

DP マッチング, 周波数領域のヒストグラム及び主成分分析 法を用いたインバータ制御回転機械の自動診断法

Automatic Diagnosis Method for Inverter Controlled Rotating Machinery Using DP Matching, Histogram of Frequency Domain and Principal Component Analysis

鉄道総合技術研究所小林 祐介Yusuke KOBAYASHI鉄道総合技術研究所富田 優Masaru TOMITA三重大学大学院宋 瀏陽Liuyang SONG

三重大学大学院 陳山 鵬 Ho JINYAMA Member

In recent years, inverter controlled rotating machines are becoming major for saving energy and maintenance labor. Up to now many kinds of methods about diagnosing rotating machines are proposed, but most of them are applicable only for machines rotating at constant speed. When rotating speed change, the acceleration signal measured for diagnosis becomes quite different. And applying the previously proposed methods to inverter-controlled machines is difficult. So, in this paper, the method in which the diagnosing methods proposed previously (histogram of frequency domain and principal component analysis) are applied to inverter-controlled machines after identifying rotating the speed automatically from the spectrum data of acceleration sensors using DP matching, is proposed. Also, in this paper, to verify this method, the usefulness of this method is confirmed using the equipment which simulates a rotating machine.

Keywords: DP Matching, Inverter Control, Automatic Diagnosis, Frequency Change, Statistical Filter, Multi-band Filter, Histogram of Frequency Domain, Principal Component Analysis

1. はじめに

近年,省エネルギー化・省メンテナンス化を目的として,インバータ制御の回転機械[1]が年々増えてきている.

これまで回転機械の設備診断に関する様々な手法が提案されているが[2-7], そのほとんどは回転速度(以下,回転数と記する)が一定の回転機械にのみ適用可能なものである.回転数が変化すると故障診断のために測定した振動加速度信号は時間と共に大きく性質が変化してしまうため、従来から提案されている故障診断手法のインバータ制御機器への適用は難しい.

そこで、本稿では、インバータ制御機器に対し、DPマッチング(動的計画法(Dynamic Programming)によるマッチング)[8] を用いて振動加速度センサで取得したデータのスペクトルから自動的に回転数を同定した後、回転数が一定の回転機械に対し用いられてきた診断法を適用する手法を提案する。回転数は、パルスセンサやインバ

連絡先:小林祐介,〒185-8540 東京都国分寺市光町 2-8-38,(公財)鉄道総合技術研究所, E-mail:kobayashi.yusuke.43@rtri.or.jp ータの出力からも計測可能であるが、必ずしも全ての機器にパルスセンサ等を取り付けられるわけではないこと、取り付けや配線が煩わしいことから、設備診断で用いられる振動加速度センサで測定した診断信号を活用して診断対象機器の回転数を同定したうえで、その機器の状態を判定する手法を提案する.

また,提案手法を検証するため,回転機械設備の各状態 を模擬できる実験装置を用いた実験を行い,提案手法の 有効性を確認した.

2. 自動診断のフロー

2.1 全体のフロー

本稿で提案する自動診断のフローを Fig.1 に示す. 診断対象のインバータ制御回転機械が正常であると仮定し、診断対象機械の振動加速度データを、あらかじめ回転数が分かっている正常状態の振動加速度データ群とマッチングする. その後、DP マッチングでマッチした既知振動加速度データの回転数を診断対象機械の回転数とし、主成分分析法等を用いて、回転数が一定の回転機械に対する診断法によって、正常・異常を判定する. 正常と判定さ

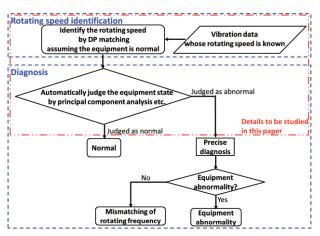


Fig. 1 Flowchart of diagnosis.

