画像処理によるバレル研磨面の評価方法に関する研究*

加藤 和彦^{*1}, 五百井 俊宏^{*1}, 榎本 眞三^{*2}

Study on Visual Evaluation for Barrel Finished Surfaces

Kazuhiko KATO^{*3}, Toshihiro IOI and Shinzo ENOMOTO^{*3} Department of Project Management, Chiba Institute of Technology,
2-17-1 Tsudanuma, Narashino-shi, Chiba, 275-0016 Japan

In this paper, an intelligent visual evaluation system using a neural network is developed in order to evaluate the barrel finished surfaces. It is well known that the surface integrity after barrel finishing depends on type of finishing machines, nature of the media and the compounds. The integrity of barrel finished surfaces, when different compounds were used, have typically been evaluated by visual inspection of expert workers. It is necessary to introduce the optical evaluation system instead of visual inspection in an automated inspection line. However, it is very difficult to evaluate the finished surface using image processing and/or other measuring equipment, because of complexity of data analyses for slightly different light reflection data among each finishing condition. As a result, not many papers have been published on the optical evaluation system for the barrel finished surfaces when different compounds were used. The objectives of the paper are to analyze the image of barrel finished surfaces using image processing, and to construct a neural network system which is able to evaluate the finished surface integrity. In this paper, it is found that features of barrel finished surfaces are decided by image analyses. As a result, it is possible to construct a neural network system composed of the finished surface image features as input layer and grades by the sensory test as output layer.

Key Words: Image Processing, Neural Network, Recognition, Product Evaluation, Visual Evaluation, Barrel Finished Surface

1. 緒 言

バレル研磨機による仕上げ加工部品の表面性状は、バレル研磨機の種類、メディアやコンパウンドの種類や装入量、そして研磨時間などの多くの因子によって変化することがよく知られている。バレル研磨におけるコンパウンドの役割は、研磨面の潤滑や洗浄が主である。しかし、特に光沢仕上げにおいては、コンパウンドの種類によって加工面のツヤや色調などが微妙に異なることが知られている。そのため、光沢仕上げ部品や装飾品等の研磨においては、コンパウンドの選定が極めて重要な加工条件の因子の一つとなっている。

バレル研磨後のワークの仕上げ加工面評価は、従来、熟練作業者の目視評価にほとんど依存している。しかし、その評価は、定性的、主観的、不安定であり、作業者の評価能力に強く依存することが問題となっている。また、目視評価と共に光沢度による定量的評価も行われているが、その測定方法や測定速度がイ

ンライン自動検査への実用化に適していない問題もある。画像処理によりバレル研磨後の仕上げ加工面評価を定量的に行うことができれば、コンパウンドの化学成分やその配合率と表面性状との相関特性を把握することが可能となるため、コンパウンドの研究開発において有効な指標となることが期待できる。さらに、製造工程でのインライン自動検査も可能となる。

従来、画像処理システムを利用した表面の評価法として、多くの有益な研究^{(1)~(6)}が報告されている。これらでは、金属破断面⁽¹⁾、異種金属材料の表面⁽²⁾、きさげ加工面⁽³⁾、摩擦摺動面⁽⁴⁾、鏡面⁽⁵⁾、そしてヘアライン仕上げ面⁽⁶⁾などが評価対象面として取上げられている。しかし、これらの画像処理を利用した表面評価に関する研究では、加工法や機械的加工条件の違いによる表面特性の変化について検討したものが多く、バレル研磨におけるコンパウンドの違いによっておこる表面性状の評価については、ほとんど研究の対象とされていない。

そこで本研究では、従来の目視や光沢度による評価方法と比較し、安定性、簡便性、及びシステム構築の柔軟性等の価値のある評価方法として、画像処理とニ

* 原稿受付 2006年8月4日。

^{*1} 正員、千葉工業大学社会システム科学部(〒275-0016 習志野市津田沼2-17-1)。^{*2} 千葉工業大学社会システム科学部。
E-mail: kato@sky.it-chiba.ac.jp

