

設備診断技術による研削加工の評価*¹太田博光*²・江副 覚*²・小畑清和*²Evaluation of Grinding process by Machine Condition
Diagnosis TechnologyHiromitsu Ohta*², Satoru Ezoe*²,
and Kiyokazu Kobatake*²

The purpose of this research is to diagnose the extent of grinding wheel wear which is a kind of rotary machine using Condition Diagnosis Technology (CDT). At first, we identified the extent of sensitivity in the three cases of grinding wheel which include normal wear, initial wear and heavy wear. Sensitivities in each case are estimated by a discrimination index which is a common factor based on the probability density distribution. As a result, we have shown optimum signature parameters having a higher sensitivity versus the extent of wear on the grinding wheel. Furthermore, in order to correctly diagnose wear, a unified signature parameter concerning the principal component analysis has been applied. Finally, we attempted to predict the extent of wear based on information about the z_1 - z_2 plane construcing the first and second principal components of the unified signature parameter.

1 緒 論

設備の状態（ストレス、劣化や故障、性能や強度）を定量的に把握し将来を予測する技術を設備診断技術¹⁾（Machine Condition Diagnosis Technology以下、CDTと略。）と呼び設備保全の有効な手段であることが知られている。CDTを構成する技術は4つの要素技術²⁾ からなり ① 設備から発する振動や音響などを計測する技術 ② 得られたデータから雑音を除去する技術 ③異常の種類、位置および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知技術からな

る。これら4つの要素技術は全てデータ処理技術の信頼性に依存するところが大きい。③の異常を識別するためのデータ処理手法として多変量解析技術、パターン認識技術、統計モデル³⁾ によるものなどがある。多変量解析技術について豊田らは多数の無次元兆候パラメータ⁴⁾ を主成分分析法⁵⁾ により少数の統合化兆候パラメータに統合する手法を取っており、これを切削加工の異常診断に適用し良好な結果を得ている⁶⁾。回転機械の設備診断では稼働中の各状態（正常、異常など）または異常種類を特定するために多数の兆候パラメータを設定しそれらの確率密度分布から正常、異常

水産大学校研究業績 第1629号, 1999年10月26日受付。

Contribution from National Fisheries University, No.1629. Received Oct. 26, 1999.

*1 本報の一部は日本設備管理学会 平成11年度秋季発表大会において口頭発表。

*2 水産大学校 海洋機械工学科 海洋機器工学講座 (Laboratory of Ocean Engineering Machineries, Department of Ocean Mechanical Engineering, National Fisheries University).

もしくは異常の種類を判定することが行われている。これは兆候パラメータの種類により故障に対する感度が異なるためである。豊田らは多数の無次元兆候パラメータを主成分分析により直交写像に分解し統合化された少数の主成分を作成することで診断能力を向上させている。本研究では研削加工に用いられる砥石の異常（摩耗）診断に着目している。砥石は切削加工で用いられるバイトやフライスの刃と異なり砥粒を結合剤で固めたものである。そのため砥石自体はバイトなどに比べもろく脱落、再生を繰り返しながら加工を行う。加工物に対する切り込み量は切削と比べ微量であり砥粒自体に脱落、再生を繰り返す自浄作用があるため切削加工の刃と比べ加工物と砥石間の状態変化は複雑である。これらのことから加工時に得られる振動、音響データも切削加工のものより非定常的である。以上に述べたような特性を持つ研削加工に対し設備診断技術と多変量解析法の1つである主成分分析を用いた統合化兆候パラメータを用い砥石の異常（摩耗）診断の可能性を検討する。具体的には砥石の状態を正常、初期摩耗、摩耗の3つの状態を作成し、各状態の時間領域と周波数領域の無次元兆候パラメータを求める。さらに摩耗に対する各無次元兆候パラメータの共通的な検出感度を確認するため識別指数により判定を行い摩耗に対して検出感度の高い兆候パラメータを求める。最後に主成分分析により多数の無次元兆候パラメータを少数の統合化兆候パラメータに変換し摩耗に対して多くの情報を持つ第1、第2主成分を用い診断を行う。