れた場合,診断対象機械はまさしく正常であるが,異常と 判定された場合,診断対象機械がまさしく異常である可 能性と DP マッチングによる回転数のミスマッチの可能 性が考えられるため,精密に診断する必要がある.

なお、本稿では回転数の自動同定法および正常か異常かといった自動簡易診断法について報告するが、異常と判定された後の精密診断法については、診断対象の機種や部位などによって様々な方法[2]があり、本稿では言及していない。

2.2 DP マッチング

DP マッチングは音声認識や画像認識にもよく用いられる手法で、波形の変形をある程度許容しながら波形同士のマッチングを行う手法である. DP マッチングでは、Fig. 2 に示すように、二つの波形がよりマッチするように横軸を伸縮させながら、縦軸の大きさの違いを評価する.

マッチング対象の2 つの離散スペクトルデータ

$$F = (f_1, f_2, ..., f_k, ..., f_I)$$
 , $I \not\ni I$ (1)

$$G = (g_1, g_2, ..., g_k, ..., g_J), J \not \supset J$$
 (2)

に対し、周波数軸の伸縮対応を、Fig.3 に示すような格子グラフ上の点(1,1)から点(I,J)へ至るルートによって表現する。例えば、波形のマッチングを行う際に、Fのk番目の点においてFの周波数軸(横軸)を伸ばしたければ格子グラフを上に、Fの周波数軸を縮めたければ(Gの周波数軸を伸ばしたければ)格子グラフを右に、伸縮が不要な際は格子グラフを右上に進む。ここで格子点を

$$p_k = (i_k, j_k) (1 \le i_k \le I, 1 \le j_k \le J)$$
 (3)

とすれば、FとGの対応関係Pは

$$P = (p_1, p_2, ..., p_K)$$
 (4)

となる. 格子点の移動は $k \geq 2$ において

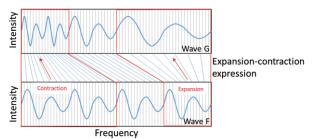


Fig. 2 Matching example by DP matching.

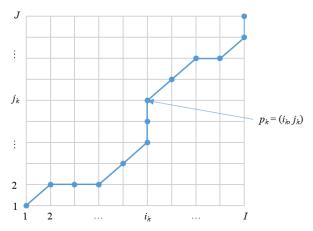


Fig. 3 Grid graph.

$$p_{k} = \begin{cases} (i_{k-1} + 1, j_{k-1} + 1) \\ (i_{k-1} + 1, j_{k-1}) \\ (i_{k-1}, j_{k-1} + 1) \end{cases}$$
 (5)

に制限される.

$$h(p_k) = \min \begin{cases} h(i_k - 1, j_k - 1) + 2d(i_k, j_k) \\ h(i_k - 1, j_k) + d(i_k, j_k) \\ h(i_k, j_k - 1) + d(i_k, j_k) \end{cases}$$
(6)

の漸化式 $(k \ge 2)$ により,

$$h(p_1) = 2d(p_1) = 2d((1,1))$$
 (7)

を初期値として $h(p_k)$ を求めると、マッチング度合 D(F,G) は

$$D(\mathbf{F}, \mathbf{G}) = \frac{1}{I+I} h(p_K) \tag{8}$$

となる. ここで $d(i_k, j_k)$ は

$$d(i_k, j_k) = g_{j_k} - f_{i_k}$$
 (9)

である.

マッチング度合が小さいほど二つのスペクトルデータは似ている(マッチしている)ことを示している.

2.3 主成分分析法

本稿では、DPマッチングでマッチにより回転数を同定した後、主成分分析法を用いて状態診断を行う. 本稿では、診断精度を高めるために、主成分分析を行う前に、以下に示す統計フィルタ[9]とマルチバンドフィルタ [10]により

振動加速度波形からノイズを除去して、信号の特徴をよく反映するスペクトルを求める. また,主成分分析では、 入力変数として特徴パラメータの代りに、周波数領域の ヒストグラムを用いて[11]、設備状態を判定する.

