

三重大学大学院生物資源学研究科

博士論文

モータ相電流を用いた回転機械系の
異常検知手法に関する研究

(Research on Fault Detection Method of Rotating
Machinery Systems Using Motor Phase Current)

井上 啓

令和6年3月

要旨

運転管理・保守業務は人手作業が多いことから省力化や高度化が求められている。そこで、センサデータを活用した予知保全技術による保守省力化のニーズが増加している。

モータは工場やプラント、食糧生産機械や農業用機器などの様々な機器で動力伝達機構を介して負荷設備を駆動させるために使用されている。生産ラインの停止を防ぐため、点検員による日常点検が行われていたが、近年はモータの物理量に着目した自動的な異常検知手法が導入されている[1]~[3]。異常検知手法の導入により、点検リソースの低減、適切な交換タイミングでの部品交換による環境負荷の低減が期待される。

モータの自動診断手法のうち、電流センサ(CT)をモータのケーブルに接続し、モータ駆動電流波形を用いた手法がある[4]~[10]。この手法はモータの異常を低コストかつ容易に検知できるメリットがある。

一方、負荷設備である真空ポンプやベルト等の動力伝達機構を電流による異常検知手法は確立されていない。

負荷設備の一つであるドライ真空ポンプは、一般的に半導体製造ラインで使用され、高負荷や異物堆積のため故障の頻度が高い[11]。また半導体製造中に故障が発生した場合、製造中の半導体部品の再利用ができない。これらのことから、ドライ真空ポンプの診断ニーズは高い。

動力伝達機構のうち、ベルトはゴムと繊維で作られる消耗部品であり、長時間の使用で張力が変化することでモータの効率低下や摩耗・亀裂などの異常を引き起こす[12]。従来は熟練員による目視や聴感による点検を実施してきたが、リソース低減のため、ベルト張力低下の検知ニーズは高い。また、V ベルトは動力伝達機構や減速機構が優れており、最も使用されているベルトである。

従って、本研究では、生産ラインの安定運転を常時監視で実現させるために主に以下の内容について提案した。

- (1) 真空ポンプの異常発生を検知する簡易診断手法と異常部位を特定する精密診断手法の確立。
- (2) V ベルトの異常発生を検知する簡易診断手法と異常の程度を特定する精密診断手法の確立。

本論文は上記の諸提案および研究成果をまとめたものであり、具体的内容は次の通りである。

(1) 真空ポンプの異常検知に関して

- 1) 簡易診断手法として特徴パラメータの主成分分析を提案した。シールリング摩耗とベアリング摩耗に提案した手法を適用した結果、両異常でそれぞれ異常識別率が 98 %、100 %となり、異常検知可能であることが確認された。
- 2) 精密診断手法として統計フィルタを適用した電流波形に対して特徴パラメータを計算し、その特徴パラメータをラフ集合化した後、Partial Linear Newral Network(PLNN)を適用した。適用した結果、識別率 98.5%異常で部位特定を可能とした。

(1) V ベルトの異常検知に関して

- 1) 簡易診断手法として複数の特徴周波数の信号強度に関して、正常との差分絶対値合計を特微量として異常検知に用いる手法を提案した。張力 10 パターン、無負荷～定格負荷の 90 %までの 6 パターンの負荷について、この手法を適用した結果、特定の周波数に着目する手法では、負荷に応じて検知可能なベルト張力が適正張力比 80 %から検知可能であることを確認した。
- 2) 精密診断手法として正常との差分絶対値合計を 1 次関数フィッティングすることで、ベルトの適正張力比を推定する手法を提案した。この手法を適用した結果、適正張力比 49 %以上では 90 %の条件で実測とフィッティングの差が 20 %以下となり、提案した手法は有用であることが示された。

第1章 序論	1
1.1 設備診断技術とは	1
1.2 振動を用いたモータの異常検知手法の原理	3
1.3 電流を用いたモータの異常検知手法の原理	5
1.3.1 誘導機の回転原理	5
1.3.2 誘導機の異常検知の原理	7
1.4 真空ポンプの異常検知手法の先行研究	10
1.5 ベルト設備の異常検知手法の先行研究	15
1.5.1 ベルト設備の異常模擬方法	15
1.5.2 電流を用いた診断	19
1.5.3 振動を用いた診断	27
1.5.4 過去の寿命データを用いた診断	30
1.5.5 画像を用いた診断	31
1.5.6 複数データを用いた診断	32
1.6 本研究の目的と内容	34
1.6.1 本研究の目的	34
1.6.2 本研究で対象とする異常モード	34
1.6.3 本研究の内容	35
第2章 異常検知のための解析手法	37
2.1 時間領域と周波数領域に着目した異常検知手法	37
2.2 特徴パラメータ計算	39
2.3 主成分分析	41
2.4 統計フィルタ	44
2.5 FFT 解析	46
第3章 真空ポンプの異常検知	47
3.1 真空ポンプ試験の内容	47
3.1.1 試験装置	47
3.1.2 試験手順	50
3.1.3 異常模擬	53
3.2 時間領域の診断結果	56
3.3 周波数領域の診断結果	57

3.4	簡易診断結果の考察	60
3.5	精密診断手法の選定	61
3.5.1	ラフ集合	62
3.5.2	PLNN	63
3.6	精密診断の結果	64
3.7	真空ポンプの異常検知の結果まとめ	66
	第4章 V ベルトの異常検知	67
4.1	ベルト試験の内容	67
4.1.1	試験設備	67
4.1.2	負荷とベルト張力の調整方法	69
4.1.3	測定項目	72
4.2	時間領域の診断結果	73
4.3	周波数領域の診断結果	76
4.3.1	解析条件	76
4.3.2	FFT 解析結果	77
4.3.3	各高調波成分の張力依存性	78
4.4	簡易診断結果の考察と新手法の提案	79
4.5	新手法の結果	81
4.6	精密診断手法の選定と結果	82
4.7	V ベルトの異常検知の結果まとめ	86
	第5章 結言	87
	謝辞	89
	参考文献	90

第1章 序論

1.1 設備診断技術とは[1]

生産ラインの装置や機械は複数の設備が連続化しているため、複雑化しつつある。それに伴い、品質管理や生産管理に対する設備保全技術のニーズが増加している。

設備診断技術は以下の(1)~(3)を満たす技術とする。

- (1) 設備診断の原因となる諸ストレス
- (2) 劣化の程度や故障の種類
- (3) 性能や機能

設備診断技術は以下の4つの要素技術から構成されている。

- (1) 信号を測定するための検出技術
- (2) 雑音を除去する信号処理技術
- (3) 異常の種類や過酷度を定める識別技術
- (4) 設備状態の将来を予測する予測技術

これら4つの要素技術の関係を図1に示す。

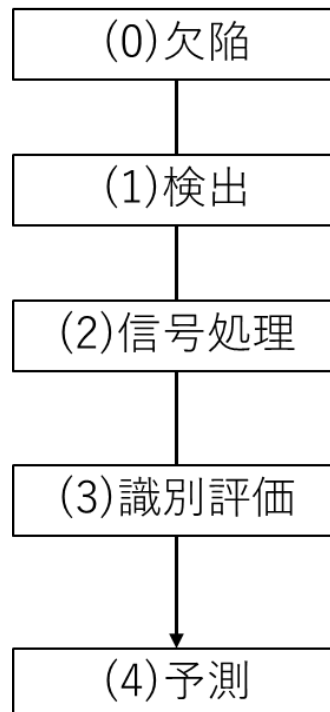


図1 設備診断に必要な要素技術の関係

また、設備診断技術の流れは簡易診断→精密診断という流れになっている。各診断の目的は簡易診断の目的

- (1) 劣化傾向管理と異常の早期検出
- (2) 設備の監視と保護
- (3) 問題設備の抽出

精密診断の目的

- (1) 異常のタイプ、発生位置を知ること
- (2) 異常の原因を知ること
- (3) 危険の程度を把握し、その進行を予測しうること
- (4) 最適な修復方法やタイミングを知ること

本論文では真空ポンプ、V ベルトについての簡易診断手法および精密診断手法を確立する。設備診断技術の4要素のうち、(2)信号処理に関する新たな知見についての研究を実施した。精密診断について、真空ポンプは(1)異常のタイプ・発生位置の特定、V ベルトについては(3)危険の程度を把握することを行った。

1.2 振動を用いたモータの異常検知手法の原理[1]

モータの異常検知手法として最も主要かつ、電流を用いた診断手法と密接な関係がある振動を用いた診断の原理について説明する。

図 2 にモータの概略図を示す。

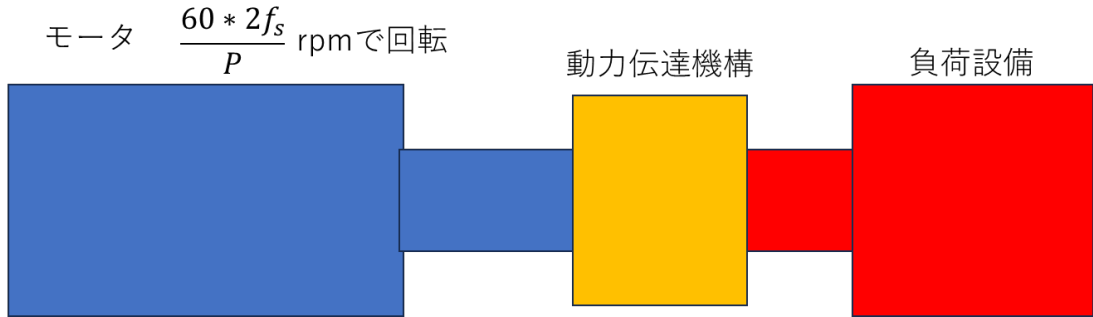


図 2 モータの概略図

図 2 に示したようにモータは動力伝達機構を介して負荷設備と接続しており、 $120f_s/P$ (rpm)で回転する。 f_s は電源周波数、 P は極数であり、電源周波数は商用駆動の交流周波数 60 Hz を用いると $7200/P$ rpm となり、数百～数千 rpm の回転をする。その回転に伴い、モータは振動する。異常が発生することでモータの振動は増加するため、振動に着目した手法がある。図 3 に振動の主な発生原因と割合を示す。

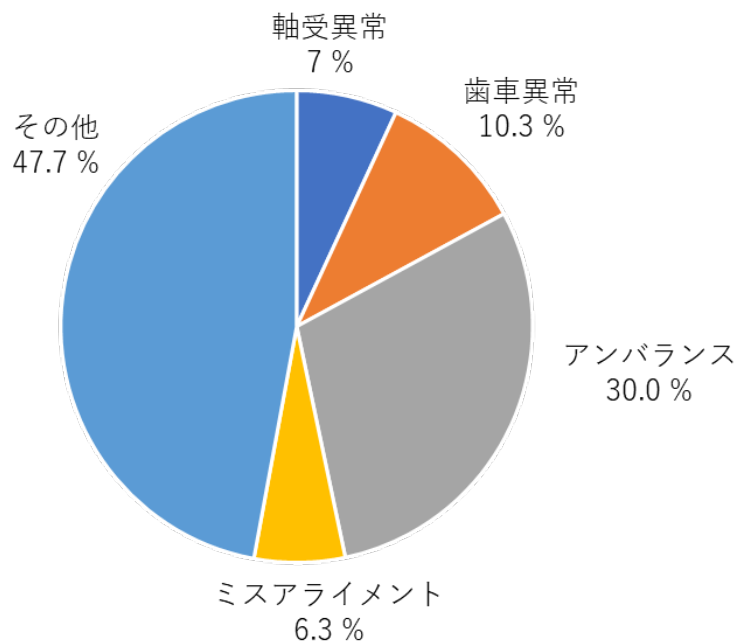


図 3 振動の主な発生原因と割合[1]

図 3 に示したように軸受や歯車・アンバランス・ミスアライメントといったモータの配置や接続に関連する異常に伴い診断が増加する。簡易的な診断手法としてはモータの振動速度を取得し、その振動速度を ISO 基準と比較して状態を診断する手法がある[13]。

詳細な分析としては周波数領域を用いた診断がある[14]。この診断手法では振動の変位・速度・加速度それぞれで影響を受けやすい周波数帯・診断可能な異常モードが異なってくる。各項周波数帯で検知可能な異常一覧を表 1 に示す。

振動の主な発生原因でもあったアンバランスやミスアライメントといった機械的な異常は表 1 で記載したように 100 Hz 以下の低周波帯で診断可能であることが分かる。本論文で対象とする異常の多くである異常はこの機械的な異常である。

表 1 各周波数帯で検知可能な異常一覧[1]

周波数帯域		10 Hz 以下	10~100 Hz	100~1000Hz	1000Hz 以上
測定項目	変位	○	○		
	速度	△	○	○	
	加速度	△	△	△	○
対象の異常		<ul style="list-style-type: none"> ・アンバランス ・ミスアライメント ・オイルウィップ 		<ul style="list-style-type: none"> ・圧力脈動 ・ランナー通過振動 	<ul style="list-style-type: none"> ・キャビテーション ・衝撃 ・ラビリンス接触

○: 検知可能

△: 検知可能であるが、精度低

1.3 電流を用いたモータの異常検知手法の原理

電流を用いたモータの異常検知手法の原理を本節で記載する。

1.3.1 誘導機の回転原理[15]

異常検知手法の原理を記載する前に本論文で対象となる誘導機の回転原理を記載する。図 4 に誘導機の概略図を示す。図 4 に示したように誘導機はギャップを挟んで固定子と回転子がある。固定子は電流を印加する巻線が巻かれており、。回転子には回転子バーが配置されている。これらの相互作用により、電磁力が回転子に印加することにより回転する。

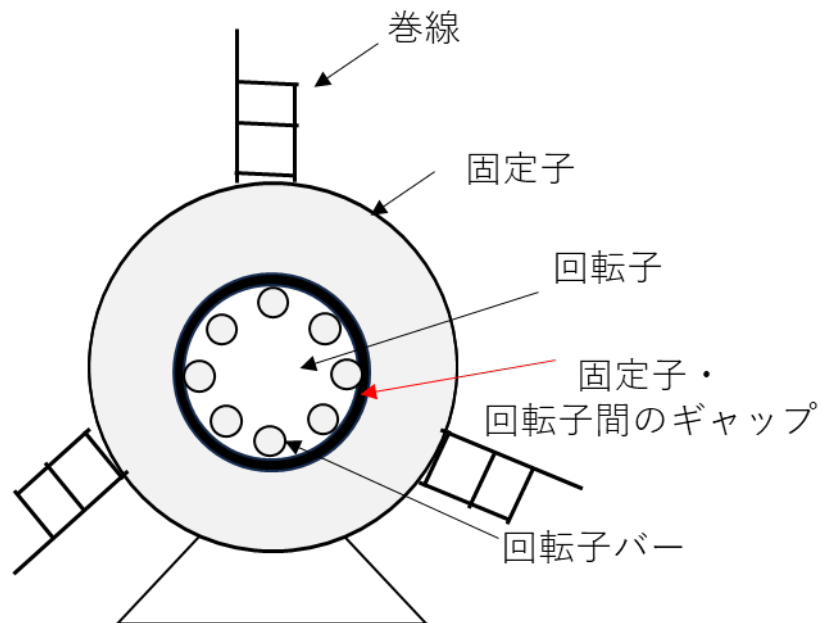


図 4 誘導機の概略図

誘導機の回転原理を図 5 に示す。

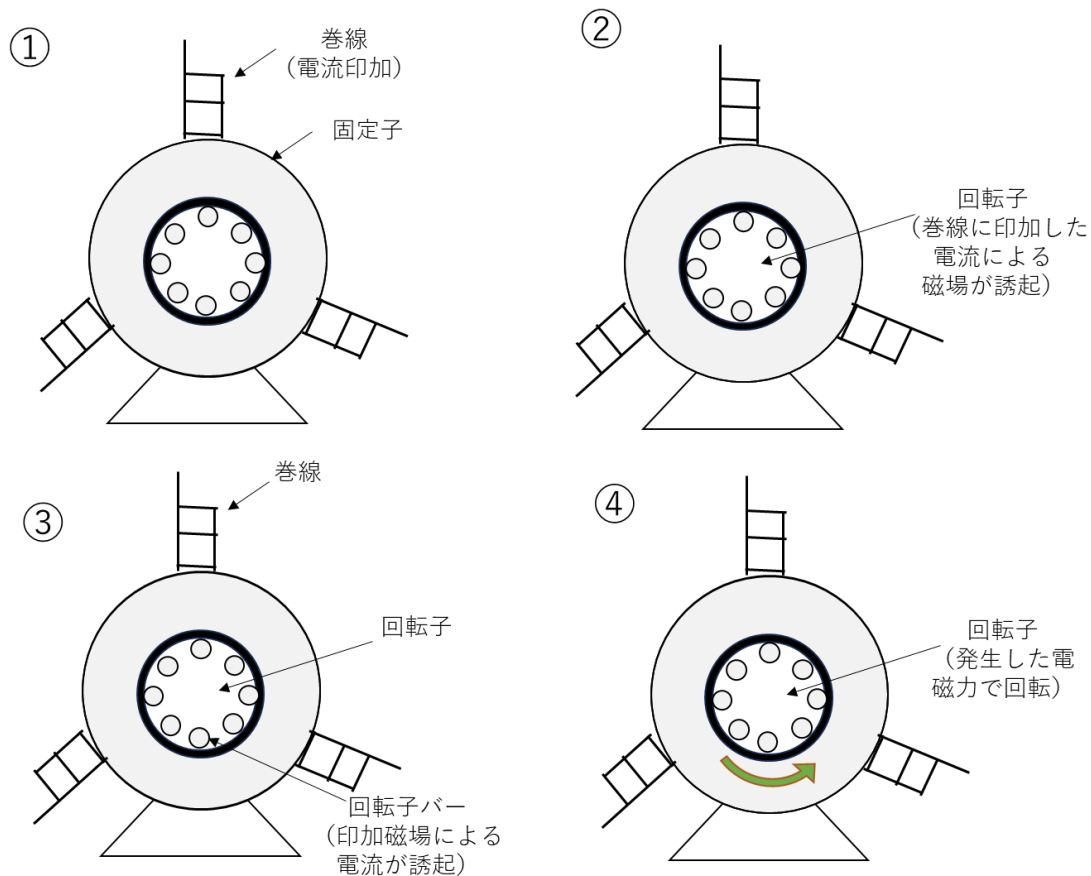


図 5 誘導機の回転原理

図 5 に示したように以下の流れで誘導機は回転する。

- ① 固定子巻線に電流が印可する。
- ② 固定子巻線に印加した電流により回転子に磁場が誘起される
- ③ 回転子に誘起した磁場により回転子バーに電流が誘起される。
- ④ 回転子バーに誘起した電流と回転子に誘起した磁場により発生する電磁力により回転子が回転する。

1.3.2 誘導機の異常検知の原理

異常検知の原理を説明するために、図6に正常時・異常時の回転子を記載する。異常は図3でメインの異常であった軸受異常・ミスアライメント・アンバランスといった機械系の異常を対象とする。

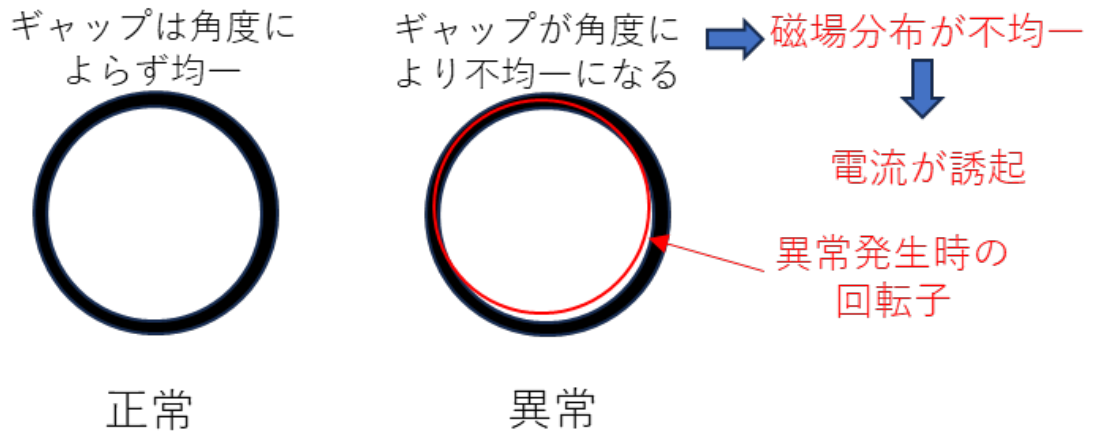


図6 正常時・異常時の回転子

図6に記載したように、正常時の回転子は変動が発生していないため、固定子・回転子間のギャップは角度に依存せず均一となる。一方、異常が発生した場合は、回転子が振動することで元の位置からずれる。このずれのためギャップが角度により不均一になる。

ここで誘導機に印加する電流はインダクタンスにより決定し、インダクタンス L は

$$L(\theta_r) = \mu_0 R l \int_0^{2\pi} \frac{n(\varphi, \theta) M(\varphi, \theta)}{g(\varphi, \theta)} d\varphi \quad (1)$$

で計算される。

また M_s は偏心に伴う磁束密度の不均衡を補正した固定子の巻線関数であり、以下の式から計算される[16], [17]。

$$M(\varphi, \theta) = n(\varphi, \theta) - \langle M(\theta) \rangle \quad (2)$$

$$\langle M(\theta) \rangle = \frac{1}{2\pi \langle g^{-1} \rangle} \int_0^{2\pi} \frac{n(\varphi, \theta)}{g(\varphi, \theta)} d\varphi \quad (3)$$

と計算される。(1)式で使用した文字を表2に示す

表 2 インダクタンス計算で使した文字の物理量と単位

文字	物理量	単位
L	固定子自己インダクタンス	H
μ_0	空気の透磁率	N/A ²
R	回転子の半径	m
l	回転子の厚み	m
n	固定子の巻線関数	巻
M	固定子の巻線関数(補正後)	巻
g	ギャップ	m
θ	モータの回転角度	rad
φ	ロータの外周位置を表す角度	rad

(1)~(3)式から、ギャップが不均一になるとインダクタンスが不均一になり、インダクタンスの不均一に伴い電流が誘起される[16]~ [19]。誘起された電流が重畳することで振幅変調が発生する。振幅変調が発生したとき、基本波から特徴周波数だけ離れた側帯波の信号強度が増加する[20]。これらの側帯波の周波数はモータ形状により決定する。したがってこれらの側帯波の周波数における信号強度に着目することで、電流を用いたモータの機械的な異常検知が可能となる[21]。

図 7 に機械系異常の検知の原理まとめ図を示す。

	診断対象	電流波形	FFT分析
正常電動機	<p>固定子 エアギャップは一定 回転子</p>		<p>信号強度 周波数 30Hz 60Hz 90Hz (特徴成分はすべりによりわずかに内側へ移動)</p>
異常電動機	<p>異常振動によってエアギャップが周期的に変化 磁束の通りやすさも周期的に変化する⇒電流に影響</p>		<p>信号強度 周波数 30Hz 60Hz 90Hz $f_s(60\text{Hz}) \pm f_r(30\text{Hz})$の側帯波が発生</p>

$$\Phi = P \cdot NI \quad P \approx \frac{\mu_0}{g} (1 + \delta_d \cos(2\pi 30t))$$

4極機(2極対数)の場合 回転子回転速度 $60 \times (1-s)/2 \approx 30$ 回転/秒

エアギャップや磁束の通りやすさ(パーミアンスP)が30回/秒変化すると±30 Hzの側帯波が発生

図 7 機械系異常の検知の原理まとめ

1.4 真空ポンプの異常検知手法の先行研究

振動・音を用いた診断手法

1.2 節で記載したように電動機の異常発生時に振動が変化することが知られている[22],[23]。また、振動が変化した場合、振動に応じて発生する音も変化する。真空ポンプの振動・音を取得してFFT解析を適用した。3種類のポンプの振動・音のFFT解析結果を図8に示す。

図8に示したように3種類のポンプのいずれでも同じ周波数にピークが発生したことが確認されており、特徴的な周波数に着目することで異常診断が可能である見込みを得た。

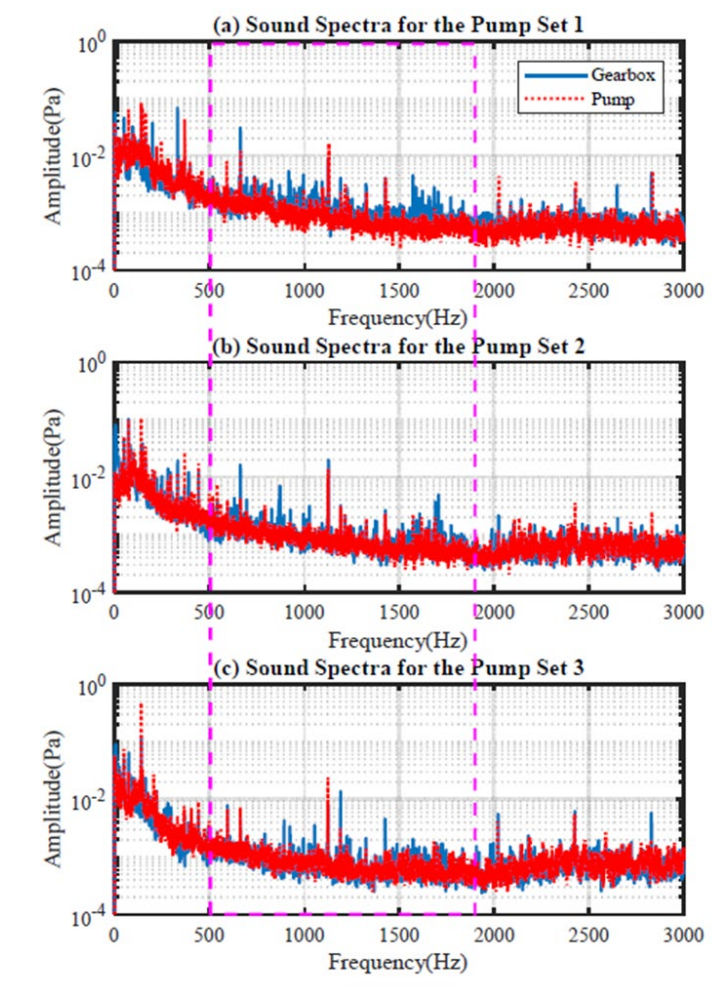


図8 3種類のポンプの振動・音のFFT解析結果[22]

周波数領域における振動解析の高度化としてウェーブレットクラスタを用いた方法がある[23]。この手法はウェーブレット変換の帯域周波数を複数パターン変化させて、それらの周波数を畳み込む方法である。図 9 にウェーブレットクラスタを、図 10 にウェーブレットクラスタの FFT 解析結果を示す。

図 10 に示したように、正常と比較して異常のポンプでは 550 Hz に信号強度が増加しており、ウェーブレットクラスタを用いて信号での異常検知が可能であることが確認された。

