

振動による状態監視法を用いた気動車の異常検知と診断

西谷 幸祐* 近藤 稔*
高重 達郎* 菅野 普**

Abnormality Detection and Diagnosis for Diesel Railcar by a Vibration Monitoring Method

Kosuke NISHITANI Minoru KONDO
Tatsuro TAKASHIGE Hiroshi KANNO

Driving devices such as diesel engines and transmissions, have a potential of raising transport disorders when they are under abnormal conditions. Therefore, we are developing a condition monitoring system (CMS) by means of which we can detect abnormal vibrations and diagnose the differences in failures of driving devices to inspect them before under that conditions. In the CMS, vibration data is analyzed with octave-band analysis and a machine learning algorithm based on nearest-neighbor analysis. In this paper, we present a running test with a diesel railcar which has a diesel engine under abnormal conditions, and the result of the validation of abnormality detection and diagnosis by the CMS.

キーワード：気動車，振動，状態監視，オクターブバンド分析，異常検知，診断

1. はじめに

駆動用機器としてディーゼルエンジン（以下，エンジン）や変速機を搭載した気動車は，非電化区間を走行可能な鉄道車両として，特急列車やローカル線などに幅広く利用されている。これらの駆動用機器に故障が発生すると，エンジンカットによる遅延の発生や，最悪の場合は継続走行が不可能となり，大きな輸送障害につながる可能性がある。そのため，これらの故障の予兆を把握し，運用中に故障が発生する前に何らかの処置を行うことで，その発生を未然に防ぐことが求められている。

エンジンや変速機などの駆動用機器は，その多くが機械部品で構成されているため，機器の振動の変化を捉えることで異常を検知できる可能性がある。しかし，運転状況や線路状態等により様々な振動が発生すると考えられるため，振動の大きさや特定の周波数のみを分析するだけでは，適切に異常検知を行うことが困難であると考えられる。そこで著者らは，オクターブバンド分析と機械学習を組み合わせた，振動による状態監視手法の開発を行っている¹⁾。これまで，エンジンの潤滑油に異物を混入してエンジン内部の摩耗を促進させる単体試験等を行い，本手法の有効性を確認した^{2) 3)}。本報告では，様々な異常を本手法により検知できることを実証する試験の一つとして，エンジンの吸気，および排気に異常が生じ

た場合を想定して実施した異常模擬試験の結果について報告する。

以下では，まず状態監視システムの概要について説明する。そして，今回新たに実施した異常模擬試験の概要と，提案する状態監視手法を適用して異常検知，および異常種別の診断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

状態監視システムは，車上に設置した状態監視装置，地上のパソコンに組み込まれた診断プログラム，および機器の振動を測定する加速度センサで構成される。このシステムでは，状態監視の対象機器に設置したセンサからの振動データを，状態監視装置でオクターブバンド分析し，分析結果を記録するとともに，地上に設置したサー

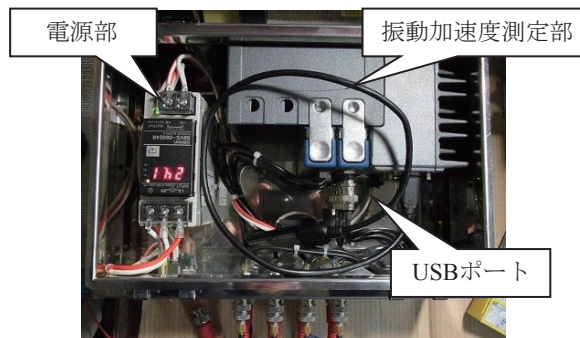


図1 状態監視装置外観

* 車両制御技術研究部 動力システム研究室

** 前 車両制御技術研究部 動力システム研究室

特集：車両技術

バーに送信する。そしてそのデータに対し、診断プログラムにより異常を判定する。なお、今回使用した状態監視装置は、オクターブバンド分析結果をサーバーではなく取外し可能な記録媒体（USBメモリ）に保存する仕様とした。状態監視装置の外観を図1に示す。

2.2 状態監視手法の概要

本手法では、正常な状態の振動データを記憶しておき、新たに観測した振動データと比較することで状態を判定する、機械学習のアルゴリズムを用いて異常検知を行う。著者らはこれまで、近傍法を応用した手法により状態監視システムの開発を行ってきた。以下では、この手法についての概要を説明する。

