

多変量情報理論による歯車装置の状態診断に関する研究

Study on Diagnosis of Gear Unit Condition by Multivariate Kullback-Leibler Information Theory

劉 信芳（技術本部），馮 芳（技術本部 診断サービス技術部）

Xinfang, Liu TAKADA (Technology & Engineering Division)

Fang, Feng TAKADA (Plant Diagnosis Service Department, Technology & Engineering Division)

本研究では、振動信号の単一の特徴パラメータによる歯車装置の状態診断方法の欠点を克服するため、回転機械の状態情報を効率的に抽出する複数の原始特徴パラメータを定義し、これら複数の原始特徴パラメータを算出する。個々の特徴パラメータの持つ情報を単一の特徴パラメータである多変量カルバック-ライブラー情報量（Multivariate Kullback-Leibler Information; MKI）に集約し、多変量情報理論による回転機械の状態監視診断方法を提案する。はじめに、複数の原始特徴パラメータにより振動信号の定量化方法を説明する。次に、複数のパラメータの情報をMKIに集約する多変量情報理論を導入する。さらに、実測した歯車装置の振動信号を用いて、多変量情報理論による歯車装置の状態診断方法の有効性を検証する。

In this study, in order to overcome the shortcomings of the condition diagnosis method for the gear units that using a single characteristic parameter of the vibration signal, we define the multiple primitive characteristic parameters that efficiently extract the condition information of rotary machine, and calculate the characteristic parameters. We integrate the information of individual characteristic parameters into a single characteristic parameter, Multivariate Kullback-Leibler information (MKI), and propose a method for monitoring and diagnosing the condition of rotary machine based on the multivariate information theory. In addition, we introduce the multivariate information theory that integrates information of the multiple parameters into MKI, one parameter. Furthermore, we verify the effectiveness of the condition diagnosis method of the gear unit by the multivariate information theory by using the measured vibration signal of the gear unit.

1. はじめに

減速機などの歯車装置の状態診断方法を大別すると、機械的な兆候による状態診断、潤滑油分析による状態診断、電気的兆候による状態診断などの診断方法がある。現在、振動信号の有・無次元特徴パラメータによる歯車装置の状態診断は広く実用化されている。しかし、この状態診断方法では、

- ・測定値が負荷や使用条件の変化と共に大きくばらつくため、歯車装置異常の早期検出が困難である。
- ・測定値のばらつきにより、歯車装置が正常であるにもかかわらず異常と診断してしまう場合がある。
- ・複数の同一歯車装置に対して、同一の測定点での測定が困難となる場合があり、こうした場合にはそれぞれの歯車装置に判定基準を設定する必要がある。
- ・歯車装置の仕様が異なると、振動や音響のレベルも異なるため、統一的な判定基準の設定は不可能である。

- ・特徴パラメータは振動信号の持つ情報の一部を定量化したものであり、得られた情報を有効に活用することができない。
- ・振動信号の複数の特徴パラメータが同時に用いられることが望ましいが、これまでの状態診断方法では、これらの二つ以上の特徴パラメータから単一の特徴パラメータに集約し、統合的に歯車装置の状態を診断することができない。

などの問題点がある。

以上の問題点を解決し、歯車装置の異常検出の信頼性を高めるために、実用性の高い歯車装置の知的自動状態診断技術の確立は重要な課題となる。この新しい診断技術を確認するには、

- ・歯車装置の正常時の振動波形から求めた二つ以上の特徴パラメータと点検時の振動波形から求めた二つ以上の特徴パラメータの間の情報を定量化する。

- ・診断のために、定義あるいは、選定した二つ以上の特徴パラメータの情報を統合的に単一のパラメータに集約する.
- ・歯車装置の「個性」を考慮し、統一的な判定基準を設定する.

などのことを考える必要がある. そこで, 本研究では

- (i) 振動波形の形状のみに着目した無次元特徴パラメータにより, 歯車装置の振動波形の特徴を定量化する.
- (ii) 多変量情報理論を歯車装置の状態診断へ適用する.
- (iii) 情報検定理論に基づいて, 機械によらない統一的な判定基準を設定し, 多変量情報理論による歯車装置の状態診断方法を確立する.
- (iv) 実測したデータにより本診断方法の有効性を検証する.