2.3.1 統計フィルタ処理

統計フィルタは、周波数領域において統計検定理論を 用いてフィルタ基準信号(正常状態時の信号)と診断信号 との同じスペクトル成分をノイズとして除去することに より特徴信号を抽出する方法である.

統計フィルタでは、はじめにフィルタ基準信号と診断 信号を M 個の部分に分割する. 複数個のスペクトル成分 を1セットとして、各セットに対して統計検定を行うこ とにより、対象の周波数帯域(1 セット)における信号が ノイズか,特徴信号かを判定する.ある周波数帯域におい て、統計検定によりフィルタ基準信号と診断信号のスペ クトル成分の値が同レベルであると判定されれば、この 周波数帯域の診断信号には異常情報が含んでいないこと を示すため、この周波数帯域の診断信号のスペクトル成 分はノイズとして除去される(ゼロに設定される). 統計 フィルタのイメージを Fig. 4 に示す. 周波数帯域 A およ びCのスペクトル成分は周波数帯域内のフィルタ基準信 号と診断信号のスペクトル値に統計的な有意差がないた め削除される. 一方, 周波数帯 B においては, 周波数帯 域内のフィルタ基準信号と診断信号のスペクトル値に統 計的な有意差があるため、この周波数帯域のスペクトル 成分が特徴信号(予測異常信号)として残される.

式 (10) に示す識別指数 (discrimination index) DI は、 二つのデータ (平均値と標準偏差をそれぞれ μ_1 と μ_2 、 σ_1 と σ_2 とする) の間の有意差有無を判定するために使用さ れる. 両者の差が大きくなると、DI の値も大きくなるた

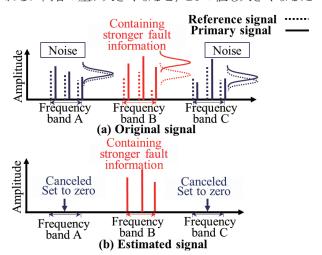


Fig. 4 Statistical filtering.

め、フィルタ基準信号と診断信号のスペクトル成分が同じレベルか否かを判断するために*DI*が用いられる.

$$DI = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \tag{10}$$

両者の差異を判定するときに用いる DI の閾値を SDI とする. DI が SDI より大きいとき、この周波数帯域におけるフィルタ基準信号と診断信号の有意差があるとする. また、DI が SDI より小さい場合、フィルタ基準信号と診断信号の有意差がなく、この周波数帯域の診断信号のスペクトル成分はノイズとしてゼロに設定される.

本稿の例では様々な診断データを用いた検討・検証の結果によりM=8, SDI=1.25 に設定した.

2.3.2 マルチバンドフィルタ

本稿では、異常状態として、構造系異常(アンバランス、ゆるみ、ミスアライメント)を仮定した。構造系異常は低周波数領域に特徴周波数成分が現れ、回転周波数の高調成分に注目すべきなので、計測した信号から回転周波数に対応する特徴スペクトル成分のみを抽出するために、本研究では Fig. 5 に示すような、回転数 f_r の第 l 次周波数 t2 Hz (l=1,2,...,25) の成分のみをパスするマルチバンドフィルタを用いた。

2.3.3 周波数領域のヒストグラム

周波数領域のヒストグラムとは、特定の周波数帯域に おいて対象信号のスペクトルを正規化することにより縦 軸の数値が頻度に相当するような正規化スペクトルのこ とである.

スペクトルの正規化により周波数領域のヒストグラム

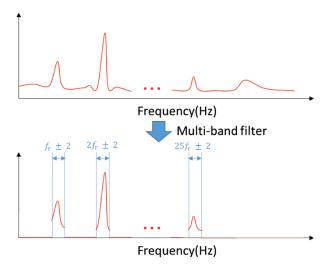


Fig. 5 Multi-band filtering.