異常の判定イメージを図2に示す。まず、測定された振動のデータを、状態監視装置で1秒毎にオクターブバンド分析する。オクターブバンド分析は、振動の大きさの周波数帯毎の成分を算出することで、振動の特徴を表す数値の組（特徴ベクトルと称する）を作成する。この特徴ベクトルは、多次元空間上の点と見なすことができる。このようにして、1秒間の振動を表す特徴ベクトルを多次元空間上の1点として表現し、近傍法を応用した手法を用いて異常判定する。具体的には、診断プログラムにより、図2に示す学習データの集合に対し、新たに観測されたデータ（図2中のテストデータ X）がこの集合からどの程度離れたデータであるかを、異常度という指標を用いて評価する。異常度は、テストデータ X と、X の最近傍の学習データ A との距離を、ある基準距離で除した値から 1 を引いた値と定義する。この基準距離

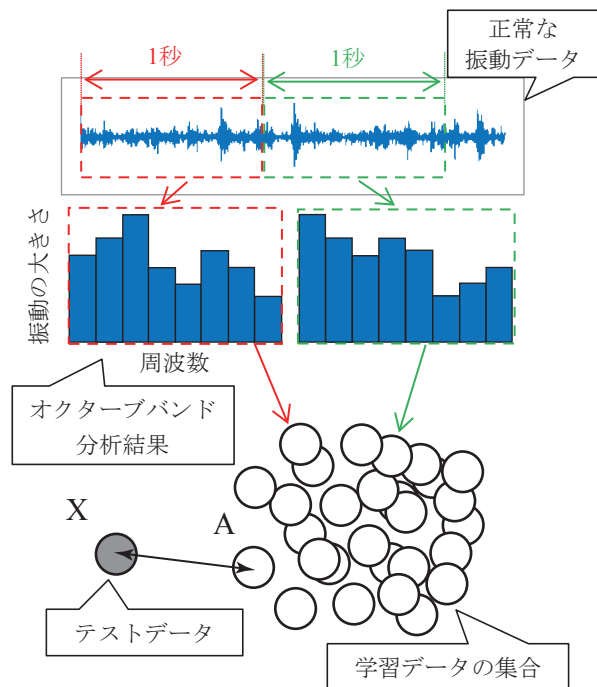


図2 異常検知の判定イメージ

の設定次第で異常度の算出結果は異なるが、今回の分析では、学習データの99%が負の異常度となる距離を基準距離とする。さらに、最近傍の学習データ A に対してのみではなく、k 番目に近い学習データにまで同様の考え方を適用し、k をパラメータとして異常度を算出する。このような手法で異常度を算出することで、異常度が負の値となれば正常な振動、正の値となれば異常な振動であると判定できる。以上が異常検知の考え方である。

なお、上述のようにオクターブバンド分析結果をそのまま異常検知に用いることも可能であるが、今回は、異常検知の性能向上のために、前処理として定常状態の抽出と主成分分析を行い、その結果に対して近傍法を適用している。定常状態の抽出では、前後時刻の振動データとの差に対してしきい値を設定し、その値を超えるものを排除することで過渡的な振動を除去する。主成分分析では、特徴ベクトルの次元を削減することで、データ量の削減と異常検知性能の向上を図っている。これらの前処理を行うため、定常状態の抽出に関するしきい値と、主成分の数をパラメータとして与えている。

3. 異常模擬試験

3.1 試験の概要

今回、提案する状態監視手法の有効性を検証するため、エンジンの吸気抵抗および排気抵抗の異常を模擬した気動車による構内走行試験を実施した。約 800m の直線区間を走行し、表1に示す手順 1~4 による片道の走行を 1 試番とする。加速時の力行ノッチは 2, 3, 4, 5 ノッチの 4 パターンとし、それぞれ 10 試番（5 往復）ずつ測定を行った。