ことを目的とし, 定義あるいは選定した全ての原始パラメータを単一の特徴パラメータである多変量カルバック-ライブラー情報量 (Multivariate Kullback-Leibler Information : MKI) に集約できる多変量情報理論による回転機械の状態診断方法を提案する.

2. 無次元特徴パラメータによる振動波形の定量化

歯車装置から測定された振動信号の平均値, 実効値などの有次元特徴パラメータは, 回転速度や負荷などの作業条件に依存するため, その評価が困難になることが多い. そこで, 本状態診断方法では, 振動波形の形状のみに着目した無次元特徴パラメータにより, 振動波形の特徴を定量化する¹⁾. 統計学でよく用いられる特徴パラメータは「歪み度: p_1 », 「尖り度: p_2 」などがあり, サンプル点数 n の時系列データ x_i から, それぞれ以下の式で求められる.

$$p_1 = \frac{1}{s^3} \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{n-1} \quad (1)$$

$$p_2 = \frac{1}{s^4} \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{n-1} - 3 \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad : \text{平均値}$$

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad : \text{標準偏差}$$

種々の時系列信号の特徴を表すために, 上記の特徴パラメータだけでは, 十分でない. そこで, 本研究では, 次の無次元特徴を定義し, 歯車装置の異常診断に用いる.

$$p_3 = \frac{\bar{x}_p}{x_{abs}} \quad (3)$$

$$p_4 = \frac{\bar{x}_L}{\sigma_L} \quad (4)$$

$$p_5 = \frac{\bar{x}_p}{\sigma_p} \quad (5)$$

$$p_6 = \frac{|x_{\max}|}{\bar{x}_p} \quad (6)$$

$$\overline{x_{abs}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i| \quad : \text{絶対平均値}$$

$$\bar{x}_p \quad : \text{波形の極大値 (ピーク値) の平均値}$$

$$\sigma_p \quad : \text{極大値の標準偏差}$$

$$\bar{x}_L \quad : \text{波形の極小値 (谷値) の平均値}$$

$$\sigma_L \quad : \text{波形の極小値の標準偏差}$$

$$|x_{\max}| \quad : \text{波形 } |x_i| \text{ の 10 個の最大値の平均値}$$

本研究では, 以上の特徴パラメータを用いて, 多変量情報理論による歯車装置の状態診断方法の有効性を検証する. 状態診断では, 現場の状況と機械の具合により, 新たにパラメータを定義することがある.

3. 状態診断のための多変量情報理論

3.1 カルバック-ライブラー情報量の定義

歯車装置の状態診断では, 実測した振動信号に基づいて, 設備状態の正常・異常を判定し, 異常の場合には異常種類の識別を行う. ここで, 既知の状態で求めた正常および各種異常状態の振動信号の k 種類の特徴パラメータの多変量確率密度関数を「多変量参照分布」, 設備点検時に測定した信号から求めた k 種類の特徴パラメータの多変量確率密度関数を「多変量テスト分布」と記すと, 多変量参照分布と多変量テスト分布との偏移, すなわち, 「距離」を測ることに, 設備の異常検出および異常種類の識別ができる.

二つの 1 変量確率密度関数の「距離」を表す指標としたカルバック-ライブラー情報量 (Kullback-Leibler Information : KI) が広く用いられている²⁾. ここで, 標本空間 X に対し, 参照分布とテスト分布をそれぞれ $f_1(x)$, $f_2(x)$ とする. テスト分布に対する参照分布の KI は

$$\begin{aligned} KI(f_1 : f_2) &= E_x \log \frac{f_1(x)}{f_2(x)} = \int_{-\infty}^{\infty} f_1(x) \log \frac{f_1(x)}{f_2(x)} dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f_1(x) \{ \log f_1(x) - \log f_2(x) \} dx \end{aligned} \quad (7)$$

と定義される. ここで, E_x は期待値である. この KI は幾何学的な距離と異なり, 一般に非負性, 非対称性などといった性質を持つ.