(正規化スペクトル)(以下,ヒストグラムと略称する)を求める.式(11)は正規化スペクトルを求める一つの式である.

$$F(f) = \frac{F'(f)}{\sum_{f=f_0}^{f_N} F'(f)}$$
(11)

ここで, F(f)は周波数帯域 $f_0 \sim f_N$ におけるヒストグラムで, F(f)は対象信号のスペクトルである.

Fig. 6 に示すように、周波数帯域 $f_0 \sim f_N$ において、式 (12)によりx番目のヒストグラムのセグメント値 V_{hist_x} を 求める。

$$V_{hist_x} = \mu_{hist_x} w_x \tag{12}$$

ここで、 w_x は各周波数分割区間に対応する重み係数で、 $w_x=0\sim 1$ となる。また、 $\mu_{hist,x}$ は式(13)により求めた各分割区間のヒストグラムの平均値である。

$$\mu_{hist_x} = \frac{\sum_{f \in \widehat{\pi}x \mid \mathbb{Z}\parallel^F(f)}}{N_x} \tag{13}$$

ここで、 $\sum_{f \in \Re x \setminus \square} F(f)$ は第 x 分割区間に含まれるF(f)の和で、 N_x は第 x 分割区間におけるポイント数である。また、 Δf は離散スペクトルの周波数間隔である。

Fig. 7 には 64 ポイント (N_x =64) のヒストグラムの平均値を 1 セグメント値として、32 セグメントのヒストグラムを示しているが、統計フィルタリングされたヒストグラムの例であり、ノイズが強い高周波領域においてセグメント値が 0 になっている.

主成分分析法では、ヒストグラムのセグメント値 V_{hist_x} (x=1,2,...,X) を式(14)によりN 個の主成分 $(z_1 \sim z_N)$ に変換する.

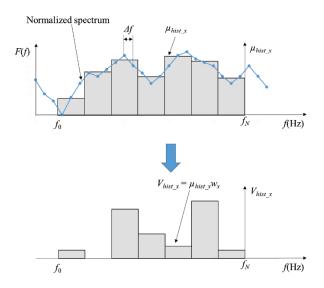


Fig. 6 Calculation of segment value.

式(14)において、Aは主成分変換係数行列といい、係数 a_{nn} は診断基準とする正常状態のデータより求められる。 また、診断基準データより求められたセグメントベクトル Vにおける共分散行列の固有値を $\lambda_1 \sim \lambda_N$ とすると、 λ_n は第n主成分の標準偏差でもある.

Y 個のサンプルデータからなるヒストグラムのセグメント値行列Vyは式(15)のようになる.

$$\mathbf{V}_{Y} = \begin{bmatrix} V_{hist_1,1} & \cdots & V_{hist_1,Y} \\ \vdots & V_{hist_x,y} & \vdots \\ V_{hist_X,1} & \cdots & V_{hist_X,Y} \end{bmatrix}$$
(15)

式(16)により $V_{hist_x,y}$ を正規化すると正規化セグメント値行列 V_y は式(17)となり、主成分変換係数行列Aにより変換した正規化主成分行列 Z_y は式(18)のようになる.

$$V'_{hist_x,y} = \frac{v_{hist_x,y} - \bar{v}_{hist_x,y}}{sv_{hist_x,y}}$$
(16)

ここで、 $\bar{V}_{hist_x,y}$ と $SV_{hist_x,y}$ はそれぞれY個の診断基準データにおける $V_{hist_x,y}$ の平均値と標準偏差である.

$$\mathbf{V'}_{Y} = \begin{bmatrix} V'_{hist_1,1} & \cdots & V'_{hist_1,Y} \\ \vdots & V'_{hist_x,y} & \vdots \\ V'_{hist_X,1} & \cdots & V'_{hist_X,Y} \end{bmatrix}$$
(17)

$$\mathbf{Z'}_{Y} = \begin{bmatrix} z'_{11} & \cdots & z'_{1Y} \\ \vdots & z'_{ny} & \vdots \\ z'_{N1} & \cdots & z'_{NY} \end{bmatrix}$$
(18)

Y 個の診断基準データより得られた第n 正規化主成分の平均値と標準偏差をそれぞれ \bar{z}_n と Sz_n とすると,確率統計理論により z'_n が \bar{z}_n \pm KSz_n の範囲内であったときに,診断対象の状態を「診断基準データと同一」と判定する.ここで,K は係数で,一般に K=3 (約99.9%の信頼区間)である.

