

主成分分析による工場設備の異常検出手法に関する研究

田畑克彦*、大橋勉*、横山哲也**、村橋信之介†、津田亮†

A study on a method for detecting abnormalities in factory equipment using principal component analysis

TABATA Katsuhiko*, OHASHI Tsuyoshi*, YOKOYAMA Tetsuya**, MURAHASHI Shinnosuke† and TSUDA Ryo†

工場保全における信頼性、効率、労働環境の向上を目的として、工場などの生産設備に広く利用されているモータに様々な種類のセンサを取り付けて、センサの計測データからモータ等の軸受の異常検出とその緊急度を自動判定する軸受診断技術を開発している。本年度は対象を軸受以外に拡大するため、収集したデータに対して主成分分析による数値モデルを作成した。この結果、モデル出力の変動から、設備の負荷電流の急激な変化やセンサ不良など、各種の異常の兆候を俯瞰的に検出できることを確認した。

1 はじめに

本研究では、工場設備で広く使用されているモータに着目して、様々なセンサを使用してデータ収集を行い、データ分析によってモータの異常検出や異常予測技術を開発してきた^{1)~4)}。これまでに、軸受の異常検出とその緊急度を自動判定する軸受自動診断ソフトウェアを開発して、工場設備の遠隔監視システムの一部として運用している。

しかしながら、この軸受自動診断ソフトウェアは、モータ軸受やそれに直結している回転軸を診断対象にしているため、それ以外の異常、例えばモータそのものや過負荷状態などの異常を検出することは難しい。また、多数のセンサが長期間稼働することを想定すると、センサ自身の異常を検出する必要がある。

このような軸受以外の様々な異常の検出と、その異常要因を特定することを目的として、軸受寿命加速試験で収集したデータに対して主成分分析モデルを構築した。具体的には、診断対象の計測データに対して主成分分析を行い、主成分の固有ベクトルにより数値モデルを作成した。さらに、次元削減によりモデルを簡略化し、モデル出力を1次元の合成スコアに簡略化して、異常検出の可否について検討した。また、実際の工場設備で収集されたデータに対しても同様の検討を行った。

この結果、軸受異常の他にも、工場設備の負荷電流の急激な変動や観測用センサの計測不良などを、1次元のモデル出力から検出できることを確認した。また、主成分の固有ベクトルと特徴量の関係をもとに、その異常原因も特定できることを示した。本手法によれば、診断対象となる設備の異常を俯瞰的に検出でき、検出後に異常原因まで特定できる点で、有用な診断システムを構築できる可能性がある。

* 情報技術部

** 機械部

† イビデンエンジニアリング株式会社

2 軸受寿命加速試験の主成分分析

2.1 軸受寿命加速試験の概要

図1の軸受寿命加速試験用に開発した軸受寿命加速試験機(モータエミュレータ)¹⁾は、負荷側に接続された3つの軸受にラジアル方向の荷重をかけ、試験時間を短縮しつつ、軸受や回転軸などが異常に至る迄の各種センサのデータを収集する。表1は本年度実施した3回の軸受寿命加速試験の結果である。いずれの試験も軸受や回転軸の損傷によって異常振動が発生し、試験続行不能となるまで実施した。また、寿命短縮のために軸受にかけているラジアル負荷は、軸受 No.2 が他の軸受の約2倍であるため、傾向として軸受 No.2 もしくはその付近の回転軸に大きな損傷が発生していた。図2は、試験14において軸受の内輪に発生した傷のSEM画像である。

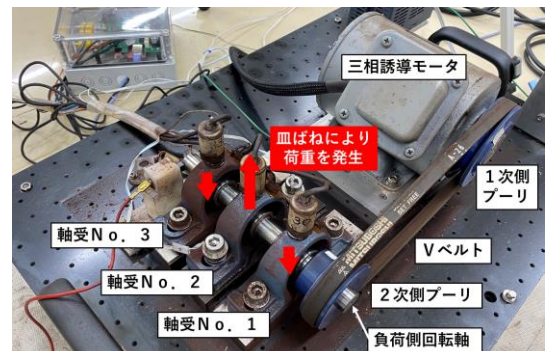


図1 軸受寿命加速試験機(モータエミュレータ)