Fig.1 Lighting mechanism of a video microscope

ューラルネットワーク（以下、NNと略記）を利用した評価方法を提案した。まず、コンパウンドの違いによるバレル研磨後の仕上げ加工面の特性を評価することが可能な画像測定条件と画像処理アルゴリズムについて検討した。次に、本研究で設定した各種画像特徴量を統計解析し、その有効性について評価した。そして、バレル研磨面からの画像特徴量を入力データとし、目視評価によるグレード値を出力データとしたNNを構築し、その検証を行った。

2. 実験装置及び方法

本研究では、ビデオマイクロスコープを用いてバレル研磨後の仕上げ加工面を測定した。図1に、本研究で用いたビデオマイクロスコープ(20倍)の非接触式拡散照明ヘッド部を示す。この照明ヘッドを用いることにより、仕上げ加工面からの正反射光を軽減し、集光効率を上げることができる。なお、本研究で用いたビデオマイクロスコープによる画像倍率は、15インチモニタ上での横倍率である。表1に、本実験で用いたテストピースのバレル研磨条件を示す。表1に示すメディアやコンパウンドの量、および研磨時間は、テストピース1個を作製するためのものである。本実験に用いたテストピースは、液体コンパウンド(L-1~L-12)12種類、粉末コンパウンド(P-1~P-8)8種類の合計20種類のコンパウンドを用いて作成した。コンパウンドは、実用性を考慮して市販の仕上げ研磨用のものを使用した。各コンパウンドの成分や配合率については公表されていないが、界面活性剤が大きな役割を果たしていることが推測される。表2は、テストピースの種類とその光沢度、表面粗さ、および目視評価によるツヤと色調の評点を示す。目視評価は、7名の熟練作業員により1から5の数値尺度を使い、採点法⁷⁾を用いて評点を求めた。なお、目視評価は、熟練作業員が実用的な評価範囲を充足するものを経験的に選択した

Table 1 Barrel finishing conditions of test pieces

Material	SUS304, $\phi 28 \times t 8$ mm, Glossiness: 613.8% Gs(20) Surface roughness: $0.041 \mu\text{m Ra}$
Machine	Centrifugal barrel
Media	Alumina, Spherical shape $\phi 3\text{mm}$, 3.5/
Compound	Liquid 20g or Powder 50g
Barrel finishing time	20min

Table 2 Surface property of test pieces

Test piece ID	Glossiness %Gs(20)	Surface roughness $\mu\text{m Ra}$	Grades of gloss	Grades of color tone
P-1	843.6	0.048	1.7	1.4
P-2	778.8	0.050	1.4	1.2
P-3	757.8	0.043	-	-
P-4	749.4	0.046	0.7	0.8
P-5	726.0	0.049	0.9	1.0
P-6	699.0	0.051	-	-
L-1	628.2	0.043	0.0	0.1
L-2	598.2	0.042	-0.1	-0.1
L-3	560.0	0.041	-0.8	-1.0
L-4	551.4	0.046	-	-
L-5	534.0	0.046	-	-
L-6	527.4	0.045	-	-
L-7	522.6	0.050	-	-
L-8	520.8	0.046	-	-
L-9	517.2	0.050	-	-
L-10	505.2	0.048	-0.7	-0.8
P-7	488.4	0.039	-	-
L-11	469.2	0.045	-1.3	-1.3
P-8	465.6	0.043	-	-
L-12	401.4	0.044	-1.7	-1.3

Table 3 Experimental conditions

Image size	128pixel $\times$ 128pixel
Gray level	256Gradation
Element for shot	CCD image sensor
Light source	100W halogen lamp
Lighting	Oblique irradiation from multi-direction
Resolution ($\times 20$)	$31 \mu\text{m/pixel}$

