表す。

文 献

- 1) 近藤稔, 高重達郎, 真鍋慎一, 菅野普: 振動による状態監視手法を用いたディーゼルエンジン異物混入時の異常振動検知, 鉄道総研報告, Vol. 30, No. 4, pp. 47-52, 2016
- 2) 近藤稔, 真鍋慎一, 高重達郎, 菅野普: 振動による駆動用機器の状態監視手法, 講演番号 1201, 第 22 回鉄道技術連合シンポジウム (J-RAIL2015), 2015
- 3) 近藤稔, 高重達郎: 振動のオクターブバンド分析と機械学習を用いた車両機器の異常検知, 講演番号 GS0103-01, 日本機械学会関東支部第 23 期総会, 2017
- 4) 近藤稔, 真鍋慎一, 高重達郎, 菅野普: 振動のオクターブバンド分析を用いた車両用ディーゼル機関の異常検知手法, 鉄道総研報告, Vol. 29, No. 9, pp. 17-22, 2015
- 5) 近藤稔: 機械学習による車両機器状態監視のための代表データ選択法, 交通電気鉄道・フィジカルセンサ合同研究会, TER-18-036 / PHS-18-011, 2018
- 6) 近藤稔: 異常振動の発生周波数帯による車両機器状態の簡易診断, 鉄道総研報告, Vol. 32, No. 1, pp. 35-40, 2018