3.2 多変量カルバックライブラー情報量の定義

これまで、1 変量確率密度関数を識別するため、カルバックライブラー情報量 KI は用いられるが、現実には、多変量確率密度分布の場合が多い。変量数が 2 以上の確率密度関数の識別のため、1 変量の KI の定義を拡張して、多変量 KI の定義を導入する²⁾。ここで、 k 変量参照分布と k 変量テスト分布をそれぞれ $f_1(x_1, x_2, \dots, x_k)$, $f_2(x_1, x_2, \dots, x_k)$ とすると、多変量カルバックライブラー情報量 (Multivariate Kullback-Leibler information : MKI) は

$$\begin{aligned} MKI(f_1 : f_2) &= E_x \log \frac{f_1(x_1, x_2, \dots, x_k)}{f_2(x_1, x_2, \dots, x_k)} \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f_1(x_1, x_2, \dots, x_k) \log \frac{f_1(x_1, x_2, \dots, x_k)}{f_2(x_1, x_2, \dots, x_k)} dx_1 dx_2 \dots dx_k \quad (8) \end{aligned}$$

と定義される。この MKI は一般に、非負性、非対称性、加法性、三角不等式の成り立たないといった性質を持つ。

3.3 MKI の状態診断への適用

測定された振動信号より求めた k 種類の特徴パラメータを k 個の変量とする。歯車装置の正常状態に測定した振動信号から求めた k 変量確率密度分布関数を「 k 変量参照分布」、点検時に測定した振動信号から求めた k 変量確率密度分布関数を「 k 変量テスト分布」と記す。また、それぞれの分布が正規分布に従うと仮定し、 k 変量参照分布 $f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)$ を $N(\mu_r, \Sigma_r)$ 、 k 変量テスト分布 $f_t(x_1, x_2, \dots, x_k)$ を $N(\mu_t, \Sigma_t)$ とすると、

$$f_i(x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^k \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)\right) \quad (9)$$

となる。ここで、 $i=r, t$, $x'=(x_1, x_2, \dots, x_k)$ は k 変量ベクトル、 $\mu'_i=(\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{ik})$ は k 変量の平均値のベクトル、 $\Sigma_i=(\sigma_{ijs}), (j, s=1, 2, \dots, k)$ は k 変量の共分散マトリクスである。式(9)から以下の式を得ることができる。

$$\begin{aligned} \log \frac{f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)}{f_t(x_1, x_2, \dots, x_k)} &= \frac{1}{2} \log \frac{|\Sigma_t|}{|\Sigma_r|} - \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma_r^{-1} (x - \mu_r)(x - \mu_r)' \\ &\quad + \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma_t^{-1} (x - \mu_t)(x - \mu_t)' \quad (10) \end{aligned}$$

一変量の KI の定義を多変量に拡張すると、二つの k 変量分布の情報量 MKI は

$$\begin{aligned} MKI(f_r : f_t) &= \int f_r(x_1, x_2, \dots, x_k) \log \frac{f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)}{f_t(x_1, x_2, \dots, x_k)} dx_1 dx_2 \dots dx_k \\ &= \frac{1}{2} \log \frac{|\Sigma_t|}{|\Sigma_r|} + \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma_r (\Sigma_r^{-1} - \Sigma_t^{-1}) + \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma_t^{-1} (\mu_r - \mu_t)(\mu_r - \mu_t)' \quad (11) \end{aligned}$$

となる。ここで、 tr はマトリクスのトレース (対角和) である。

式(11)は MKI の定義による二つの多変量正規分布の情報

量の最も一般的な計算式である。この式は二つの特別なケースがある。 k 変量参照分布と k 変量テスト分布の平均ベクトルが等しいと仮定し、すなわち、 $\mu_t = \mu_r$, $\delta = \mu_r - \mu_t = 0$ とすると、式(11)は

$$\begin{aligned} KI(f_r : f_t; \Sigma) &= \frac{1}{2} \log \frac{|\Sigma_t|}{|\Sigma_r|} + \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma_r (\Sigma_r^{-1} - \Sigma_t^{-1}) \\ &= \frac{1}{2} \log \frac{|\Sigma_t|}{|\Sigma_r|} - \frac{k}{2} + \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma_r \Sigma_t^{-1} \quad (12) \end{aligned}$$

となる。

k 変量参照分布と k 変量テスト分布の共分散マトリクスが等しいと仮定し、すなわち、 $\Sigma_r = \Sigma_t = \Sigma$ とすると、式(11)は

$$\begin{aligned} KI(f_r : f_t; \mu) &= \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma^{-1} (\mu_r - \mu_t)(\mu_r - \mu_t)' \\ &= \frac{1}{2} \text{tr} \Sigma^{-1} \delta \delta' = \frac{1}{2} \delta' \Sigma^{-1} \delta \quad (13) \end{aligned}$$