また、本稿の例ではヒストグラムのセグメント数をX=

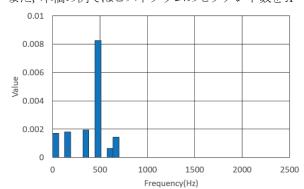


Fig. 7 Histogram example of frequency domain.

32, サンプルデータ数を Y=10 とした.

3. 実験装置による検証

3.1 実験装置と測定条件

回転機械設備の各状態を模擬できる実験装置の写真をFig.8に示す.使用した軸受はNTN製のN204(ピッチ円直径:32.25mm,外輪直径:40mm,内輪直径:24.5mm,転動体直径:6.5mm,接触角:0°,転動体数:11,外輪厚さ:2.5mm,横幅:15mm)で,軸受近傍に振動加速度センサ(富士セラミックス製SA12SC,感度:10mV/g,共振周波数>40kHz)が取り付けられている.1600~1900mmで回転させた際の振動データを計測した.サンプリング周波数は5kHzでサンプリング時間は40秒である.また,異常を模擬したデータとして回転体に重りを着けた動アンバランス・静アンバランスのデータ,カップリングゆるみのデータ,台座ゆるみのデータ,回転軸を1.77°ずらしたミスアライメントのデータも取得した(Fig.9).

軸受の潤滑方法は常温でのグリース潤滑であり、短時間の実験であるため、潤滑油の温度の上昇や劣化は確認されなかった.

3.2 回転数同定の検証実験

あらかじめ回転数が分かっている正常状態の振動加速 度データ群を準備し、同定対象の振動加速度データがど の回転数と同定されるか、DP マッチングの検証実験を行 った. 回転数が分かっている正常状態の振動加速度デー タ群として1600 rpm、1700 rpm、1800 rpm、1900 rpmのデ ータを準備し、同定対象のデータは1600 rpm、1700 rpm、 1720 rpm、1740 rpm、1760 rpm、1780 rpm、1800 rpm、1900

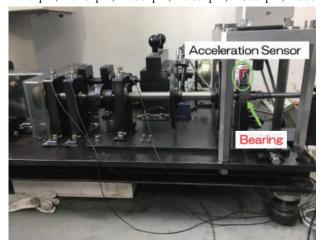


Fig. 8 Experimental equipment simulating a rotating machine.

rpm の正常状態のデータ (回転数が分かっている振動加速度データ群とは別の試番) を用いた.

スペクトルにおいて $1 \sim 150~\text{Hz}$ までの範囲 (I=J=6000) でマッチングした実験結果を Table 1 に示す。表内の値はマッチング度合 D を示しており,値が小さいほど振動データがマッチしている。例えば同定対象 1700~rpm のデータに対し,回転数が分かっているデータ群 1600~rpm, 1700~rpm, 1800~rpm, 1900~rpm とのマッチング値を計算したところ 1700~rpm とのマッチング値が 1.55×10^5





(a) Dynamic unbalance



(b) Static unbalance



(c) Coupling looseness

(d) Base plate looseness



(e) Misalignment

Fig. 9 Abnormality simulation.

Table 1 Verification experiment result of rotating speed identification by DP matching.