走行試験における状態監視装置およびデータロガーの測定項目を表2に、配線および計測ブロック図を図3に示す。また、エンジン振動の測定箇所を図4に示す。図4(a)に示す車両の床下に設置されたエンジンに対し、図4(b)に示す位置に加速度センサを設置し、エンジン振動を測定した。状態監視装置は車内に設置し、エンジン振動の他、列車情報制御装置を介して力行ノッチ指令を、変速機制御装置を介して列車速度、エンジン回転速度、アンロード指令を測定した。この車両に搭載されたコンプレッサは、車両の圧縮空気圧が低下すると負荷運転を行い、設定した圧力まで上昇すると無負荷運転に切替わる。アンロード指令はコンプレッサの負荷状態を示しており、負荷運転時はこの指令がオフ、無負荷運転時はオンとなる。一方データロガーでの測定は、試験時の車両状態を把握するために実施した。

次に、今回実施したエンジンの異常模擬方法について、図5に示すエンジンの模式図で説明する。対象のエンジンには、プロアインペラとタービンインペラで構成され

表1 走行方法

手順	列車速度 [km/h]	力行ノッチ	運転状態
手順1	0	切	停車
手順2	0→45	2, 3, 4, 5	力行
手順3	45	切	惰行
手順4	45→0	切	ブレーキ

表2 測定項目

測定項目	測定機器	
	状態監視装置	データロガー
エンジン振動	○	○
力行ノッチ指令	○	○
列車速度	○	○
エンジン回転速度	○	○
冷却ファン指令	-	○
アンロード指令	○	○
排気ブレーキ指令	-	○
直結指令	-	○
1速・2速指令	-	○
エンジン吸気・排気圧力	-	○

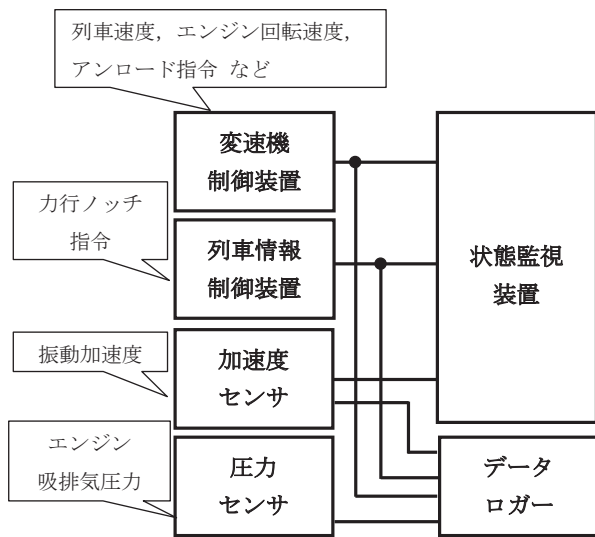
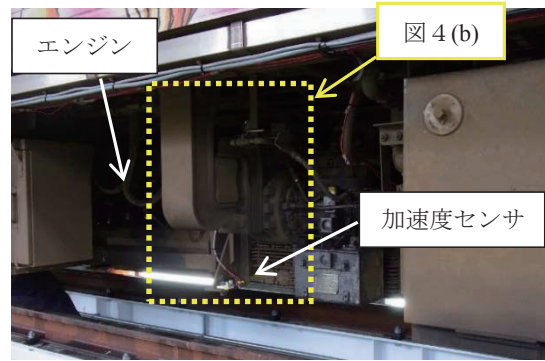
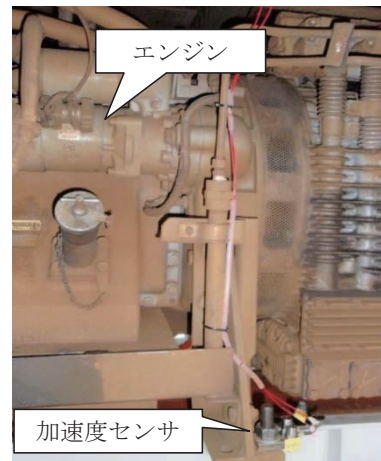