表1 軸受寿命加速試験結果(令和5年度実施)

試験名	ラジアル荷重[kN]			試験時間[h]	試験終了理由	分解調査結果
	軸受No.1	軸受No.2	軸受No.3			
試験13	1.5	3.0	1.5	377	異常振動	・軸受の内輪、外輪、ボールに傷 ・負荷側回転軸の摩耗 ・軸受No.2のグリス黒色化
試験14	1.4	2.4	1.0	1002	異常振動	・軸受の内輪、外輪に傷 ・負荷側回転軸の摩耗 ・軸受の固定ボルト折れ ・軸受No.2のグリス黒色化
試験15	1.2	2.4	1.2	1239	異常振動	・分解調査中 ・軸受の固定ボルト折れ ・駆動軸回転時に揺動あり

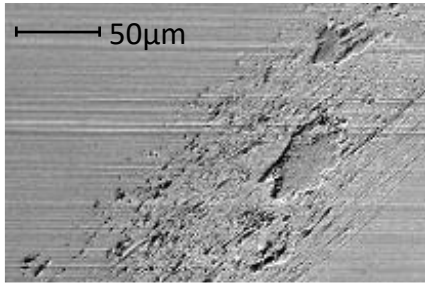


図2 軸受内輪傷の SEM 画像 (試験 14)

2.2 主成分分析

主成分分析とは多変量解析手法の一つで、対象となる事象の観測値の分散(バラツキ)が最大となる軸(第1主成分)を求め、その主成分の座標で観測値を表現することが、最もその事象を説明しているという考え方をもとにした分析手法である。また、主成分分析では、 n 種類の観測値が存在する場合、互いに直交する n 個の主成分(軸)が存在する。本研究では、まず対象を軸受寿命加速試験機(図 1)として、正常時の計測データをもとに主成分分析を行い、各主成分を求めてモデル化した。また、この主成分モデルに異常時を含めた計測データを適用して、主成分値(スコア)を求め、その合成スコアを出力とすることで、異常を検出できるか確認した。

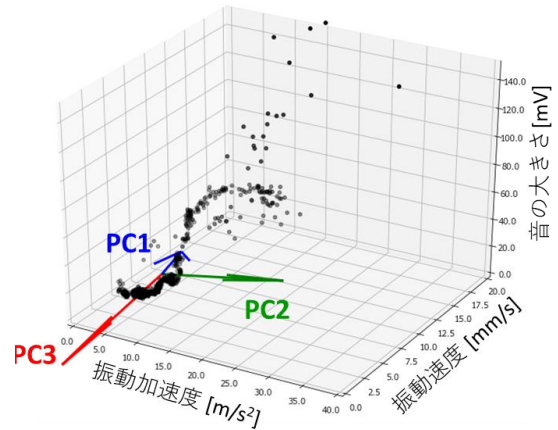
3 種類のデータを用いた場合の主成分分析の例を図 3 に示す。図 3(a)は表 1 の軸受寿命加速試験のうち、試験 13 の 15 種類のデータの中から、軸受 No.2 の振動加速度、振動速度および音の大きさの 3 種類のデータだけを 3 次元の散布図で表したグラフである。この 3 種類のデータに対して主成分分析を行うと、同図に示すように、互いに直交するという条件のもと、分散の大きい順に第 1 主成分(PC1)から第 3 主成分(PC3)を求めることができる。図 3(b)は試験 13 の計測データをそれぞれの主成分(軸)の座標に変換した場合の分布である。ここで、通常の計測データは様々な大きさの物理量が存在するので、データ値の大小の影響を抑えるため、式(1)に示すように、平均値 0、分散 1 となるようにスケーリングする。