2 無次元兆候パラメータおよび識別指数

2.1 時間領域無次元兆候パラメータ

以下の時間領域5個、周波数領域5個、計10個の無次元兆候パラメータを求め摩耗に対する感度の検出を行う。

(1) 波形率 S_F

振動波形の正弦波からのずれを示す。正弦波の場合、約1.11。

$$S_F = \frac{x_{rms}}{\bar{x}} \quad \dots\dots (1.1)$$

x_{rms} : 振動波形の実効値
 \bar{x} : 振動波形の平均値

(2) 波高率 C_F

振動波形の高さの指標。

$$C_F = \frac{x_p}{x_{rms}} \quad \dots\dots (1.2)$$

x_p : 絶対値の大きい10番目までの平均値。

$$x_p = \frac{\sum_{i=1}^{10} x_{pi}}{10}$$

(3) 衝撃指数 I_p

振動波形の衝撃性を示す。

$$I_p = \frac{x_p}{x_{rms}} \quad \dots\dots (1.3)$$

(4) 歪み度 β_1

振動波形の正負の歪みを表し対称性を示す。

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^N (|x_i| - \bar{x})^3}{(N-1)x_{rms}^3} \quad \dots\dots (1.4)$$

N : 振動時系列データ個数

(5) 尖り度 β_2

振動波形の衝撃性を示す。正規分布からのずれを示す。正規分布では3となる。

$$\beta_2 = \frac{\sum_{i=1}^N (|x_i| - \bar{x})^4}{(N-1)x_{rms}^4} - 3 \quad \dots\dots (1.5)$$

2.2 周波数領域無次元兆候パラメータ

カルバック情報量という。

(6) 周波数領域の波高率 fC_F , 歪み度 $f\beta_1$, 尖り度 $f\beta_2$

スペクトルパターンを波形と見なし計算。式(1.2), (1.4), (1.5)と同一。

(7) 平均周波数 \bar{f}

周波数の平均値を示す。

$$\bar{f} = \frac{\sum_{i=1}^N f_i p(f_i)}{\sum_{i=1}^N p(f_i)} / f_{nt} \quad \dots\dots (1.6)$$

f_i : 周波数
 $p(f_i)$: パワースペクトル
 f_{nt} : ナイキスト周波数

(8) 等価帯域 Δf

パワースペクトル $p(f_i)$ の平均周波数に対する分布度合いを示す。

$$\Delta f = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2 p(f_i)}{\sum_{i=1}^N p(f_i)}} / f_{nt} \quad \dots\dots (1.7)$$

(9) 極値頻度 F_e

振動波形の極値が単位時間に存在する回数を示す。

$$F_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N f_i^4 p(f_i)}{\sum_{i=1}^N f_i^2 p(f_i)}} / f_{nt} \quad \dots\dots (1.8)$$

(10) 要素カルバック情報量 KL

カルバック情報量は2つの確率密度分布またはパワースペクトル密度関数間の差異を示し次式で定義される。特定の積分区間で定義されるカルバック情報量を区間

$$KL = \int_{\omega - \Delta\omega}^{\omega + \Delta\omega} \frac{S_r(\omega)}{E_t} \log \frac{S_r(\omega)}{S_t(\omega)} d\omega \quad \dots\dots (1.9)$$

$S_r(\omega)$: 正常時のパワースペクトル
 $S_\omega(\omega)$: 異常時のパワースペクトル
 E_t : スペクトルの全パワー

(11) 識別指数 DI

識別指数⁷⁾(Discrimination Index)により各兆候パラメータの検出感度を判定する。回転機械の状態(正常・異常)によって各兆候パラメータは固有の確率密度分布を持つ。その平均値と分散が互いに離れているほど2状態を判別する感度が高いパラメータとなる。

μ_2, μ_1 : 平均値, σ_2, σ_1 : 標準偏差。 $DI = 2.0$ で約98%の確率で判定可。

$$DI = \frac{|\mu_2 - \mu_1|}{\sqrt{\sigma_2^2 + \sigma_1^2}} \quad \dots\dots (1.10)$$