$(\times 10^{-5})$					
	Acceleration data whose frequency is know				
		1600 rpm	1700 rpm	1800 rpm	1900 rpm
Data to be identified	1600 rpm	1.40	1.52	2.07	2.41
	1700 rpm	1.58	1.55	1.88	2.18
	1720 rpm	1.57	1.55	1.86	2.13
	1740 rpm	1.68	1.61	1.79	2.11
	1760 rpm	1.84	1.71	1.81	2.04
	1780 rpm	1.92	1.79	1.85	2.06
	1800 rpm	2.12	1.94	1.80	1.95
	1900 rpm	2.39	2.18	1.96	1.94
	Dynamic unbalance 1700 rpm	2.10	1.93	1.99	2.18
	Static unbalance 1700 rpm	2.07	2.02	2.34	2.63
	Coupling looseness 1700 rpm	1.73	2.08	2.68	2.89
	Base plate looseness 1700 rpm	1.61	1.96	2.58	2.86
	Misalignment 1700 rpm	6.14	5.81	5.81	5.79

と一番小さくなり, 1700 rpm とマッチしている. Table 1 の塗りつぶし箇所は, 同定対象のデータに対し, 最もマッチング値が小さい値を示している.

実験結果より、1600 rpm、1700 rpm、1720 rpm、1740 rpm、1800 rpm、1900 rpm のデータは最も回転数が近い正常状態のデータとマッチしており、うまく回転数を同定できている。一方、1760 rpm と 1780 rpm のデータは 1800 rpm ではなく 1700 rpm とマッチしているが、1600 rpm や 1900 rpm とマッチしているわけではないので、100 rpm 程度の精度では問題なく回転数を同定できていることが分かる。

参考までに各回転数でのスペクトル (正常状態) を Fig. 10 に示す. 人間の目で確認しても、マッチングを行うことが不可能ではなさそうであるが、DP マッチングを用いると自動的に、かつ定量的にマッチングを評価することが可能である. また、回転数に対応するスペクトルの回転周波数成分が必ずしも大きいわけではないため、振動加速度波形のスペクトルから回転数に対応する回転周波数成分による回転数を同定することは容易ではない.

Table 1 には同定対象として 1700 rpm の動アンバランスのデータ,静アンバランスのデータ,カップリングゆるみのデータ,台座ゆるみのデータ,ミスアライメントのデータを使用した際の結果も示している. DP マッチングによると 1700 rpm や 1600 rpm, 1900 rpm の正常データに近いと判定されたが,その後の診断により異常であると正しく診断された (3.3 節).

3.3 診断の検証実験

回転数の同定を行った後の、状態診断の検証実験の結果を次に示す.

診断対象が 1700 rpm と 1780 rpm の正常状態および 1700 rpm の動アンバランスと静アンバランス状態の際は, DP マッチングによる回転数同定の結果 (Table 1) より 1700 rpm と同定されるため, 1700 rpm の正常状態の周波数既知データを診断基準として主成分分析を行う.

40 秒中 20 秒間の測定データに対し、統計情報フィルタとマルチバンドフィルタ処理をかけ、周波数領域のヒストグラムを計算し、主成分分析を行った結果を Fig. 11 に示す。本研究では、診断基準データ、診断対象データとも 20 秒間のデータをさらに 10 分割し、サンプルデータ数を Y=10 としており、半数(5 データ数)より多くの z'_{ny} が正常状態診断基準データの $\bar{z}_n\pm 3Sz_n$ (本稿ではn=1,2 とした)の範囲に入っていれば正常、そうでなければ異常と判断する.

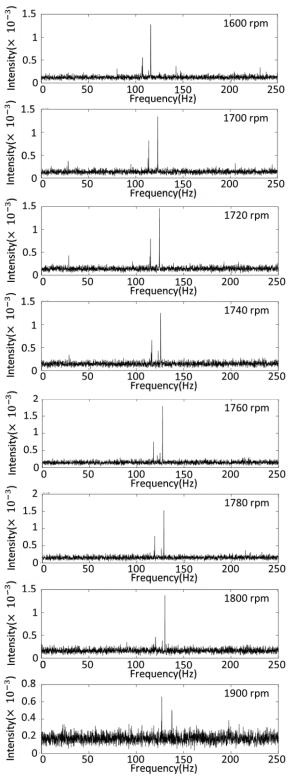


Fig. 10 Spectrums of each rotating speed data (normal state).