10種類のテストピース(表2参照)を対象に行なった。この結果からツヤと色調は、光沢度とほぼ相関関係にあることが分かった。表3は、本研究で設定した画像測定条件である。本研究では、4種類の照明ヘッドと3種類のレンズを組合せて4種類の測定系を設定し画像測定を行ない、そのうち、NNによる表面性状の識別において最も良い結果が得られた測定系を採用した。

3. バレル研磨面の画像解析

3.1 画像解析 本研究では、バレル研磨面の方向性がほとんど無い様なテクスチャ性に注目し、その画像解析に統計的テクスチャ解析と濃度ヒストグラム解析を行なった。画像特徴量としては、統計的テクスチャ解析より14種類、濃度ヒストグラム解析より5種類の合計19種類を設定した。また、ビデオマイクロスコープで測定されたRGB画像データから10種類の画像変換を行ないそれぞれの画像について画像解析を行なった。

3.2 統計的テクスチャ解析方法 本研究では、バレル研磨面から得られる画像特徴量の再現性を高

Fig.2 Principle of concentric frame image processing

めるために、バレル研磨面に対するカメラの測定位置が、光軸を回転軸として回転した場合でもほぼ同一の画像特徴量が得られる同心フレーム走査画像処理アルゴリズムを開発した。そして、この手法を統計的テクスチャ解析の同時濃度生起行列と濃度-ランレングス行列の算出に適用した。

図2に示す画像 (m, n) 中の1画素を注目点 (x, y) とし、その濃度を f_{xy} とする。注目点の同心フレーム領域の平均濃度値を g_j とすると、 g_j は式(1)で表すことができる。式(1)は、 j 番目までのフレーム内の濃度の和を $j-1$ 番目までのフレーム内の濃度の和から引き、画素数で割ることにより、フレーム平均濃度 g_j を計算する。本研究では、同心フレーム領域を注目点画素を中心とする正方領域の輪郭部とした。

$$g_j = \left\{ \sum_{n=y-j}^{y+j} \left(\sum_{m=x-j}^{x+j} f_{mn} \right) - \sum_{l=y-(j-1)}^{y+(j-1)} \left(\sum_{k=x-(j-1)}^{x+(j-1)} f_{kl} \right) \right\} / 8j \quad (1)$$

ただし、 $(j=1, 2, 3, \dots)$

x, y : 注目点座標, f_{xy} : 注目点の濃度,

g_j : 同心フレーム領域の平均濃度

そして、画像 (m, n) の濃度 f の画素から j 画素だけ離れた同心フレーム領域の濃度が g_j である確率 $P_j(f, g_j)$ を要素とする同時濃度生起行列を求めた。

また、注目画素と同じ濃度値が連続する同心フレーム群をランと定義し、その連続数をランレングスと定義した。そして、画像 (m, n) の濃度 f の画素から同濃度で l フレーム続く頻度 $M(f, l)$ を要素とする濃度-ランレングス行列を求めた。

さらに、本研究では Sun⁽⁸⁾ による隣接濃度依存行列を求め、次項に示す画像特徴量を算出した。

3.3 画像特徴量の算出 本研究では、式(2)~(20)を利用した統計的テクスチャ解析および濃度ヒストグラム解析を行った。式(2)~(4)は、同時濃度生起行列によるテクスチャ特徴量であり、コントラスト(C)、エネルギー(E)、そしてエントロピー(ENT)から構成される。式(5)~(8)は、濃度-ランレングス行列を用いたテクスチャ特徴量であり、短いランの強さ(S_1)、長いランの強

$$C = \sum_f \sum_g \{ (f - g)^2 \cdot P(f, g) \} \quad (2)$$

$$E = \sum_f \sum_g \{ P(f, g)^2 \} \quad (3)$$

$$ENT = \sum_f \sum_g \{ P(f, g) \cdot \ln \{ P(f, g) \} \} \quad (4)$$

$$S_1 = \frac{\sum_f \sum_l \{ M(f, l) / l^2 \}}{\sum_f \sum_l M(f, l)} \quad (5)$$