3 統合化兆候パラメータの作成

3.1 主成分分析

主成分分析は多変量解析法の1手法であり多数の変数を直交写像により少数の主成分に統合し特性を重複なく精度よく抽出する手法である。以下に統合化兆候パラメータを求めるまでの説明を行う。ある任意の状態で求められた複数の無次元兆候パラメータ ($Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m$) を平均値 \bar{Y}_i と標準偏差 S_i を使って以下のように標準化する。

$$\bar{y}_i = \frac{(Y_i - \bar{Y}_i)}{S_i} \quad \dots\dots (1.11)$$

ここで

$$\bar{Y}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n Y_{ij}, \quad S_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (S_{ij} - S_i)^2} \quad \dots\dots (1.12)$$

$$\begin{aligned} i &= 1, 2, 3, \dots, m \\ j &= 1, 2, 3, \dots, n \end{aligned}$$

m種類の無次元兆候パラメータ Y_i がそれぞれデータ点数 n ($j = 1, 2, 3, \dots, n$) 個あるものとして $m \times n$ のデータ行列 Y を作り、その固有ベクトルを L_j とする。

$$Y = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & & Y_{2n} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ Y_{m1} & Y_{m2} & \dots & Y_{mn} \end{bmatrix} \quad \dots\dots (1.13)$$

$$L_j = \{L_{j1} + L_{j2} \dots L_{jm}\} \quad \dots\dots (1.14)$$

式(1.11), (1.12), (1.13)から i 番目の主成分 z_i は以下のように書ける。

$$\begin{cases} z_1 = L_{11}y_1 + L_{12}y_2 + \dots + L_{1n}y_n \\ z_2 = L_{21}y_1 + L_{22}y_2 + \dots + L_{2n}y_n \\ \vdots \\ z_m = L_{j1}y_1 + L_{j2}y_2 + \dots + L_{jn}y_n \end{cases} \quad \dots\dots (1.15)$$

標準化された無次元兆候パラメータは式(1.15)より直交写像面に交換される。交換前では重複している確率密度分布間の領域が存在するため識別能力に限界があるが直交写像により交換され統合化された後の写像面では確率密度間の重複領域を分離でき識別能力を向上することが可能となる。統合化された主成分のうち

1番目と2番目 z_1, z_2 を統合化兆候パラメータと呼ぶ。統合化兆候パラメータの診断に対する有効度の判定は式(1.16), 寄与率 p_i によって行う。

$$p_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \quad \dots\dots (1.16)$$

式(1.16)は行列, 式(1.13)の固有値に占める統合化兆候パラメータの割合を表す。また m 個の統合化兆候パラメータの $(1-\alpha)$ %信頼区間は以下となる。

$$x^2(m-1, \alpha) \geq T^2 \quad \dots\dots (1.17)$$

$$T^2 = \sum_{i=1}^m \frac{z_i^2}{\lambda_i} \quad \dots\dots (1.18)$$

4 計測システム及び計測条件

Fig. 1 に計測システムを示す。本研究の研削加工では平面研削盤を使用した。砥石はWAビドリファイドで回転数は1800rpmとする。研削方法はプランジ研削である。Fig. 2 に試験片と振動加速度を計測した3成分動力計(キスラー製, 型式9257B)を示す(以下, 動力計と略)。試験片の材質はSCM440, 寸法は縦×横×高=53×160×50mm。試験片と平面研削盤の間に設置した動力計により試験片に発生する砥石回転方向の振動加速度を計測する。砥石の研削状態はドレッサーを砥石に接触させる速度と切込み深さを変化させることで正常・初期摩耗・摩耗(異常)の3状態を作り出した。一般にドレッサーを接触させる深さを深く, またはドレッサーを砥石に接触させる速さを速くするほど砥石表面の状態は正常になる傾向がある。本研究では正常の場合, ドレッサー切込み深さを0.01mm, 移動速度を0.05 m/sとした。初期摩耗の場合は切込み深さ0.01mm, 移動速度を0.01m/s, 摩耗(異常)の場合は切込み深さ0.001mm, 移動速度は0.01m/sとして砥石の各状態を作りだした。データ計測時の試験片への