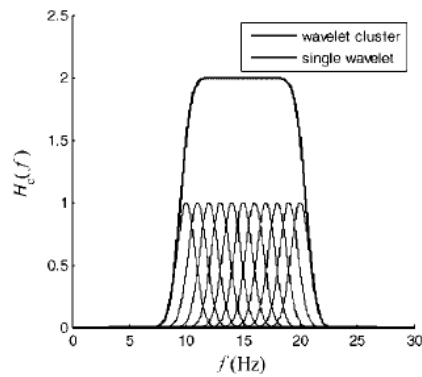


図 9 ウェーブレットクラスタ[23]

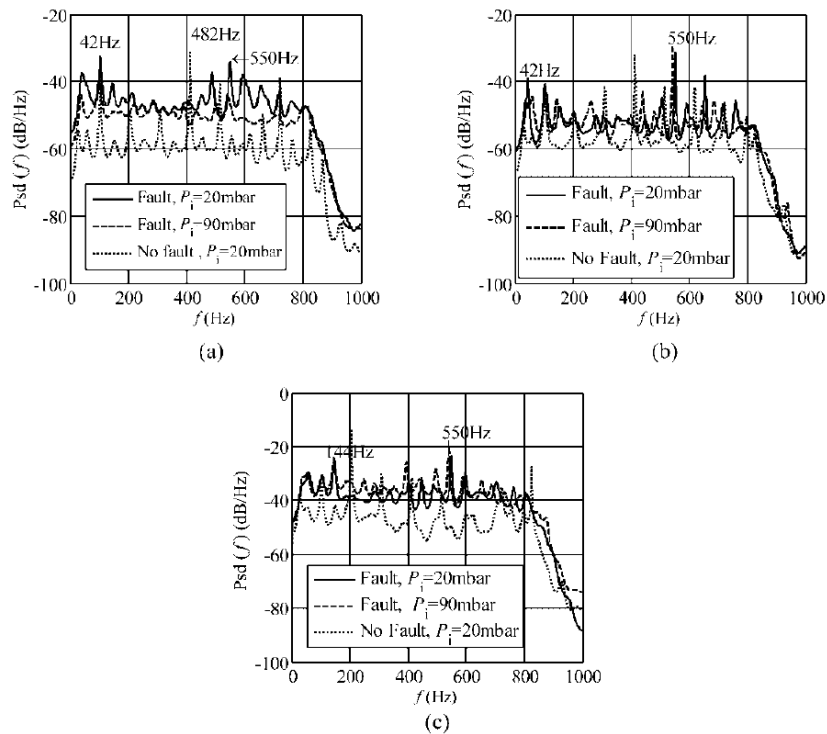


図 10 ウェーブレットクラスタの FFT 解析結果[23]

複数の振動を組み合わせた手法

複数個所で測定した振動を一つにまとめて診断する手法として、次元削減を行い、2~3次元で評価する手法である[24]。次元削減の方法として、分布型確率的近傍埋め込み法 (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding: t-SNE)がある[25]。真空ポンプの正常・異常についてエッチング工程、原子層堆積法(Atomic Layer Deposition : ALD)それぞれの工程で振動を測定した。測定した振動に t-SNE を適用して3次元分布で表現した結果を図 11, 図 12 にそれぞれ示す。図 11, 図 12 からエッチング工程よりも ALD 工程の方が正常・異常の分離が大きくなり, SVM を用いた分離の精度は 91 %から 100 %に改善した。

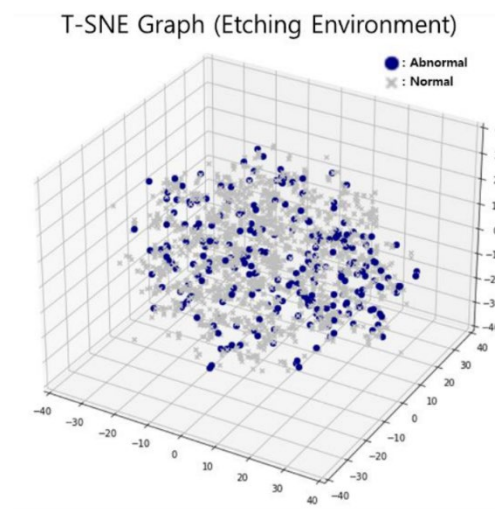


図 11 エッチング工程の t-SNE 結果[24]

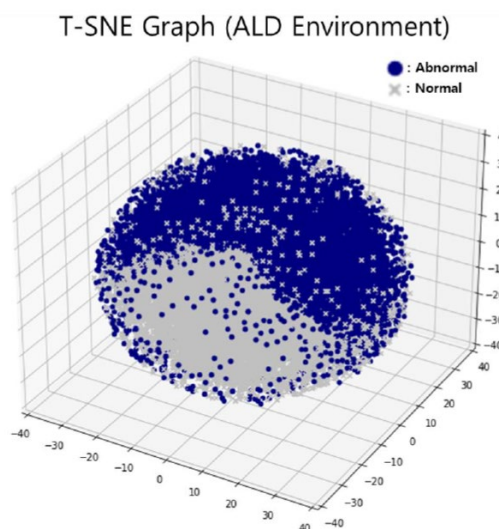


図 12 ALD 工程の t-SNE 結果[24]

データ拡張技術

診断精度を向上するためには異常時のデータを取得する必要がある。真空ポンプの異常状態をシミュレーションして、異常に伴う真空度、温度の変化のデータを拡張し、そのデータを基に閾値を設定し、診断精度を向上する技術がある[26]。表 3 にシミュレーションで使用するパラメータを、図 13 に正常・異常の温度シミュレーション結果を示す。図 13 からシミュレーションで正常・異常で温度の差異があることを確認し、故障閾値の曲線を決定した。

表 3 シミュレーションで使用するパラメータ[26]

シミュレーションで使用するパラメータ
真空容器の堆積
バルブ定数
モータの回転速度
モータの粘性係数
真空ポンプのレート

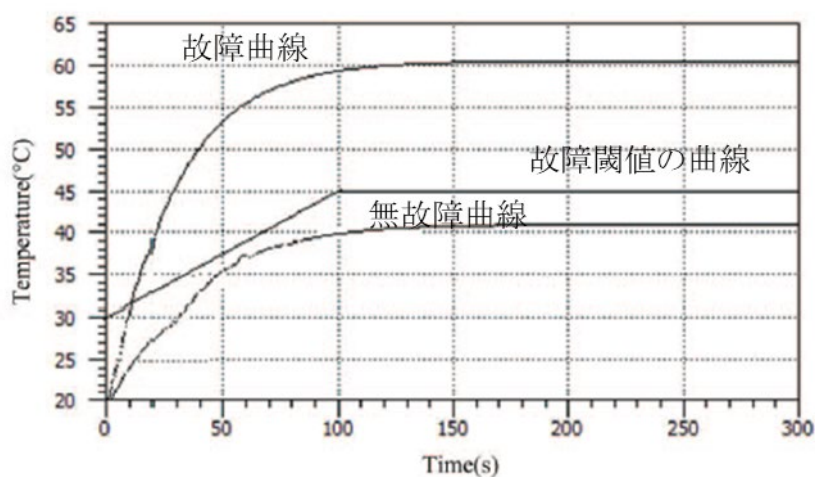


図 13 正常・異常の温度シミュレーション結果[26]

実測データをもとにデータ拡張する手法としてドメイン適応 (Domain Adaption : DA)技術がある [27],[28]。図 14 に ドメイン適応技術の適用有無による t-SNE の 2 次元平面図を示す。図 14 に示したようにドメイン適応技術が未適用の場合、低レベル、中間レベルの異常結果が混在していたことに対して、ドメイン適応技術を適用した場合、低レベル、中間レベルの異常結果が分離しており、診断制度が向上したことを確認した。

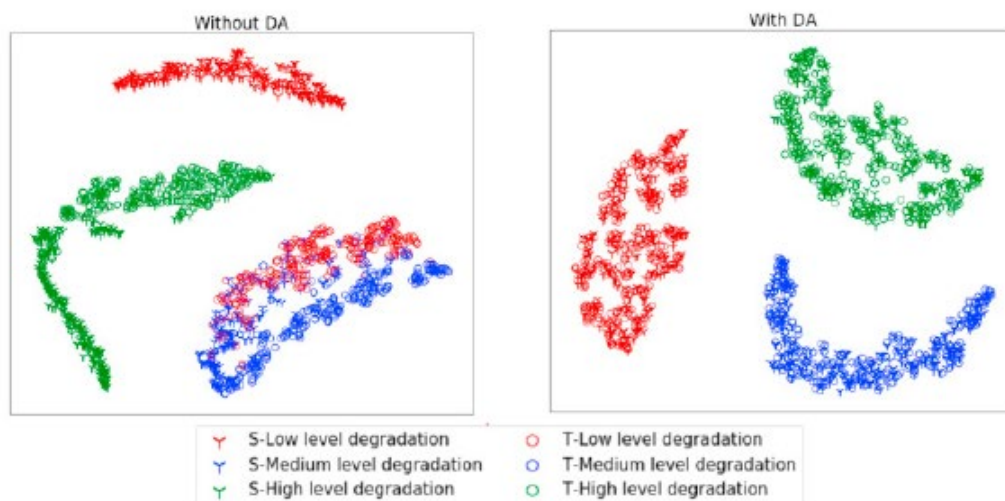


図 14 t-SNE の 2 次元平面図[27]

1.5 ベルト設備の異常検知手法の先行研究

1.5.1 ベルト設備の異常模擬方法

ベルトの異常の種類として①張力変化②ひび付与③摩耗④異物噛みこみ⑤ミスアライメント⑥共振⑦すべり変化⑧ねじれ癖と折れ癖の8種類の異常を模擬した。各異常の模擬方法を示す。

① 張力変化[29]

ベルト張力の調整方法を図 15 に示す。図 15 に示したように、モータの下に張力調整のためのモータベースを配置する。モータベースは鉄板が 2 重に配置されており、上側の鉄板はモータに固定され、下側の鉄板がネジによりスライドする。下側の鉄板をスライドさせることで、モータが移動し、モータ・ベルト間の中心間距離 d が変化する。それにより張力を任意の値に設定することが可能である。

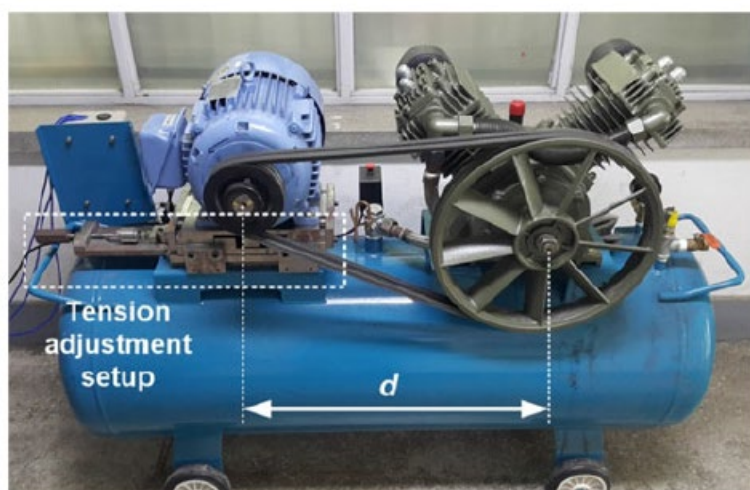


図 15 ベルト張力の調整方法[29]

② ひび付与[29]

ひびを付与、また摩耗させたベルトを図 16 に示す。ひびはベルトの片側の一部に切り込みを付与することで再現した。図 16 では 4 ヶ所にひびを付与している。

③ 摩耗[29]

摩耗はベルト内側に紙やすりやサンドペーパーを接触させた状態で、ベルトを運転させることでベルト内側を摩耗させた。



図 16 ひびを付与, また摩耗させたベルト[30]

④ 異物噛み込み[30],[31]

異物として生産現場で使用頻度の高い小径ボルトをベルト底面または側面にねじ込んだ。頭部の露出長さを変化することで噛み込みの程度を変化させた。

⑤ ミスアライメント[30],[31]

ミスアライメントの方法を図 17 に示す。ミスアライメントはモータ側の軸と負荷側の軸の間に角度 θ をつけることで行う。 θ の目安は $1^\circ \sim 3^\circ$ 程度である。

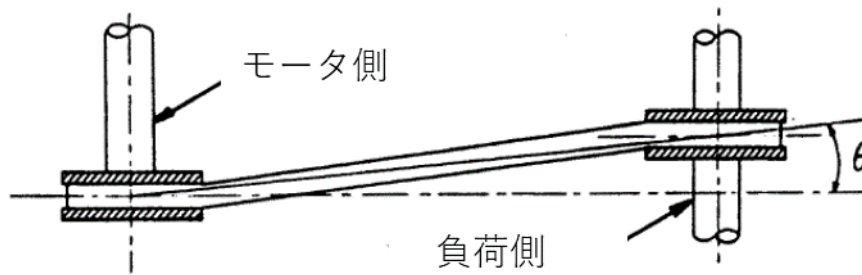


図 17 ミスアライメントの方法[30]

⑥共振[30],[31]

駆動モータの回転数が一定のとき、ベルトの伸びや摩耗により張力が低下すると、共振が発生する。

⑦すべり変化[30],[31]

ベルト全体に油を塗布し、負荷を大きくすることですべりを増大させる。

⑧ねじれ癖と折れ癖[30],[31]

プーリから外れた状態のベルトに長時間にわたり外力を加えて変形させる。

ベルトの診断方法について記載する。診断には電流、振動、過去の寿命データ、画像、複数データを用いた手法がある。電流を用いた診断手法および結果のまとめを表 4 に、電流を用いた診断手法および結果のまとめを表 5 にそれぞれ記載する。各診断手法の詳細は次ページ以降で記載する。

表 4 電流を用いたベルトの診断手法および結果のまとめ[29]~[41]

参照項目	診断対象	診断手法	結果
電流	摩耗・ひび	特徴周波数	異常発生時に周波数が 1 Hz 程度変化するため診断可能。
		減速比	ベルトがたわんだ状態で異常が発生する時に減速比が 5 倍程度増加するため、診断可能。
		立ち上げ時の電流の Short Time Fourier Transform	摩耗時の負荷由来の回転周波数の時間依存性が変化するため診断可能。
	たわみ	回転周波数成分	異常発生時に変化が見られず、診断困難。
		周波数特徴量	異常発生時に特徴量が 10 倍程度増加するため診断可能。
		立ち上げ時の電流値	異常発生時に立ち上げ時の電流値が 2 割程度増加するため診断可能。

表 5 電流以外を用いたベルトの診断手法および結果のまとめ

参照項目	診断対象	診断手法	結果
振動	異物の噛み込み, 亀裂, ミスアライメン ト, 共振, すべり, ねじれぐせと 折れぐせ	クロススペクトル	異常発生時に各周波数帯のクロススペクトルが増加するため診断可能。
	プーリー傷, ベルト の傷, ベルトのたわ み	特徴パラメータ	アントコロニー最適化後, 複数の特徴パラメータを合成し, 確率密度関数を作成した。 確率密度関数を参照することで 86 %以上の精度で異常部位を識別した。
過去の 寿命デー タ	ベルトの故障全般	ワイブル型累積ハ ザード解析	過去のベルトの寿命にハザード関数をフィッティングすることで寿命を推定した。推定した寿命はメーカーの発表した寿命の範囲内であった。
画像	ベルトの形状不良	機械学習を適用	画像から異常判定モデルを作成。学習データ数が 10^3 のとき, 識別率 90 %の精度で診断が可能。
複数デー タ	ベルトの故障全般	特徴量を計算	複数データの相関から計算した特徴量が, 異常発生時に値が変化するため診断可能。

1.5.2 電流を用いた診断

電流の特徴周波数を用いた摩耗・ひび診断[29]

本研究にも関係する電流を用いた異常検知に関する先行研究の内容を記載する。

電流を用いた異常検知の手法として特徴的な周波数に着目した手法がある。特徴的な周波数の算出方法を(1)～(3)式に、使用した文字を表に示す。

$$f_m = \frac{f_s(1-s)}{p} \quad (4)$$

$$f_l = \frac{f_m}{r} = \frac{f_s(1-s)}{pr} \quad (5)$$

$$f_b = \frac{2\pi r_m f_m}{l_b} = \frac{2\pi r_l f_l}{l_b} \quad (6)$$

表 6 (1)式 ~ (3)式で使用した文字

文字	項目
f_m	モータ由来の回転周波数
f_l	負荷由来の回転周波数
f_b	ベルト由来の回転周波数
f_s	電源周波数
s	すべり
p	モータの極数
r	減速比(= f_m/f_l)
r_m	モータ側プーリ内径
r_l	負荷側プーリ内径
l_b	ベルト長さ

(1)式 ~ (3)式はそれぞれモータ、負荷、ベルト由来の回転周波数を示している。正常・異常におけるこれらの周波数を確認した。正常と摩耗(wear)、ひび付与(crack)ベルトの FFT 解析結果を図 18 に示す。

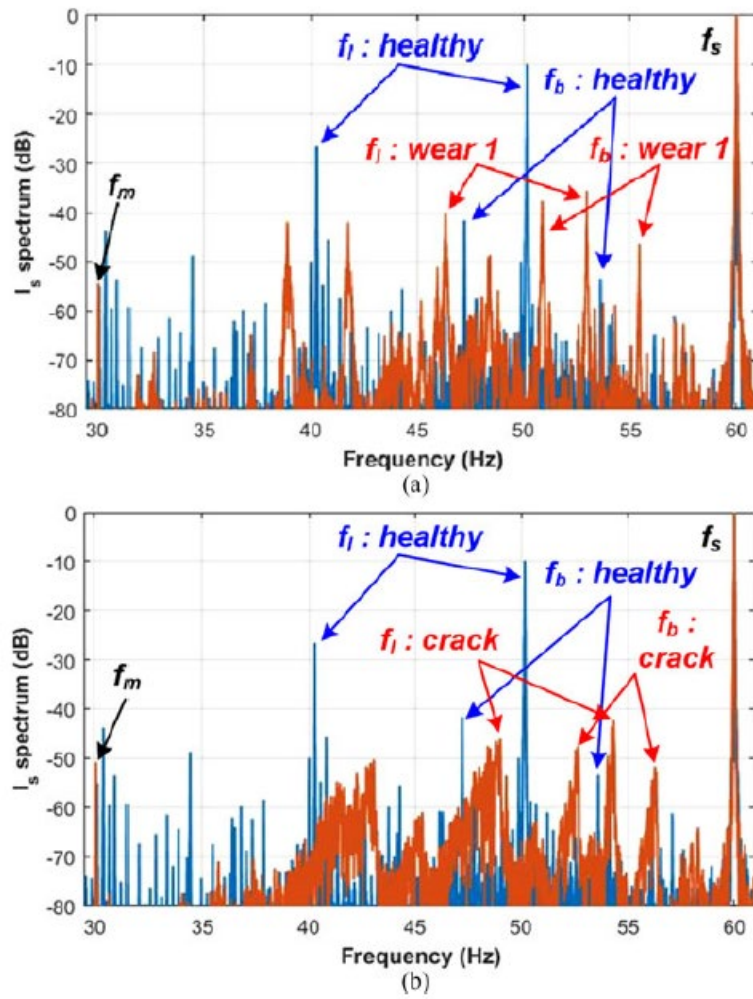


図 18 電流の周波数解析結果[29]

図 18 は上側が摩耗，下側がひび付与ベルトの結果であり，双方ともに異常により特徴周波数が 1 Hz 程度変化したことがわかる。

電流の減速比を用いた摩耗・ひび診断[29]

ここで減速比 r は

$$r = \frac{f_m}{f_l} \quad (7)$$

と計算されるため、 f_m, f_l に伴い変化する。

正常・異常双方のベルトの減速比のプリー間距離依存性を測定した結果を図 19 に示す。減速比は電流の FFT 解析結果で見られる f_m, f_l から計算された。

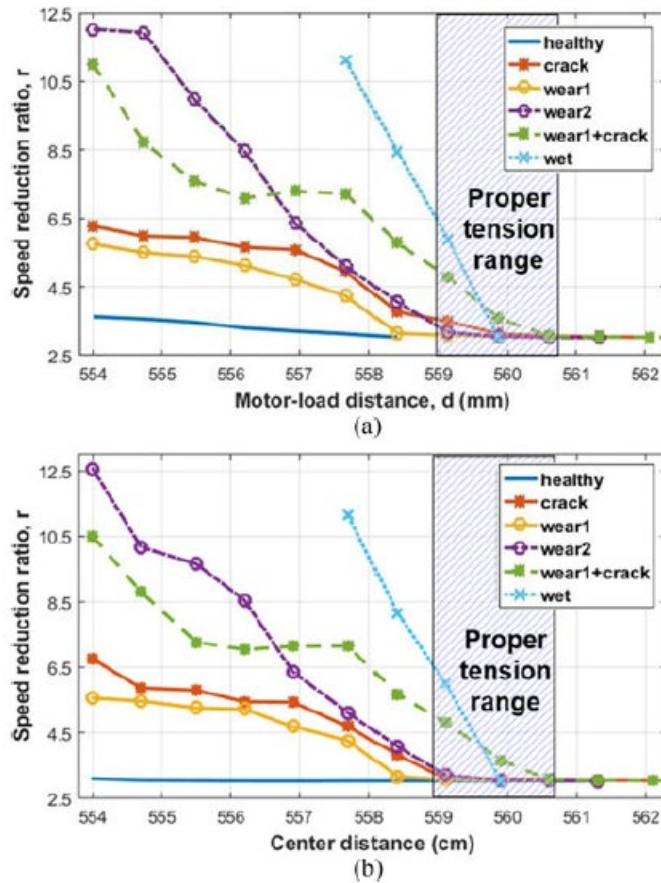


図 19 減速比のプリー間距離依存性[29]

図 19 からプリー間距離が適切な値よりも小さい、つまりベルトがたわんでいるとき、ひび・摩耗のベルトの減速比(黄・赤のグラフ)が 5 倍程度増加したことがわかる。このことから、減速比に着目することで、ベルトがたわんだときに異常検知が可能となる。

立ち上げ時の電流の Short Time Fourier Transform (STFT)マッピングを用いた 摩耗・ひび診断[29]

特徴周波数・減速比を用いた検討は電流が定常状態で実施されたが、立ち上げ時のデータを使用する方法がある。図20に各異常における電流のSTFTマッピングを示す。

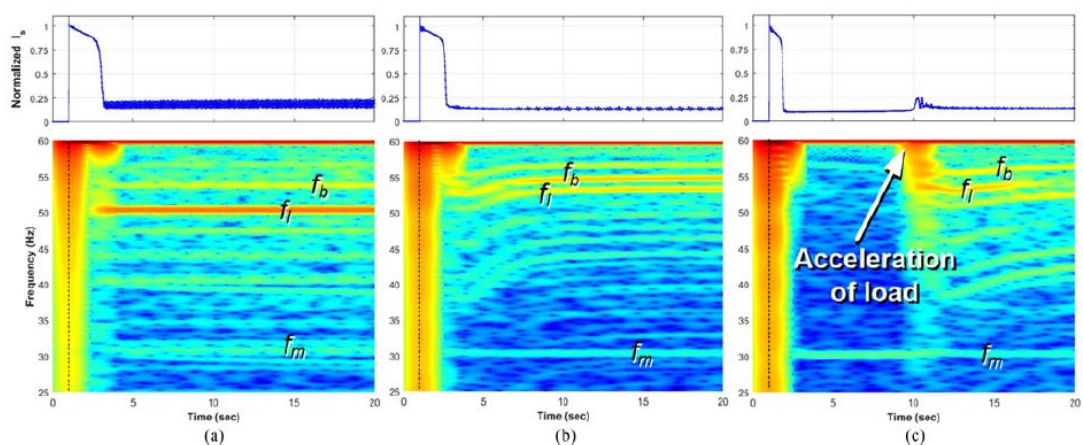


図 20 電流の STFT マッピング (a):正常, (b), (c):摩耗[29]

図 20 から。正常は立ち上げ後 3s で f_i が一定となり、赤色を示している一方、摩耗が発生すると、15s かけて f_i が増加することがわかる。

このことから立ち上げ時の電流データを用いることでベルトの異常検知が可能なが判明した。

電流の回転周波数成分を用いたベルトのたわみ診断[32], [33]

次にたわみのみを診断した結果について記す。図 15 と同様の方法でベルトの張力および負荷を変化させた試験を実施し、電流データを取得した。取得した電流データに FFT 解析を適用し、すべりを計算した。図 21 に電流の FFT 解析結果を、表 7 に回転周波数成分の値を示す。

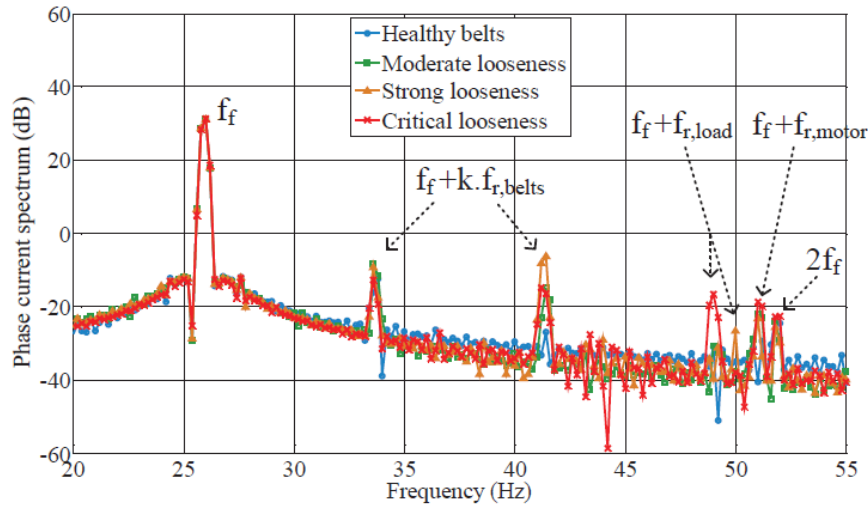


図 21 電流の FFT 解析結果[24], [25]

表 7 各回転周波数成分の値[24], [25]

Load level	Moderate looseness	Strong looseness	Critical looseness
$I_0 \simeq 15A$	+ 1dB	+ 0dB	+ 0dB
$I_n/2 \simeq 26A$	+ 16dB	+ 15dB	+ 18dB
$3I_n/4 \simeq 39A$	+ 10dB	+ 16dB	+ 18dB
$7I_n/8 \simeq 45A$	+ 14dB	+ 13dB	+ 19dB
$I_n \simeq 52A$	+ 12dB	+ 11dB	+ 14dB

図 21 で示したように、電流の FFT 解析だけでは、たわみに依存した回転周波数の変化はほとんど見られなかった。それは表 7 のモータ由来の回転周波数成分の変動が ± 2 dB 以下であることと一致する。

電流の周波数特徴量を用いたベルトのたわみ診断[33]

また、定常状態の診断手法として、周波数特徴量 X_{CR} から診断する手法がある。 X_{CR} は次のように計算される。 X_{CR} の時間依存性を図 22 に示す。時間が経過することでたわみは強くなる。

$$X_{CR} = \frac{\sum_{n=1}^{n_{lim}} \frac{1}{n} c_{CR}(n)}{\sum_{n=1}^{n_{lim}} \frac{1}{n}} \quad (8)$$