となる。ここで、 $\delta = \mu_r - \mu_t$ である。式(13)に定数 $2k$ を掛けると、

$$MH = 2k KI(f_r : f_t; \mu) = k \delta' \Sigma^{-1} \delta \quad (14)$$

となる。この MH はマハラノビス汎距離である。このマハラノビス汎距離は多変量解析の中で判別関数としてよく使われている。以上の解析によりマハラノビス汎距離は MKI の特例ともいえる。マハラノビス汎距離を使う前提条件 $\Sigma_r = \Sigma_t = \Sigma$ よりも、MKI が最も一般的である。これは MKI による機械設備の状態識別あるいは異常診断方法が適当である理論的な根拠の一つである。

3.4 MKI の異常判定基準^{3,4)}

一般化漸近理論により、 $MKI(f_r : f_t)$ の推定値を $\hat{MKI}(f_r : f_t)$ とすると、 $2\hat{MKI}(f_r : f_t)$ は漸近的に自由度 $k+k(k+1)/2$ の χ^2 分布

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^{\frac{\nu}{2}} \Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} x^{\frac{\nu}{2}-1} \exp\left(-\frac{1}{2}x\right) & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases}$$

$$\nu = k + \frac{k(k+1)}{2}$$

に従う。ここで、 Γ はガンマ関数である。このため、

$$\text{帰無仮説 } H_0 : f_t(x_1, x_2, \dots, x_k) = f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

$$\text{対立仮説 } H_1 : f_t(x_1, x_2, \dots, x_k) \neq f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)$$

に対して、有意水準を α とすると、

$$2\hat{MKI}(f_r : f_t) \geq 2R_k(\alpha) = \chi^2(\alpha, k+k(k+1)/2) \quad (15)$$

となれば H_1 を採択する。この $R_k(\alpha)$ を k 変量 MKI の判定基準という。確率密度分布関数を判別するとき、適当な有意水準 α を選択し、 $\hat{MKI}(f_r : f_t) < R_k(\alpha)$ とすると、二つの確率密度分布は同じ分布、逆に $\hat{MKI}(f_r : f_t) \geq R_k(\alpha)$ とすると、二つの確率密度分布は違う分布と判定することができる。

4. MKIによる状態診断アルゴリズム^{5, 6, 7)}

4.1 MKIによる異常検出方法

状態診断では、あらかじめ設定した参照パターン（正常状態すなわち既知状態）と測定したテストパターン（テスト状態）から多変量参照分布 $f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)$ と多変量テスト分布 $f_t(x_1, x_2, \dots, x_k)$ を求め、これらと式(11)により $MKI(f_r, f_t)$ を計算する。ここで、変量数を6、有意水準 α を0.05とすると、式(15)から判定基準 $R_k(\alpha)$ は

$$R_6(0.05) = \frac{1}{2} \chi^2(0.05, 27) = 20.056 \quad (16)$$

となる。すなわち、6変量の場合では、

$$MKI(f_r, f_t) \geq R_6(0.05) = 20.056 \quad (17)$$

となると、 $f_r(x_1, x_2, \dots, x_k)$ と $f_t(x_1, x_2, \dots, x_k)$ は違う分布であると判定できる。多変量参照分布は正常状態であれば、テスト分布の状態は異常状態と判定できる。

4.2 MKIによる異常診断の流れ

前述の理論解析に基づいて、多変量状態診断の手順をまとめる。はじめに、正常状態と点検状態の歯車装置から振動信号を測定する。測定した信号に包絡線処理、フィルタリングなどの手法によりノイズ除去などの前処理をする。

また、前処理した正常状態の振動信号とテスト状態の振動信号を用いて、 k 種類の無次元特徴パラメータを求める。1種類特徴パラメータを n 個計算すると、特徴パラメータマトリクス P は

$$P_I = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} & \cdots & p_{k1} \\ p_{12} & p_{22} & \cdots & p_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1n} & p_{2n} & \cdots & p_{kn} \end{bmatrix} \quad (18)$$