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

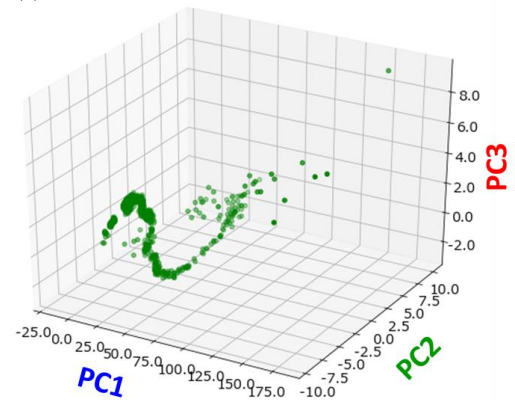
これをデータの標準化と呼び、 Z , X , μ と σ は、それぞれ標準化後の計測データ、標準化前の計測データ、標準化前の計測データの平均値と標準偏差である。図 3(c)は試験 13 の軸受 No.2 の計測データを標準化した後に主成分分析を行い、主成分座標でプロットした散布図である。図 3(b)と同図(c)を比較するとデータ標準化の前後で観測値の大きさや分布形状が異なっていることがわかる。本研究では計測データの種類によって大きさが異なることから、計測データを標準化して検討した。

2.3 主成分分析によるモデル化

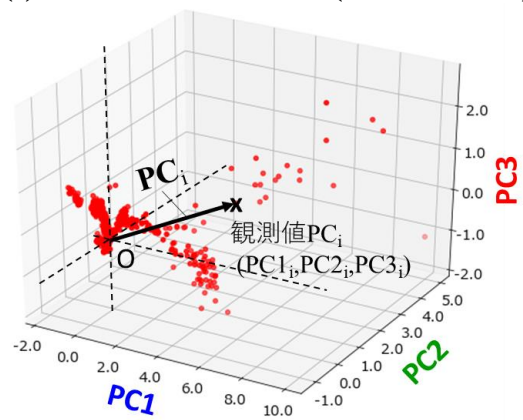
表 1 の軸受寿命加速試験で収集した計測データのうち、表 2 に示す 15 種類の特徴量を用いて主成分分析を行っ



(a) 計測データの分布と主成分座標表示



(b) 計測データの主成分表示(データ標準化前)



(c) データ標準化後の主成分表示

図3 軸受寿命加速試験(試験 13)の主成分分析例

た。なお、主成分分析には、Python とその機械学習ライブラリ scikit-learn を使用した。

図 4 は、各試験における軸受毎の各主成分の固有値を示したグラフである。固有値は各主成分座標に変換された観測値の分散であり、この値が大きいほど、観測値の情報を多く含んでいることを意味する。本研究では、対象のモデルを簡略化するために、15 次元から n 次元に次元削減する。このため、次元削減で使用される手法の一つであるカイザー・ガットマン基準を使用して、固有値 1 以上の主成分のみを抽出する。図 4 より、固有値 1 以上の主成分は第 5 主成分までであるので、第 5 主成分までを抽出し、5 次元のモデルとした。この時の主成分と

表2 主成分分析の特徴量

特徴量の記号*	特徴量の説明
0_acc_rms(m/s ²)	軸受の振動加速度の実効値
1_rubbing_lv(m/s ²)	軸受の潤滑不良モニタ値 (5k-10kHzの振動加速度平均値)
2_vel_rms(mm/s)	軸受の振動速度の実効値
3_envlp_rms(m/s ²)	軸受の振動加速度包絡線の実効値
4_vel_rpm(Hz)	軸受の回転周波数の推定値
5_vel_rpm_val(mm/s)	軸受の回転速度推定時のピーク値
6_outer_Hz(Hz)	軸受の外輪傷の推定周波数
7_outer_Hz_val(m/s ²)	外輪傷の推定周波数のピーク値
8_sound_rms(mV)	音の大きさの実効値
9_current_rms(A)	誘導モータの負荷電流の実効値
10_temp_b(deg)	軸受の表面温度
11_temperature(deg)	試験室の気温
12_humidity(%)	試験室の湿度
13_pressure (hPa)	試験室の気圧
14_current_CV_rate	モータ負荷電流の0.5日間の変動係数

* () 内は単位

累積寄与率の関係を図5に示す。ここで、累積寄与率とは、そこまでの主成分がデータ全体の情報をどの程度含んでいるかを示す値である。図より、第5主成分まで抽出した場合には、全体の75%~85% (0.75~0.85) であり、十分な情報を含んでいる。