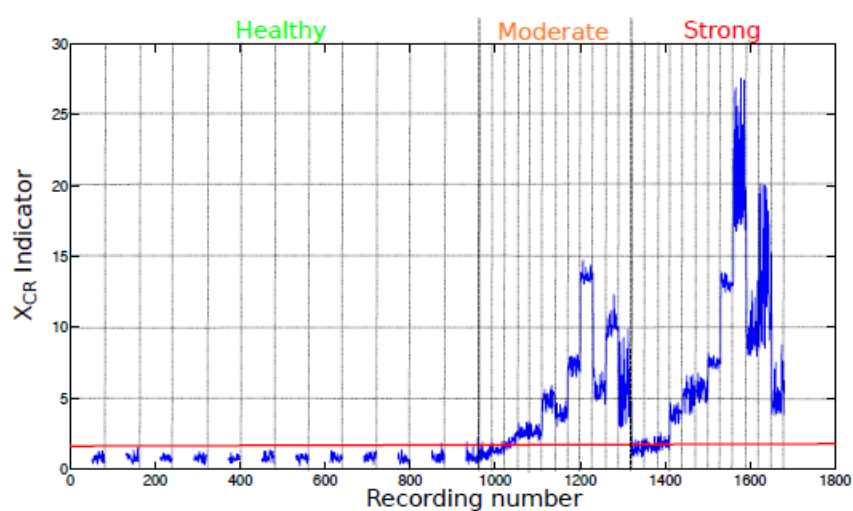


図 22 X_{CR} の時間依存性[33]

図 22 から、 X_{CR} をはたわみが進展することで 10 倍以上増加し、異常検知に適切なパラメータであることが判明した。

立ち上げ時の電流値を用いたベルトのたわみ診断[32], [33]

立ち上げ時の電流の時間変化を図 23 に示す。

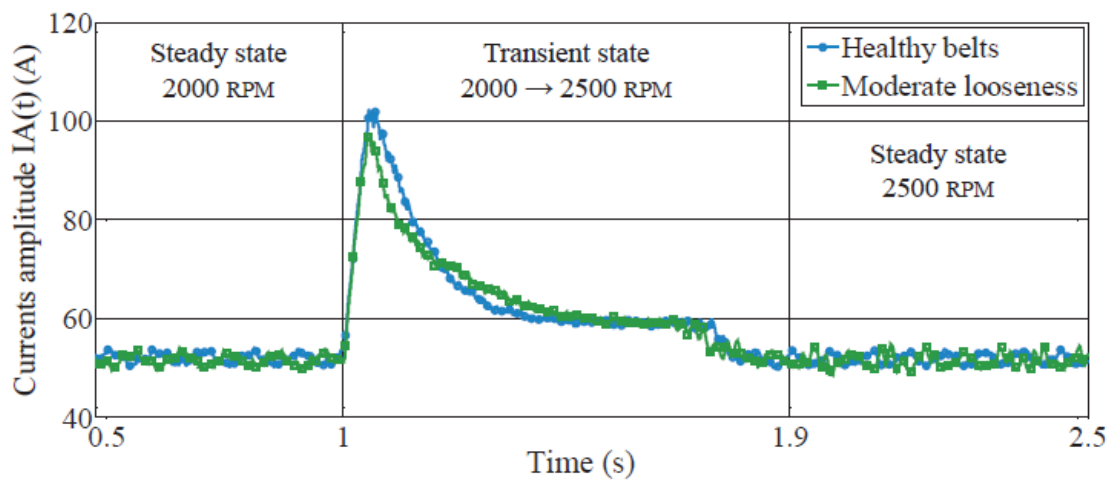


図 23 立ち上げ時の電流の時間変化[32], [33]

図 23 から、正常とたわみの 2 状態で、電流が最大になるまでにかかる時間が変化し、電流の最大値が 2 割程度増加することを確認し、異常検知が可能である。

駆動時の電流値を用いたベルトのたわみ診断[34]

図 24 に駆動中の電流値を用いたベルト診断の例を示す。ベルト診断はベルトの回転周波数の 2 倍に着目して診断し、交換前後で変化が確認され、ベルトの回転周波数の 2 倍が張力の変化に有効な指標であることが確認された。

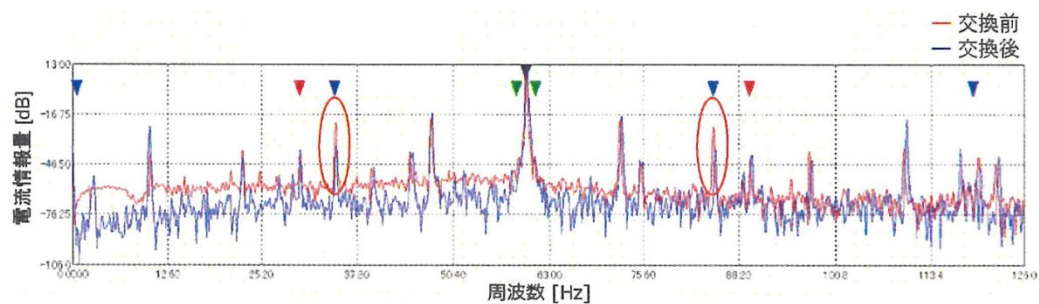


図 5 交換前後のFFT結果比較

図 24 ベルト交換前後の電流 FFT 解析結果[34]

1.5.3 振動を用いた診断

振動のクロススペクトルを用いた異常検知[30],[31]

V ベルトのベアリング付近の振動加速度を測定して、測定した信号と、測定した信号を、5 s 遅らせた信号のクロススペクトルを計算し、正常・異常での差分を計算した。クロススペクトルは 2 種類の信号のスペクトルの共役をかけたスペクトルであり、スペクトル間の平均をとることから、ノイズ低減に有効な手段である。2 種類の信号を $X(f)$, $Y(f)$ とするとクロススペクトル $G(f)$ は(1)式のように表される[35]。

$$G(f) = Y(f) \cdot X^*(f) \quad (9)$$

異常は異物の噛みこみ、亀裂、ミスアライメント、共振、すべり、ねじれ癖と折れ癖の 6 種類を検討した。代表例として異物噛みこみと正常のクロススペクトルの差分を図 25 に示す。

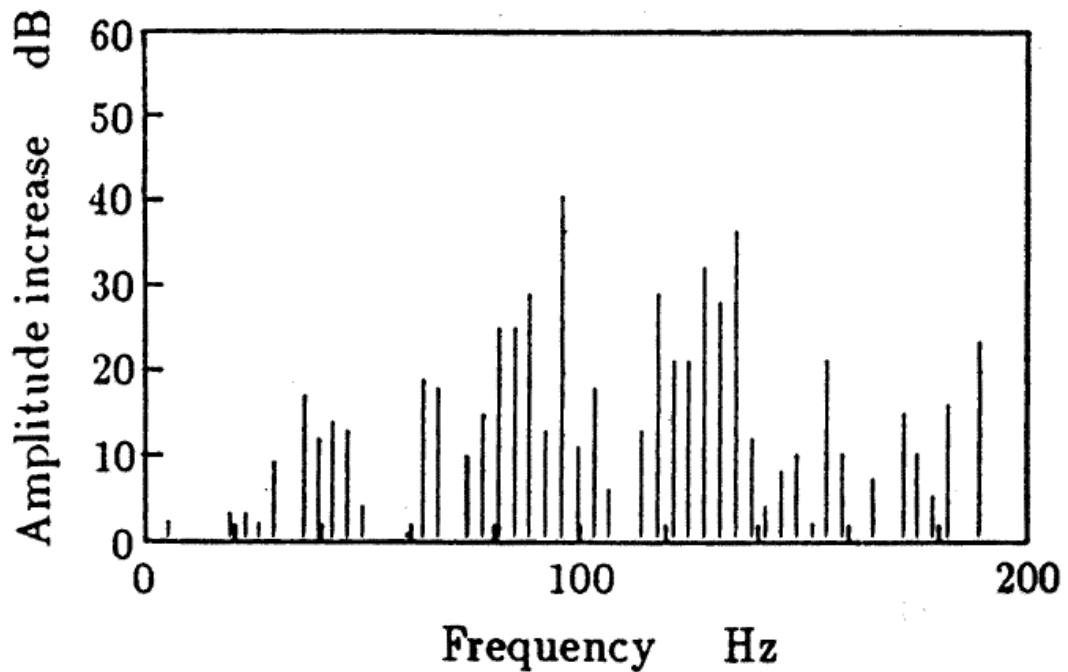


図 25 異物噛み込みと正常のクロススペクトルの差分[30],[31]

図 25 に示したように、正常と異常では各周波数帯における信号強度に差が確認された。他の異常についても信号強度の差が確認され、振動のクロススペクトルを用いた異常検知が有効であることが示された。

振動の特徴パラメータを用いた異常検知[36]

プーリの傷, ベルトの傷, ベルトのたわみを振動の特徴パラメータを用いて診断した。診断の手順は, 各特徴パラメータを計算し, それらのパラメータを軸として2次元平面分布を作成した。正常と異常で分布の中心が離れるように, 最適化手法の一種であるアントコロニー最適化 (Ant Colony Optimization : ACO) を用いた[36]。特徴パラメータへの ACO の適用結果を図 26 に示す。

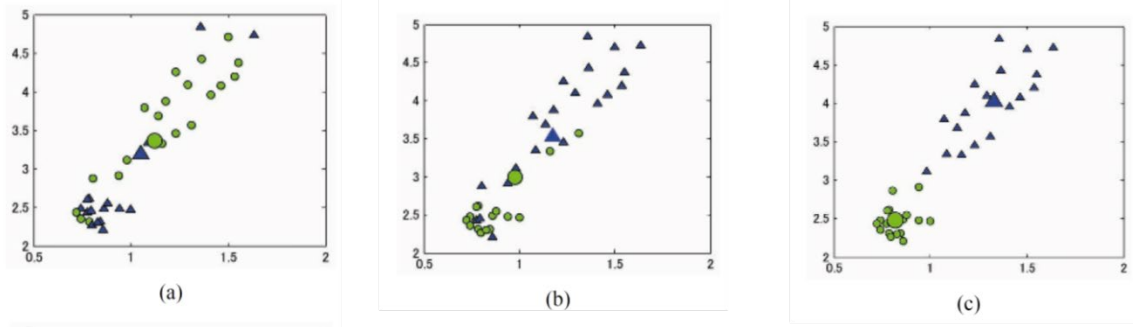


図 26 振動の特徴パラメータへの ACO 適用結果
(a):未適用, (b):100 回適用, (c)200 回適用[36]

図 26 から, ACO 未適用では正常・異常の分布が重なっていたのに対して, 適用回数を増加することで分布がずれていくことが確認された。

ずれた分布について, それぞれの確率密度関数を参照することで, 特徴パラメータを合成して, 新しい特徴パラメータを生成した。図 27 に新しい特徴パラメータの生成方法を示す。

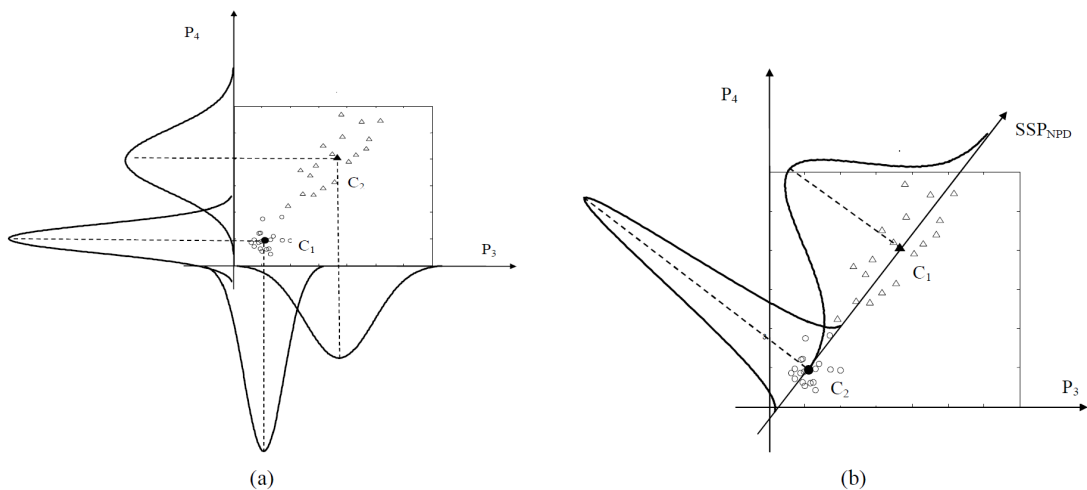


図 27 新しい特徴パラメータの生成方法
(a):特徴パラメータ P_3, P_4 , (b) P_3, P_4 を合成した特徴パラメータ[37]

図 27 に示したように, P_3, P_4 が正常・異常でともに離れるように軸 SSP_{NPD} を選定し, P_3, P_4 がその軸に変換されるような新しい特徴パラメータを生成し, 確率密度関数を用いて異常部位診断を実施した結果, 精度が 86 %以上を示した。

1.5.4 過去の寿命データを用いた診断

ワイブル型累積ハザード解析による診断[38]

過去の故障を確認した時の使用時間のデータから、故障の時間を算出する解析手法として、ワイブル型累積ハザード解析がある[39]。

ワイブル型累積ハザード解析では、形状パラメータ:m, 尺度パラメータ:n, 位置パラメータ : γ を用いて累積ハザード関数 $H(t)$ を

$$H(t) = \left(\frac{t-\gamma}{\eta}\right)^m \quad (10)$$

と定義する。この式をベルトの故障データに適用した結果、 $m = 1$ の累積ハザード関数でフィッティングを行った。故障データと累積ハザード関数を図 28 に示す。フィッティングした関数を参照することで、各稼働時間の信頼度を算出することが可能となった。推定した寿命はメーカーの発表した寿命の範囲内であった

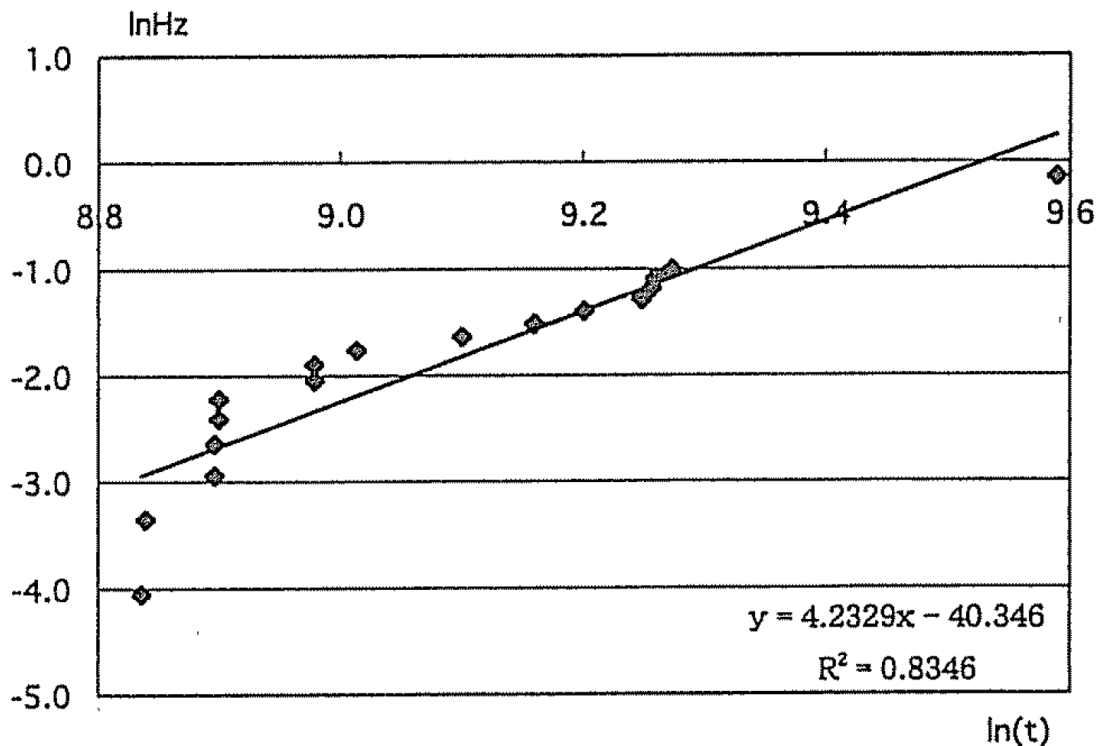


図 28 故障データと累積ハザード関数[39]

1.5.5 画像を用いた診断

画像を用いた機械学習によるベルトコンベアの診断[40],[41]

ベルトコンベアはベルトの長さが km のオーダーになるため、センサを用いた異常検知はコストがかかる。そのため、定点で画像を撮影し、その画像を用いて異常検知を行う。異常検知は、不良形状と撮影時の外乱を考慮して、大量の画像データを基にした異常判定モデルを用いて実施した。撮影方法およびベルト画像を図 29 に、使用したデータ数と異常検知の精度を図 30 に示す。

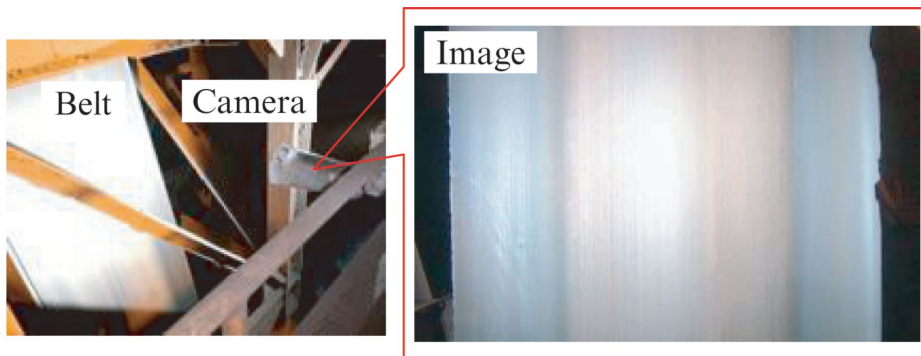


図 29 撮影方法およびベルト画像[40],[41]

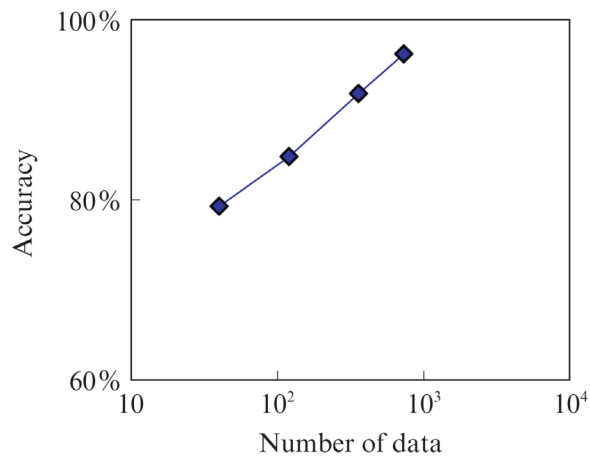


図 30 使用したデータ数と異常検知の精度[41]

図 29 から、ベルトはカメラを固定して撮影を行う。撮影したベルト表面の明るさは均一になるように複数台の照明を用いて明度を調整する。

図 30 から、データ数が 10^3 に達した時、識別率は 90% を超える精度になり、実用可能なモデルが構築された。

1.5.6 複数データを用いた診断

複数データによる特徴量を用いた診断[41]

ベルトコンベアで診断したい異常やトラブルは火災以外にもベルト破断や、駆動系停止など複数存在する。これらを診断するために、振動や音、温度などの複数のデータの相関を使用して特徴量を作成し、ヒートマップを用いて表した。図 31 にデータ相関の模式図を、図 32 に作成したヒートマップを示す。

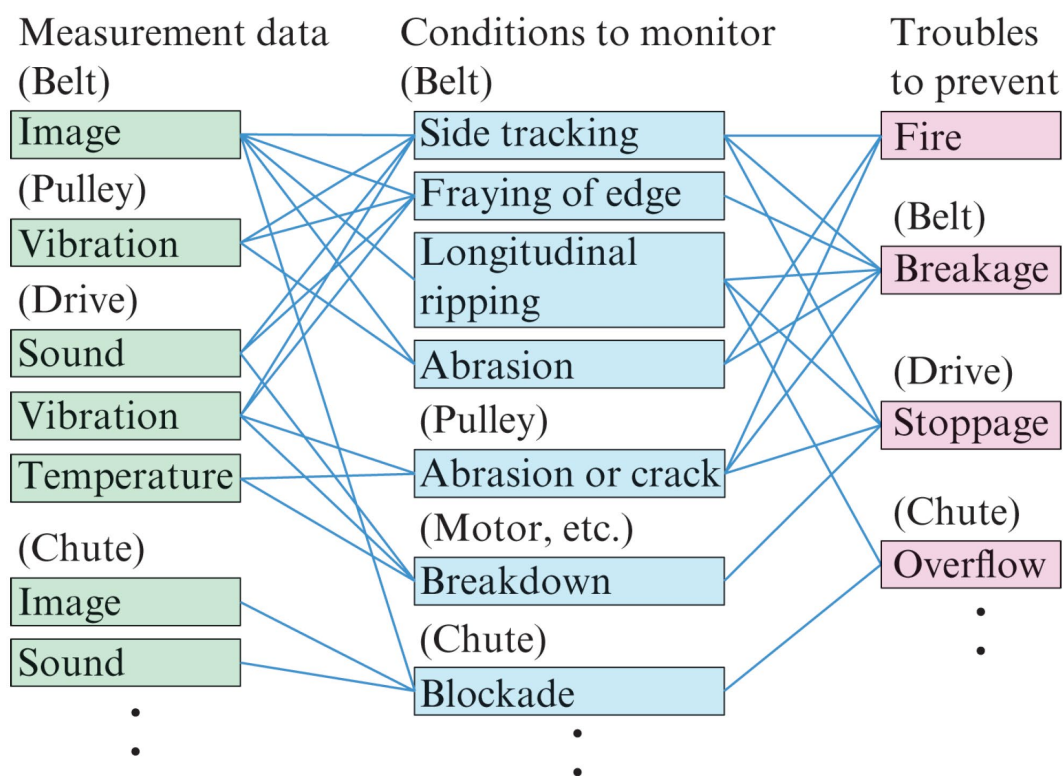


図 31 データ相関の模式図[41]

Objects of monitoring (100 items)

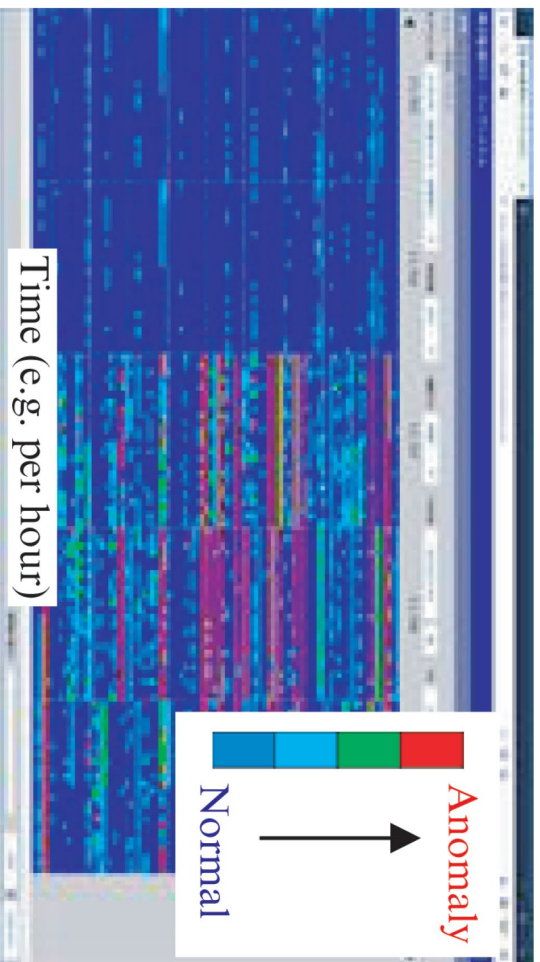


図 32 ヒートマップを用いた診断図[41]

図 31 のように診断したい項目 (赤) に関連する事象 (青) およびその事象に関連する測定項目 (緑) の相関をまとめて異常検知を実施した。図 32 のヒートマップでは時間がたつにつれて異常を示す赤色が確認され、本手法を用いてバルトの経年劣化の診断が可能であることが確認された。

1.6 本研究の目的と内容

1.6.1 本研究の目的

1.4 節, 1.5 節で記載したように真空ポンプ, V ベルトの診断手法は確立されているが, 低コストである電流を用いた診断は立ち上げ時のみで診断が可能であり, 駆動中の診断手法は確立されていない。本研究では電流を用いた真空ポンプ, V ベルトの異常検知手法を確立することで, 電流を用いた回転機械系全体を診断対象とすることを目的とする。

1.6.2 本研究で対象とする異常モード

対象とする具体的な異常モードは
真空ポンプ: シールリング摩耗, ベアリング摩耗
V ベルト: 張力低下
である。

これらの異常モードを選定した理由を記載する。

図 33 にドライ真空ポンプの故障割合を示す[42]。図 4 からシールリング摩耗およびベアリング傷がドライ真空ポンプの故障割合の 90 % を占めていることから, これら 2 つの異常モードを診断対象とした。

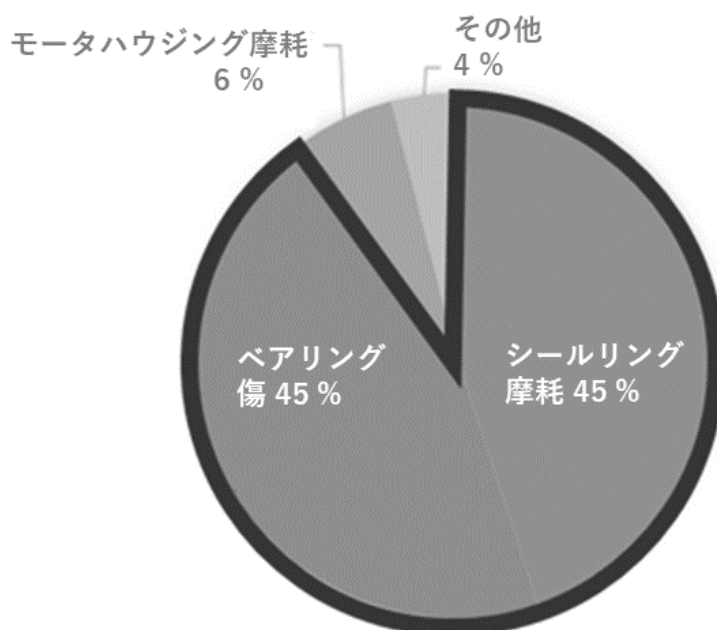


図 33 ドライ真空ポンプの故障割合[42]

図 34 にベルト張力低下の影響を示す[12]。図 34 に示したようにベルト張力が低下することでプーリー・ベルト間のすべりが変化する。そのすべりの変化によりベルトに騒音・発熱が発生し、ベルトの劣化を早める。また、ベルトは長期間使用すると張力が低下し、点検により交換を行っていることから、その工程を自動化することを考え、検知対象の異常モードに選定した。

