画像処理を用いた知的鏡面評価システムの開発*

加藤和彦** 五百井俊宏*** 松永正久† 井口信明††

Intelligent Visual Evaluation System for Mirror Finished Surfaces

Kazuhiko KATO, Toshihiro Ioi, Masahisa MATSUNAGA and Nobuaki IGUCHI

This paper describes the intelligent visual evaluation system for mirror finished surfaces of heat treated steel using a neural network. The automated evaluation system for mirror finished surfaces by an image processing has almost not been reported in the past, because of the complexity of image processing. If the features of image processing data are recognized by a vision system and a neural network, the degree of surface roughness and/or kinds of finishing methods will be clarified in relation to the image data of surfaces, and also the surface integrity of mirror finished surfaces will be clarified by the correlation analyses between the features of image processing data of surfaces. The objectives of the paper are to analyze the surface image of mirror finished surfaces using texture analyses, and to construct the neural network system which is able to evaluate the surface roughness and kinds of finishing methods. It is found that the features of image data of mirror finished surfaces can be decided by texture analyses. As the results, it is possible to construct the neural network system which is composed of the features of surface image as input data and the degree of surface roughness and/or kinds of finishing methods as output data.

Key words: mirror finished surface, surface roughness, texture analyses, neural network, automated evaluation

1. 緒 論

ブロックゲージ等に代表される熱処理した鋼の鏡面は、仕上研削やラッピング加工などの各種仕上加工工程を経て作られている。最終鏡面加工工程ばかりでなく、それぞれの仕上加工工程では、目的とした高品位な仕上加工面を得るために、熟練作業者の高度な技能による研磨作業と加工後の面の評価が繰り返行われており、根気のいる作業となっている。

最終鏡面を含む各種仕上加工面を画像処理し、ニューラルネットワークにより表面粗さを評価することができれば、インプロセスで、しかも高速・非接触測定により、それぞれの仕上加工工程で得られる表面性状（表面粗さ）を自動評価することができるため、極めて効率的な鏡面評価システムの構築が可能となる。

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)~12)}が報告されている。これらでは、金属破断面^{1)~8)}、摩擦しゅう動面⁹⁾、ブラスト加工面¹⁰⁾、そして異種金属材料の表面¹¹⁾などが評価対象面として取り上げられている。しかし、画像処理を利用したこれらの表面評価に関する研究では、金属破断面やブラスト加工後の仕上加工面など比較的粗い表面について検討したものが多く、鏡面に代表される極めて滑らかな面については、ほとんど研究されていない。

一方、仕上研削やラッピング加工後の鏡面の状態をマイクロスコープで測定する場合には、他の加工面と比較して反射光量の強弱が著しく変化するため適正な照明条件と測定倍率の設定が困難である。また、鏡面の幾何学的方向性によっても反射光量特性が微妙に変化すると考えられる。これらのことから、鏡面の表面性状を学習システムにより高精度に評価することのできるシステムを構築することは困難であると考えられていた。

その結果、従来、ニューラルネットワークなどの学習システムを鏡面の評価に応用した研究は見られない。最終鏡面を含む各種仕上加工面の表面粗さを高精度に認識することができる鏡面画像の学習システムを構築するためには、適正な測定条件の設定と鏡面からの反射光量データを統計解析した画像処理技術を検討する必要がある。

本研究は、鏡面の評価に画像処理とニューラルネットワークを利用した知的評価システム¹²⁾を開発したものである。まず、テクスチャ解析を用いて仕上研削や各種ラッピング加工後の鏡面画像データを解析し、表面粗さの違いによるテクスチャ特徴量の変化について検討を加えた。また、マイクロスコープの測定倍率や照明条件、そして仕上加工面の幾何学的方向性とテクスチャ特徴量との相関特性を検討し、鏡面性状を画像処理により評価する場合の適正な測定条件を明らかにした。そして、これらの鏡面からの画像特徴量を入力データとし、表面粗さ、または仕上加工工程の種類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、鏡面の表面粗さを高精度に予測することが可能な知的鏡面評価システムを開発することができた。