図6の上段のグラフは、試験13の軸受No.2の各主成分スコアの時系列変化である。先ほど検討した第1主成分から第5主成分までの主成分スコアとその合成スコアの変化を示している。主成分スコアについては、図3(c)の3次元データのケースで説明する。ある時刻*i*における観測値 PC_i の各主成分の座標値($PC1_i$, $PC2_i$, $PC3_i$)を主成分スコアとして定義する。また、原点 O から観測値 PC_i までのベクトル PC_i の大きさを合成スコアとして定義する。なお、図6の合成スコアは第1主成分から第5主成分までの5次元の合成ベクトルであるため、次の式(2)で表される。

$$|PC_i| = \sqrt{PC1_i^2 + PC2_i^2 + PC3_i^2 + PC4_i^2 + PC5_i^2} \quad (2)$$

また、図6下段のグラフはこれまでに開発した軸受自動診断ソフトウェア³⁾により出力されたアラートレベルである。アラートレベルは0(正常)~5(緊急事態)までの6段階で、値が大きいほど異常が深刻で早期の対応を要することを意味する。ここで、本稿では正常時のアラートレベル0のデータセットに対して主成分分析を実施し、各主成分の固有ベクトルを求めることにより、モデル化した。固有ベクトルとは、該当する主成分軸の座標へ観測値を投影するための単位ベクトルである。この固有ベクトルと異常時を含めた観測値との内積をとり、各主成分スコアを求めた。さらに、モデルの出力として、式(2)の合成ベクトルを求めた。なお、図6の試験では、モ

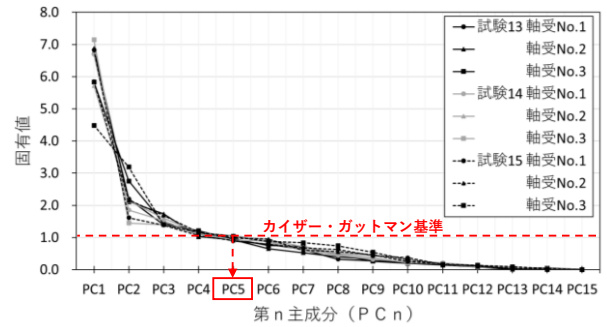


図4 各主成分の固有値

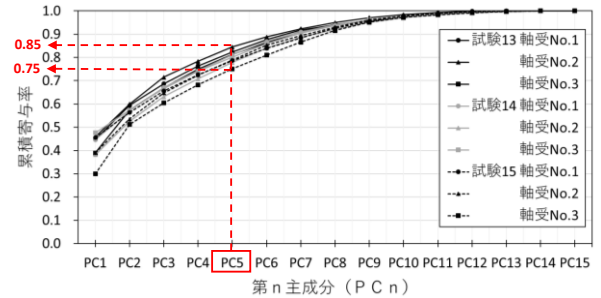
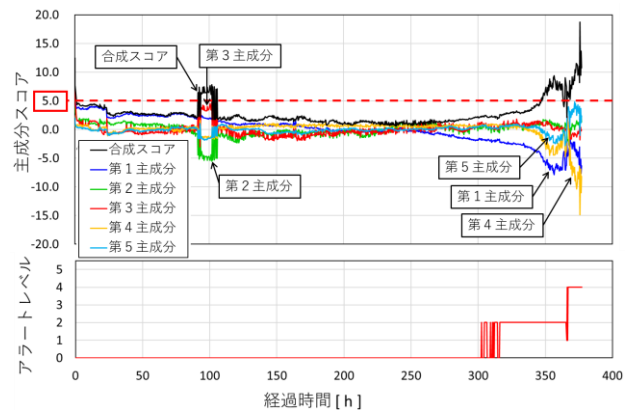


図5 主成分と累積寄与率の関係

図6 主成分スコアとアラートレベルの経時変化
(試験13 軸受No.2)