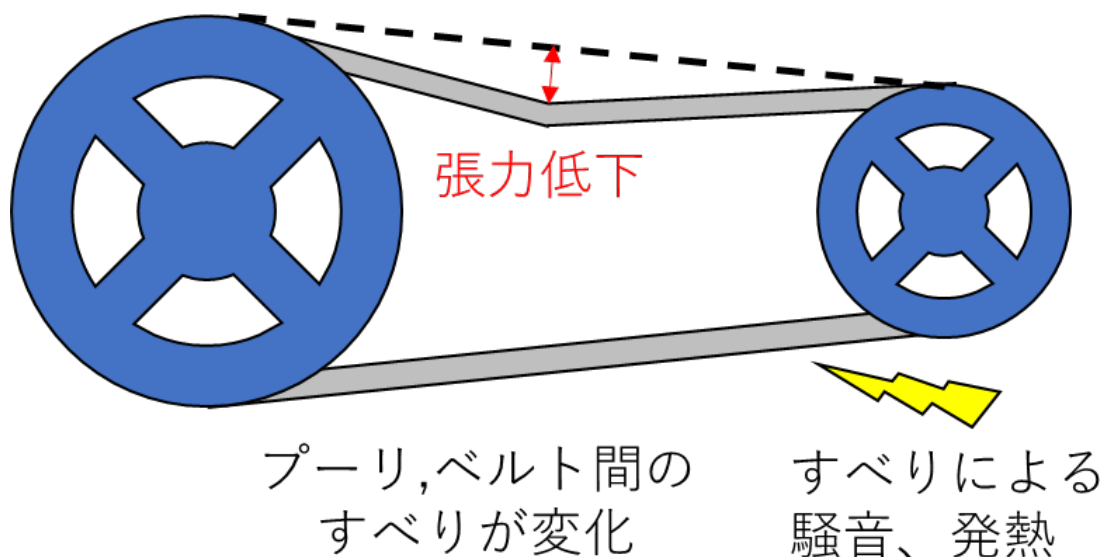


図 34 ベルト張力低下の影響[12]

1.6.3 本研究の内容

真空ポンプ・V ベルトそれぞれの研究内容を以下に示す。

・真空ポンプ

シールリング、ベアリングに実験的に異常を模擬した真空ポンプの電流波形を取得して、簡易診断手法・精密診断手法を適用した。

(簡易診断手法)

特徴パラメータの主成分分析を提案した。シールリング摩耗とベアリング摩耗に提案した手法を適用した結果、両異常でそれぞれ異常識別率が 98%、100%となり、異常検知可能であることが確認された。

(精密診断手法)

統計フィルタを適用した電流波形に対して特徴パラメータを計算し、その特徴パラメータをラフ集合化した後、Partial Linear Newral Network(PLNN)を適用した。適用した結果、識別率 98.7%以

上で部位特定を可能とした。

・V ベルト

張力12パターン(正常1パターン, 緩み9パターン, 過剰2パターン), 無負荷～定格負荷の90 %までの6パターンの負荷について, 以下の簡易診断手法・精密診断手法を適用した。

(簡易診断手法)

複数の特徴周波数の信号強度に関して, 正常との差分絶対値合計を特徴量として異常検知に用いる手法を提案した。張力 5 パターン, 無負荷～定格負荷の 90 %までの 6 パターンの負荷について, この手法を適用した結果, 特定の周波数に着目する手法では, 負荷に応じて検知可能なベルト張力が適正張力比 79 %から検知可能であることを確認した。

(精密診断手法)

正常との差分絶対値合計を 1 次関数フィッティングすることで, ベルトの適正張力比を推定する手法を提案した。この手法を適用した結果, 適正張力比 49 %以上では 90 %以上の条件で実測とフィッティングの差が 20 %以下となり, 提案した手法は有用であることが示された。

2章 異常検知のための解析手法

真空ポンプとVベルトの異常検知手法の確立のため、各機器に解析手法を適用する。適用する解析手法を本章にて記載する。

2.1 時間領域と周波数領域に着目した異常検知手法

1章の先行研究で示したように異常検知手法には時間領域に着目した手法と周波数領域に着目した手法が存在している。時間領域に着目した手法・周波数領域に着目した手法、それぞれのフローチャートを図 35, 図 36 に示す。

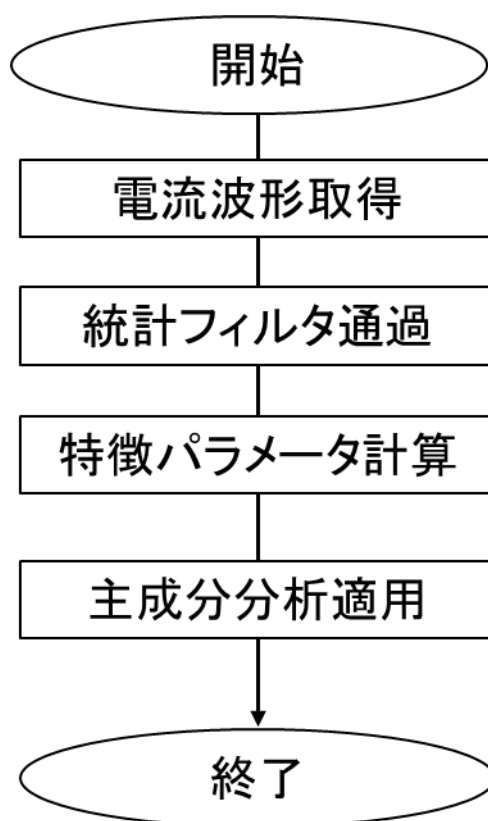


図 35 時間領域の異常検知手法のフローチャート

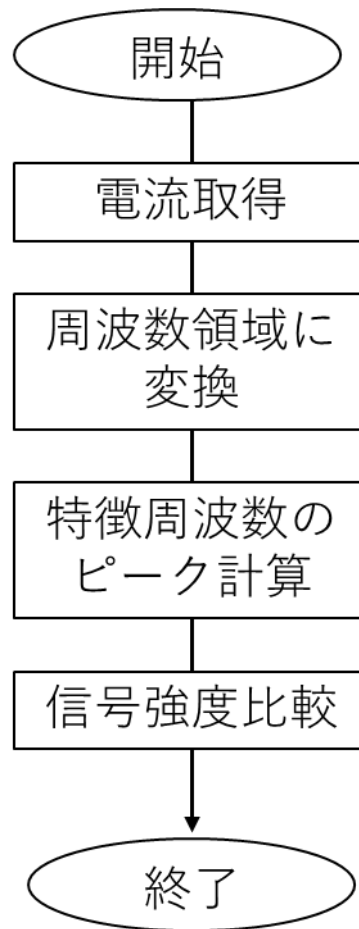


図 36 周波数領域の異常検知手法のフローチャート

各手法の詳細について次節以降で記載する。

2-2 特徴パラメータ

本論文の異常検知には無次元特徴パラメータを用いる。特徴パラメータとは信号波形の振幅、波形などを表すパラメータである[43]~[47]。

診断で使用した特徴パラメータを表 8 に示す。特徴パラメータ $p_{i1} \sim p_{i12}$ の計算で使用する文字と説明を表 9 に示す。

表 8 診断で使用した特徴パラメータ

変数	説明	変数	説明
p_{i1}	変動率	p_{i7}	極小平均値/標準偏差
p_{i2}	歪度	p_{i8}	平方根の和/標準偏差の平方根和
p_{i3}	尖度	p_{i9}	2乗和/標準偏差の2乗
p_{i4}	波高率	p_{i10}	対数和/標準偏差の対数
p_{i5}	波形率	p_{i11}	1 σ 以上の値の平均/ 標準偏差
p_{i6}	極大平均値/標準偏差	p_{i12}	-1 σ 以下の値の平均/ 標準偏差

表 9 特徴パラメータの計算で使用する文字と説明

文字	説明
x_i	各測定データ
\bar{X}	x_i の絶対値の平均
N	1 つの特徴パラメータ計算に使用する点数
\bar{x}	x_i の平均
σ	x_i の標準偏差
$\overline{X_{max}}$	10 個最大値(測定値の 1 から 10 番目に大きな値)の平均
$\overline{X_p}$	極大値平均
$\overline{X_L}$	極小値平均
σ_p	極大値の標準偏差
σ_L	極小値の標準偏差
x_{ki}	x_i のうち, $x_i > \sigma$ を満たす x_i
N_k	$x_i > \sigma$ を満たす x_i の個数
x_{hi}	x_i のうち, $x_i < -\sigma$ を満たす x_i
N_h	$x_i < -\sigma$ を満たす x_i の個数

また、 \bar{X} , σ , \bar{x} はそれぞれ(11)~(13)で計算される。

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i|}{N} \quad (11)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \quad (12)$$

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (13)$$

これらのパラメータを用いて特徴パラメータ $p_{t1} \sim p_{t12}$ は(14)~(25)で計算される。

$$p_{t1} = \frac{\sigma}{\bar{X}} \quad (14)$$

$$p_{t2} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{N\sigma^3} \quad (15)$$

$$p_{t3} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{N\sigma^4} \quad (16)$$

$$p_{t4} = \frac{|\bar{x}_{max}|}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}}} \quad (17)$$

$$p_{t5} = \frac{|\bar{x}_p|}{\sigma_p} \quad (18)$$

$$p_{t6} = \frac{|\bar{x}_L|}{\sigma_L} \quad (19)$$

$$p_{t7} = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|}}{N\sqrt{\sigma}} \quad (20)$$

$$p_{t8} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}}}{\bar{X}} \quad (21)$$

$$p_{t9} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N\sigma^2} \quad (22)$$

$$p_{t10} = \frac{\sum_{i=1}^N \ln(|x_i|+1)}{N \ln(\sigma)} \quad (23)$$

$$p_{t11} = \frac{\sum_{i=1}^{N_k} x_{ki}}{\sigma N_k} \quad (24)$$

$$p_{t12} = \frac{\sum_{i=1}^{N_h} x_{hi}}{\sigma N_h} \quad (25)$$

2.3 主成分分析

前節で計算した特徴パラメータを用いた分析を行う。本節以降では、行列およびベクトルはすべて太字の斜体で表現される。多次元のパラメータの分析手法として主成分分析が知られている[46]。主成分分析は多次元のパラメータの情報の削減量を最小にしつつ低次元空間に情報を縮約する分析手法である。本論文では計算した特徴パラメータの 12 次元データを 2 次元マップに投影する。

主成分分析は次元削減による情報の低減を抑制するため、情報量が多い 2 つの主成分を x 軸, y 軸に選定する。12 次元データを 2 次元マップに投影することから、主成分の選定時には、12 種類の特徴パラメータに

$$\mathbf{C} = (\mathbf{c}_1 \quad \mathbf{c}_2) \quad (26)$$

で表現される行列 \mathbf{C} をかける。ここでは $\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2$ は 12 行×1 列のベクトルである。 \mathbf{C} をかけた後の 1 列目を第 1 主成分として x 軸に、2 列目を第 2 主成分として y 軸とする

$\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2$ は各特徴パラメータの情報の削減量を最小にするように選定する必要がある。特徴パラメータ 12 次元の分布のうち、情報量が多い方向は分散が大きい方向である。その方向を軸に選定するため各特徴パラメータの共分散行列を参照する。12 行×12 列の共分散行列 \mathbf{V} とすると、 \mathbf{V} の各成分 v_{ij} は

$$v_{ij} = (x_i - \bar{x})(y_j - \bar{y}) \quad (27)$$

となり、 \bar{x}, \bar{y} は

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (28)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (29)$$

である。

計算した共分散行列について特異値分解を用いて、固有値、固有ベクトルを計算する。固有値が最大となる固有ベクトルを c_1 、その次に固有値が大きい固有ベクトルのうち c_1 と垂直になるベクトルを c_2 とする。

以上で主成分分析の計算手法を記載した。主成分分析を適用するためには、適用する特徴の集合を作成する必要がある、また適用による作成した分布を比較する必要がある。それらを含めた主成分分析の計算フローを図 37 に示す。

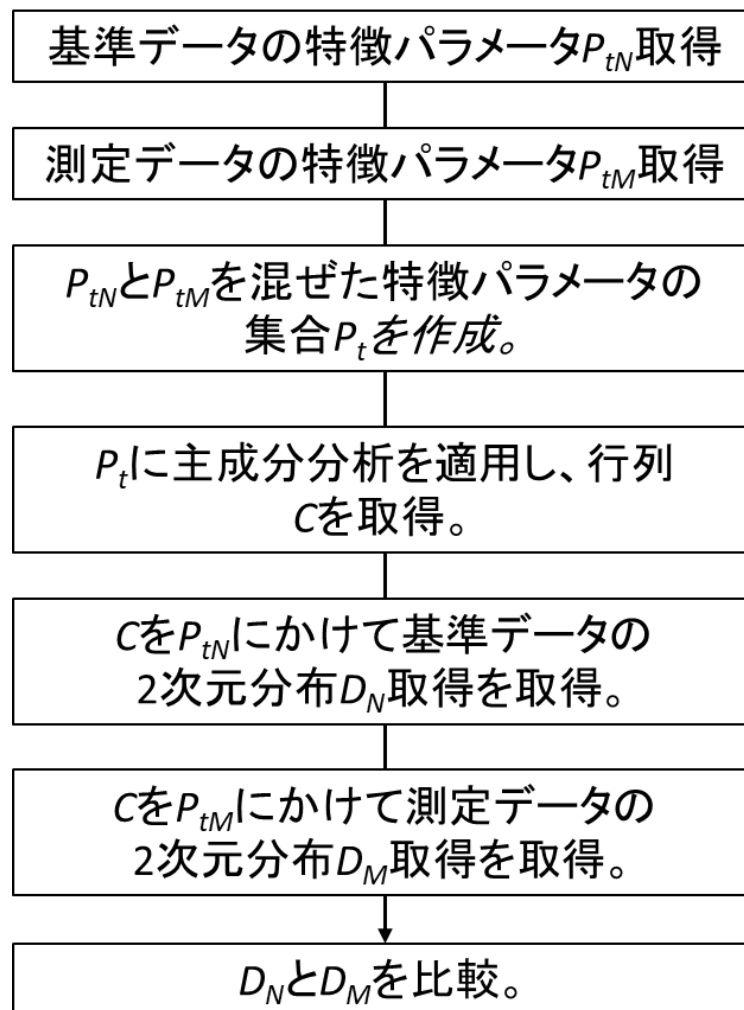


図 37 主成分分析の計算フロー

図 37 で示したように、主成分分析は基準データの特徴パラメータ P_{iN} と測定データの特徴パラメータ P_{iM} を混ぜた集合 P に対して適用した。これは、基準データ・測定データいずれのデータの情報の削減を防ぐような行列 C を作成するためである。

作成した行列を P_{iN} , P_{iM} の双方にかけて作成した分布 D_N , D_M を比較することで異常検知を行う。

2.4 統計フィルタ

異常検知の際、ノイズにより診断精度が低下する課題がある。本論文では、取得した信号からノイズ成分を除去し異常成分のみを抽出する統計フィルタを用いることで上記課題を解決する[47],[48]。

統計フィルタの概略図を図 38 に示す。

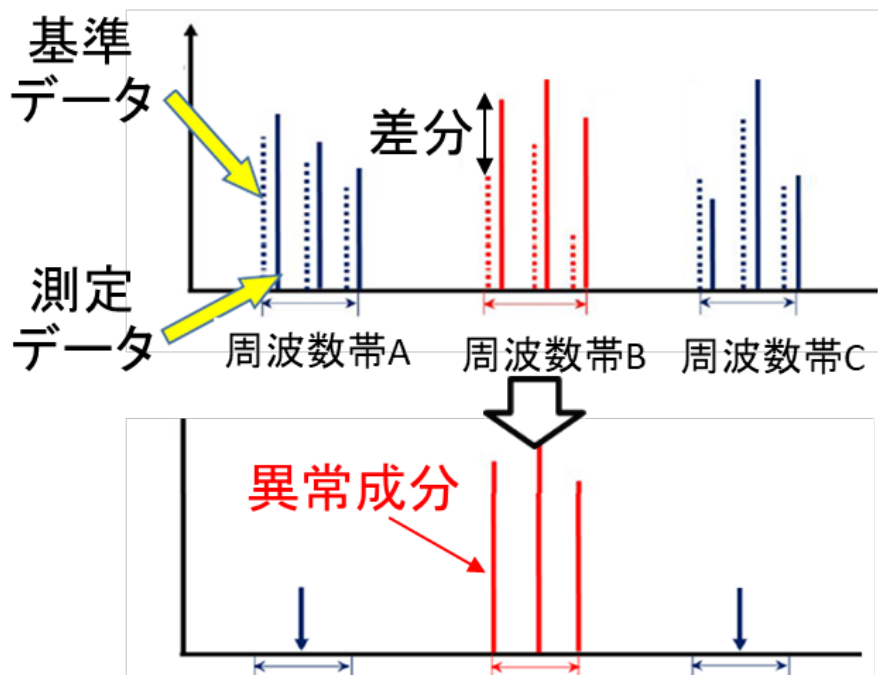


図 38 統計フィルタの概略図

図 38 で示したように統計フィルタは測定データおよび基準データを周波数帯で分割する。各周波数帯で測定データと基準データの電流の差分 DI (Discrimination Index)を計算する。計算した DI を閾値である SDI(Standard Discrimination Index)と比較する。本論文では振動診断を参考に SDI を 1.5 に設定した[47],[48]。

DI が SDI を超えたとき、DI を異常成分由来と考えて残し、超えていない周波数帯では異常成分由来でないと考え 0 にする。(図 38 では、周波数帯 B が異常成分由来、周波数帯 A, C が異常成分由来ではない)。これにより異常成分のみが残留し、高精度な診断を可能とする。

各周波数帯の DI は測定データ、基準データそれぞれのばらつきを考慮するため、

$$DI = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \quad (30)$$

という式を用いて計算される。

(1)式の μ_1, μ_2 は正常、異常の各周波数での信号強度の平均、 σ_1, σ_2 は正常、異常の各周波数

での信号強度の標準偏差となる。

図 39 で統計フィルタ通過前後の信号の周波数依存性を示す。

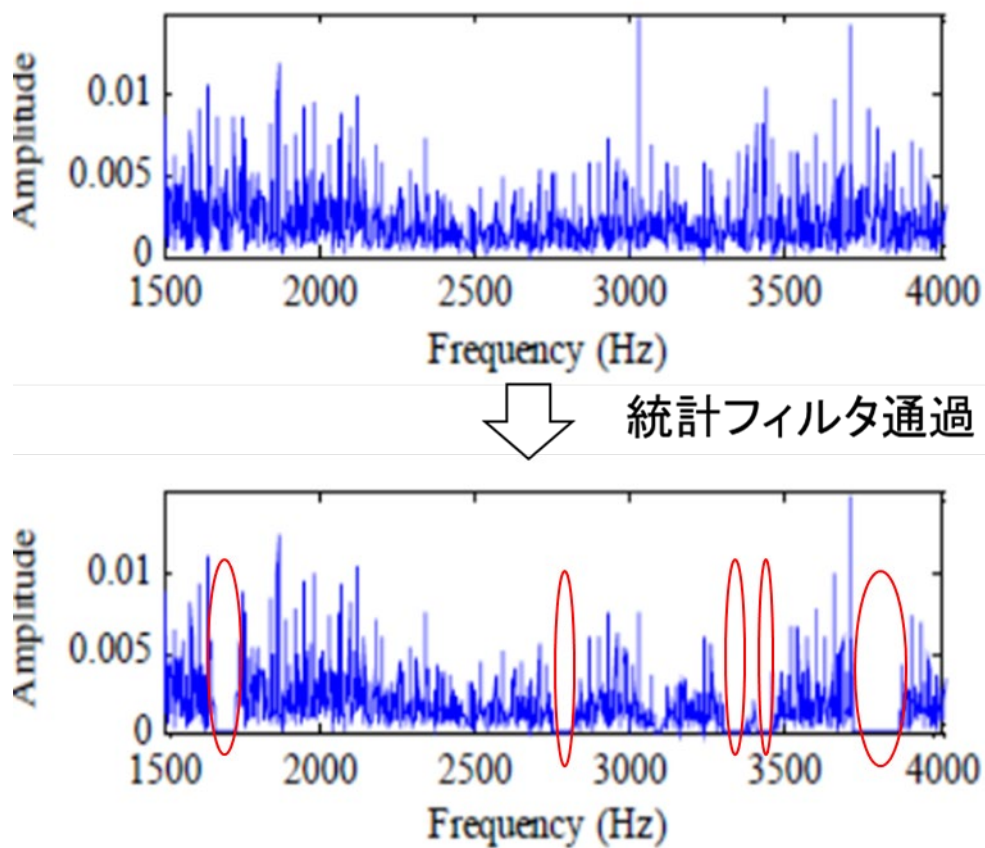


図 39 統計フィルタ通過前後の信号の周波数依存性

図 39 の赤丸で囲んだ周波数帯では、正常データとの差がないとみなして、値を 0 とした。

統計フィルタ通過後の信号は逆フーリエ変換し、時間波形に変換した後に、前節で記載した特徴パラメータを計算する。

2.5 FFT 解析

1.3 節で示したように、異常発生時のモータ電流は周波数領域で特定の周波数の信号強度が増加しており、FFT 解析を用いることで異常検知が可能である。本節で具体的な計算方法について記載する。

図 40 に従来の機械系異常の検知手法を示す。機械系異常進展時には、電源周波数を挟んで両側に発生する側帯波のピーク(特徴成分 A, B)が増加する。このことから、周波数解析をしてこれらの周波数における信号強度の増加を監視し、閾値を超える信号を検知した場合、異常と判定する。

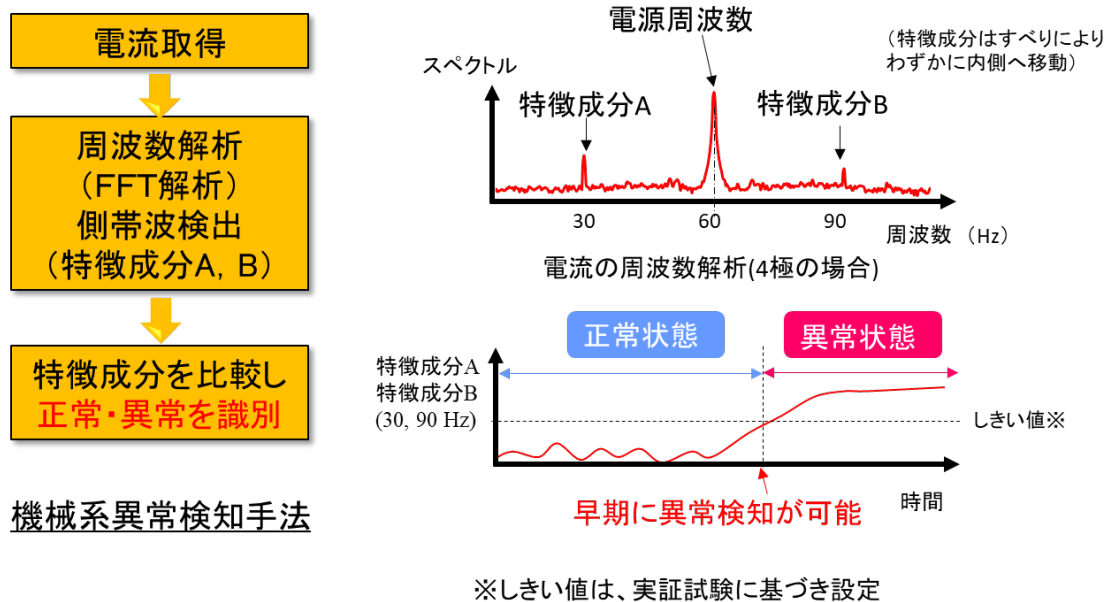


図 40 従来の機械系異常の検知手法

本論文では真空ポンプ、ベルトを対象としており、それぞれ(4), (6)式で記載されたモータ、ベルトの回転周波数に着目し異常検知を実施した[29]。

第3章 真空ポンプの異常検知[49]

- モータ相電流を用いた真空ポンプの異常検知手法を確立するために、以下のことを実施した。
- ・異常検知の対象モードであるベアリング・シールリングを摩耗させ、モータ相電流のデータを取得した。
 - ・取得したモータ相電流に簡易診断を適用し、簡易診断の結果を考察することで精密診断の方法を検討した。
- それらの詳細を本章に記載する。

3.1 真空ポンプの試験方法

3.1.1 試験装置

図 41 に試験装置の概略図を記載する。

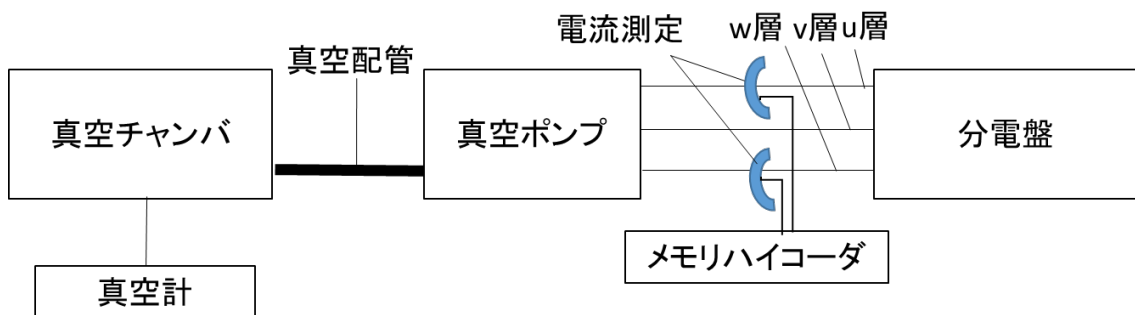


図 41 試験装置の概略図

図 41 のように、真空ポンプは接続された真空チャンバを真空引きする。また、電流測定は真空ポンプ - 分電盤間の 3 相ケーブルにセンサを接続し、センサで取得したデータは記録機器のメモリハイコーダに送信する。電流測定は 3 相ケーブルのうち、u 相, w 相の 2 相を測定した。

真空ポンプの概略図は図 41 で示したとおりであるが、実際は真空ポンプを駆動させるためには N_2 および冷却水が必要とされる。真空配管も真空チャンバを段階的に減圧するために複数の配管を接続し、チャンバを大気開放するバルブが必要とされる。これらを含めた試験装置の詳細概略図を図 42 に、使用した機器を表表 10 に示す。