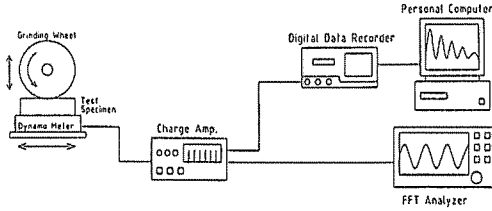


Fig. 1. Schematic view of measurement system

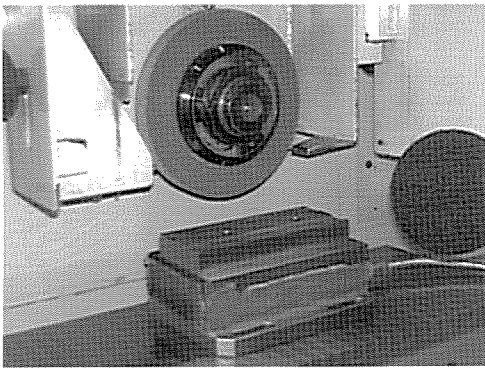


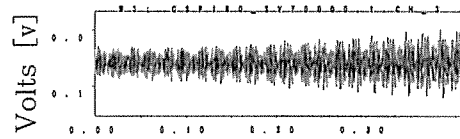
Fig. 2. The three dimensional dynamometer and a test specimen

切込み量は1回につき0.01mmとし10回切込むごと(0.1mm)に砥石回転方向の振動加速度を1点計測した。時系列データは1点につきサンプリング周波数10kHz, 4096点で計測を行い正常, 初期摩耗, 摩耗(異常)とも23点ずつ計測した。データはチャージアンプに通されデジタルデータレコーダに保存される。後にコンピュータ内のプログラムにより4kHzのローパスフィルタに通され, 各無次元兆候パラメータが計算される。さらに3状態の確率密度分布間から識別指数を用いて摩耗に対する感度を求める。

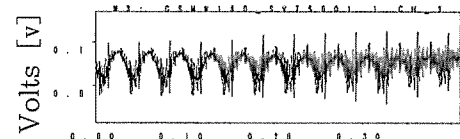
5. 波形の特徴と研削に対する無次元兆候パラメータの感度

Fig. 3は振動加速度の代表的な波形で(a)正常(b)初期摩耗(c)摩耗(異常)の状態を示している。

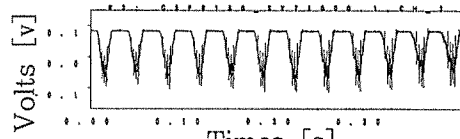
砥石は摩耗すると低周波数成分に特徴が顕著に現れる傾向がある。(a)正常では研削が進むにつれて振幅が増加することが分かる。これは砥石と試験片間の抵抗が増加しているためである。Fig. 4は上記, 振動加速度のスペクトルを表し, それぞれ(a)正常(b)初期摩耗(c)摩耗(異常)である。研削時に顕著に現れるスペクトルは約200Hz以下と約1~2kHzであり, 図に現れているように砥石の摩耗が進行すると約200Hz以下のスペクトルは強まる傾向がある。約200Hz以下の成分は砥石回転数1800rpm(30Hz)に相当するスペクトルとその高調波成分であることは明らかである。研削加工では摩耗が進行すると砥石の回転数に相当する低周波スペクトルが強くなる。



(a) Normality



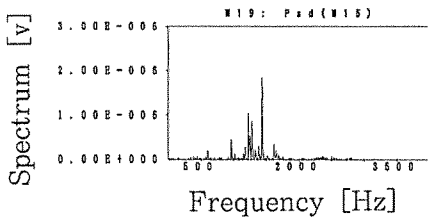
(b) Initial wear



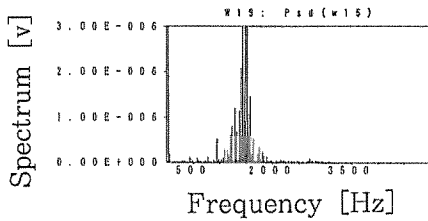
(c) Heavy wear

Fig. 3. Vibration of rotational direction

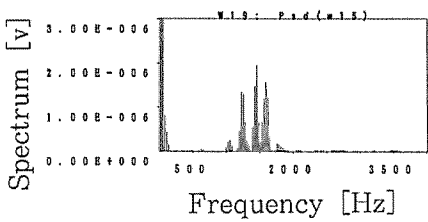
Fig. 5に各無次元兆候パラメータの確率密度分布を示す。図中の実線は正常, 破線は初期摩耗, 点線は摩耗(異常)を示しており横軸は無次元兆候パラメータ, 縦軸は確率密度である。各状態の確率密度分布間が離れているほど識別することのできる可能性は高い。