デル化に使用したアラート0のデータセット数は931で、モデルに適用したアラート1以上のデータセット数は202であった。

2.4 モデルの検証

図6の合成スコアに注目すると経過時間100h前後で一時的に上昇し、その後減少して、試験終盤の300h経過後はおおむね単調増加している。アラートレベルとの関連性に注目すると、試験終盤に軸受の劣化が進んでアラートレベル4に上昇した区間では合成スコアは5.0を超えているが、アラートレベル2の前半では値が増加しているものの経過時間50h前の試験初期と大きな差がない。このため、合成スコア5.0以上で異常が発生していると判定すると、アラートレベル2~4程度でなければ異常を検出できないことになる。よって、軸受に対して軽微な異常を含めて検出するという目的では、軸受自動診断ソフトウェアが優れていることを示している。なお、試験終盤の合成スコアの増加は、第1主成分、第4主成

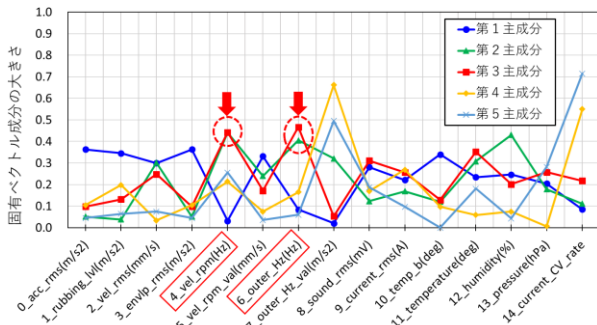


図7 各主成分の固有ベクトル成分の大きさ
(試験13 軸受 No.2)

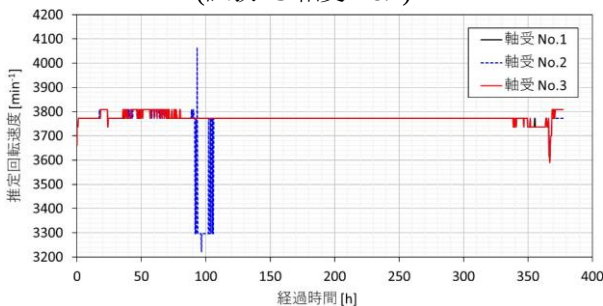


図8 回転軸の推定回転速度の変動(試験13)

分および第5主成分の絶対値が上昇しており、アラートレベルにはこの3つの主成分スコアが影響している。

また、図6では経過時間100h前後においても合成スコアが5.0以上となっているが、軸受自動診断ソフトウェアは異常を出力していない。この期間の主成分スコアは、同図のとおり、第2主成分と第3主成分が上昇しており、試験終盤に上昇している主成分とは異なる。

合成スコアの異常の原因を探るため、図7にモデル化に使用した各主成分の固有ベクトルの絶対値を示す。固有ベクトルの各成分の大きさは0から1.0の値をとる。そして、値が大きい特徴量ほど、該当する主成分軸の方向に近い軸であるため、主成分スコアの値に大きく影響する。図7の第2及び第3主成分の固有ベクトルに注目すると、その他の主成分よりも大きい特徴量は4_vel_rpm[Hz]と6_outer_Hz[Hz]であることがわかる。これらの特徴量は負荷側回転軸の回転速度の推定値、またはそれに大きく依存するパラメータである。このため、図8に示す負荷側回転軸の回転速度の推定値を確認した。この結果、合成スコアが異常値を示している経過時間100h前後の期間において、軸受No.2の回転速度の推定値のみが異常値を示していた。この回転速度の推定値は、同じ回転軸に取り付けられた軸受No.1、No.2およびNo.3の振動センサのそれぞれの観測値から推定しているため、正常であれば、ほぼ同じ値となる。このため、原因は不明であるが、軸受No.2の回転速度を推定するために使用するセンサになんらかの計測不良が発生していたと考えられる。