$$S_2 = \frac{\sum_f \sum_l \{ M(f, l) \cdot l^2 \}}{\sum_f \sum_l M(f, l)} \quad (6)$$

$$S_3 = \frac{\sum_f \left\{ \sum_l M(f, l) \right\}^2}{\sum_f \sum_l M(f, l)} \quad (7)$$

$$S_4 = \frac{\sum_l \left\{ \sum_f M(f, l) \right\}^2}{\sum_l \sum_f M(f, l)} \quad (8)$$

$$N_1 = \frac{\sum_f \sum_s \{ Q(f, s) / s^2 \}}{\sum_f \sum_s Q(f, s)} \quad (9)$$

$$N_2 = \frac{\sum_f \sum_s \{ s^2 \cdot Q(f, s) \}}{\sum_f \sum_s Q(f, s)} \quad (10)$$

$$N_3 = \frac{\sum_s \left\{ \sum_f Q(f, s) \right\}^2}{\sum_f \sum_s Q(f, s)} \quad (11)$$

$$N_4 = \frac{\sum_s \left\{ \sum_f Q(f, s) \right\}^2}{\sum_f \sum_s Q(f, s)} \quad (12)$$

$$N_5 = \frac{\sum_f \sum_s \{ Q(f, s)^2 \}}{\sum_f \sum_s Q(f, s)} \quad (13)$$

$$N_6 = \frac{\sum_f \sum_s Q(f, s) \ln \{ Q(f, s) \}}{\sum_f \sum_s Q(f, s)} \quad (14)$$

$$\mu = \sum_f f \cdot P(f) \quad (15)$$

$$\sigma^2 = \sum_f (f - \mu)^2 \cdot P(f) \quad (16)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_f (f - \mu)^2 \cdot P(f)} \quad (17)$$

$$K = \frac{\sum_f (f - \mu)^4 \cdot P(f)}{\sigma^4} \quad (18)$$

$$S = \frac{\sum_f (f - \mu)^3 \cdot P(f)}{\sigma^3} \quad (19)$$

$$Ds = \# \{ f | P(f) \geq 1 \} \quad (20)$$

さ(S_2)、ラン濃度の一様性(S_3)、そしてラン長さの一様性(S_4)から構成される。式(9)~(14)は、隣接濃度依存行列によるテクスチャ特徴量であり、スモールナンバー

の強さ(N_1), ラージナンバーの強さ(N_2), ナンバーの一様性(N_3), 濃度の一様性(N_4), 二次モーメント(N_5), そしてエントロピー(N_6)から構成される。式(15)~(20)は, 濃度ヒストグラムを用いた画像特徴量であり, 平均(μ), 分散(σ^2), 標準偏差(σ), 尖度(K), 歪度(S), そして分布数(D_s)で構成される。ただし, $P(f, g)$ は同時濃度生起行列, f, g は画素の濃度を示す。 $M(f, l)$ は濃度-ランレングス行列, f は画素の濃度, l はランの長さを示す。また, $Q(f, s)$ は隣接濃度依存行列, f は画素の濃度, s は任意の画素と同じ濃度を持つ画素の個数である。 $P(f)$ は濃度 f の累積値を示し, $\#$ は集合における要素の数を表す。

3.4 画像変換 ビデオマイクロスコープにより測定したバレル研磨面画像は, 表4に示す10種類の画像に変換した。このときの論理積画像: A, 論理和画像: O, 及び排他的論理和画像: Xの演算式を式(21)~(23)に示す。

$$A_{xy} = R_{xy} \cdot G_{xy} \cdot B_{xy} \quad (21)$$

$$O_{xy} = R_{xy} + G_{xy} + B_{xy} \quad (22)$$

$$X_{xy} = R_{xy} \oplus G_{xy} \oplus B_{xy} \quad (23)$$

ここで, x, y は画像 (m, n) 中の座標を示し, R_{xy} はR画像 (m, n) 中の注目画素 (x, y) の濃度を示す。 G_{xy}, B_{xy} についても同様である。これらにより, 微妙な光沢や色調の違いを画像特徴量に反映させる効果が期待できる。