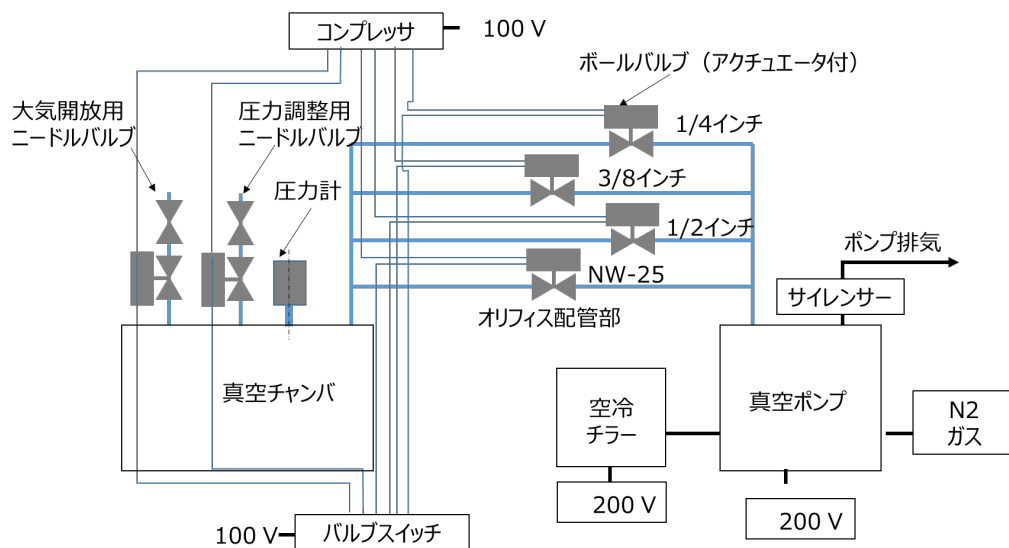


図 42 試験装置の詳細概略図

表 10 試験で使用した機器

測定機器	型番	メーカー	測定条件
電流プローブ	9018-50	HIOKI	—
メモリハイコーダ	MR8880	HIOKI	1 kHz
空冷チラー	PCU-3310R	アピステ	水温 20°C
N2 ガス	—	アイケー電機	—
真空配管	—	エル・テール	—
真空チャンバ	VS30-V	赤田工業	—
ボールバルブ 1/4 インチ	SS-42GS4	Swagelok	—
ボールバルブ 3/8 インチ	SS-43GS6	Swagelok	—
ボールバルブ 1/2 インチ	SS-45S8	Swagelok	—
ボールバルブ NW-25	SS-42GS4	Swagelok	—
大気開放用ニードルバルブ	SS-1RS4	Swagelok	—
圧力調整用ニードルバルブ	SS-1RS4	Swagelok	—
圧力計	SW1-1/SWP-16- NW16	アルバック	—

図 35 で記載したように、真空ポンプ-真空チャンバ間は 4 本の配管が接続されており、各配管には 1/4 インチ, 3/8 インチ, 1/2 インチ, NW-25 のボールバルブが接続されている。このバルブを順に開放することで真空引きを行う。順に開放する理由としては、急激な圧力変化が生じると真空チャンバにダメージが発生し、これを回避するためである。これらのボールバルブおよび真空チャンバに接続した 2 つのニードルバルブはコンプレッサで揚圧状態にすることで駆動し、バルブの ON/OFF はバルブスイッチで制御する。

ドライ真空ポンプは半導体製造工場で主に使用されており、一般的に動作時は不純物ページ用の N_2 ガスを注入する。本真空ポンプは N_2 ガスを注入しなければ、インターロックが動作するため、 N_2 ガスを注入する。また、冷却のため空冷チラーを接続する。真空ポンプの配管部には騒音回避のためのサイレンサーを接続する。

真空チャンバは圧力計と 2 つのニードルバルブを接続している。2 つのニードルバルブはそれぞれ圧力調整、大気開放を目的としている。圧力調整用ニードルバルブは到達真空度を調整するためのバルブであり、大気開放は大気状態に戻すときに、空気をチャンバに導入するため接続している。

3.1.2 試験手順

ニードルバルブの開き加減を調整し、バルブをすべて閉じた後、空冷チラー、バルブスイッチ、コンプレッサの電源をすべて ON にし、N₂ ガスを注入した状態で真空ポンプを動作させ試験を開始する。真空ポンプは電源 OFF 時、室温程度まで温度が冷えているため、動作が安定しない。そのため、真空ポンプの温度が 100°C (稼働時の温度) になるまで待機したのち、バルブを開けることで、真空チャンバの真空引きを行う (バルブ開閉の詳細は後に記載)。本論文では圧力変化 1 サイクルの試験を 39 分とし、再現性確認のため 3 サイクル実施した。サイクル終了から次サイクルまでは温度維持のため 6 分間、バルブ全閉の状態でもンプを動作させたまま待機した。

圧力変化

バルブの開放手順を表 11 に、その時の圧力変化を図 43 に示す。

表 11 バルブの開閉時間

時間	バルブの状態
初期状態	全バルブ閉
0 分 00 秒	1/4 インチバルブ開, 圧力調整用ニードルバルブ開
1 分 30 秒	3/8 インチバルブ開
3 分 00 秒	1/2 インチバルブ開
33 分 00 秒	大気開放用ニードルバルブ開
34 分 30 秒	1/2 インチバルブ閉
36 分 00 秒	3/8 インチバルブ閉
37 分 30 秒	1/4 インチバルブ閉
39 分 00 秒 (終了)	圧力調整用ニードルバルブ閉, 大気開放用ニードルバルブ閉

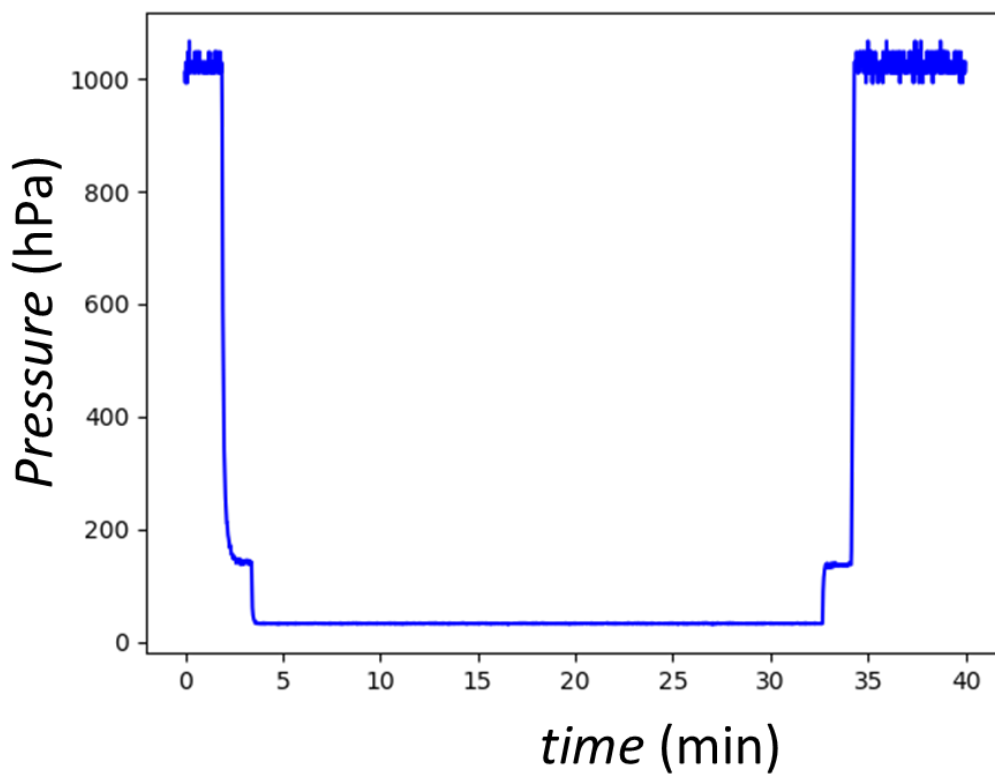


図 43 バルブ開閉時の真空度の時間変化

表 11, 図 43 のように 3 分間かけて圧力を目標圧力まで下げていき。その後 30 分間圧力を維持した後, 大気開放用ニードルバルブを解放後, 4 分 30 秒かけて大気圧まで戻す。各バルブの状態を変化させてから, 次のバルブの状態を変化させるまで 1 分 30 秒間維持する理由は圧力安定のためである。図 44 にバルブ開閉時の真空度の時間変化の 0~5 分の拡大図を示す。

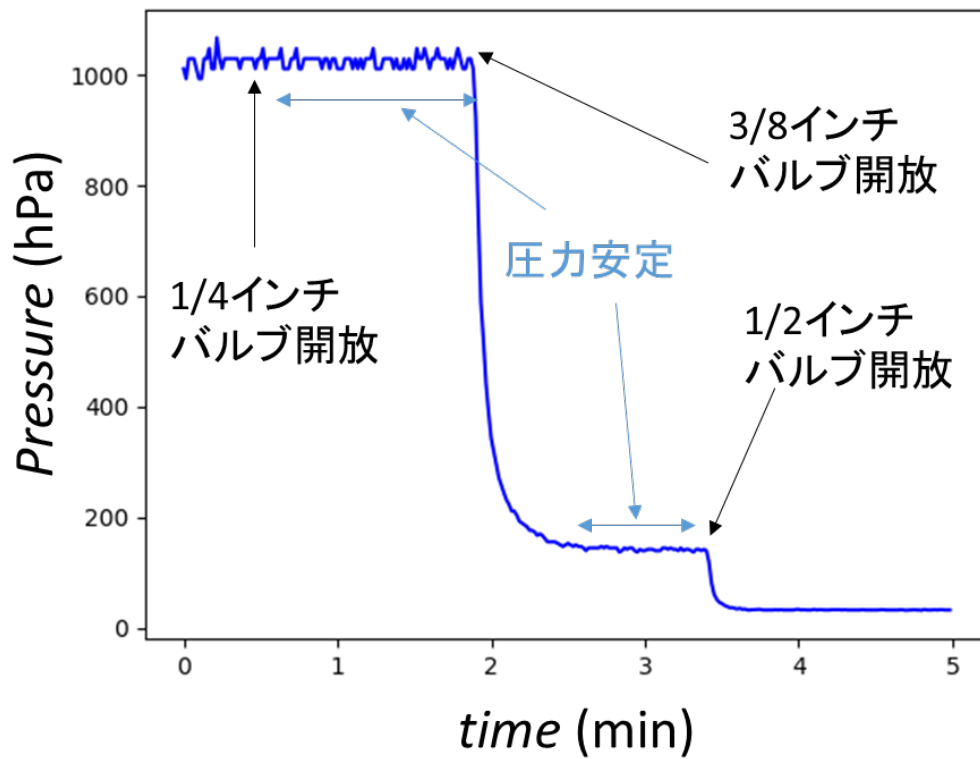


図 44 バルブ開閉時の真空度の時間変化の 0~5 分間の拡大図

図 44 のように圧力が変化してから 1 分程度安定するまで待機させた。

また本論文では目標圧力値は 30 hPa とした。目標圧力は圧力調整用ニードルバルブの回転数で調整し、全閉の状態から 5 回転分バルブを回転させることで 30 hPa に到達した。

3.1.3 異常模擬

1.6 節で記載した通り、ターゲットとする異常モードであるシールリングを摩耗させ、ベアリングに傷を与えて試験を実施した。図 45 に真空ポンプの概略図を示す。

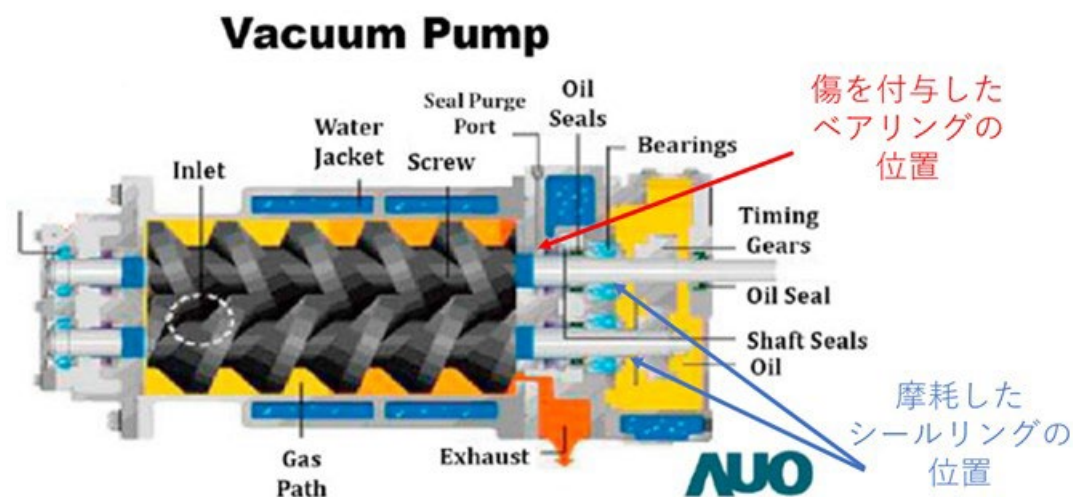


図 45 真空ポンプの概略図[27]

図 45 で記載したようにシールリングとベアリングは合計 4 か所に設置しており、本論文ではシールリングはモータ側の 2 ヶ所、ベアリングはモータ側の 1 ヶ所に異常を与えた。各異常模擬方法について記載する。摩耗させたシールリングを図 46 に記載する。

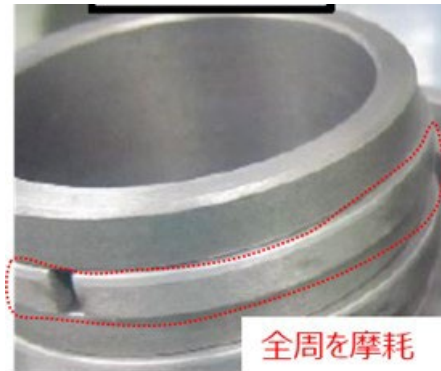


図 46 摩耗後のシールリング

シールリングは外周部を全周にわたり摩耗させた。これは製造ラインの真空ポンプの摩耗原因がシールリングへ異物が噛みこんだ状態でシールリングが回転し、全周を摩耗することを再現した。摩耗量は 0.1 mm (シールリングの内外径差の厚み 2.5 mm に対して 4%, 故障直前の摩耗量) とした。

次に傷を付与したベアリングを図 47 に示す。



図 47 傷を付与したベアリング

図 47 に記載したようにベアリングは外輪の一部に傷を付与した。これは製造ラインの真空ポンプで異物がベアリングに噛みこみ、その後、噛みこみ箇所です傷が発生する様子を再現するためである。傷の大きさは故障 3 か月前程度を再現した。ベアリングは NSK 社の 5207 である。

3.2 時間領域の異常検知結果

時間領域の異常検知手法として電流波形の特徴パラメータに主成分分析を適用した。解析には圧力が安定している30分間のデータを3サイクル分、計90個のデータを使用した。

電流波形には統計フィルタを適用していない。特徴パラメータの主成分分析結果を図48に示す。横軸を第一主成分、縦軸を第二主成分とした。各条件で第一主成分、第二主成分のいずれかが平均 $\pm 2\sigma$ を超えたデータは外れ値とみなし、それを除外した結果のみを記載した。縦軸、横軸ともに正常分布の平均から $\pm 3\sigma$ 以内に入る区間を98%信頼度区間と定義した。

図48から98%信頼度区間外にある点の割合はシールリング摩耗98%、ベアリング傷100%であり、統計フィルタ未適用の状態でもシールリング摩耗、ベアリング摩耗とも検知可能であることが確認された。

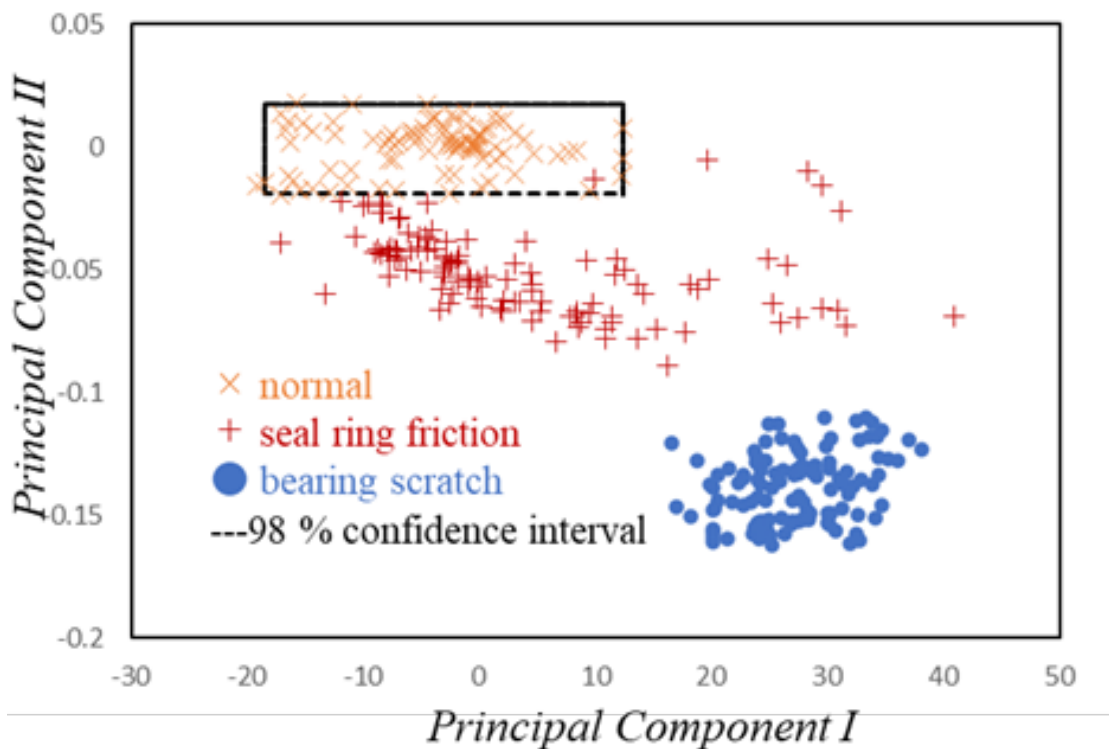


図48 特徴パラメータの主成分分析結果

3.3 周波数領域の異常検知結果

周波数領域の異常検知手法として電流波形に電流パワースペクトル解析を実施し、特徴周波数の信号強度を比較した。特徴周波数として、シールリング摩耗は回転周波数 f_m 、ベアリング摩耗は回転周波数 f_m 、軸受固有周波数(外輪摩耗) f_i における信号強度が変化すると推定し、それらの周波数に着目した。

f_m, f_i はそれぞれ 1.3 節で記載した式で計算される。計算した周波数の値を表 12 に示す。

表 12 各周波数の値

周波数	値
回転周波数	116 Hz
軸受固有周波数(外輪摩耗)	37 Hz, 83 Hz

電流パワースペクトル解析結果を図 49、図 50 に示す。図 49 は正常とシールリング摩耗、図 50 は正常とベアリング傷を比較している。時間領域と同様に、解析には圧力が安定している 30 分間のデータを 3 サイクル分、計 90 個のデータを使用した。各データは 4.096 s(4096 点に相当)ごとに分割し FFT 解析を適用し、最後に平均化した。図 49、図 50 はそれらの電流パワースペクトル解析の結果を平均したものである。

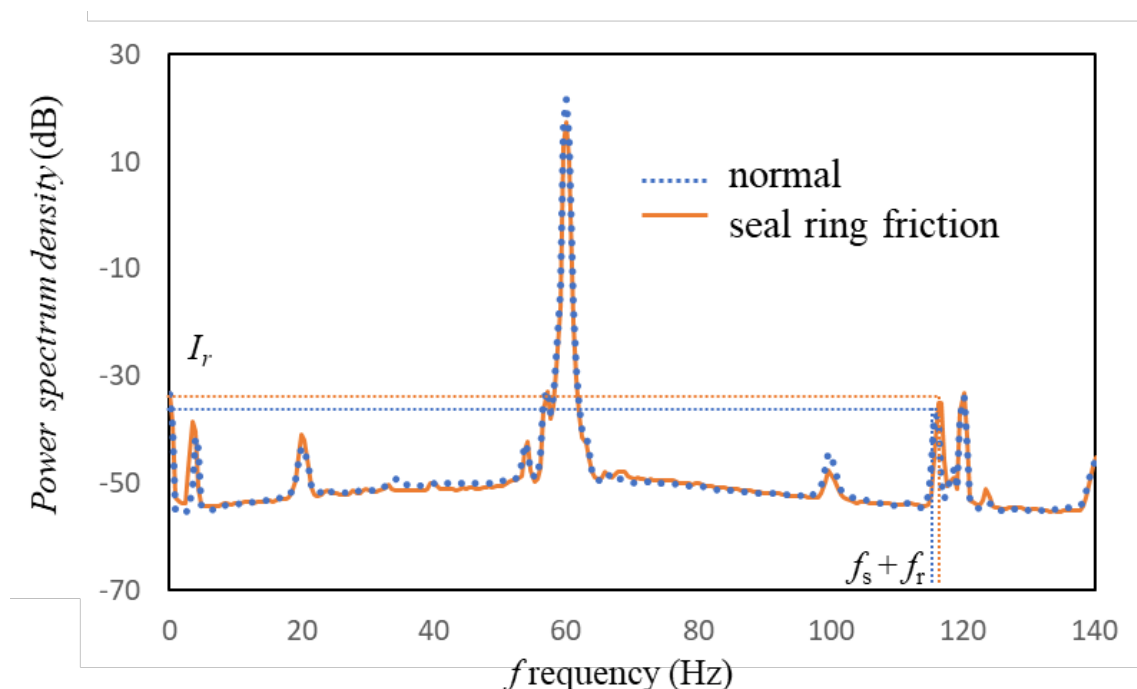


図 49 正常とシールリング摩耗の電流パワースペクトル解析結果

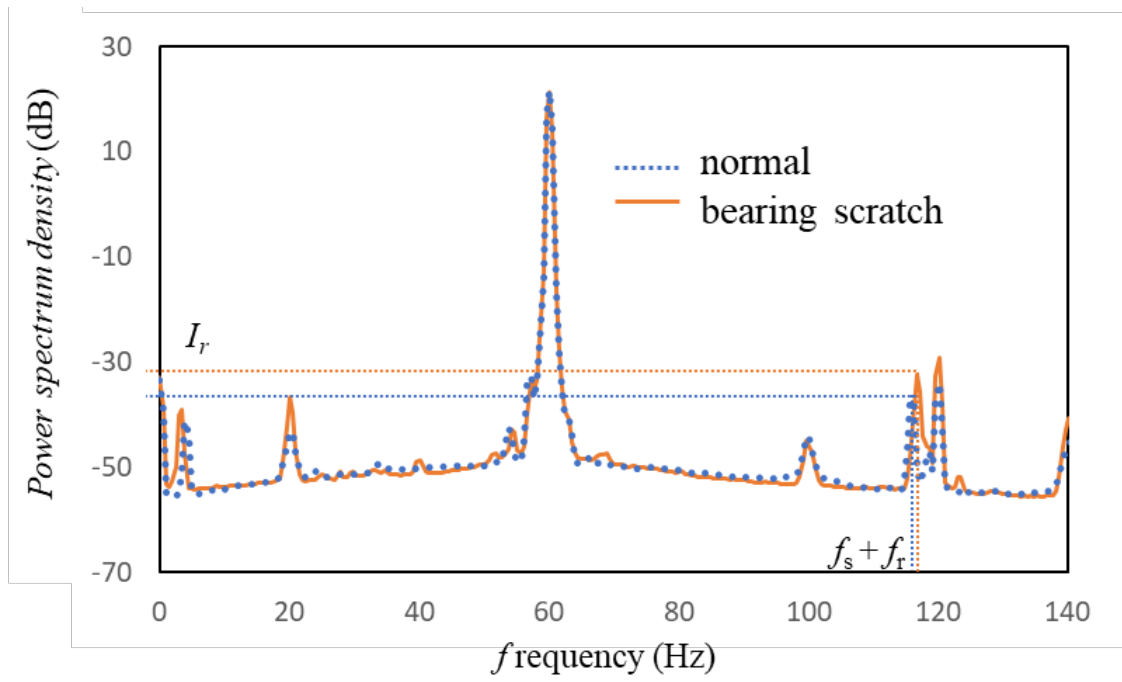


図 50 正常とベアリング摩耗の電流パワースペクトル解析結果

図 49 から回転周波数 f_s+f_r における信号強度 I_r は正常時, シールリング摩耗それぞれで -36.1 dB, -33.2dB, 図 50 からベアリング摩耗では, -30.7dB となり回転周波数 f_s+f_r における信号強度 I_r は異常時に増加していることが分かる。一方, 図 50 から軸受固有周波数 f_s+f_i は異常に伴った増加は確認されなかった。

誤検知の可能性を考慮するため, 各状態の I_r をばらつき ($\pm 1\sigma$) を含めて図 51 に示す。

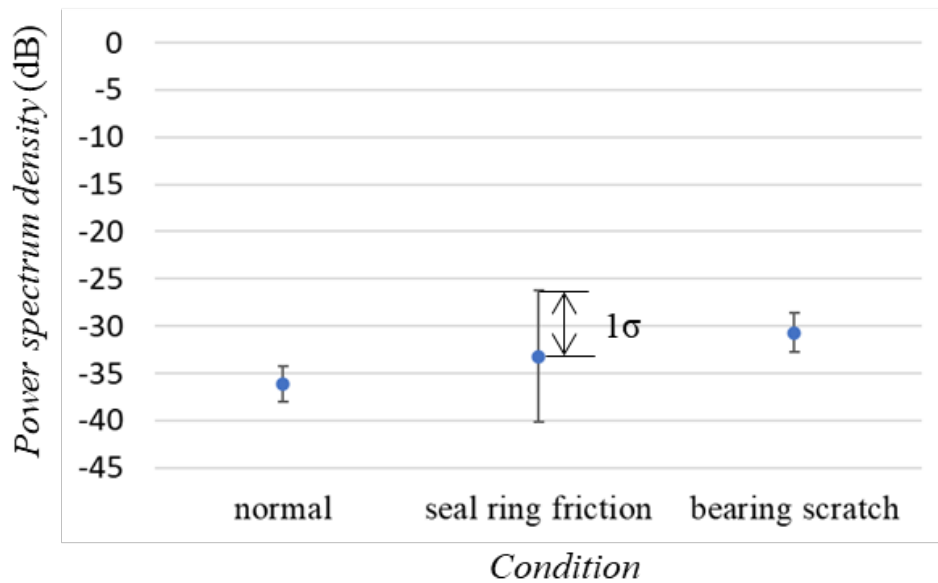


図 51 ばらつき(1σ)を含めた各状態の I_r

図 51 からばらつきを考慮するとシールリング摩耗の I_r は -40.2 ~ -26.2 dB となり, 下限値は正常の I_r 以下となり, 電流パワースペクトル解析は誤検知をする可能性がある。一方, 図 51 からベアリング傷はばらつきを考慮しても -32.8 ~ -28.6 dB となり, 下限値は正常の I_r 以上となり, 電流パワースペクトル解析を用いて診断可能であると考えられる。

3.4 簡易診断結果の考察

電流パワースペクトル解析では、シールリング摩耗、ベアリング傷ともに異常発生時に回転周波数成分 I_r が増加した。シールリング摩耗発生時は I_r の変動幅が大きく、図 52 に示したように、ばらつき $\pm 1\sigma$ を考慮すると、正常よりも小さくなることもあり、誤検知の可能性はある。ベアリング傷の方が、検知精度が高い理由はベアリング傷により、モータの回転子の振動が増加し、回転周波数成分に直接影響するためである。一方、シールリングはモータに固定されておらず、摩耗による振動への影響が小さく、回転周波数成分への影響がベアリングと比較して小さくなる。また、シールリング摩耗、ベアリング傷とも異常により回転周波数成分が増加するため、異常部位の特定はできない。