2. 実験装置および方法

図1に本研究で用いた実験装置を示す。マイクロスコープ(50, 200, 500倍)で測定された鏡面の画像データは、コンピュータ内の画像処理装置により解析される。なお、本研究で用いたマイクロスコープによる画像は、光軸を仕上面に対して垂直にした光学レンズ系による測定倍率とデジタル処理(画素の拡大)による倍率との総合倍率(積)により表示されるものである。本実験では、鏡面の幾何学的方向性を考慮して、図1に示す測定方向を設定し鏡面の測定を行った。図2は、マイクロスコープ(50倍)の非接触式照明ヘッド部を示す。表1と表2は、それぞれ本実験で用いた各仕上加工工程における評価対象ブロックゲージの表面粗さと実験条件を示したものである。図3は、200倍のマイクロスコープで観察したブロックゲージの鏡面画像の例を示したものである。仕上加工法が、仕

* 原稿受付 平成8年5月15日

** 学生会員 千葉工業大学大学院(習志野市津田沼2-17-1)

*** 正会員 千葉工業大学工学部

† 名誉会員 千葉工業大学付属研究所

†† 黒田精工(株)(川崎市幸区下平間239)

Fig. 1 Experimental system

Fig. 2 Lighting mechanism of a microscope

Table 1 Finishing process and surface roughness

Finishing process	Number of parts	Surface roughness μmRa
Grinding process	No. 1	0.462
	No. 2	0.432
Lapping process 1	No. 3	0.016
Lapping process 2	No. 4	0.007
Final lapping	No. 5	0.008
	No. 6	0.003

Table 2 Experimental conditions

Image size	128 pixel × 128 pixel
Concentration level	256 gradation
Element for shot	CCD image sensor
Light source	100 W halogen lamp
Lighting	oblique irradiation from multidirection
Resolution (×500)	1 μm /pixel

上研削, 荒ラップ第一, 荒ラップ第二, そして仕上ラップ第二と変わるにつれて仕上加工面の表面画像が異なることが分かる。解析された鏡面の画像特徴量を入力データとし, 表面粗さ(または仕上加工工程の種類)を出力データにとれば, 鏡面の表面性状を評価することのできるニューラルネットワークを構

Fig. 3 Image data of mirror finished surfaces (×200)

築することができる。

3. 鏡面のテクスチャ解析

3.1 テクスチャ解析

画像領域の持つ重要な特徴の1つにテクスチャ性がある。テクスチャ領域とは, 明るさや色の空間的な変化パターンが一般的な領域と考えることができる。本研究では, 画像の濃度分布の統計的な解析法として, 同時濃度生起行列と濃度-ランレングス行列を用いたテクスチャ解析¹³⁾¹⁴⁾を応用した。本解析では, 同時濃度生起行列として, 慣性モーメント (I : 画像の煩雑度を示す), コントラスト (C : 画像の濃度差を示す), エネルギー (E : 画像の同質性を示す), そしてエントロピー (ENT: 画像の複雑さを示す) (式 (1)~(4) 参照) を用いた。また, 濃度-ランレングス行列として, 短いランの強さ (S_1 : テクスチャの繊細さを示す), 長いランの強さ (S_2 : テクスチャの粗さを示す), ラン濃度の一様性 (S_3 : 画像濃度の一様性を示す), そしてラン長さの一様性 (S_4 : 画像長さの一様性を示す) (式 (5)~(8) 参照) を用いた。ただし, $P(f, g)$ は同時濃度生起行列, f, g は画像の濃度を示す。また, $M(f, l)$ は濃度-ランレングス行列, l はランの長さ, そして $L(f, g)$ は, 同時濃度生起行列 $P(f, g)$ の主対角軸から行列の各要素までの距離である。