Table 4 Nature of transformation image data

Image data	Code	Image data	Code
Red	R	Hue	H
Green	G	Value	V
Blue	B	RGB AND	A
Brightness	Y	RGB OR	O
Chroma	Ch	RGB XOR	X

4. 画像特徴量の評価

本研究で設定した画像特徴量は, 第3章で示すとおり10種類の変換画像に対し, それぞれ19種類の画像特徴量を求めたため, 合計190種類となる。これらの画像特徴量候補は, 類似のものも含め, 網羅的に設定した。その中からバレル研磨面の識別に有効な画像特徴量を評価し, 選択する必要がある。識別を目的とした画像特徴量は, 異質な特性をもつ対象画像間でその値の偏差が大きく, 同質な特性をもつ対象画像間でその値の偏差が小さいことが要求される。

本研究では, 前者の評価に対しては, 離散度(式(24))を設定し, 後者の評価に対しては, 分布範囲および標準偏差 (式 (25), (26))を設定した。評価関数式には, 各画像特徴量を0~1の範囲で正規化した値を入力

$$D = \frac{\sum d_i}{m} \quad (24)$$

$$R = \frac{\sum r_i}{m} \quad (25)$$

$$Std = \frac{\sum s_i}{m} \quad (26)$$

ただし

$$d_i = \frac{\sum (\bar{x}_i - \bar{x}_\alpha)^2}{m-1}, \quad r_i = \max_i - \min_i,$$

$$s_i = \sqrt{\frac{\sum (x_{ij} - \bar{x}_i)^2}{n}}, \quad \bar{x}_i = \frac{\sum x_{ij}}{n}$$

$$i, \alpha = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

した。ただし, i 及び α は m 個の異なるテストピース番号を表し, j はテストピースごとに測定した n 枚の画像データ番号を表す。 $\max_i$ はテストピース i の n 枚の測定画像データから得られる特徴量の最大値, $\min_i$ はその最小値を表す。また, x_{ij} はテストピース i , 測定画像データ番号 j の特徴量の値を示す。

本研究では, 評価関数のしきい値を離散度0.04以上, 分布範囲0.25以下, 標準偏差0.05以下に設定し, すべてを満たす画像特徴量を選択した。これらのしきい値は, NN によるバレル研磨面の識別結果をもとに実験的に求めた適正值である。表5に選択された21種類の画像特徴量を示す。この結果から, 論理積, および論理和画像から多くの画像特徴量が選択されたことがわかる。

Table 5 Selected results of image features

Image data	Image features	Code
Brightness: Y	Dispersion: σ^2	Y: σ^2
Red: R	Contrast: C	R: C
Green: G	Energy: E	G: E
Blue: B	Kurtosis: K	B: K
Value: V	Contrast: C	V: C
	Energy: E	V: E
RGB AND: A	Energy: E	A: E
	Entropy: ENT	A: ENT
	Grey level uniformity: S3	A: S3
	Small number emphasis: N1	A: N1
	Number uniformity: N3	A: N3
	Entropy: N6	A: N6
	Dispersion: σ^2	A: σ^2
RGB OR: O	Contrast: C	O: C
	Energy: E	O: E
	Entropy: ENT	O: ENT
	Small number emphasis: N1	O: N1
	Number uniformity: N3	O: N3
	Kurtosis: K	O: K
RGB XOR: X	Contrast: C	X: C
	Large number emphasis: N2	X: N2

5. 画像解析結果

本章では、本研究で評価・選択した画像特徴量によるバレル研磨面性状の識別可能性を検討する。図3(a)及び(b)は、テストピース P-8, L-11 の測定原画像である。これらの研磨面は、光沢度と表面粗さが共に非常に近い値を示している。従って、これらの物理量から表面の評価をすることは困難である。