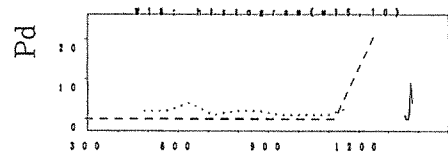
(a) Normality



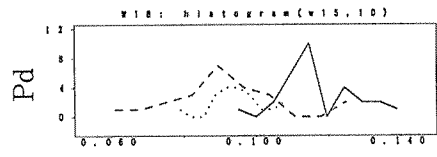
(b) Initial wear



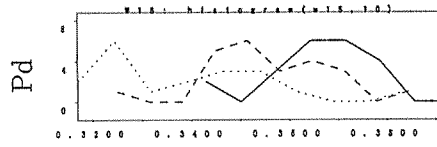
(c) Heavy wear



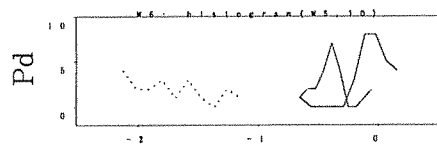
(a) Frequency kurtosis $f\beta_2$



(b) Normalized equivalent band width Δf



(c) Extreme frequency F_e



(d) Kullback information

Fig. 4. Spectrum of rotational direction

(a) 周波数尖り度 $f\beta_2$ (b) 等価帯域 Δf (c) 極値頻度 F_e (d) 要素カルバック情報量 KL を示している。またTable 1は各無次元兆候パラメータの正常に対する初期摩耗と摩耗の感度を識別指数で示したものである。表中の下線を引いた個所は識別指数値が比較的高いものであり、砥石の摩耗検出に有効な無次元兆候パラメータである。最も識別指数が高いのは要素カルバック情報量 KL である。今回、周波数領域10~110 Hzの要素カルバック情報量の変化に着目した。理由として上記の周波数帯は砥石の回転数1800rpm (30Hz) および3次までの高調波成分を含んでおり、砥石の摩耗進行と共にこのスペクトル強度が強くなる傾向があ

Fig. 5. Probability density distribution of Signature parameters

るからである。この特徴に着目しカルバック情報量を適用したため良好な識別指数値が得られたと考えられる。他に識別指数値が高いのは衝撃性を示す周波数尖り度 $f\beta_2$ 、スペクトルの脈動成分を示す等価帯域 Δf 、

Table 1. Discrimination index of signature parameter

Signature parameter	Initial Wear	Wear	
Time Domain	S_F	0.48	0.93
	C_F	0.39	0.71
	I_p	0.60	1.02
Frequency Domain	β_1	1.06	0.84
	fC_F	0.11	0.42
	$f\beta_2$	0.46	2.22
	\bar{f}	0.10	1.19
	Δf	1.27	1.76
	Fe	0.89	1.43
	KL	1.72	9.27

スペクトルの極値が発生する頻度を示す極値頻度 Fe である。全体的に周波数領域の無次元兆候パラメータが時間領域のものより識別指数が安定して高い値を示している。逆に時間領域は全体的に感度が低く歪み度のように初期摩耗と摩耗の値が逆になっているものもあり不安定であることが分かる。以上のことから摩耗の検出には周波数領域の無次元兆候パラメータを用いるべきである。