$$I = \sum_f \sum_g \{L(f, g)\}^2 \cdot P(f, g) \quad (1)$$

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

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

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

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

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

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

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

鏡面画像データを画像解析し、各種テクスチャ特徴量(式(1)~(8)参照)を設定するためには、テクスチャ解析の走査方向を検討することが重要である。画像処理による鏡面評価システムを開発するためには、鏡面に対するカメラの測定位置を光軸を回転軸として回転させた場合でも同一の画像特徴量が得られることが必要となる。画像特徴量がカメラの測定方向(回転)に依存しないテクスチャ解析アルゴリズムを開発すれば、測定方向に関係なく同一の特徴量を抽出することも可能となるが、このことは、ソフトウェア解析処理アルゴリズムが複雑になることとコンピュータ処理速度の低下につながる。そこで本研究では、テクスチャ解析の走査方向を一方向(図1の0°方向)に設定し鏡面の画像解析を行った。したがって、カメラの測定位置が変化(回転)した場合には、同じ鏡面であっても表面の幾何学的方向性のためテクスチャ特徴量の値が微妙に変化することが予想される。そこで本研究では、カメラの鏡面に対する測定方向を0°, 45°, 90°(図1参照)に設定し、鏡面の幾何学的方向性とテクスチャ特徴量の相関特性について検討を加えた。

テクスチャ解析による鏡面画像の特徴量は、画像の濃度(階調値)を基にした無次元量の計算値として抽出される。これらの特徴量は、各テクスチャ特徴量で幅広い領域に分布している。本研究では、式(9)により各画像データを正規化し、ニューラルネットワークの入力データとした。

$$X_1 = \frac{(X - X_{\min}) \cdot 65\,535}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (9)$$

ただし、 X は特徴量、 $X_{\max}$ は特徴量の最大値、 $X_{\min}$ は特徴量の最小値、そして X_1 は、正規化された特徴量を示す。

3.2 鏡面画像のテクスチャ解析結果

3.2.1 照明条件によるテクスチャ特徴量の特性

鏡面性状を画像処理により評価するためには、各仕上加工工程における表面粗さの違いが明確な画像特徴量として認識されなければならない。焼入れ・焼戻しを施した工具鋼製のブロックゲージの仕上研削後の表面では、図3(a)に示されるように研削加工による条痕が発生しており、これに照明をあてると反射光は、研削痕で強く散乱する。一方、仕上ラップ第二の表面は仕上研削後の表面と比較してなめらかなため、散乱光は弱く全体的に暗い画像となっている。本項では、テクスチャ解析において各仕上加工工程別にブロックゲージ表面の画像特徴量が明確に現れる適正な照明条件について検討を加えた。表3は、測定方向を0°に設定(図1参照)し、測定倍率をそれぞれ50, 200, そして500倍に設定したマイクロ스코プの各照度レベルにおけるNo.1とNo.6(表1参照)の平均画像濃度値(無次元量)を示したものである。なお、表4はマイクロ스코プの対物レンズ焦点距離における各照度を示す。仕上研削後の表面(No.1)では、表面からの散乱光が激しく、照度レベルをあげたときの平均濃度値の変化が各測定倍率とも大きい。しかし、仕上ラップ第二後の表面(No.6)では、照度レベルとマイクロ스코プの倍率に対する濃度の変化が小さいことが分かる。図4と図5では、200倍のマイクロ스코プを用いて測定

Table 3 Gradation in each lighting level

Lighting level	Gradation non-dimension					
	× 50		× 200		× 500	
	No. 1	No. 6	No. 1	No. 6	No. 1	No. 6
Level 1	79	23	55	23	33	23
Level 2	103	23	72	23	39	24
Level 3	133	23	92	23	48	25
Level 4	156	24	115	25	58	26
Level 5	189	25	131	25	70	28
Level 6	226	26	153	27	84	30
Level 7	243	27	172	28	98	33
Level 8	246	28	177	29	105	34

Table 4 Luminous intensity in each lighting level

Lighting level	Luminous intensity lux		
	× 50	× 200	× 500
Level 1	4 580	11 700	12 600
Level 2	7 780	18 000	20 600
Level 3	12 000	27 700	32 700
Level 4	15 800	39 100	46 900
Level 5	21 500	51 600	64 500
Level 6	28 300	69 800	82 600
Level 7	34 700	86 000	—
Level 8	47 300	—	—

Fig. 4 Effect of surface roughness on entropy (×200)

Fig. 5 Effect of surface roughness on gray level uniformity (×200)