本結果より、主成分分析によるモデル化を行い、モデル出力とした第5主成分までの合成スコアの変動をモニ

表3 工場設備の主成分分析の特徴量

特徴量の記号*	特徴量の説明
0_acc_rms(m/s ²)	軸受の振動加速度の実効値
1_rubbing_lvl(m/s ²)	軸受の潤滑不良モニタ値 (5k-10kHzの振動加速度平均値)
2_vel_rms(mm/s)	軸受の振動速度の実効値
3_envlp_rms(m/s ²)	軸受の振動加速度包絡線の実効値
4_vel_rpm(Hz)	軸受の回転周波数の推定値
5_vel_rpm_val(mm/s)	軸受の回転速度推定時のピーク値
6_outer_Hz(Hz)	軸受の外輪傷の推定周波数
7_outer_Hz_val(m/s ²)	外輪傷の推定周波数のピーク値
8_sound_rms(mV)	音の大きさの実効値
9_current_rms(A)	ターボ冷凍機の負荷電流の実効値
14_current_CV_rate	負荷電流の1.0日間の変動係数

*() 内は単位

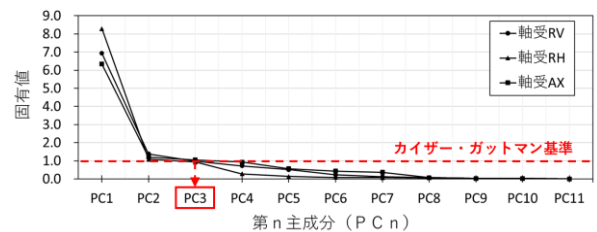


図9 工場設備データの各主成分の固有値

タすると、軸受の診断では検出できない、センサ不良を検出できることを確認した。このことは、長期間に渡って観測を行うセンサ故障の検知も期待できることから、遠隔監視システムのセルフチェックに有用と考える。

3 工場設備データの主成分分析

3.1 工場設備データの概要

軸受寿命加速試験データの主成分分析手法と同様の手法により、工場設備の収集データに対しても分析を行った。分析対象は工場の基幹設備である空調システムのターボ冷凍機のコンプレッサの軸受とし、表3に示す11種類の特徴量とした。表3では、表2の軸受表面温度と工場内の気温、湿度、気圧のデータの4つの特徴量がない点異なる。なお、これらのデータの収集期間は2023年1月30日～同年8月30日までの7カ月間であり、それぞれのデータは1時間毎に収集した。

また、このターボ冷凍機については、現在、軸受自動診断ソフトウェアによりリアルタイムで診断が行われているが、データ収集期間において、アラート1以上の異常アラートは出力されていない。

3.2 主成分分析によるモデル化

上述のデータに対して主成分分析によるモデル化を行うが、今回のデータでは異常アラートの出力がないため、すべての正常データに対して主成分分析によるモデル化を行い、モデル出力の変動について検討した。

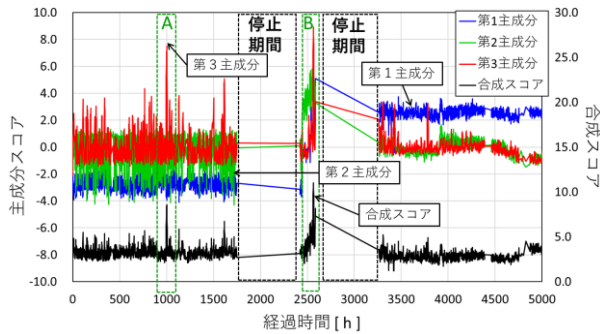


図 10 主成分スコアの経時変化
(工場設備の軸受 RV)

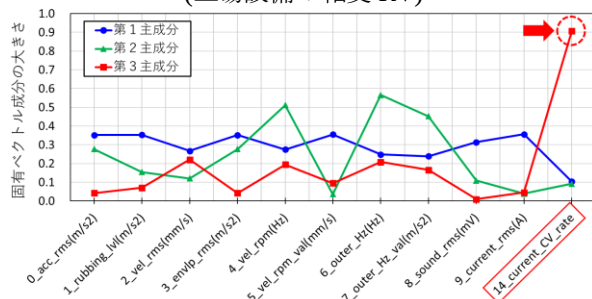


図 11 各主成分の固有ベクトル成分の大きさ
(工場設備の軸受 RV)