と表す。ただし、 $I=r, t$ 、 P_r は正常状態の特徴パラメータマトリクスであり、 P_t はテスト状態の特徴パラメータマトリクスである。 P_I より特徴パラメータマトリクス平均ベクトルを求め、これを

$$\mu_I = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k) \quad (19)$$

と表す。ここで、 i 番目の特徴パラメータの平均は

$$\mu_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n p_{ij} \quad (20)$$

より求められる。ただし、 p_{ij} はマトリクス P_I の第 i 列の要素である。

P_I より共分散マトリクスを求め、これを

$$\Sigma_I = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1k} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{k1} & \sigma_{k2} & \cdots & \sigma_{kk} \end{bmatrix} \quad (21)$$

と表す。 i 番目の特徴パラメータと j 番目の特徴パラメータ共分散 σ_{ij} は

$$\sigma_{ij} = \sigma_{ji} = \frac{1}{n-1} \sum_{q=1}^n (p_{iq} - \mu_i)(p_{jq} - \mu_j) \quad (22)$$

より求める。ただし、 p_{iq} と p_{jq} はそれぞれ、マトリクス P_I の第 i 列と第 j 列の要素であり、 μ_i と μ_j はそれぞれ、マトリクス P_I の第 i 列と第 j 列の平均値である。

正常状態で求めた μ_r 、 Σ_r とテスト状態で求めた μ_t 、 Σ_t を式(11)に代入し、多変量情報量MKIを求めることができる。求めたMKIを判定基準 $R_k(\alpha)$ と比較して、診断の結果を得ることができる。

4.3 異常診断方法の有効性検証

多変量情報理論による歯車装置の診断方法の有効性を検証するため、診断例を示す。実験装置の小型シミュレータ（図1）を用いて、歯車装置の振動信号を測定した。図2はセンサの配置を示す。図3は駆動、被駆動歯車の様子を示す。加速度センサ（Anritsu B0517）は歯車装置の蓋の上に設置した。歯車の状態として、あらかじめ正常状態、偏心状態、摩耗状態および局所異常状態などの4種類の状態を設定した。

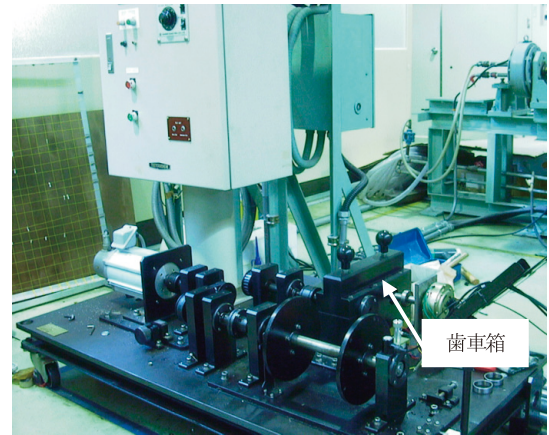


図1 回転機械シミュレータ

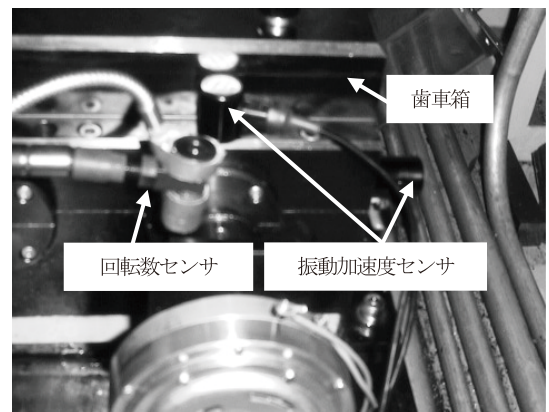


図2 センサの配置

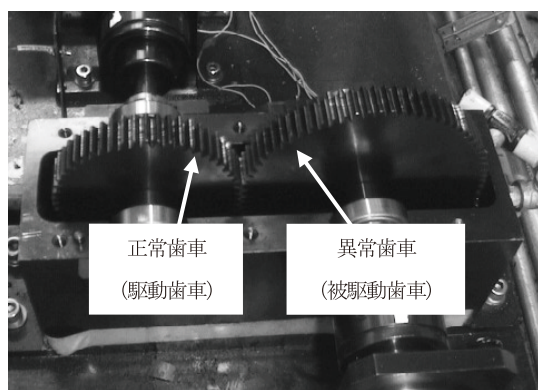


図3 駆動・被駆動歯車

実験では、機械の回転数を 100rpm と 1000rpm、振動信号のサンプリング周波数を 25kHz に設定した。データの長さは一つの状態 で 6 ケース、1 ケースあたり 65000 点を収集した。加速度信号は加速度センサ (Anritsu B0517)、アンプ (Anritsu UM-4A)、データ収集システム (Keyence NR-350) により測定した。実験で得られた歯車装置の正常状態、偏心状態、摩耗状態および局所異常状態の振動波形をそれぞれ、図 4、図 5 に示す。