6. 統合化兆候パラメータの作成

統合化兆候パラメータ作成のため時間領域では波形率 S_F 、波高率 C_F 、衝撃指数 I_p 、周波数領域では波高率 fC_F 、尖り度 $f\beta_2$ 、平均周波数 \bar{f} 、等価帯域 Δf 、極値頻度 Fe からなる 8 個の無次元兆候パラメータからデータ行列、式 (1.13) を求める。式 (1.13) の相関行列から第 1～第 5 主成分までの固有値が求められ各固有値の持つ情報量を寄与率で Table 2 に示す。第 1、第 2 の主成分 z_1, z_2 のみで全ての無次元兆候パラメータの持つ情報量の 99.3% を示しており第 1、第 2 主成分で十分な情報を持つことが分かる。各無次元兆候パラメータの平均値と標準偏差を示した Table 3 と固有ベクトルを示した Table 4 から主成分 $z_1, z_2, z_3, \dots, z_j$ 式 (1.15) が求められる。式 (1.19),

(1.20) はそれぞれ第 1 主成分 z_1 、第 2 主成分 z_2 を示している。 z_1 を横軸、 z_2 を縦軸に取った直交写像平面で診断を行った結果を Fig. 6 に示す。図中の \circ は正常、 Δ は初期摩耗、 \times は摩耗である。平面上のデータを評価するための指標として正常状態確定領域を決定する。一般的に m 個の統合化兆候パラメータとこれに対応する固有値から式 (1.18) が得られるがこれは自由度 m の χ^2 分布に従う。よって m 個の統合化兆候パラメータであれば $(1-\alpha)\%$ の信頼区間は式 (1.21) となる。
 α : 有意水準

Table 2. Eigen value of principal components

	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5
Eigen value	1566.1	9.78	0.778	0.10	0.085
contribution ratio	99.3 %	0.62 %	0.049 %	0.0063 %	0.0054 %

Table 3. Average and Standard deviation of signature parameter

Signature parameter	Average	Standard Dev.	
Time Domain	S_F	0.45	0.051
	C_F	2.42	0.158
	I_p	2.23	0.206
Frequency Domain	fC_F	176.7	3.196
	$f\beta_2$	1376.1	5.040
	\bar{f}	0.052	0.009
	Δf	0.120	0.011
	Fe	0.381	0.020

Table 4. Eigen vectors of signature parameters

	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4	Z_5
S_F	0.003	-0.0007	-0.196	-0.430	-0.175
C_F	0.002	-0.003	-0.526	0.322	-0.197
I_p	0.002	0.004	0.761	0.774	-0.332
fC_F	0.132	-0.711	0.237	-0.263	0.769
$f\beta_2$	0.991	0.703	-0.221	-0.115	0.390
\bar{f}	0.0003	0.001	-0.011	-0.118	-0.106
Δf	0.0007	0.002	-0.013	-0.115	-0.128
F_e	0.0003	0.002	-0.033	-0.054	-0.225

第 1 主成分

$$\begin{aligned}
 z_1 = & 0.003 \frac{\overline{S_F} - S_{Fi}}{rms S_F} + 0.002 \frac{\overline{C_F} - C_{Fi}}{rms C_F} \\
 & + 0.002 \frac{\overline{I_p} - I_{pi}}{rms I_p} + 0.132 \frac{\overline{fC_F} - fC_{Fi}}{rms fC_F} \\
 & + 0.991 \frac{\overline{f\beta_2} - f\beta_{2i}}{rms f\beta_{2j}} + 0.0003 \frac{\overline{\bar{f}} - \bar{f}_i}{rms \bar{f}} \\
 & + 0.0007 \frac{\overline{\Delta f} - \Delta f_i}{rms \Delta f} + 0.0003 \frac{\overline{F_e} - F_{ei}}{rms F_e}
 \end{aligned}
 \dots\dots(1.19)$$

第 2 主成分

$$\begin{aligned}
 z_2 = & -0.0007 \frac{\overline{S_F} - S_{Fi}}{rms S_F} - 0.003 \frac{\overline{C_F} - C_{Fi}}{rms C_F} \\
 & + 0.004 \frac{\overline{I_p} - I_{pi}}{rms I_p} - 0.711 \frac{\overline{fC_F} - fC_{Fi}}{rms fC_F} \\
 & + 0.703 \frac{\overline{f\beta_2} - f\beta_{2i}}{rms f\beta_{2j}} + 0.001 \frac{\overline{\bar{f}} - \bar{f}_i}{rms \bar{f}} \\
 & + 0.002 \frac{\overline{\Delta f} - \Delta f_i}{rms \Delta f} + 0.002 \frac{\overline{F_e} - F_{ei}}{rms F_e}
 \end{aligned}
 \dots\dots(1.20)$$