図3 配線および計測ブロック図

る過給機が搭載されており、シリンダからの排気ガスでタービンインペラを駆動することによりプロアインペラを動作させ、吸入空気を圧縮する構造となっている。また、タービンインペラの下流に位置する排気管には遮断弁があり、この弁を閉じることで排気圧を上昇させ、回転抵抗を増大させて排気ブレーキをかけることができる。このような構造のエンジンに対し、表3に示す条件で異常模擬を行った。吸気抵抗の異常に関しては、吸気フィルタの目詰まり等により吸入空気量が減少する異常を想定し、吸気口をテープで塞ぐことで異常を模擬した。今回は、吸気口を1/2塞いだ吸気1/2絞り、7/8塞いだ吸気7/8絞りの2種類の異常を模擬した。この異常模擬



(a) 測定箇所外観



(b) 測定箇所拡大図

図4 振動測定箇所

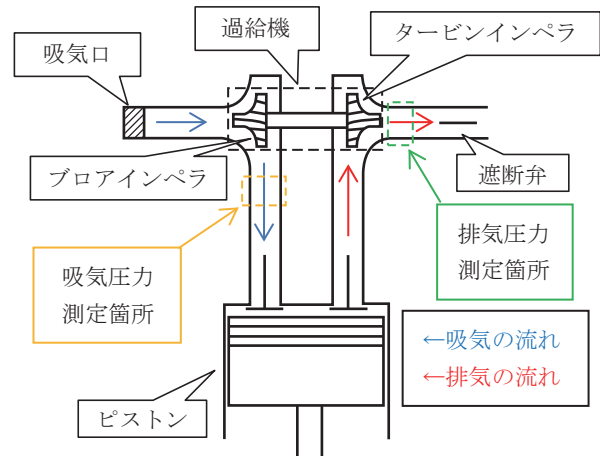


図5 エンジンの模式図

の状態を図6に示す。排気抵抗の異常に関しては、消音器の目詰まり等により排気圧力が上昇する異常を想定し、遮断弁を閉じたまま走行することにより異常を模擬した。この異常模擬の状態を図7に示す。また、エンジンの吸気圧力についてはプロアインペラを通過した直後の位置で、排気圧力についてはタービンインペラを通過した直後の位置で測定した。

表3 異常模擬の条件

条件	仮設内容	異常模擬内容
通常	仮設なし	異常模擬なし
吸気 1/2 絞り	吸気口を 1/2 塞ぐ	吸気抵抗の異常
吸気 7/8 絞り	吸気口を 7/8 塞ぐ	
遮断弁閉	遮断弁を閉じる	排気抵抗の異常

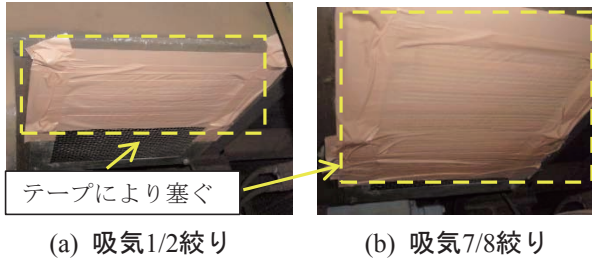


図6 吸気抵抗の異常模擬

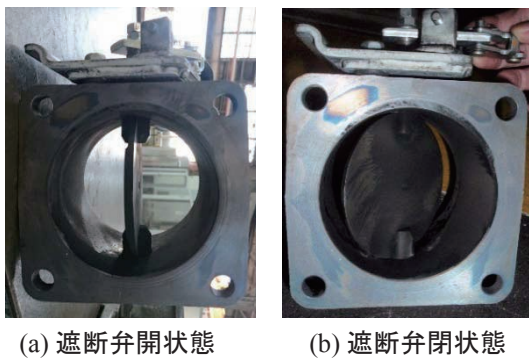


図7 排気抵抗の異常模擬

3.2 測定結果

3.2.1 異常模擬によるエンジンの状態

データロガーで記録した、力行ノッチ切（以下、アイドリング）の条件におけるエンジンの吸気圧力、排気圧力、および回転速度の測定結果を表4に示す。表中の値については、測定結果の平均値を示している。これまでの経験から、異常度の算出にはアイドリング状態の振動データを用いると良いことが分かっており、次節以降に述べる異常度の算出は、アイドリングの条件に限定した。

表4から、吸気 1/2 絞りの条件では、吸気圧力とエンジン回転速度が通常の場合よりも小さくなっている。一方吸気 7/8 絞りの条件では、通常の場合よりも吸気圧力は大きく、エンジン回転速度は同一の値となっている。これは、以下に述べるエンジンの制御によるものであると考えられる。