対象が 1700 rpm 正常データの場合は DP マッチングでは正しく 1700 rpm と同定され、その後の主成分分析でも問題なく正常と正しく判定された.

同定対象が 1780 rpm 正常データの場合は DP マッチングでは実際とは少しずれ 1700 rpm と同定されたものの,

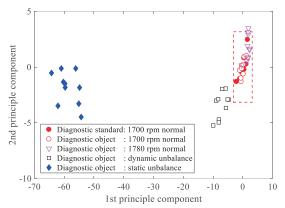


Fig. 11 Principal component analysis result of 1700 rpm normal state, 1780 normal state, 1700 rpm dynamic unbalance, and 1700 rpm static unbalance data. The dashed square in the graph shows the judge range $\bar{z}_n \pm 3Sz_n(n=1,2)$.

その後の主成分分析では正常と判断された.

同定対象が 1700 rpm の動アンバランスと静アンバランスデータの場合は DP マッチングでは 1700 rpm 正常状態と同定されたものの、その後の主成分分析で、異常と正しく判定された.

診断対象が1700 rpm のカップリングゆるみと台座ゆるみ状態の際は、DP マッチングによる回転数同定の結果 (Table 1) より1600 rpm と同定されるため、1600 rpm の正常状態の周波数既知データを診断基準として主成分分析を行う。主成分分析結果をFig. 12 に示す。

カップリングゆるみと台座ゆるみ状態も DP マッチングでは 1600 rpm 正常状態と同定されたものの、その後の主成分分析で、異常と正しく判定された.

参考までに診断基準を 1600 rpm の正常データ, 同定対象を 1900 rpm 正常データとした際の主成分分析結果も Fig. 12 に示す. 先ほどの 80 rpm 程度のずれでは問題なく正常と判定されたが (Fig. 11), 300 rpm も回転数差があれば正常データにもかかわらず異常と判定された. この結果は, 回転数が変動するインバータ制御機器に従来の診断法が直接適用できないことを示す良い例であり, また本稿で提案した「状態判定の前に回転数を自動判定する手法」の重要性を示す例である.

診断対象が 1700 rpm のミスアライメント状態の際は, DP マッチングによる回転数同定の結果 (Table 1) より 1900 rpm と同定されるため, 1900 rpm の正常状態の周波数既知データを診断基準として主成分分析を行う. 主成分分析結果を Fig. 13 に示す.

ミスアライメント状態も DP マッチングでは 1900 rpm 正常状態と同定されたものの、その後の主成分分析で、異

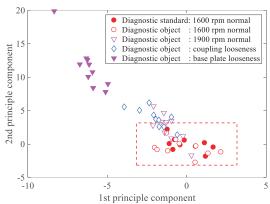


Fig. 12 Principal component analysis result of 1600 rpm normal state, 1900 normal state, 1700 rpm coupling looseness, and 1700 rpm base plate looseness data. The dashed square in the graph shows the judge range $\bar{z}_n \pm 3Sz_n(n=1,2)$.

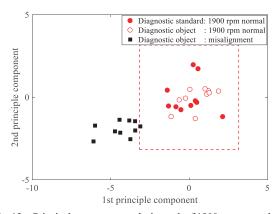


Fig. 13 Principal component analysis result of 1900 rpm normal state, and 1700 rpm misalignment data. The dashed square in the graph shows the judge range $\bar{z}_n \pm 3Sz_n(n=1,2)$.

常と正しく判定された.

本研究においては、第2 主成分まで(n=1,2)で主成分分析を行ったが、正しく正常・異常を判別できることを確認した.

参考までに、異常データのスペクトルを Fig. 14 に示す. 1700 rpm の正常データのスペクトル (Fig. 10) と比較して、明らかに異なる状態であることが確認できる.