要するに式 (1.19), (1.20) に正常状態のデータを適用すると式 (1.21) を満たすことになる。ここでは正常状態確定領域を信頼区間95% (自由度 2, 有意水準 $\alpha = 0.05$) とすれば図中のような楕円が求まる。正常であれば楕円の内側にデータが集まり、摩耗 (異常) であればデータは楕円の外側に集まる。Fig. 6 に示されているように正常の○は楕円の内側にプロットされており初期摩耗の△は楕円の境界上に分布している。さらに摩耗の×は外側に分布していることが分かる。これらのことから砥石摩耗に対して有効な診断ができたといえる。

$$\sum_{i=1}^2 \left[\frac{z_i - \bar{z}_i}{\sqrt{\lambda_i}} \right]^2 \leq \chi^2(2, 0.05) = 5.99
 \dots\dots(1.21)$$

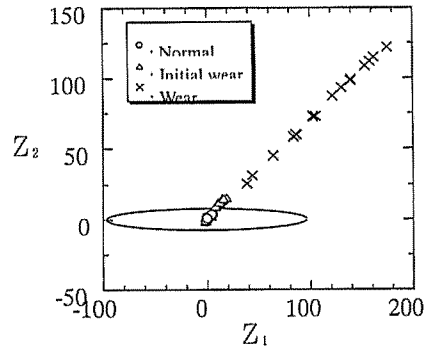


Fig. 6. Diagnosis result by unified signature parameter

7. 結論

本論文では研削加工に使用される砥石の摩耗診断を設備診断技術により行い、その有効性を検討した。その結果、砥石の摩耗検知に対する以下の指針を得ることができた。

(1) 識別指数により砥石摩耗に対する感度の高い無次元兆候パラメータの検出を行った。感度が高いのは要素カルバック情報 KL 、周波数領域の尖り度 β_2 、等価帯域 Δf 、極値頻度 F_e であった。周波数領域の無次元兆候パラメータの検出感度が時間領域と比べ高いことが判明した。

(2) 砥石の摩耗が進行するにつれて砥石の回転数に対応する周波数成分とその高調波成分のスペクトル強度が顕著に強くなる傾向が現れる。そのため各状態間の距離で定義された兆候パラメータである要素カルバック情報量 KL の積分区間を砥石の回転周波数と高調波成分の区間に設定すると識別指数の値が高くなり摩耗診断に有効であることが判明した。

(3) 多変量解析法の1手法である主成分分析によって統合化兆候パラメータの作成を行った。第1主成分、第2主成分により診断を行った結果、正常状態確定領域95%の楕円内に正常状態のデータが分布し、初期摩耗のデータは楕円境界付近に分布した。さらに摩耗時のデータは楕円の外側に分布したことから有効な摩耗診断が行えることが証明された。

今後は砥石摩耗の程度と加工表面粗さとの対応を検討する必要があると思われる。

参 考 文 献

- 1) 日本鉄鋼協会編：設備診断技術ハンドブック，丸善，1986，pp.1-32.
- 2) 豊田利夫：設備診断のための信号処理の進め方，プラトメンテナンス協会，1996，pp.10-22.
- 3) 豊田利夫：最新設備診断技術の実用化に関する研究報告書，社団法人日本プラントメンテナンス協会，1999，pp.53-81.
- 4) 豊田利夫：機械システム診断の進め方，プラントメンテナンス協会，1998，pp.177-197.
- 5) 奥野忠一 他 3名：多変量解析法，日科技連，1971，pp.159-245.
- 6) 豊田利夫・陳山鵬・二保知也：インテリジェント切削加工状態診断システムの開発，財団法人福岡県産業・科学技術振興財団産学官共同研究開発事業，1999，pp.6-28.
- 7) 豊田利夫：設備診断のための信号処理の進め方，プラトメンテナンス協会，1996，pp.145-155.