エンジンは、調速機と呼ばれる機器で回転速度を検知し、回転速度に応じて燃料の噴射量を制御している⁴⁾。アイドリングの場合は、エンジンの状態や負荷が変化してもエンジン回転速度が目標設定値となるよう、燃料の噴射量を調整する。表4における吸気 1/2 絞りの測定結果では、通常の場合と比較してエンジン回転速度が少し

表4 吸気圧力、排気圧力、エンジン回転速度の測定結果（アイドリング）

条件	吸気圧力 [kPa]	排気圧力 [kPa]	エンジン回転速度 [min ⁻¹]
通常	6.0	1.6	837
吸気 1/2 絞り	3.8	1.6	829
吸気 7/8 絞り	9.5	1.6	837
遮断弁閉	3.4	2.6	832

低下している。これは、エンジンへの吸入空気量が減少したことによるものであるが、この程度の回転速度の低下であれば、通常状態と同等の噴射量で制御されていたものと考えられる。一方吸気 7/8 絞りで、エンジンへの吸入空気量が大幅に減少したことにより目標回転速度を維持できなくなり、噴射量を増大させたため、吸気圧力が通常の場合よりも大きくなっていると考えられる。

次に遮断弁閉の条件では、遮断弁を閉じることで排気ガスの排出が妨げられ、通常の場合よりも排気圧力が増大している。同時に、通常の場合と比較して過給機の動作が緩慢になるため吸入空気量が減少し、それに伴い吸気圧力が小さくなっている。なお、遮断弁閉の場合においても、吸気 7/8 絞りの場合と同様、回転速度維持のために噴射量を増大させていると考えられる。以上のことから、異常模擬により、エンジンの状態が明らかに変化している。

3.2.2 診断プログラムによる異常度の算出結果

ここでは、本システムの診断プログラムにより、異常度を算出した結果について報告する。異常度算出には2.2節で述べた手法を用い、各パラメータの値は表5のとおりとした¹⁾。また、3.2.1節で述べたように、「アイドリング」のデータを算出対象とした。さらに、コンプレッサの動作がエンジンの振動に影響を与えると考えるため、「コンプレッサ負荷無し」の条件でもデータの抽出を行った。加えて、走行による機械同士の接触部のなじみや、潤滑状態が十分安定した振動を対象とするため、試験開始直後、および試験の中断があった際は再開直後の4試番分のデータについては除外した。

以上の条件下で、異常度を算出した。表6に、異常度算出に用いたデータを示す。ここで、通常の振動データのうち、1, 3, 5 往復目の試番のデータを通常1とし、2, 4 往復目の試番のデータを通常2と分類する。そして、学習データに通常1の振動データを用い、通常2、吸気 1/2 絞り、吸気 7/8 絞り、遮断弁閉の4条件における異常度を算出した。

全ての測定試番のアイドリング状態に対して異常度の算出を行った結果を図8に示す。図8は、算出した異常度に対して、区間幅を0.1とした場合のヒストグラムを、縦軸を相対度数として表している。通常2については、

表5 診断プログラムのパラメータ

パラメータ	値
定常状態抽出のしきい値	0.2
主成分の数	6
近傍データ数	4
近傍法における基準距離	学習データの99%が正常となる距離

表6 異常度算出に用いたデータ

条件	試番による分類	エンジンの異常模擬	データ種別
通常1	1, 3, 5 往復目	なし	学習データ
通常2	2, 4 往復目	なし	テストデータ
吸気1/2絞リ	全試番	吸気抵抗の異常	
吸気7/8絞リ	全試番	吸気抵抗の異常	
遮断弁閉	全試番	排気抵抗の異常	