本研究では、全テストピースに対して各 40 サンプルの画像を測定し、その各画像特徴量を特徴量ごとに 0～1 の範囲で正規化した。図3(c)は、その正規化した各画像特徴量のうち、テストピース P-8, L-11 の各画像特徴量の平均値をレーダーチャートで示したものである。図3(c)と同様に図4は、テストピース L-6, L-7 の画像特徴量抽出結果である。テストピース L-6, L-7 についても表2に示すように光沢度と表面粗さがそれぞれ非常に近い研磨面である。これらの結果から本研究では、図3(c)および図4の画像特徴量の差異は、評価関数を用いてばらつきの小さい画像特徴量を選択していることを考慮した場合、バレル研磨面性状を識別できる可能性を有していると判断した。同様に他のテストピースとの比較においても、一部の画像特徴量に識別できる可能性のある差異が確認できた。

Fig.3 Examples of raw image and results of image analysis

Fig.4 Results of image analysis by radar chart

6. ニューラルネットワークの構築と検証結果

本研究では、バレル研磨面の画像特徴量を利用した識別システムとして図5に示す NN システムを構築した。本システムは、バックプロパゲーション学習ルールを用いた 3 層構造のネットワークであり、各層の各ユニットにはシグモイド関数を用いた。このシステムでは、入力データとして画像解析によって得られた 21 個の特徴量(表 5 参照)を用い、出力データ(教師信号)として表2のツヤと色調の評点をもとにツヤまたは色調のグレード(5段階)を設定した。学習データには、グレード評価に用いた 10 種類のテストピースに対し各 40 サンプルの画像を測定し、その各特徴量の平均値及び標準偏差を μ , σ としたとき、 μ , $\mu \pm \sigma/2$, $\mu \pm \sigma$ の 5 種類の統計値を設定した。従って、学習データ総数は、テストピース 10 種類、特徴量 21 種類、統計値 5 種類の積で 1,050 となる。これらの統計値を学習データに用いたのは、そのばらつきによる認識結果への影響を少なくするためである。中間層は、ツヤ評価用が 36、色調評価用が 132 のユニット数に設定することにより、約 2,000 回の繰返し計算で自乗誤差が 0.01 以下に収束することが認められた。表6は、本研究で構築した NN に非学習画像データを入力した検証結果である。各認識率右のカッコ内には、検証で用いた画像数に対する認識画像数を示す。ツヤの平均認識率は 97.8%、色調の平均認識率は 99.8% と高い認識率が得られた。一方で、光沢度の高いテストピースで誤認識や認識不明となる傾向が僅かにみられたことは、画像測定時の測定誤差による影響と考えられる。以上の結果より、本研究で提案した画像特徴量と目視評価との対応付けが高精度に行なわれたことから、本研究で提案した画像特徴量が、光沢仕上げバレル研磨面の評価に有効であることが実験的に確認された。

Fig.5 Neural network system for barrel finished surfaces

Table 6 Verification results of neural network for barrel finished surfaces

(a) Grades of gloss								(Threshold: 0.7)
		Grade						Recognition ratio %
		5	4	3	2	1	unknown	
Test piece	P-1	38	0	0	0	0	2	95.0 (38/40)
	P-2	1	36	0	0	0	3	90.0 (36/40)
	P-4	0	37	0	0	0	3	92.5 (37/40)
	P-5	0	40	0	0	0	0	100 (40/40)
	L-1	0	0	40	0	0	0	100 (40/40)
	L-2	0	0	40	0	0	0	100 (40/40)
	L-3	0	0	0	40	0	0	100 (40/40)
	L-10	0	0	0	40	0	0	100 (40/40)
	L-11	0	0	0	40	0	0	100 (40/40)
	L-12	0	0	0	0	40	0	100 (40/40)
	Total							97.8 (391/400)