4. 結言

本稿ではインバータ制御機器に対し, DP マッチングを 用いて振動加速度センサのデータから自動的に回転数を 同定し, その後回転数が一定の回転機械に対する診断法 を適用する手法を提案した. また, 提案した手法を検証す るため, 回転機械設備を模擬した実験装置を用いた試験 を行った.

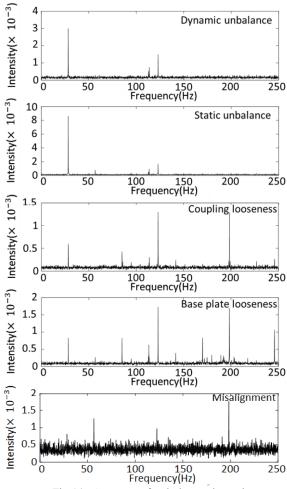


Fig. 14 Spectrums of each abnormal state data.

実験装置による検証では、同定対象が正常状態のデータの場合は DP マッチングにより 100 rpm の精度で回転数を同定できることを確認し、また、その後統計フィルタとマルチバンドフィルタおよび主成分分析法を用いた診断により正しく正常・異常を判別できることを確認した。今後、更に音響信号を用いたインバータ制御回転機械の自動診断法について検討していきたい。

謝辞

本成果の一部は国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務の結果得られたものです.

参考文献

[1] 富田優, 鈴木賢次, 福本祐介, 石原篤, 赤坂友幸, 小林

- 祐介: "ターボブレイトン冷凍機による鉄道用超電導ケーブルの冷却システム", 低温工学・超電導学会講演概要集, Vol. 89, pp. 117 (2014).
- [2] 陳山鵬: "回転機械設備診断の基礎と応用", DET LLP. 出版, 三重(2015).
- [3] 陳山鵬: "軸受の損傷による回転機械の振動事例と診断方法", トライボロジスト(日本トライボロジー学会誌), Vol. 61, No. 7, pp. 431-436 (2016).
- [4] 宋瀏陽, 富田優, 小林祐介, 陳山鵬: "周波数領域のヒストグラムの特徴解析による設備状態識別法", 平成29 年度日本設備管理学会秋季研究発表大会論文集, 大阪, 2017 年 11 月 21 日, pp. 25-30 (2017).
- [5] M. S. Hoseinzadeh, S. E. Khadem, M. S. Sadooghi: "Modifying the Hilbert-Huang transform using the nonlinear entropy-based features for early fault detection of ball bearings", Applied Acoustics, Vol. 150, pp. 313-324 (2019).
- [6] 小林祐介,富田優,宋瀏陽,陳山鵬: "異常軸受から離れた場所での自動診断法",日本設備管理学会誌,Vol. 31,No. 1,pp. 14-22 (2019).
- [7] M. Sadoughi, C. Hu: "Physics-Based Convolutional Neural Network for Fault Diagnosis of Rolling Element Bearings", IEEE Sensors Journal, Vol. 19, No. 11, pp. 4181-4192 (2019).
- [8] 上坂吉則, 尾関和彦: "パターン認識と学習のアルゴリズム", 文一総合出版, 東京, pp. 140-152 (1990).
- [9] L. Song, H. Wang, P. Chen: "Vibration-Based Intelligent Fault Diagnosis for Roller Bearings in Low-Speed Rotating Machinery", IEEE Transactions on Instrumentation and measurement, Vol. 67, No. 8, pp. 1887-1899 (2018).
- [10]Z. Guan, L. Song, H. Wang, K. Li, P. Chen: "A New Automatic Diagnosis Method Based on the Multivariable Analysis for Structural Faults of Rotary Machinery", International journal of COMADEM, Vol. 21, No. 1, pp. 9-18 (2018).
- [11]L. Song, P. Chen, H. Wang, M. Kato: "Intelligent Condition Diagnosis Method for Rotating Machinery Based on Probability Density and Discriminant Analyses", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 23, No. 8, pp. 1111-1115 (2016).

(2021年3月8日受理, 2021年8月11日採択)