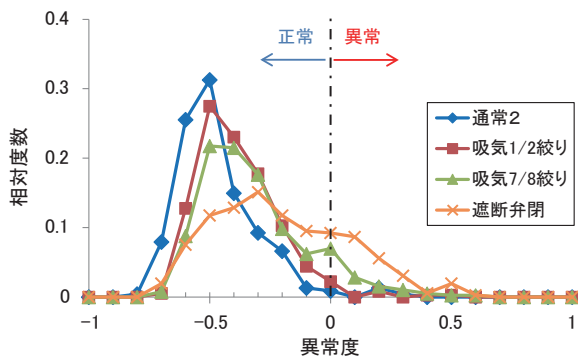


図8 異常度のヒストグラム

ほぼ全ての異常度が負の値となっていることから、正常であると判定される。また吸気1/2絞リに関しても、ほぼ全ての異常度が負の値となっていることから、通常の場合と同様の振動が発生しており、正常と判定される。一方、吸気7/8絞リや遮断弁閉の異常度については、負の異常度が多く算出されている一方で、通常2ではほとんど発生していない正の異常度も比較的多く算出されている。3.2.1節で述べたとおり、これら2つの条件では、エンジンの回転速度を維持するために噴射量を増大させていると考えられる。そのため、通常の場合とは異なる状態となっており、正の異常度が算出されたと考えられる。以上のことから、吸気や排気の流路に異常が生じることによるエンジンの状態変化が、本手法によりある程度検知できることが確認できた。しかしながら、異常度の増加はわずかであり、今回対象としたエンジンの状態変化は、振動の違いを検知する本手法では捉えにくいものであることが分かった。今後は、機器の個体差や季節

による変化等を含めた振動データを長期的に取得するため、本システムを営業列車に搭載し、有効性の検証を進めていく予定である。

4. 異常種別の診断

4.1 異常種別の診断手法

機器が故障する前に適切な処置を実施するためには、異常を検知できるだけでなく、さらに異常の種別を診断できる、つまりその機器にどのような異常が発生しているかを判定できることが求められる。そこで、異常度から異常種別を診断する手法を提案する。

診断方法のイメージを図9に示す。本手法では、前章の正常データに代えて、過去に異常Aが発生した際の振動データAを学習データとして与え、異常度を算出する。算出された異常度が負の値であれば、測定データである振動データXは、学習データ、つまり振動データAと同様な特徴を持つ振動と見ることができる。この場合、振動データXから、異常Aが発生している可能性があるとして診断できる。一方、異常度が正の値であれば、学習データとは異なる振動であると見ることができるため、異常Aは発生していないと診断できる。本手法では、以上のような考え方で異常種別を診断する。