特徴パラメータの主成分分析では、シールリング摩耗、ベアリング傷の点の 98 %、100%が、正常分布の 98 %信頼度区間から外れたことから、シールリング摩耗、ベアリング傷とも検知可能である。

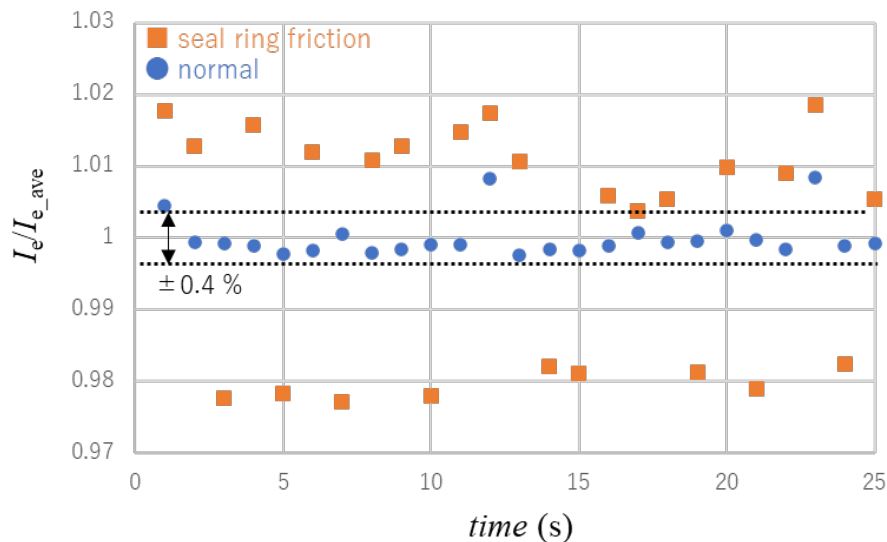


図 52 I_e / I_{e_ave} の時間依存性

シールリング摩耗は電流パワースペクトル解析では誤検知の可能性があったが、特徴パラメータの主成分分析では改善した。この理由はシールリング摩耗発生時に吸気量が安定しないため、負荷が安定せず、電流が不安定になったことが原因と考えられる。電流の安定性を検証するため、正常とシールリング異常の電流実効値を比較した。図 15 に電流実効値: I_e を電流実効値の平均値: I_{e_ave} で規格化した値 I_e / I_{e_ave} の時間依存性を示す。実効値は 1 分間ごとの値を計算した。図 15 から正常状態では 3 点を除き、 $\pm 0.4\%$ 以内の変動であったのに対して、シールリング摩耗時は $\pm 2\%$ と実効値が変動した。波形全体の変動を特徴パラメータは検知しやすいため、特徴パラメータの主成分分析の方がシールリング摩耗の検知精度は高いと考察した。

3.5 精密診断手法の選定

3.2 節, 3.3 節から簡易診断手法としては周波数領域よりも時間領域の診断手法が有効であることが確認できた。一方, 図 48 からシールリング摩耗, ベアリング摩耗とも正常からのずれ方はともに右下と同じ方向である。このことから, この手法ではこれら 2 種類の異常の分類をする精密診断は不可能である。時間領域を用いた精密診断手法としてラフ集合化した特徴パラメータの PLNN 適用と統計フィルタを組み合わせた手法を提案する。

図 53 にラフ集合を用いた PLNN のフローチャートを示す。特徴パラメータ計算前に統計フィルタを用いて各状態で測定した電流信号にノイズ処理を実施した

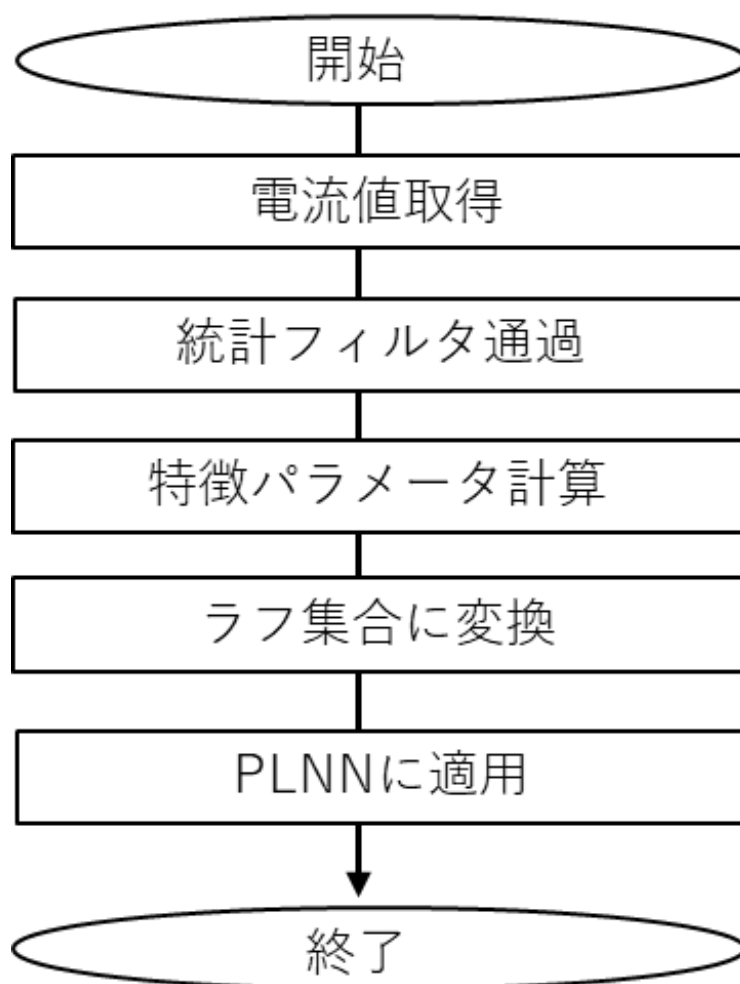


図 53 精密診断のフローチャート

3.5.1 ラフ集合

異常検知において各特徴パラメータのあいまい性により識別の精度が低下することがある。ラフ集合理論は、連続的な量を区間ごとに分類し、各区間の値を整数化することにより、あいまい性を排除して異常検知精度を向上させる[50]。

ラフ集合の概略図を図 54 に示す。

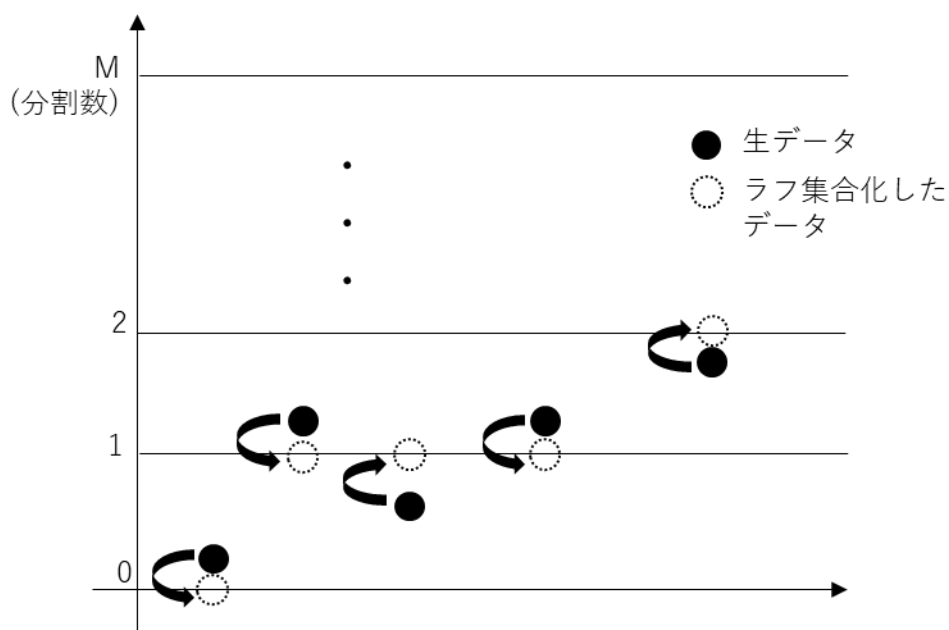


図 54 ラフ集合の概略図

図 54 に示したように、ラフ集合化することによる連続的なデータを近傍する整数に変換することができ、あいまい性の除去を可能にする。

本論文では、特徴パラメータ p_{tk} を(31)式を用いてラフ集合 p_{tk}^* に変換する[50]。

$$p_{tk}^* = \text{int} \left[\frac{p_{tk}}{\{\max_{k=1 \sim J}(p_{tk}) - \min_{k=1 \sim J}(p_{tk})\} / M} + 0.5 \right] \quad (31)$$

J は 1 回あたりの測定点、 M は区間数である。 M の値を 50, 100, 150 の 3 パターンについて検討した。ラフ集合化した特徴パラメータに Partially-Linearized Neural Network (PLNN) を適用した [51]。PLNN は活性化関数であるシグモイド関数に、学習データを用いて線形補間を行うことで、出力値をファジイ理論の 0 から 1 の論理値として扱うことができる特徴がある。

3.5.2 PLNN

学習が収束した線形補完型ニューラルネットワーク(PLNN)のモデルを図 55 に示す[51]。なお、数多く定義された特徴パラメータから冗長な特徴パラメータ(除去しても診断結果に影響しない特徴パラメータ)を除去すれば、学習や診断の効率がよい。よって、参考文献[50]に示したラフ集合理論による冗長な特徴パラメータ除去法を用いて、冗長でない無次元特徴パラメータとして $p_{t1}^*, p_{t5}^*, p_{t6}^*, p_{t10}^*$ を選定した。

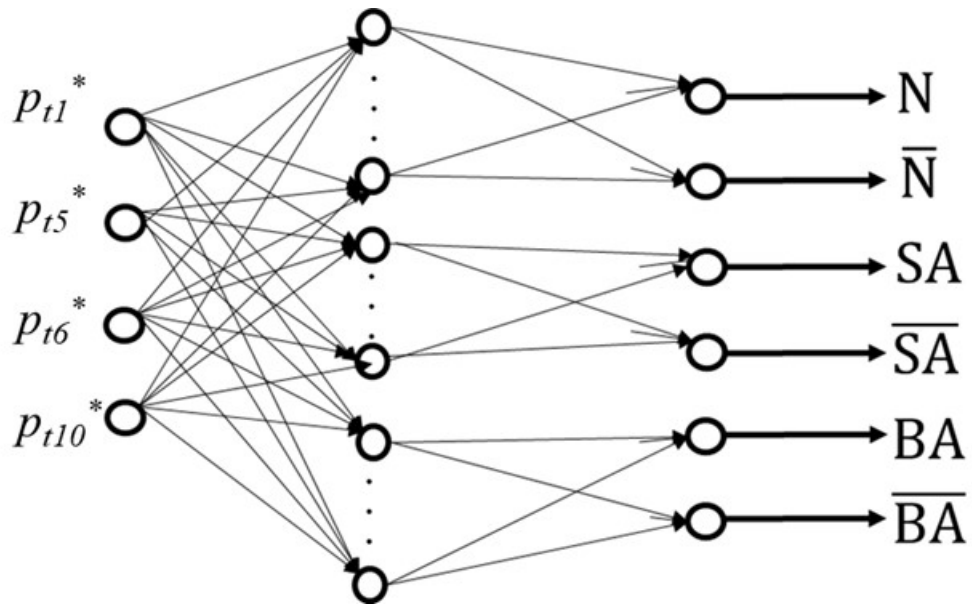


図 55 線形補完型ニューラルネットワーク(PLNN)のモデル

3.6 精密診断の結果

検証データを用いて、識別率を計算した結果を表 13 に示す。区間数が 100 のとき、各状態の識別率は 98.5 %以上の値を示し、各状態の診断が可能であることが判明した。

なお、区間数はラフ集合において特徴パラメータを整数化するために設定されたものであるが、識別率との関係は必ずしも内挿・外挿的な線形関係ではない。最適な区間数は理論的に求めることが困難なので、この例のように識別率が高くなるように試行錯誤的に決定される。たとえば、この例の場合は、区間数 150 の時は、100 の時に比べて、正常状態とシールリング摩耗の識別率が高いが、軸受傷の識別率が低くなる。区間数 100 における最低の識別率は正常の 98.5 %であり、これは区間数 150 における最低の識別率であるベアリング摩耗の 97.6%よりも高い。

表 13 ラフ集合を用いた PLNN の適用結果

Section numbers	Condition	Identification number rate
50	normal	84.6
	seal ring	92.7
	bearing	92.8
100	normal	98.5
	seal ring	99.5
	bearing	98.7
150	normal	99.4
	seal ring	99.8
	bearing	97.6

3.7 真空ポンプの異常検知の結果まとめ

モータの駆動電流を用いた診断手法をモータの負荷設備に適用した。負荷設備として、診断ニーズが高い真空ポンプを選定し、真空ポンプの異常の9割を占めるシールリング、ベアリングについて実験的に異常を模擬し、簡易診断手法・精密診断手法を適用した。

(簡易診断手法)

特徴パラメータの主成分分析を提案した。シールリング摩耗とベアリング傷を付与した真空ポンプに提案した手法を適用した結果、両異常でそれぞれ異常識別率が 98 %、100 %となり、異常検知可能であることが確認された。

(精密診断手法)

統計フィルタを適用した電流波形に対して特徴パラメータを計算し、その特徴パラメータをラフ集合化した後、Partial Linear Newral Network(PLNN)を適用した。適用した結果、識別率 98.7%異常で部位特定を可能とした。

第4章 V ベルトの異常検知[52],[53]

モータ相電流を用いた V ベルトの異常検知手法を確立するために、以下のことを実施した。

- ・異常検知の対象モードであるベルト張力を負荷トルクごとに変化させ、モータ相電流のデータを取得した。
- ・取得したモータ相電流に簡易診断を適用し、簡易診断の結果を考察することで精密診断の方法を検討した。

それらの詳細を本章に記載する。

4.1 ベルト試験の内容

4.1.1 試験設備

ベルト異常試験設備の概略図および写真をそれぞれ図 56 と図 57 に示す。使用したモータや V ベルトなどの機器の型番は表 14 の通りである。

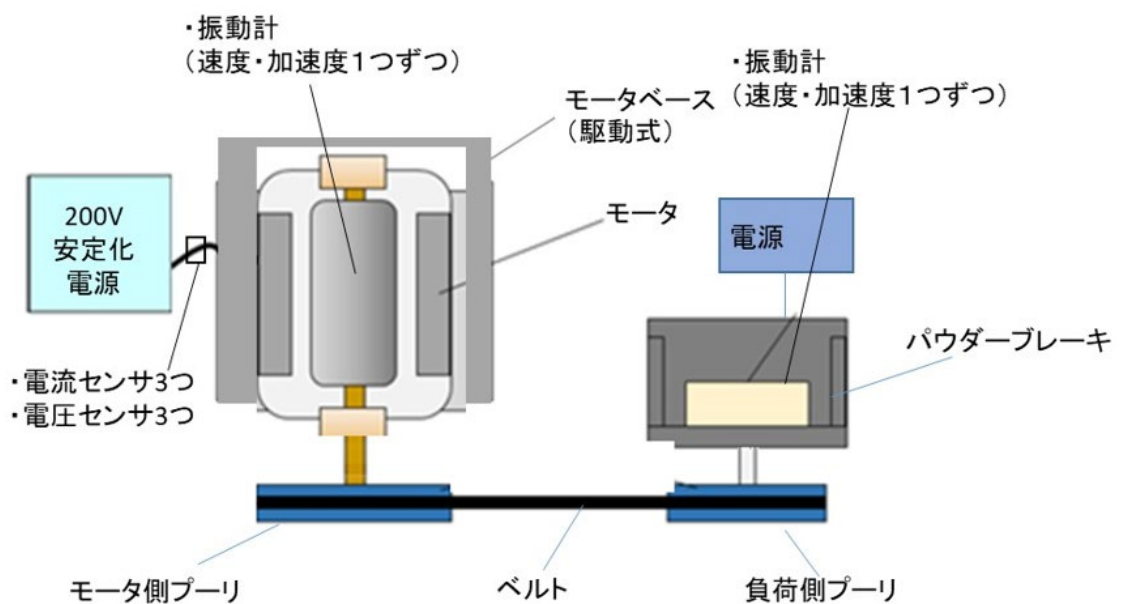


図 56 ベルト異常試験設備の概略図

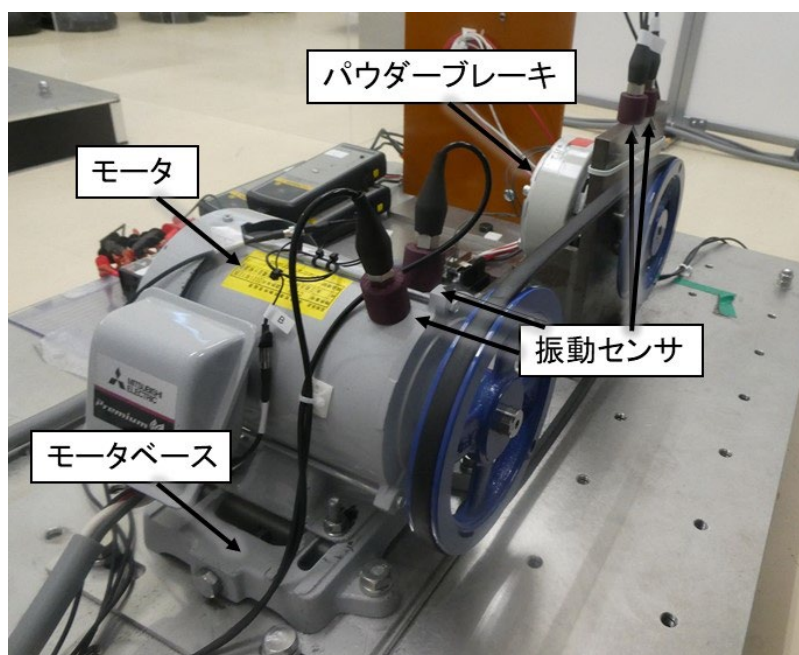


図 57 ベルト異常検知試験設備の写真

表 14 試験に使用した機器のメーカーと型番

製品	メーカー	型番
モータ	三菱電機	SF-PR-4P-0.75KW-200V
モータベース	三菱電機	SF-P-BASE-80
200 V 安定化電源	菊水	PCR600WEA2R
V ベルト	三ツ星ベルト	A-48
モータ側プーリ	鍋屋バイテック	7-A-1-19-BKS-F-N-P
負荷側プーリ	鍋屋バイテック	6-A-1-15-BKS-G-N-P
パウダブレーキ	三菱電機	ZKB-1.2XN
電流センサ	日置電機	9018-50
電圧センサ	横河計測	700924
振動センサ	昭和測器	1332B
張力計	バンドー化学	TENSION MASTER®
メモリハイコーダ	日置電機	MR8875

試験用モータは三菱電機製の標準三相誘導モータ(SF-PR シリーズ)で、定格出力 0.75kW で、4 極品である。モータは張力調整のために駆動可能なモータベースの上に配置された。図 56 と図 57 に示すように、モータはパウダブレーキと並列に並べ、プーリおよび V ベルトを介して接続した。モータ側プーリは直径 7 インチ、ブレーキ側プーリは直径 6 インチである。そして、交流化安定化電源から三相 200V を出力しモータを駆動させた。

4.1.2 負荷トルクとベルト張力の調整方法

次に負荷トルクと張力調整方法について説明する。パウダブレーキは直流安定化電源の印加電流を変化させることで任意の負荷トルクを出力可能である。パウダブレーキのトルクと励磁電流の関係を図 58 に示す。

ベルト張力は V ベルトの長さが一定のため、モータ・負荷間の距離を変化させることで調整した。距離はモータの下に配置したモータベースにより調整した。図 59 にモータベースを示す。図 59 に示したようにモータベースとモータ脚部がネジで固定されている。モータベースには調整ネジが設置されており、このネジを回すことで、モータは負荷の方向に平行移動する。

張力は振動式張力計を用いて測定する。図 60 は振動式張力計の接続および測定方法を示す。図 60 に示したように、振動式張力計はベルトの中心部に両面テープを用いて設置する。設置した状態で、センサから 7 cm 程度離れた箇所を指で弾くことでベルトを振動させ、その振動からベルトの振動数を測定する。取得したベルト振動数からベルト張力を換算した。ベルト張力は各条件で 10 回測定して、最頻値を用いた。

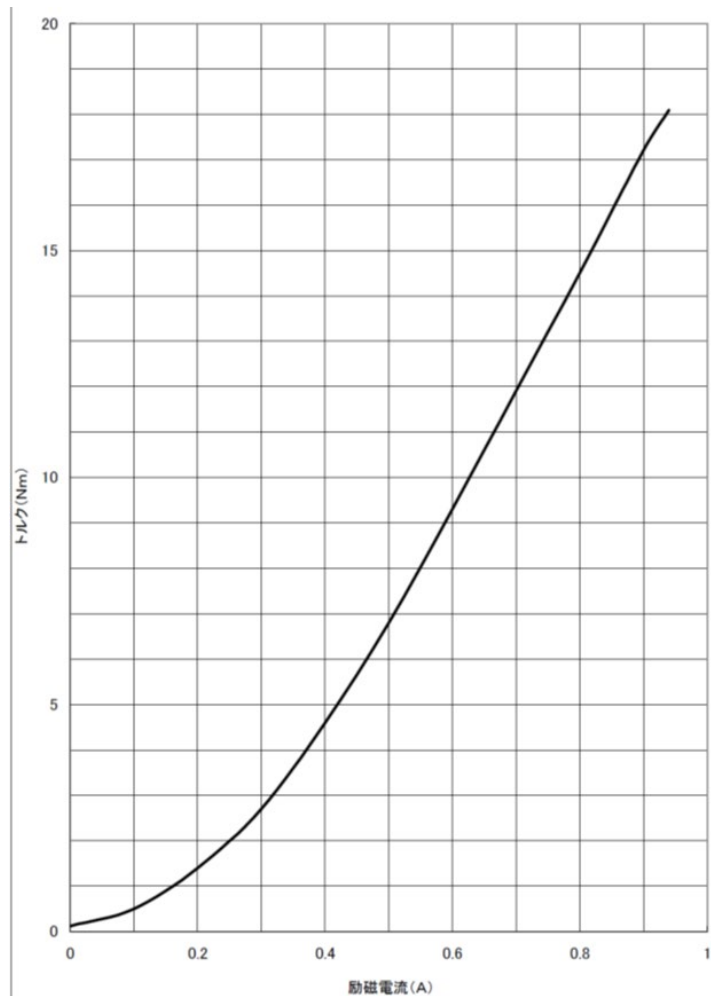


図 58 パウダブレーキのトルクと励磁電流の関係[54]

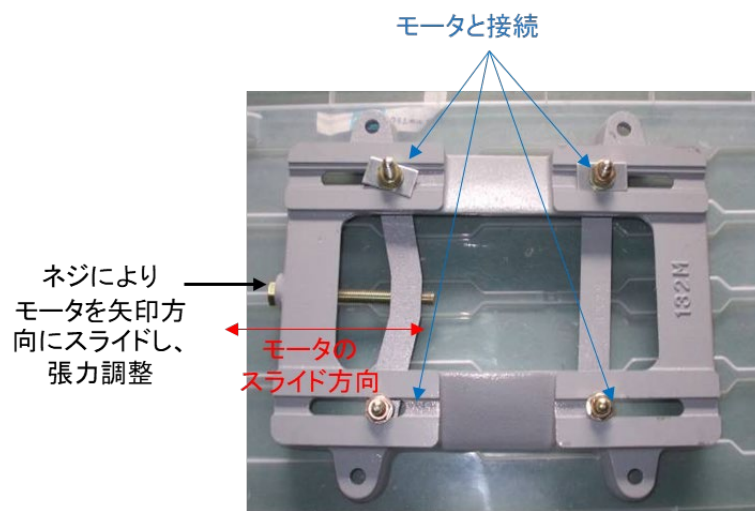


図 59 モータベース

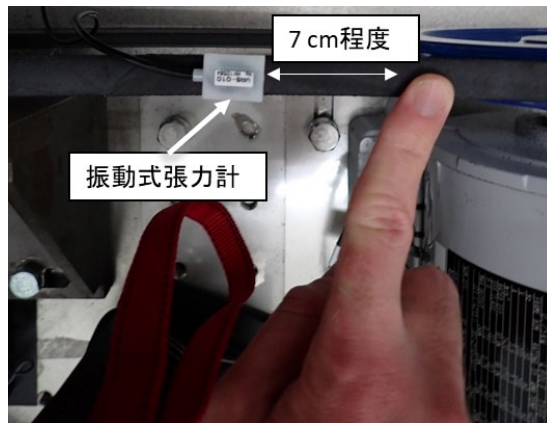


図 60 振動式張力計の使用法

試験は張力を3パターン変更した初期試験, 10パターン変更した詳細試験の2回分実施した。初期試験は時間領域の診断手法, 詳細試験は周波数領域の診断手法の評価に使用した, 初期試験の適正張力に対して設定した張力の比率(適正張力比)を表15に, 測定で印加した励磁電流とトルクを表16, 詳細試験について適正張力比と励磁電流とトルクの関係を表17, 表18に示す。

表 15 適正張力に対して設定した張力の比率(初期試験)

適正張力比	20%	100% (適正)	150%
-------	-----	--------------	------

表 16 測定で印加した励磁電流とトルク(初期試験)

負荷電流	トルク
0.00 A	0.0 Nm
0.25 A	2.0 Nm
0.28 A	2.5 Nm
0.30 A	2.8 Nm
0.32 A	3.0 Nm
0.34 A	3.3 Nm
0.36 A	3.8 Nm
0.38 A	4.3 Nm
0.40 A	4.5 Nm

表 17 適正張力に対して設定した張力の比率(詳細試験)

適正張力比 (%)	7	11	22	31	39	49	58	67	79	100 (適正)
-----------	---	----	----	----	----	----	----	----	----	----------

表 18 測定で印加した励磁電流とトルク (詳細試験)

負荷電流	トルク
0.00 A	0.0 Nm
0.15 A	1.0 Nm
0.20 A	1.3 Nm
0.25 A	2.0 Nm
0.30 A	2.8 Nm
0.35 A	3.7 Nm

4.1.3 測定項目

測定用のセンサとして電流センサ・電圧センサをモータに、振動センサをモータおよび負荷に接続した。

電流センサはモータに接続する三相の電源線 (u 相, v 相, w 相) にクランプ CT を取り付けました。

電流センサ・電圧センサ・振動センサの測定結果はすべてメモリハイコーダ取得した。サンプリング周波数は 10 kHz で、測定時間は 60 s とした。

4.2 時間領域の診断結果

図 61, 図 62 で統計フィルタ未適用・適用それぞれの主成分分析結果(第 1, 2 主成分)を示した。第 1 主成分と第 2 主成分の寄与率を合計した結果, いずれの条件でも 99 %を上回ったことから, 第 1 主成分と第 2 主成分を用いて異常検知を実施した。