第 3 章の理論解析に基づいて、上記の測定したデータを用いた多変量情報理論による異常診断を行った。正常状態の振動信号の 6 種類の特徴パラメータより求めた多変量分布を多変量参照分布とし、機械監視および点検時に測定した振動信号の 6 種類の特徴パラメータより求めた正常状態、偏心状態、摩耗状態および局所異常状態の 4 種類のテスト状態分布を多変量テスト分布とした。この多変量参照分布と多変量テスト分布により算出した MKI をそれぞれ、図 6、図 7 に示す。

図 6 から正常状態のテスト分布の情報量は判定基準 $R_6(0.05)$ 以下にあるため、正常状態と正しく判定できた。また、偏心状態、摩耗状態および局所異常状態のテスト分布の情報量はいずれも判定基準 $R_6(0.05)$ を超えたため、異常状態と正しく判定できる。

図 7 から正常状態、偏心状態、摩耗状態と局所異常状態の 4 種類の状態はいずれも正しく判定できた。

以上の低速回転と高速回転の 2 種類の状態において、診断の結果はあらかじめ設定した歯車装置の状態と完全に一致するため、多変量情報理論による歯車装置の状態診断の有効性が検証された。

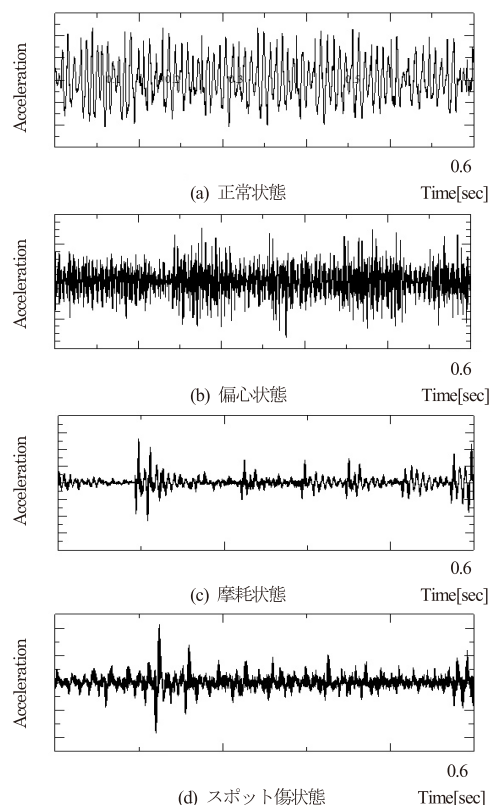


図4 100rpmの振動波形

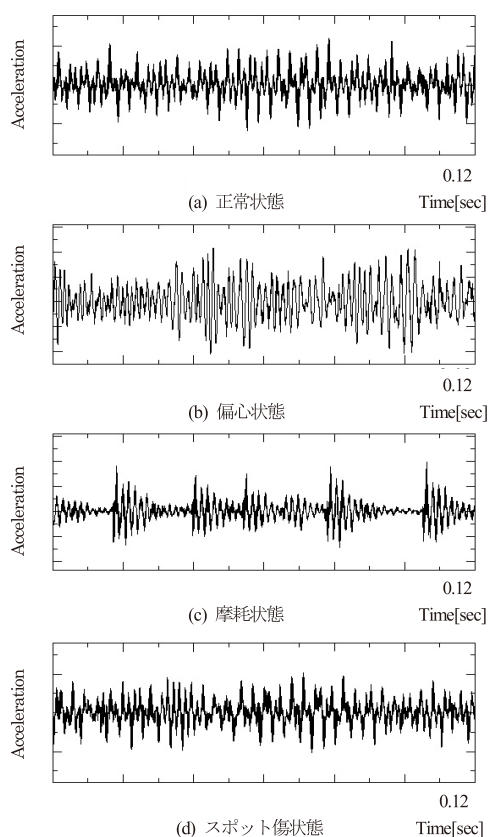


図5 1000rpmの振動波形

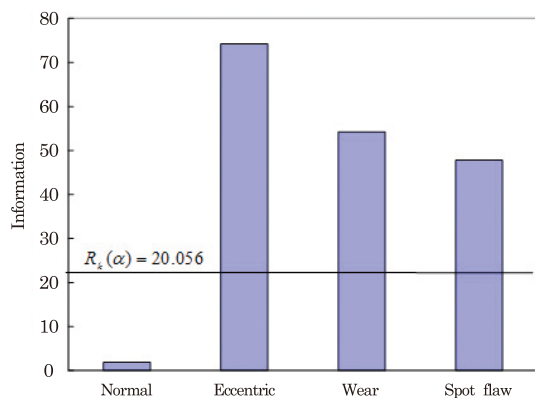


図6 100rpmの多変量情報量による診断結果

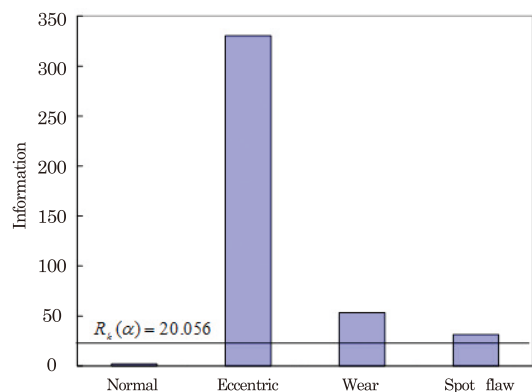


図7 1000rpmの多変量情報量による診断結果

5. おわりに

本研究では、従来の振動信号の1種類の特徴パラメータ(1変量)による歯車装置の異常診断方法の不足を改善するために、2種類以上の特徴パラメータを用いた歯車装置の異常診断方法である多変量異常診断方法を提案した。まず、多変量解析手法である多変量カルバック-ライブラー情報理論を導入し、異常診断に適用した。また、情報量検定の漸近的理論により回転機械の異常診断の統一的な判定基準を設定した。さらに、歯車装置から測定した振動を用いて診断を行い、本方法が有効であることを検証した。主な研究内容を以下にまとめる。

- ・多変量異常診断のために、振動信号の特徴パラメータを定義した。