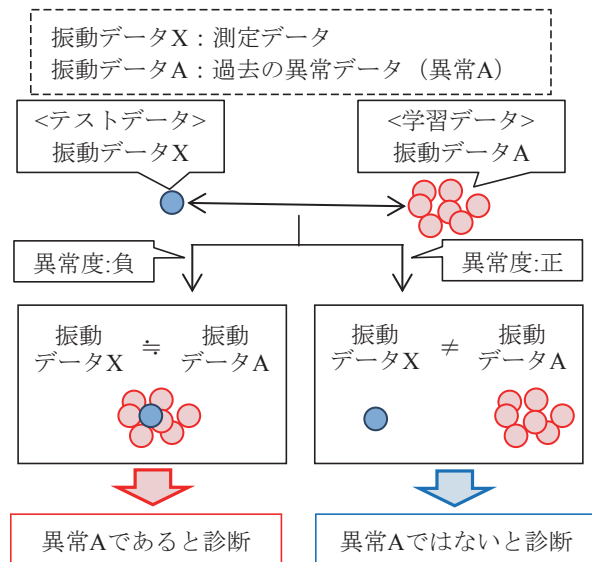


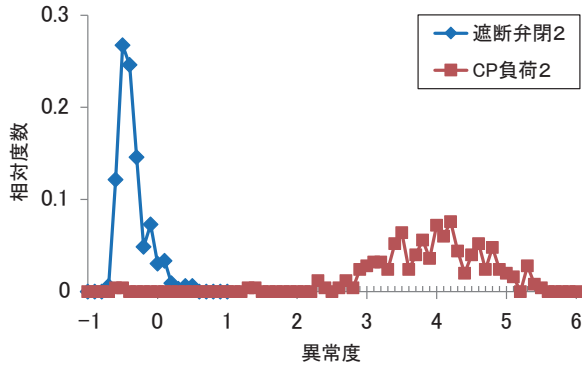
図9 異常種別の診断イメージ

4.2 異常種別の診断結果

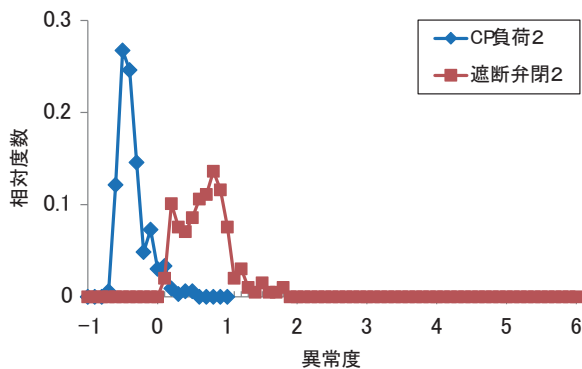
3章の結果において、正の異常度が比較的多く算出された遮断弁閉の場合の振動データと、通常の場合の振動データのうち、コンプレッサの負荷がある状態の振動データ(「CP 負荷」と表記)を異常振動のデータと見なして、異常種別の診断を行った。ここで扱うデータを表7に示す。遮断弁閉のデータのうち、1, 3, 5 往復目の

表7 異常種別の診断に用いたデータ

条件	試番による分類	エンジンの異常模擬	コンプレッサの負荷	データ種別
遮断弁閉1	1, 3, 5 往復目	排気抵抗の異常	なし	学習データ
遮断弁閉2	2, 4 往復目			テストデータ
CP 負荷1	1, 3, 5 往復目	なし	あり	学習データ
CP 負荷2	2, 4 往復目			テストデータ



(a) 学習データ: 遮断弁閉1



(b) 学習データ: CP負荷1

図10 異常度のヒストグラム

試番のデータを遮断弁閉1とし、2, 4 往復目のデータを遮断弁閉2とする。また、CP 負荷のデータのうち、1, 3, 5 往復目の試番のデータを CP 負荷1とし、2, 4 往復目のデータを CP 負荷2とする。これらのデータのうち、遮断弁閉1と CP 負荷1のデータを学習データとして異常度を算出した。算出した異常度に対し、区間幅を0.1とした場合のヒストグラムを図10に示す。図10(a)には、遮断弁閉1を学習データとした場合の、遮断弁閉2およびCP 負荷2の異常度、図10(b)には、CP 負荷1を学習データとした場合の、CP 負荷2および遮断弁閉2の異常度を示す。図10(a)から、遮断弁閉2についてはほぼ全ての異常度が負の値となっていることから、遮断弁閉1と同様な振動であり、遮断弁閉の異常であると診断できる。一方、CP 負荷2についてはほぼ全ての異常度が正の値となっていることから、遮断弁閉とは異なる振動であり、遮断弁閉の異常ではないと診

断できる。同様に図10(b)では、CP 負荷2はCP 負荷の異常であり、遮断弁閉2はCP 負荷の異常ではないと診断できる。このように、これまでに得られた異常データを学習データとして与えることにより、異常の種別を診断する上で参考となる情報を得られることが確認できた。

5. おわりに

本報告では、著者らが提案している振動による状態監視手法の有効性を検証するため、エンジンの異常を模擬した気動車による走行試験の結果について報告した。

エンジンの吸気抵抗と排気抵抗の異常模擬により、エンジンの吸気圧力、排気圧力、および回転速度が変化し、エンジンの状態が変化していることを確認した。

本手法を用いて異常検知を行った結果、異常模擬の条件により異常度の算出結果が異なり、異常模擬によるエンジンの状態変化がある程度検知できることを確認した。また、異常な状態の振動データを学習データとして異常度を算出した結果、異常度の違いからエンジンの状態を判定することができた。このことから、本手法による異常度を応用することで、異常種別の診断に役立つ情報が得られることを確認した。

今後は、営業線を走行する車両に本システムを搭載して営業列車の振動データを長期的に取得し、実用化に向けて取組みを継続する予定である。

文献

- 1) 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エンジンの異常検知手法, 鉄道総研報告, Vol. 29, No. 9, pp. 17-22, 2015
- 2) 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
- 3) 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
- 4) 藤沢英也, 川合静男: ディーゼル燃料噴射, 山海堂, 1988