代表例としてトルクが 3.8Nm のときの張力 100 % (正常状態) と 20 % (異常状態: Vベルトの緩み) の比較結果を示した。統計フィルタの SDI は 1.5 であり, 張力 100 % を基準データとした。分布が見やすくなるように, x 軸(第 1 主成分), y 軸(第 2 主成分)の範囲は各グラフの点の分布からグラフごとに決定した。

Vベルトの張力状態を自動判定するために, 図 61, 図 62 の点線で示す正常領域を設定した。正常領域は基準データの分布の x, y 方向それぞれの最大値・最小値を頂点とした長方形とした。測定データの第 1, 第 2 主成分(x,y)が式(32)を満たすとき, 測定データは正常領域に含まれている, と定義した。

$$\begin{aligned}x_{normal_min} \leq x \leq x_{normal_max} \\ y_{normal_min} \leq y \leq y_{normal_max}\end{aligned}\quad (32)$$

x_{normal_min} , x_{normal_max} はそれぞれ基準データの x 軸の最大値, 最小値であり, y 方向も同様である。

統計フィルタが未適用の場合, 図 61 に示すように, 張力 20 % の点は 1 点を除き正常領域に含まれているのに対して, 統計フィルタ適用の場合, 図 62 に示すように, すべての点が正常領域外に存在することが分かる。以上から統計フィルタ適用により, 正常張力と異常張力で分布が離れ, 異常検知の精度が向上することが示された。

また, SDI を変えた時に, 識別率に与えた影響を調べた結果, 張力が 20 % の場合は表 19 に, 150 % (過剰張り) の場合は表 20 に示す。識別率が 100% になったケースは塗りつぶしている。

表 19 より, 張力 20 % 時に統計フィルタ適用なしでは, 識別率が 100% になったのは 2 パターンであったが, 統計フィルタ適用ありでは SDI = 1.0 の時に 8 パターン, SDI = 1.25 の時に 9 パターン(すべてのケース), 1.5 では 8 パターンに増加した。張力 150% 時も同様に統計フィルタ適用なしでは, 識別率が 100% になったのが 2 パターンのみであったが, 統計フィルタ適用ありでは SDI = 1.0 では 8 パターン, SDI = 1.25, 1.5 では 9 パターン(すべてのケース)に増加し, 統計フィルタにより診断精度の向上が示された。

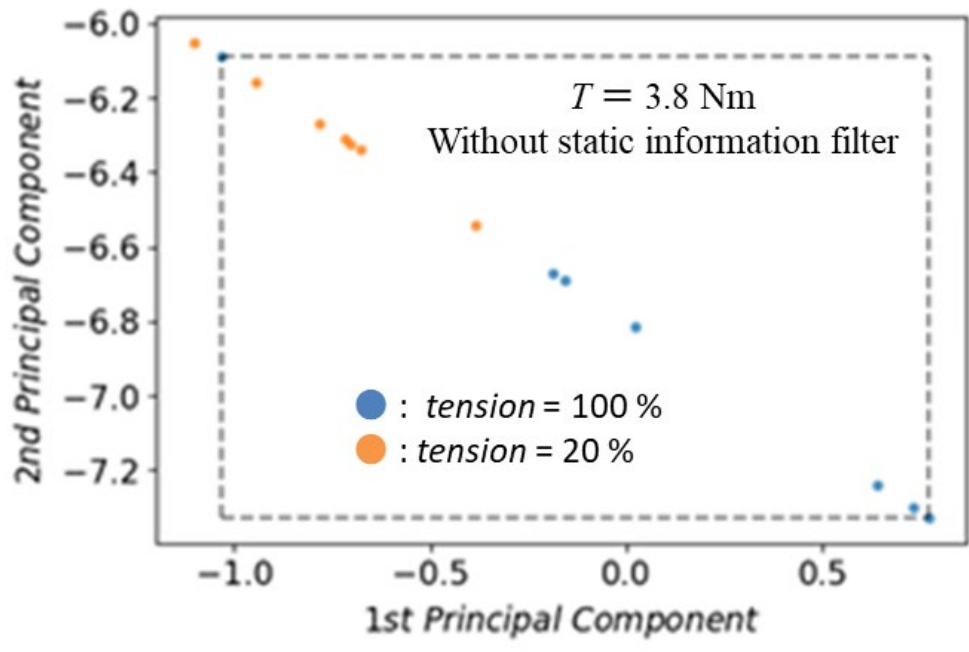


図 61 統計フィルタ未適用の主成分分析結果

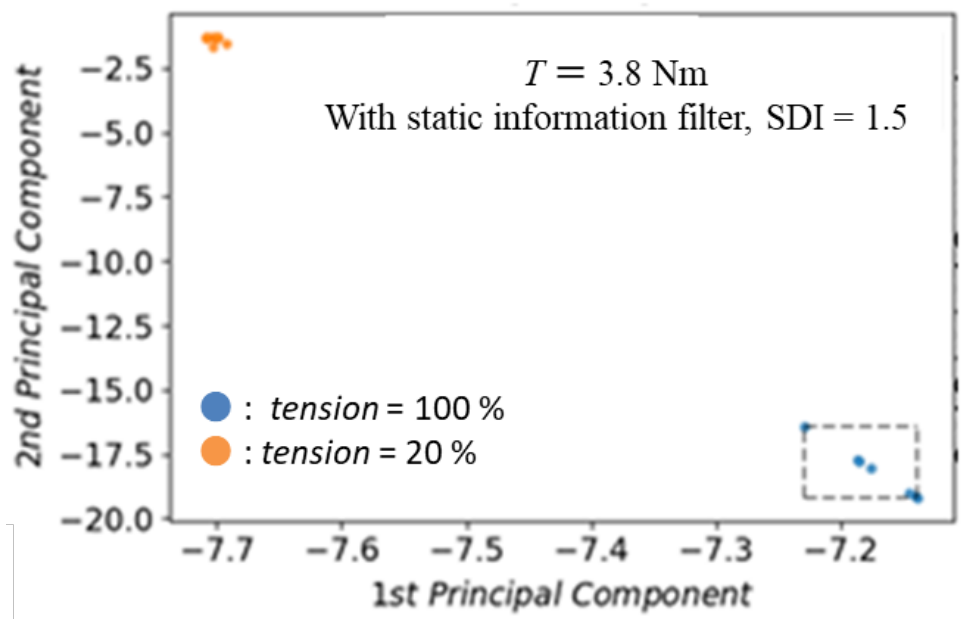


図 62 統計フィルタ適用時の主成分分析結果
(SDI = 1.5)

表 19 統計フィルタ適用による張力(20%)の識別率

トルク	統計フィルタ 適用なし	<i>SDI</i> = 1.0	<i>SDI</i> = 1.25	<i>SDI</i> = 1.5
0.0 Nm	71 %	100 %	100 %	100 %
2.0 Nm	100 %	100 %	100 %	100 %
2.5 Nm	100 %	100 %	100 %	100 %
2.8 Nm	14 %	100 %	100 %	100 %
3.0 Nm	42 %	100 %	100 %	100 %
3.3 Nm	28 %	100 %	100 %	100 %
3.8 Nm	14 %	100 %	100 %	100 %
4.3 Nm	14 %	100 %	100 %	100 %
4.5 Nm	14 %	57 %	100 %	100 %

表 20 統計フィルタ適用による張力(15%)の識別率

トルク	統計フィルタ 適用なし	<i>SDI</i> = 1.0	<i>SDI</i> = 1.25	<i>SDI</i> = 1.5
0.0 Nm	14 %	100 %	100 %	100 %
2.0 Nm	85 %	85 %	100 %	85 %
2.5 Nm	85 %	100 %	100 %	100 %
2.8 Nm	28 %	100 %	100 %	100 %
3.0 Nm	71 %	100 %	100 %	100 %
3.3 Nm	100 %	100 %	100 %	100 %
3.8 Nm	42 %	100 %	100 %	100 %
4.3 Nm	85 %	100 %	100 %	100 %
4.5 Nm	14 %	100 %	100 %	100 %

4.3 周波数領域の診断結果

周波数領域における特徴周波数の信号強度を比較することで異常検知の可否を検討する。

4.3.1 解析条件

特徴周波数としてベルト回転周波数 f_b 、モータ回転周波数 f_m に着目した。 f_b, f_m を計算するために使用した各変数の値を表 21 に、データ分割に伴う FFT 解析の条件を表 22 に示す。

表 21 に示したようにすべり s は電流 FFT 解析結果から算出する。具体的にはベルト回転周波数のピークが存在する周波数からすべりを計算した。無負荷～定格負荷のすべりの最大値は 4.87 であることから、すべりの変化により取りうる回転周波数の範囲は 30.0 ~ 31.5 Hz である。この範囲で信号強度が最大となる周波数を回転周波数とし、その周波数からすべりを逆算した。

表 21 f_b, f_m を計算するために使用した各変数の値

項目	値
r_m	177.8 mm
l_b	1219.2 mm
f_s	60 Hz
s	電流の FFT 解析結果 から算出
p	4

表 22 データ分割に伴う FFT 解析の条件

項目	値
分割数	60
FFT 解析に使用するデータ点数	8192

4.3.2 FFT 解析結果

FFT 解析結果の代表例としてベルト緩みが進展したとき(適正張力比 : $T = 49\%$), ベルトが緩み始めたとき(適正張力比 : $T = 79\%$)の結果を示す。

図 63 にベルト緩みが進展したとき(適正張力比 : $T = 49\%$)のモータ電流の FFT 解析結果を, 図 64 にベルトが緩み始めたとき(適正張力比 : $T = 79\%$)のモータ電流の FFT 解析結果をそれぞれ示す。

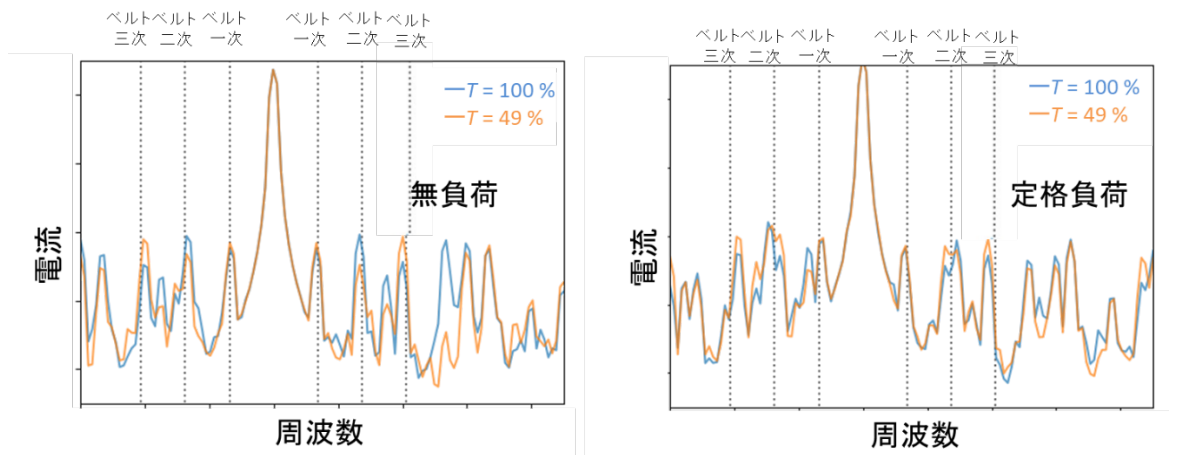


図 63 ベルト緩みが進展したとき(適正張力比 : $T = 49\%$)のモータ電流の FFT 解析結果
(左図:無負荷, 右図:3.7 Nm)

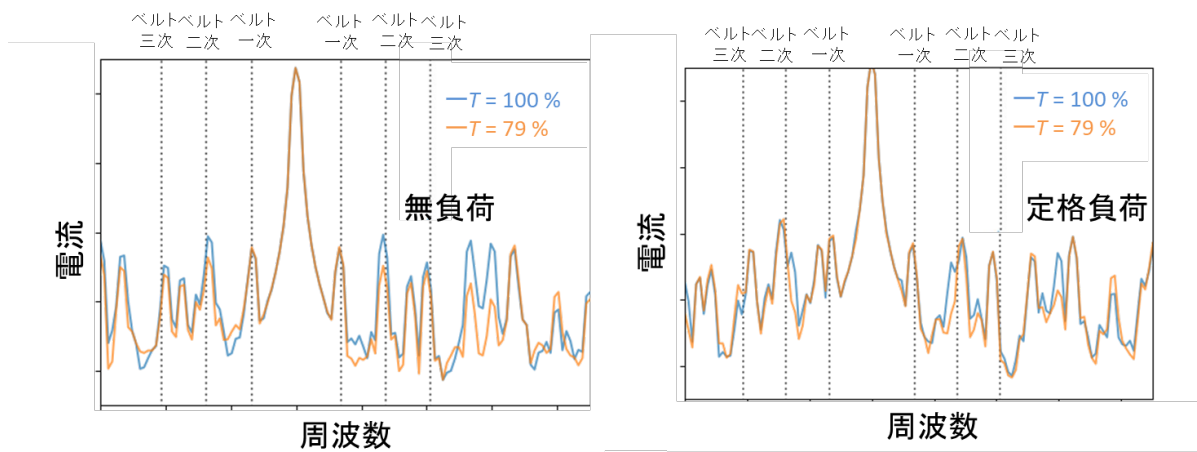


図 64 ベルトが緩み始めたとき(適正張力比 : $T = 79\%$)のモータ電流の FFT 解析結果
(左図:無負荷, 右図:3.7 Nm)

図 63 のベルトの緩みが進展しているときは、低負荷では fb の 2 次成分の信号強度が減少している一方、3 次成分では増加している。また、定格負荷の 90 % である 3.7 Nm では 2 次成分はほとんど変化していないのに対して 3 次成分のみ増加を示している。以上のことからベルト緩みが進展した時はベルトの 3 次成分が異常検知に有効なパラメータと考えられる。

また図 64 のベルトが緩みはじめたときは、低負荷では fb の 2 次成分の信号強度が減少している一方、3 次成分は信号の変化が見られない。また、3.7 Nm ではいずれの成分も変化が見られない以上のことからベルトが緩みはじめた時は低負荷の時のベルトの 3 次成分より 2 次成分が異常検知に有効なパラメータと考えられる。2 次成分の方が有効なパラメータという点は、先ほどのベルト緩みが進展したときの 3 次成分の方が有効なパラメータということに矛盾する。

4.3.3 各高調波成分の張力依存性

各負荷におけるベルト回転周波数の 1 次成分の適正張力比依存性を図 65 に、各負荷におけるベルト回転周波数の 2 次成分の適正張力比依存性を図 66 に示す。

図 65 の緑のまるで囲んだように、1 次成分を用いた場合では、 $I_{load} = 0.2 A$ を除き、適正張力比 10 % 以下で信号強度が増加し、検知可能である。しかし、適正張力比 10 % はほぼ張力が伝わっていない状態であり、検知精度としては不十分である。

図 66 の緑のまるで囲んだように、2 次成分を用いた場合では、 $I_{load} = 0.2 A$ 、 $I_{load} = 0.25 A$ ではそれぞれ適正張力比 50 %、70 % から信号強度が増加傾向を示し、1 次成分よりも精度が高いが、それ以外の負荷では正常から変化が確認されず、適用可能な条件が限定される。

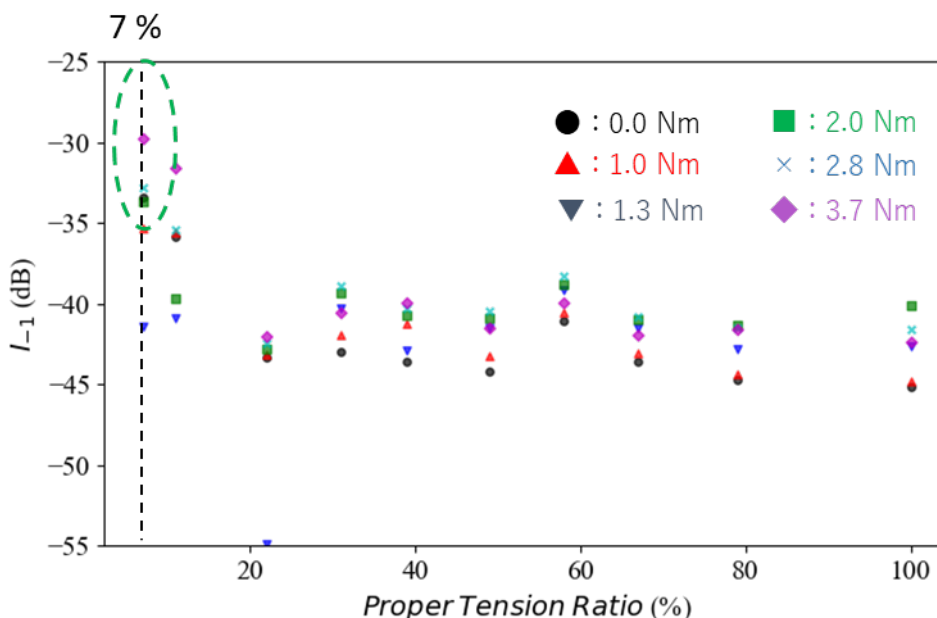


図 65 各負荷におけるベルト回転周波数の 1 次成分の適正張力比依存性

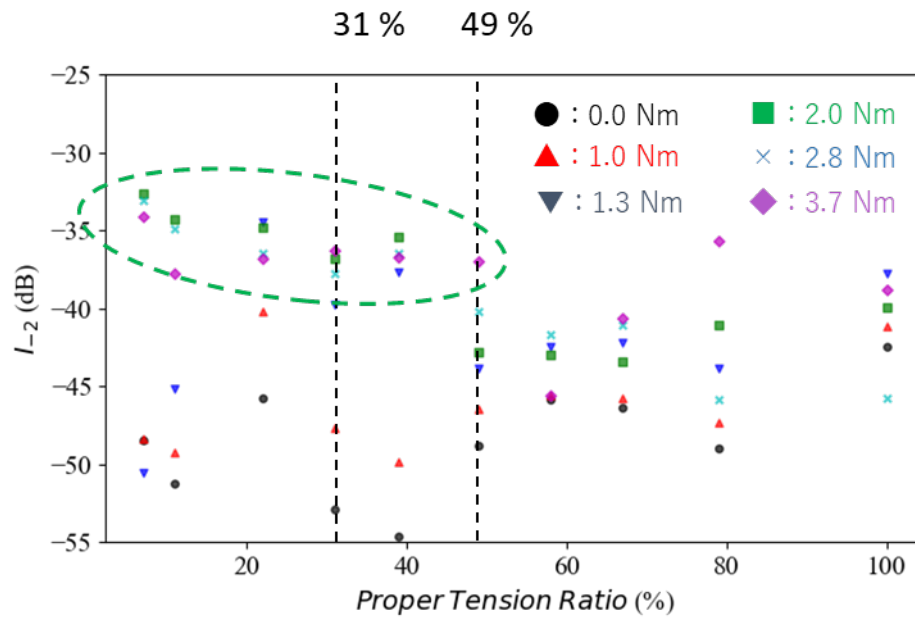


図 66 各負荷におけるベルト回転周波数の 2 次成分の適正張力比依存性

4.4 簡易診断結果の考察と新手法の提案

特定の回転周波数の信号強度を用いる方法では力の影響を受けやすい周波数の次数が負荷トルク・張力が異なるため、特定の次数に着目した従来の診断手法では検知精度が低くなる課題がある。

ここで単独のピークでは条件によって影響は変化するが、複数のピークをまとめて考えることで影響の大きいピークを漏れなく評価することができ、異常検知が可能になる仮説を考案した。

手法として複数のピークの正常からの差分絶対値を合計した特徴量を使用した手法を提案する。

特徴量の計算のためにベルト回転周波数の m 次周波数における正常の信号強度 I_{m_normal} 、異常の信号強度 $I_{m_abnormal}$ からその差分の絶対値である $I_{m_abs_diff}$ を(33)式のように計算した。 m は 0 以外の整数であり、+は上側の m 次周波数、-は下側の m 次周波数を示している。

$$I_{m_abs_diff} = |I_{m_normal} - I_{m_abnormal}| \quad (33)$$

絶対値を取得する理由は先ほどの FFT 解析結果でも示したように、負荷条件に応じてピークが増加・減少するケースがそれぞれ確認されるためである。

計算した $I_{m_abs_diff}$ を上側、下側ともに 1 次 ~ 3 次成分で合計し特徴量 $I_{diff_abs_sum}$ を計算した。

$$I_{diff_abs_sum} = \sum_{m=-3}^{-1} I_{m_abs_diff} + \sum_{m=1}^3 I_{m_abs_diff} \quad (34)$$

$I_{diff_abs_sum}$ を用いてベルトの張力低下を診断した。 $I_{diff_abs_sum}$ の計算フローチャートを図 67 に示す。

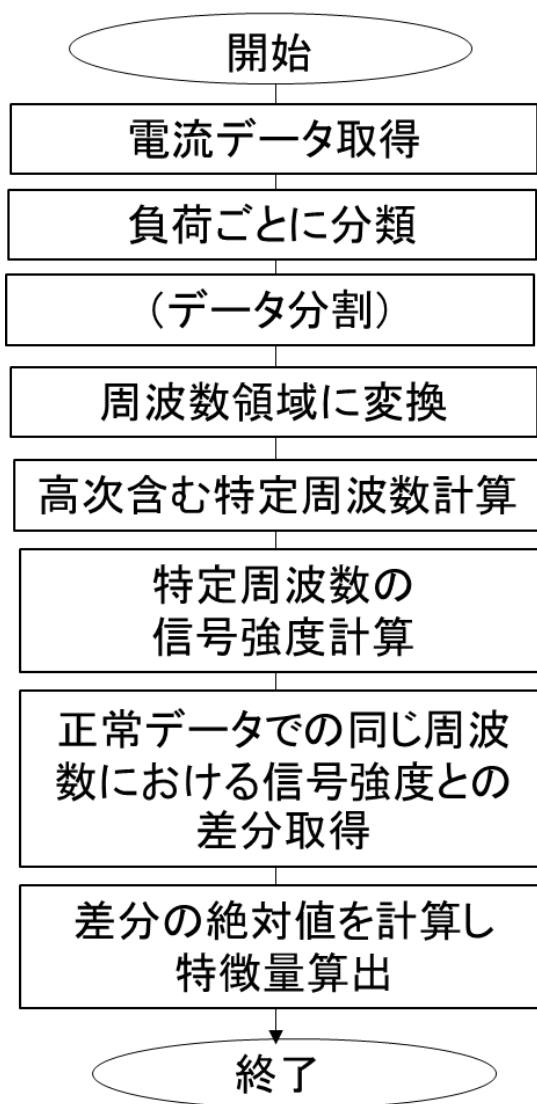


図 67 $I_{diff_abs_sum}$ の計算フローチャート

取得したデータについて $I_{diff_abs_sum}$ を用いて、精度を検証した。

4.5 新手法の結果

特徴量 $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性を図 68 に示す。図 68 の緑のまるで囲んだように、特徴量を用いた場合には、いずれの負荷トルクでも適正張力比が減少するにつれて特徴量が増加している傾向にあり、特徴量の増加と適正張力比に相関がある。

また、張力 79%ではいずれの負荷トルクでも 6dB 以上の差が確認された。このことから、 $I_{abs_diff_sum}$ を用いれば、適正張力比 79%から検出が可能であり、単一周波数を用いるよりも高精度な検知が可能である。

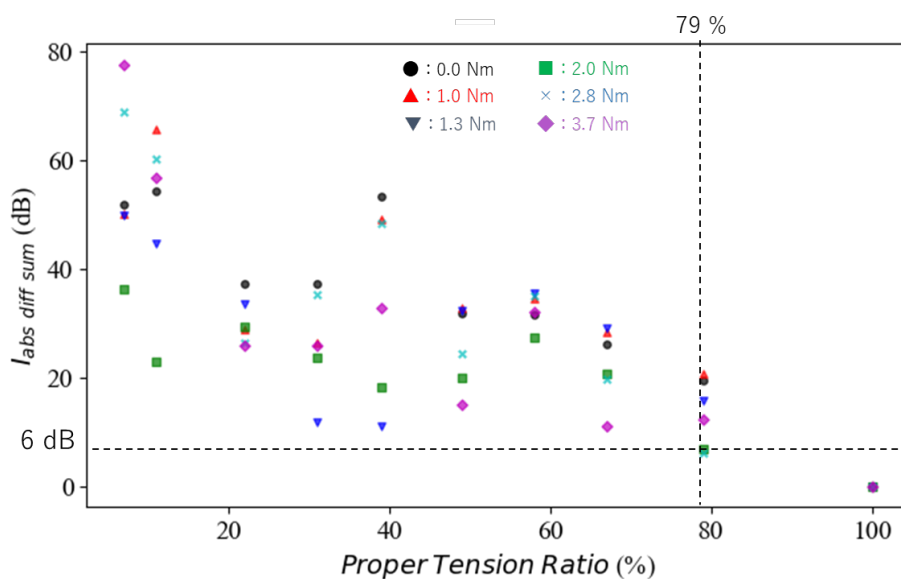


図 68 特徴量 $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性

4.6 精密診断手法の選定と結果

相関があることから、 $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性から適正張力比を推測できると考え、 $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性に 1 次関数フィッティングを適用した。1 次関数フィッティングには最小二乗法を用いた。各負荷トルクにおけるフィッティングの適用結果を図 69 から図 74 に示す。

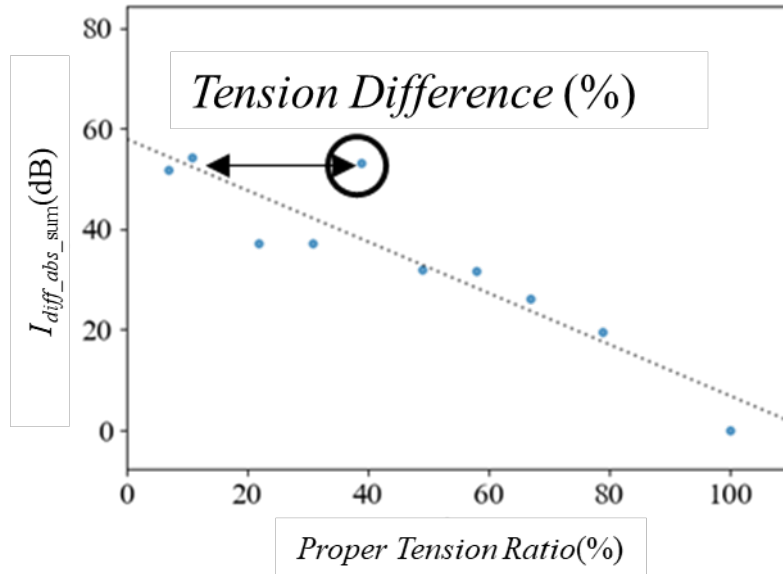


図 69 0.0 Nm における $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性の 1 次関数フィッティング結果