図 9 は上述のデータに対して算出した各主成分の固有値である。ここで、図中の軸受 RV、RH および AX は、同じ軸受のラジアル方向のうちの鉛直、水平、軸方向に振動センサを取付けて収集したデータである。図より、2 章と同様にカイザー・ガットマン基準で次元削減を行い、第 3 主成分までのモデル化を行った。この時の第 3 主成分までの累積寄与率は 78~94% であるため、十分な情報量を含んでいる。

3.3 モデルの検証

図 10 下段は軸受のラジアル方向のうちの鉛直に設置した振動センサのデータ(軸受 RV)を用いてモデル化した場合の主成分スコアの経時変化である。経過時間 2000h 前後と 3000h 前後の 2 回にわたって停止期間があり、この間のデータは取得していない。また、同図上段は、次元削減後の第 3 主成分までのベクトルの大きさを合成スコアとして求めたモデル出力である。

モデル化後の合成スコアに着目すると経過時間 1000h (図 10 の A 期間)および 2560h 付近(同図 B 期間)に大きなピークが発生している。このピークは、同図に示すように、同じタイミングで発生している第 3 主成分スコアのピークによるものである。図 11 はモデル化に使用した各主成分の固有ベクトル値であるが、図より、14_current_CV_rate が第 3 主成分スコアに大きく関与していることがわかる。ここで 14_current_CV_rate とは、表 3 のとおり、ターボ冷凍機の負荷電流(9_current_rms(A))の過去 1 日間の変動係数である。

図 12 は計測期間内における 14_current_CV_rate と 9_current_rms(A)の変動を示すグラフである。同図より、

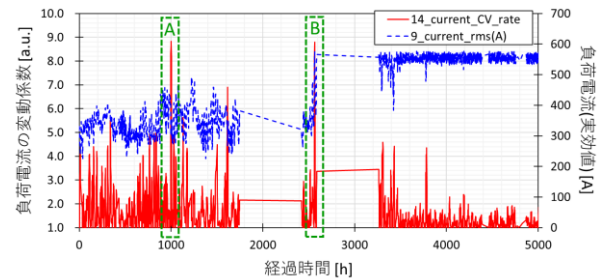


図 12 工場設備の負荷電流と変動係数の変化

合成スコアで発生しているピークの要因は負荷電流の変動係数(14_current_CV_rate)であることが確認できる。実際に冷凍機の運転データにおいても、A 期間においては、冷凍機の冷水温度の低下により負荷電流が数時間内に 100A 程度低下したと、B 期間においては冷水温度の上昇により数時間内に 200A 程度上昇したことが記録されている。よって、工場設備の運転データを主成分分析によってモデル化して、モデル出力である合成スコアを監視することにより、今回のような負荷電流の急激な変動等の現象を検出できるため、異常運転などにつながる兆候を早期に検出できることがわかった。

4 まとめ

本年度は異常検出の対象を軸受以外にも拡大するため、軸受寿命加速試験および工場設備の冷凍機で収集したデータの 2 つのケースに対して主成分分析を行った。主成分分析では、次元削減によりモデルを簡略化するとともに、固有ベクトルを求めて主成分と特徴量間の関係づけを行って、対象となる観測事象をモデル化した。また、モデルの出力として、各主成分を合成したベクトルの大きさである、合成スコアによって、それぞれのケースに対してモデルを検証した。この結果、軸受寿命加速試験のデータからは、回転軸の回転速度推定値の異常を検出できた。また、工場設備の冷凍機データからは、負荷電流の急激な変動を検出できた。これにより、主成分分析によって作成されたモデルが、計測データやセンサなどの異常を俯瞰的に捉えることができ、原因となる特徴量を推定できることを示した。今後は、軸受診断に使用するデータに工場設備の運転データを加えることで、より広範囲な工場設備の異常を検出できるか検討する。

【参考文献】

- 1) 田畑ら,岐阜県産業技術総合センター研究報告 No.1, pp95-98, 2020
- 2) 田畑ら,岐阜県産業技術総合センター研究報告 No.2, pp87-90, 2021
- 3) 田畑ら,岐阜県産業技術総合センター研究報告 No.3, pp81-84, 2022
- 4) 田畑ら,岐阜県産業技術総合センター研究報告 No.4, pp73-74, 2023