- ・1変量の診断理論の欠点を克服するために、多変量カルバック-ライブラー情報量の異常診断への適用理論を検討した。
- ・情報検定理論に基づいて、異常診断の判定基準を設定し、多変量情報理論による異常診断方法を確立した。
- ・歯車装置の実例により、多変量カルバック-ライブラー情報量による回転機械の異常診断が有効であることを検証した。

参考文献

- 1) 豊田利夫：設備診断のための信号処理の進め方，日本プラントメンテナンス協会，pp.46-99 (1996)
- 2) S. Kullback：Information Theory and Statistics, John Will & Sons Inc., New York, pp.20-121 (1959)
- 3) 劉信芳，豊田利夫，陳山鵬，馮芳，二保知也：Information Divergenceによる回転機械の異常診断，精密工学会誌，Vol.66 No.1，pp.157-162 (2000)
- 4) X. Liu, T. Toyota, P. Chen, F. Feng：Multivariate Kullback-Leibler Information for Condition Diagnosis of Machinery, 4TH World Multi-conference on Systemics, Cybernetics and Information, Orlando, U. S. A., Vol. IX 163 (2000)
- 5) X. Liu, T. Toyota, P. Chen, F. Feng, Z. He：Study on Deterioration Trend Control for Rotating Machinery Using Information Divergence, Proc. 1999 Int. Con. Advanced Manufacturing Technology, Science Press New York, Ltd., pp.1041-1046 (1999)
- 6) 劉信芳，豊田利夫，陳山鵬，二保知也，馮芳：対照型カルバック情報量による回転機械の状態診断，日本設備管理学会誌，Vol.10 No.3，pp.27-33 (1998)
- 7) 劉信芳，馮芳：回転機械の診断方法，特許第4369320号，日本 (2009)



劉 信芳 Xinfang LIU
理事
博士 (情報工学)