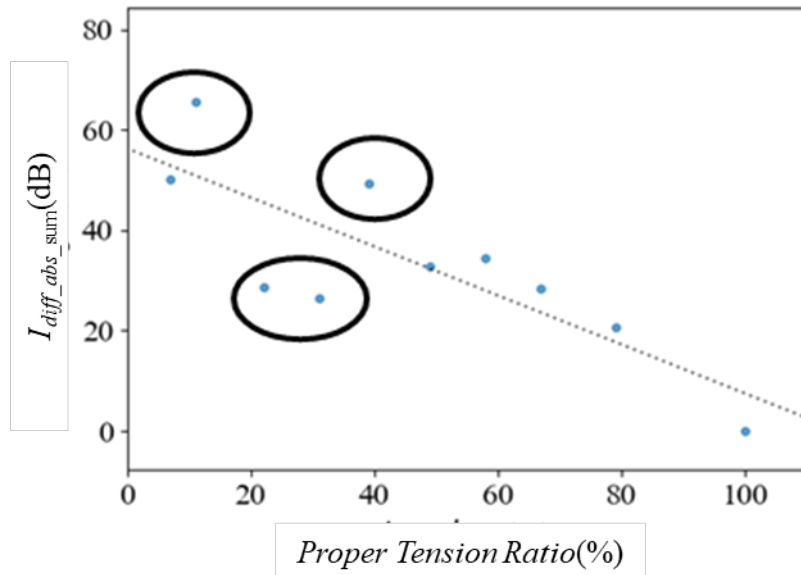


図 70 1.0 Nm における $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性の 1 次関数フィッティング結果

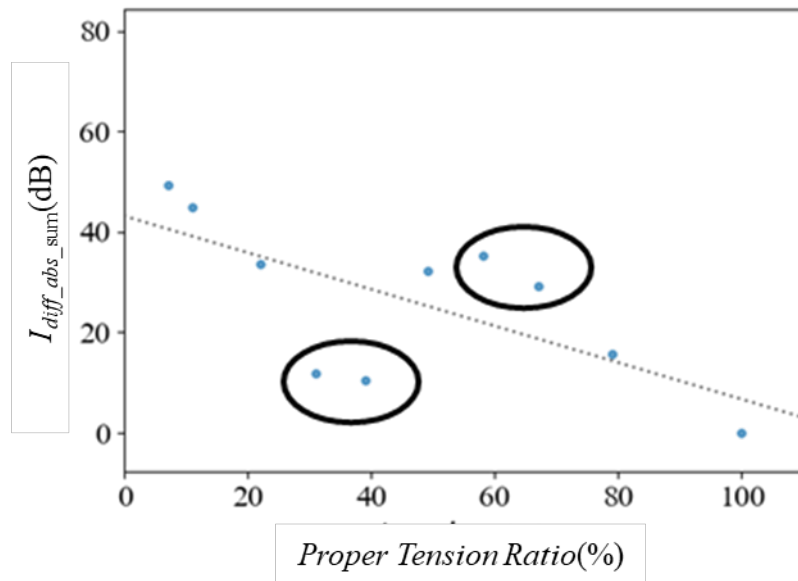


図 71 1.3 Nm における $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性の 1 次関数フィッティング結果

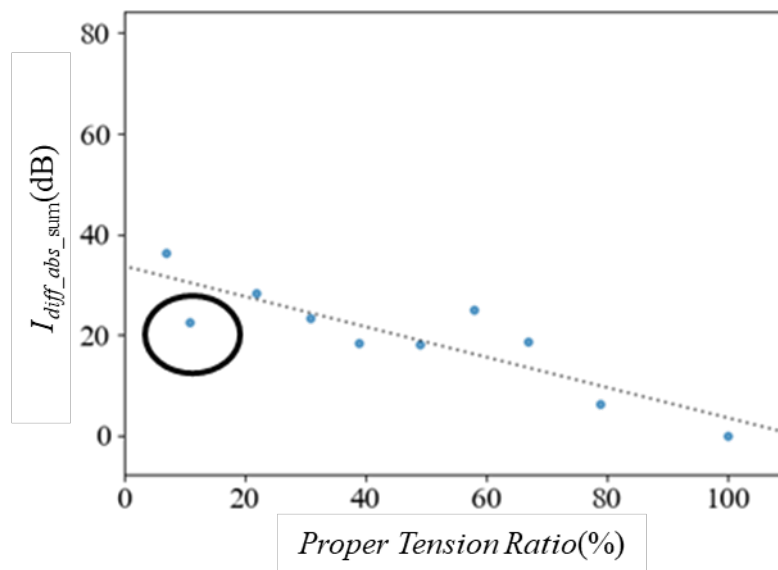


図 72 2.0 Nm における $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性の 1 次関数フィッティング結果

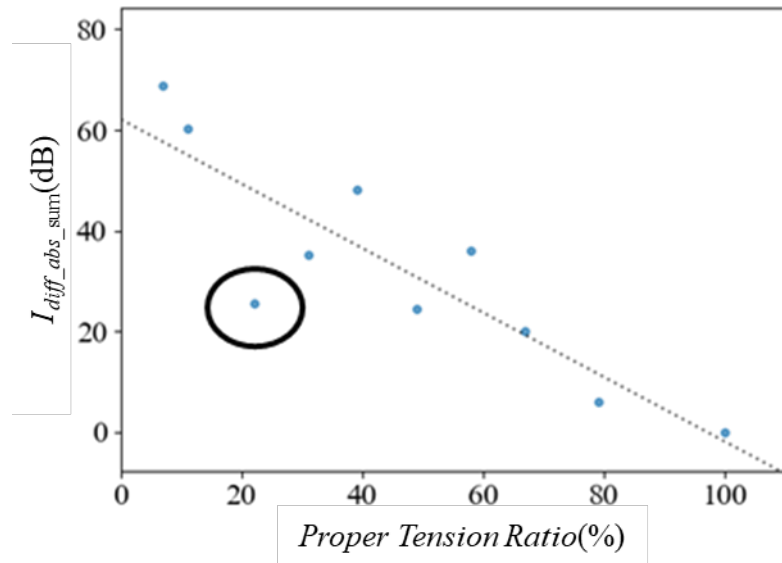


図 73 2.8 Nm における $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性の 1 次関数フィッティング結果

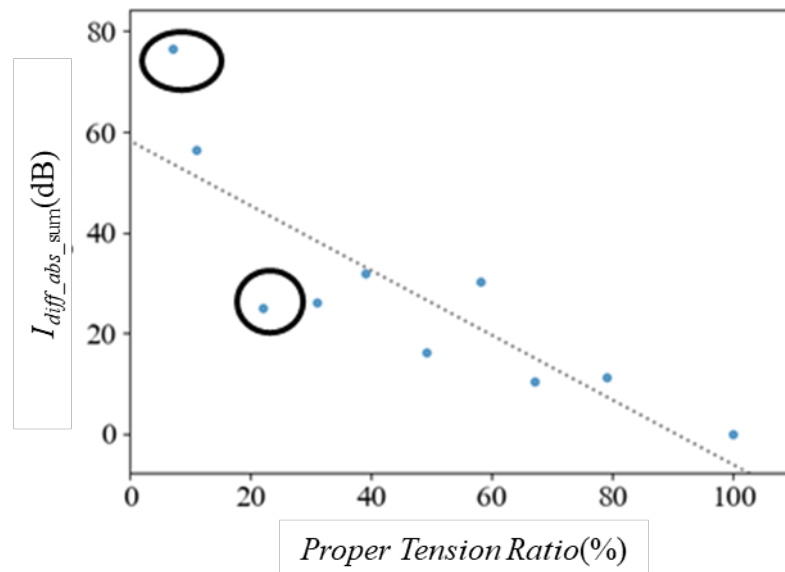


図 74 3.7 Nm における $I_{diff_abs_sum}$ の適正張力比依存性の 1 次関数フィッティング結果

図 69 から図 74 より適正張力比 49 %以下では、黒丸で囲んだようにフィッティング直線と、実測で差が大きいケースがあったが、49 %以上では 1.3 Nm のケースを除き、フィッティングと実測の差が小さい。この差を定量的に評価するために、図 69 のように、ある特徴量の時の実際の適正張力比と、フィッティングから得られる適正張力比の差分を *Tension Difference* とし、各適正張力比における *Tension Difference* を計算した。各適正張力比における *Tension Difference* を図 75 に示す。

図 75 には $Tension\ Difference = \pm 20\%$ の点線を引いてある。図 69 で、黒丸で囲んだ点を除き、*Tension Difference* はすべて $\pm 20\%$ 以内に入っている。特に適正張力比 49 %以上では、1.3 Nm の

58, 67 %, 2.0Nm の 58 % 以外の 90 % の条件で *Tension Difference* がすべて $\pm 20\%$ 以内に入っていることから、このフィッティングは適正張力比が 49 % 以上では有効な手法である。

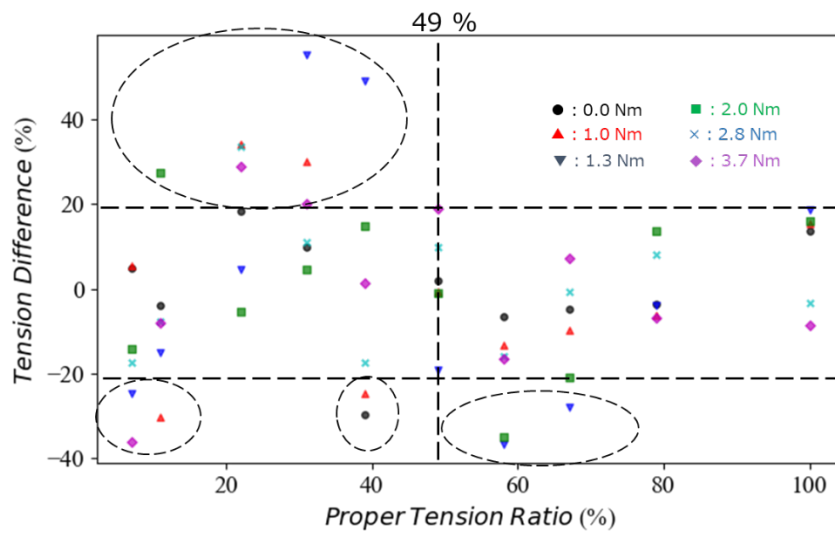


図 75 各適正張力比におけるフィッティングと実測の誤差

4.7 V ベルトの診断結果まとめ

張力10パターン(正常1パターン, 緩み9パターン), 無負荷～定格負荷の90 %までの6パターンの負荷について, 簡易診断手法・精密診断手法を適用した。

(簡易診断手法)

複数の特徴周波数の信号強度に関して, 正常との差分絶対値合計を特徴量として異常検知に用いる手法を提案した。張力 5 パターン, 無負荷～定格負荷の 90 %までの 6 パターンの負荷について, この手法を適用した結果, 特定の周波数に着目する手法では, 負荷に応じて検知可能なベルト張力が適正張力比 79 %から検知可能であることを確認した。

(精密診断手法)

正常との差分絶対値合計を 1 次関数フィッティングすることで, ベルトの適正張力比を推定する手法を提案した。この手法を適用した結果, 適正張力比 49 %以上では 90 %の条件で実測とフィッティングの差が 20 %以下となり, 提案した手法は有用であることが示された。

第5章 結言

本論文では、異常検知のニーズが高い回転機械系について、診断コストが小さい特長を持つ電流波形を用いた異常検知手法の高度化に関する研究について記載した。具体的には、従来は電動機のみが電流を用いた異常検知が確立されていたことに対して、電動機と接続する負荷設備として真空ポンプ、電動機・負荷設備間の動力伝達機構設備としてVベルトに関する異常検知手法を確立した。

真空ポンプ・Vベルトともに簡易診断手法として時間領域・周波数領域の両領域での異常検知手法を適用した。時間領域の異常検知手法として、統計フィルタを適用した電流波形についての特徴パラメータの主成分分析、周波数領域の異常検知手法として周波数領域における特徴周波数の信号強度の比較を用いた。その結果、特徴パラメータの主成分分析については表 23 に、特徴周波数の信号強度を比較した結果については表 24 にそれぞれ示す。

表 23 特徴パラメータの主成分分析の結果

異常診断対象	異常種類	特徴パラメータの主成分分析を適用した結果	
		統計フィルタ未適用	統計フィルタ適用
真空ポンプ	シールリング摩耗	診断可	診断可
	ベアリング摩耗	診断可	診断可
Vベルト	ベルト張力 (20%)	診断不可	診断可
	ベルト張力 (79%)	—	—

表 24 特徴周波数の信号強度を比較した結果

異常診断対象	異常種類	特徴周波数の信号強度に着目した結果	
		単一周波数使用	複数周波数使用
真空ポンプ	シールリング摩耗	診断不可	—
	ベアリング摩耗	診断可	—
Vベルト	ベルト張力 (20%)	診断可	診断可
	ベルト張力 (79%)	診断不可	診断可

表 23 に示したように特徴パラメータの主成分分析を適用した場合、真空ポンプではシールリング摩耗・ベアリング摩耗とも統計フィルタを適用することなく、異常検知可能である。一方、V ベルトでは統計フィルタ未適用では適正張力比 20 %と異常が進行した状態でも診断することができない。以上のことから真空ポンプの方が特徴パラメータの主成分分析が有効であることが示された。

一方、表 24 に示したように特徴周波数の信号強度を比較した方法を適用した場合、真空ポンプではベアリング摩耗は検知可能であるが、シールリング摩耗は検知不可である。一方、V ベルトでは単一周波数を用いた方法では適正張力比 20 %と異常が進行した状態でも診断することができない。以上のことから V ベルトの方が特徴周波数の信号強度の比較が有効であることが示された。

これらの監視診断手法の結果から、真空ポンプ、V ベルトの精密診断手法として、統計フィルタを適用した特徴パラメータのニューラルネットワーク、複数周波数の信号強度合計のフィッティングを考案した。

考案した両手法をそれぞれ適用した結果、真空ポンプはシールリング摩耗、ベアリング摩耗の異常部位特定が可能であること、V ベルトは適正張力比の低下を推定できることを確認した。

謝辞

本論文の作成に際し、有効な異常検知手法、異常模擬の方法、考察など様々な件でご指導いただいた三重大学大学院 生産資源学研究科 共生環境学専攻 環境情報システム工学講座 陳山鵬教授に感謝申し上げます。会社生活と並行して博士課程を進める上でオンラインの指導を中心に進めていただいたおかげで無事本論文を作成できました。

また、本論文作成に際しのご指導とご支援をいただいた同環境情報システム講座、森尾吉成教授をはじめとした講座先生の方々に感謝申し上げます。

また、論文・学会発表の場の提供をいただいた 日本設備管理学会・Asia Pacific Conference of the Prognostics and Health Management Society の事務局の方々に感謝申し上げます。

また、同じ研究室にて様々な形で協力していただき、論文を共著で出していただいた博士前期課程 前田 凌河氏に感謝申し上げます。

また、会社生活を送りながら博士課程を進める上で、数々の助言やご協力をいただいた三菱電機株式会社 先端技術総合研究所 電気システム技術部 釣本 崇夫部長、山本和男次長、同部電気機械診断 予知保全技術 G 金丸誠グループマネージャー、開田 健ユニットリーダーを初めとした G 員の皆様に感謝申し上げます。

また、博士課程について様々な助言をいただいた九州大学 総合理工学府 先端エネルギー理工学専攻 先端エネルギーシステム開発学講座 大宅 諒助教に感謝申し上げます。

最後になりますが、小職の夢の達成のために、会社と研究の並行生活を支えてくれた妻 安沙海、両親、妹たち家族に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 豊田 利夫:「回転機診断の進め方」, JIMP ソリューション(1991)
- [2] 豊田 利夫:「予知保全(CBM)の進め方」, 日本プラントメンテナンス協会(1998)
- [3] 井上 剛志, 兵藤 行志, 榊田 均, 瀧本 孝治, 高橋 亨, 四阿 佳昭, 山越 孝太郎, 西本 重人, 劉 信芳 :「機械システムの状態監視と診断技術」, コロナ社(2021)
- [4] 井上 啓, 金丸 誠, 安原 裕登, 宮内 俊彦, 「電流・電圧を用いたモータの異常検知技術~自動診断によりメンテナンス省力化に貢献~」, 電気評論, Vol. 107, No.3 pp.33-37 (2022)
- [5] 金丸誠, 林和史, 井上啓, 宮内俊彦,「電気信号情報を活用したモータ設備の異常検知技術」, 三菱電機技報 Vol.93, pp.339-342 (2019)
- [6] 金丸 誠, 月間 満, 宮内 俊彦, 林 和史, 「固定子電流パワースペクトルの特徴周波数監視による電動機軸受の異常検出技術」, IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL Applications, VOL. 137, NO.10 pp.799-805(2017)
- [7] R.R. Schoen, T.G. Habetler, F. Kamran and R.G. Bartfield, “Motor bearing damage detection using stator current monitoring”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 32, pp. 1274-1279 (1995)
- [8] Randy R. Schoen, and Thomas G. Habetler, “Effects of Time-Varying Loads on Rotor Fault Detection in Induction Machines”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, No. 4, pp. 900-906 (1995)
- [9] Levent Eren, and Michael J. Devaney, “Bearing Damage Detection via Wavelet Packet Decomposition of the Stator Current”, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 53, No. 2, pp. 431-436 (2004)
- [10] A C Abhinandan and M H Sidram:” Fault Diagnosis of an Induction Motor through Motor Current Signature Analysis, FFT & DWT Analysis”, 4th IEEE International Conference on Engineering Technologies and Applied Sciences (2017)
- [11] 長山 正己:「ドライポンプの保守管理」, 表面と真空 Vol.61, No.8 pp.510-513(2018)
- [12] Analyze Your Way to Longer Lasting, Better Performing V-Belt Drives.Power Transmission Division, Gates Corporation, Denver, CO, USA (2010).
- [13] ISO 10816-3:「機械的振動—非回転部品の測定による機械振動の評価」(2009)
- [14] 小村英智, 下村和広, 芝田和雄:振動波形の等価実効値によるベアリングの簡易診断, 日本機械学会論文集(C編)67巻664号(2001.12), pp.3696-3701
- [15] 荻野 昭三, 「誘導電動機の原理と構造」, d-ブック(2013)
- [16] Mansour Ojaghi and Jawad Faiz, “Extension to Multiple Coupled Circuit Modeling of Induction Machines to Include Variable Degrees of Saturation Effects”, IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS, VOL. 44, NO.11 pp.4053-4056(2008)
- [17] Julio C. Moreira and Thomas A. Lipo, “Modeling of Saturated ac Machines Including Air Gap Flux Harmonic Components” IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL Applications, VOL. 28,

NO.2 pp.343-349 (1992)

- [18] D.G. Dorrell; W.T. Thomson; S. Roach, "Analysis of airgap flux, current, and vibration signals as a function of the combination of static and dynamic airgap eccentricity in 3-phase induction motors" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 33, No. 1, pp.24-34 (1997)"
- [19] Bingnan Wang, Mesaad W. Albader, Hiroshi Inoue and Makoto Kanemaru, "Induction Motor Eccentricity Fault Analysis and Quantification with Modified Winding Function based Model", 25th International Conference on Electrical Machines and Systems, (2022)
- [20] 南雲 稔也, 松村 茂樹, Chanat Ratanasumawong, 北條 春夫 「歯車のかみあい振動における側帯波の発生機構とその振幅非対称性に関する力学的検討」, 日本機械学会論文集(C 編) 77 巻 775 号(2011)
- [21] 井上 啓, 金丸 誠, 宮内 俊彦, 山本 和男, 「軸受異常電動機を用いた電流パワースペクトルと振動加速度の相関」, 平成 31 年電気学会全国大会 (2019)
- [22] Robin Appadoo, Yuandong Xu, Fengshou Gu, and Andrew D. Ball, "Performance Monitoring and Fault Diagnosis of Vacuum Pumps based on Airborne Sounds", 24th International Conference on Automation and Computing (2018)
- [23] W Jiang, S K Spurgeon, J A Twiddle, F S Schlindwein, Y Feng and S Thanagasundram, "A wavelet cluster-based band-pass filtering and envelope demodulation approach with application to fault diagnosis in a dry vacuum pump", J. Mechanical Engineering Science, Vol. 221, pp.1279-1286 (2007)
- [24] Yongho Lee, Chanyoung Kim and Sang Jeon Hong, "Industrial Internet of Things for Condition Monitoring and Diagnosis of Dry Vacuum Pumps in Atomic Layer Deposition Equipment", Electronics ,Vol.11 (2022)
- [25] Laurens van der Maaten and Geoffrey Hinton, "Visualizing Data using t-SNE", Journal of Machine Learning Research Vol. 9 pp. 2579-2605 (2008)
- [26] Haiyang Zhan; Na Li; Yu Wang; Xingjian Wang; Siru Lin, "Fault Diagnosis Method for Vacuum Pump of Space Environment Simulator", IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications, pp.1703-1707 (2016)
- [27] Abhijeet Ainapure, Xiang Li, Jaskaran Singh, Qibo Yang and Jay Lee, "Deep Learning-Based Cross-Machine Health Identification Method for Vacuum Pumps with Domain Adaptation", 48th SME North American Manufacturing Research Conference, pp.1088-1093 (2020)
- [28] Weining Lu, Bin Liang, Yu Cheng, Deshan Meng, Jun Yang, and Tao Zhang, "Deep Model Based Domain Adaptation for Fault Diagnosis", IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 64, NO. 3 pp.2296-2305 (2017)
- [29] Tae-June Kang, Chanseung Yang, Yonghyun Park, Doosoo Hyun, Sang Bin Lee and Mike Teska : "Electrical Monitoring of mechanical Defects in Induction Motor-Driven V-belt Pulley Speed Reduction Couplings" , IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS, Vol. 54, NO.3, pp.2255-2264(2018)

- [30] 山品元, 奥村進, 川合勲 :『V ベルトのクロススペクトル法と判別関数法による故障診断』, JSPE Vol 57 No.11 pp.75-80(1991)
- [31] HAJIME YAMASHINA, SUSUMU OKUMURA and ISAO KAWAI : "Development of a diagnosis technique for failures of V-belts by a cross-spectrum method and a discriminant function approach", Journal of Intelligent Manufacturing, Vol 7, pp.85-93 (1996)
- [32] Etienne Fournier, Antoine Picot, Jérémie Régnier, Christian Andrieux, Jacques Saint-Michel and Pascal Maussion : "Effects of transmission belt looseness on electric and mechanical measurements of an induction motor", IEEE 10th International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives pp.259-265 (2015)
- [33] Antoine Picot, Etienne Fournier, Jérémie Régnier, Mathias TientcheuYamdeu, Jean-Marie Andréjak and Pasca, "Maussion1 "Static-based method to monitor belt transmission looseness through motor phase currents", IEEE Transactions on Industrial Informatics(2016)
- [34] 須本 賢太朗, 劉 信芳, 松本 正和, 馮 芳, 篠原 正則 :『TM-CLOUD による回転機械の遠隔監視診断事例紹介』, 日本設備管理学会春季研究大会(2022)
- [35] 「FFT アナライザ入門 第2章 信号処理の基礎(2)」, https://www.aandd.co.jp/products/nvh_analysis/fft/fft02.html
- [36] Hao Sun, Ke Li, Peng Chen, Huaqing Wang, Xueliang Ping and Yi Cao : "A sequential fuzzy diagnosis method for rotating machinery using ant colony optimization and possibility theory", Journal of Mechanical Science and Technology Vol 28 No. 4 pp. 1189~1201 (2014)
- [37] 筒井 茂義 :「ACO: アントコロニー最適化」, システム/制御/情報 Vol 52 No.10 pp. 390-398 (2008)
- [38] 泉山 浩郎 :『建築設備機器(要素)の寿命推定-間欠運転ファンのV ベルト』, 衛生工学シンポジウム論文集, Vol 7, pp124-127
- [39] 伊藤 義和, 植野 英睦, 幸田 勝, 「ワイブル型累積ハザード解析を用いた除雪機械の故障傾向の把握」, 寒地土木研究所月報, No784 pp.29-34(2018)
- [40] 館野 純一, 飯塚 幸理「データサイエンスを活用した設備状態監視技術」, JFE 技報 No. 44 pp.7-11 (2019)
- [41] 石垣 雄亮, 明智 吉弘 :「ICT を活用したベルトコンベア監視技術」, JFE 技報 No. 45 pp.39-43 (2020)
- [42] 久代 紀之, 松田 将大, 高原 郁夫, 「動作音を用いた真空ポンプの故障診断手法」, J.IEIE 電気設備学会誌, Vol 34, No.3 pp.209-214(2014)
- [43] 陳山 鵬:「回転装置の設備診断技術の基本と応用」, 三恵社出版(2009)
- [44] 陳 鵬, 豊田 利夫:有・無次元特徴パラメータ統合による設備診断法及び歯車異常検知への応用, 日本機械学会シンポジウム講演論文集 pp112-117
- [45] 豊田 利夫, 陳 鵬, 溝田 武人:スペクトルの統計的検定による故障信号の抽出, 精密工学会誌, Vol58, No6, pp1041-1046 (1992)

- [46] Shruti Sehgal, Harpreet Singh, Mohit Agarwal, V. Bhasker and Shantanu.” Data Analysis Using Principal Component Analysis”, International Conference on Medical Imaging, m-Health and Emerging Communication Systems pp.45-48(2014)
- [47] Peng Chen: “*Foundation and application of Condition Diagnosis Technology for Rotating Machinery*”, DET LLP, pp.48-51(2009)
- [48] Liuyang Song, Peng Chen, Huaqing Wang and Miki Kato, “Intelligent Condition Diagnosis Method for Rotating Machinery Based on Probability Density and Discriminant”, IEEE Signal Processing Letters, Vol 23, No.8 pp.1111-1115(2015).
- [49] 井上 啓, 金丸 誠, 前田 凌河, 陳山 鵬, 「モータ駆動電流を用いたドライ真空ポンプの異常検知」, 日本設備管理学会誌, Vol. 35, No.3, (掲載確定, 10月発行)(2023)
- [50] 陳 鵬, 豊田 利夫, 「ラフ集合による診断知識の獲得法及び線形補間型ニューラルネットワークによる故障診断法」, 日本設備管理学会誌, Vol. 9, pp.383-388(1997)
- [51] Peng, C. and Toshio, T.:“Failure Diagnosis by Rough Sets and Partially-linearized Neural Network”, Journal of the Society of Plant Engineers Japan, Vol.9, No.3, pp.169-177(1997)
- [52] 井上 啓, 金丸 誠, 前田 凌河, 陳山 鵬, 「V ベルト張力異常の簡易診断手法」, 日本設備管理学会誌, Vol. 35, No.2, pp.47-52 (2023)
- [53] Hiroshi Inoue, Ken Hirakida, Makoto Kanemaru, and Chen Peng,” V-belt Tension Reduction Diagnostic Method By Using Multi-Frequency Current Power Spectrum Density”, Asia Pacific Conference of the Prognostics and Health Management Society 2023 (2023)
- [54]https://www.mitsubishielectric.co.jp/fa/products/faspec/download.do?kisyu=/clutch&formNm=ZKB-XN_1_ZKB-1.2XN_1&category=ex&id=spec, 「三菱電機製 電磁クラッチ・ブレーキ ZKB-1.2XN マニュアル」