(b) Grades of color tone								(Threshold: 0.7)
		Grade						Recognition ratio %
		5	4	3	2	1	unknown	
Test piece	P-1	-	40	0	0	-	0	100 (40/40)
	P-2	-	40	0	0	-	0	100 (40/40)
	P-4	-	40	0	0	-	0	100 (40/40)
	P-5	-	40	0	0	-	0	100 (40/40)
	L-1	-	0	40	0	-	0	100 (40/40)
	L-2	-	0	40	0	-	0	100 (40/40)
	L-3	-	0	0	39	-	1	97.5 (39/40)
	L-10	-	0	0	40	-	0	100 (40/40)
	L-11	-	0	0	40	-	0	100 (40/40)
	L-12	-	0	0	40	-	0	100 (40/40)
	Total							99.8 (399/400)

7. 結 言

本研究では、従来から熟練作業者の目視に依存していたバレル研磨面性状の評価において、画像処理およびニューラルネットワークを利用した評価方法を検討した結果、以下の結論が得られた。

- (1) 光沢仕上げバレル研磨面画像に対し、同心フレーム走査画像処理アルゴリズムを適用した統計的テクスチャ解析および濃度ヒストグラム解析を行

い、190種類の画像特徴量を抽出した。そして、離散度、分布範囲、標準偏差からなる特徴量評価を行った結果、バレル研磨面性状の識別に有効な21種類の画像特徴量を明らかにすることができた。

- (2) 21種類の画像特徴量を入力データとし、ツヤまたは色調の官能評価グレードを出力データとしたニューラルネットワークを構築した結果、コンパウンドの違いによる10種類の光沢仕上げバレル研磨面を高い認識率でグレード評価できることが分かった。

これらの結果から、定性的、主観的、不安定だったバレル研磨面の目視評価を定量的、客観的、安定に行なえる可能性が明らかとなった。このことにより、バレル研磨における光沢仕上げ用コンパウンドの研究開発において有効な指標となることが期待できる。さらに、小型ビジョンシステムを用いた高速および非接触評価が可能であり、実用的なインライン自動検査システムの構築が期待できる。

謝 辞

本研究にご協力いただいた、株式会社チップトンの小林史明氏、富田好之氏、千葉工業大学大学院修士修了生の木村倫之氏に厚く感謝の意を表します。

文 献

- (1) Komai, K. et al., Recognition of Different Fracture Surface Morphologies Using Computer Image Processing Technique, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series A*, Vol.57, No.542 (1991), pp.2595-2601.
- (2) Huynh, V.M. et al., Texture Analysis of Rough Surface Using Optical Fourier Transform, *Meas. Sci. Technol.*, Vol.2, No.9 (1991), pp.831-837.
- (3) Mitsui, K. et al., Automatic Recognition for the Bearing of Scraped Surfaces by Image Processing Techniques, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol.58, No.546 (1992), pp.626-632.
- (4) Kodoh, K. et al., Analysis of Texture of Sliding Surfaces with Image Processing, *Proceedings of the 46th Kyusyu Branch Regular Meeting of the Japan Society of Mechanical Engineers*, (1993), pp.136-139.
- (5) Kato, K. et al., Intelligent Visual Evaluation System for Mirror Finished Surfaces, *Journal of the Japan Society for Precision Engineering*, Vol.63, No.2 (1997), pp.208-212.
- (6) Higuchi, S. et al., An Estimation of the Quality of Hairline Finished Surfaces by Applying Textural Analysis, *Journal of the Japan Society for Precision Engineering*, Vol.70, No.8 (2004), pp.1059-1064.
- (7) Sato, S., Statistical Sensory Test Methods, *JUSE Press*, (1985).
- (8) Sun, C. et al., Neighboring Gray Level Dependence Matrix for Texture Classification, *CVGIP*, Vol.23, No.3 (1983), pp.341-352.