した各仕上加工工程における鏡面画像をテクスチャ解析し、エントロピーとラン濃度の一様性を例にとり、表面粗さとテクスチャ特徴量(濃度値を用いた計算値で無次元量)の関係を示したものである。いずれの特徴量も表面粗さの値が大きくなるにつれて減少する傾向にあり、仕上研削と仕上げラップ第二後の表面を除いて各照度レベルで各々の鏡面のテクスチャ特徴量の値が異なることが分かる。他のテクスチャ特徴量についても、

Fig. 6 Characteristics of texture analyses by radar chart

照度レベルを変えたときに特徴量が図4や図5の傾向とわずかに異なるものも見られるが、ほぼ類似の特性を示すことが認められた。以上の解析結果から、マイクロ스코プの照度レベルを明確な画像特徴量が得られる照度レベルの範囲(50倍ではレベル2~5, 200倍ではレベル3~6, 500倍ではレベル5~8)に設定すれば、各仕上加工工程後の鏡面から得られるテクスチャ特徴量に大きな違いはないことが分かった。以上の結果から、本研究では50倍と200倍のマイクロ스코プで測定する場合には、照度をレベル4に、そして500倍ではレベル7に設定し実験を行った。

3.2.2 鏡面の幾何学的方向性と測定倍率によるテクスチャ特徴量の特性

本項では、鏡面性状を評価する上で鏡面の幾何学的方向性とテクスチャ特徴量の相関特性について検討した。図6は、200倍のマイクロ스코プを用いた場合の測定方向別(図1参照)の各鏡面画像のテクスチャ特徴量をレーダーチャートで表したものである。図6(a)は、仕上研削面のテクスチャ特徴量を示しており、測定方向によってテクスチャ特徴量が異なることが分かる。この仕上加工面には、図3(a)に見られるように規則的な研削痕が部品表面の長手方向に入っているため鏡面の幾何学的方向性による特徴量の違いが表れたものと考えられる。特に慣性モーメント、コントラスト、およびラン長さの一樣性の変化が大きいことが分かる。図6(b)は、荒ラップ第一後の面のテクスチャ特徴量を示したものである。この加工面には、図3(b)に見られるように不規則なラッピング痕があり幾何学的方向性はほとんど見られない。そのため、測定方向によるテクスチャ特徴量の変化が少ないことが分かる。図6(c)は、荒

Fig. 7 Neural network system for mirror finished surfaces

ラップ第二後の面のテクスチャ特徴量を示したものである。この加工面には、図3(c)に見られるように規則的なラッピング痕が部品表面の長手方向に入っているため、測定方向によってテクスチャ特徴量が異なっている。しかも、仕上研削面のテクスチャ特徴量とは異なることが分かる。図6(d)は、仕上げラップ第二後の面のテクスチャ特徴量を示しており、測定方向による違いがほとんど見られないことが分かる。これは図3(d)に見られるように、非常に表面が滑らかなため、明確なラッピング痕が見られないことからカメラの測定位置を変化させた場合についても同質な画像として認識されるため、各テクスチャ特徴量の計算結果が測定方向に依存しないことが認められた。マイクロ스코プの測定倍率を変えた場合についても、ほぼ類似の結果が得られた。

4. ニューラルネットワークの構築と検証結果

本研究では、図7に示すようなニューラルネットワーク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、入力データとしてテクスチャ解析によって得られた8個の特徴量(式(1)~(8)参照)を用い、出力データ(教師信号)として4種類の鏡面の表面粗さ(または鏡面仕上加工工程の種類)を設定した。学習条件は、0°、45°および90°の各測定方向別に画像特徴量を学習させ、その測定方向専用のニューラルネットワークを構築する場合と3種類の測定方向による画像特徴量を学習させ、3種類の測定方向に対応した一つのニューラルネットワーク(Learning of three directions)を構築する場合の合計4種類を設定した。本実験では、測定倍率を3種類に設定したため、ニューラルネットワークの総数は12種類となった。各ニューラルネットワークは、中間層のユニット数により収束特性が変わることが分かったが、それぞれ8~12のユニット数を設定することにより、1000~2000回の繰返し計算で自乗誤差が収束することが認められた。表5は、倍率200倍で測定した画像を上記の学習条件に従って学習したニューラルネットワークを用いて非学習画像データを検証実験した結果である。各認識率の下に検証で用いた画像数に対する認識画像数を示す。ここで、単に0°の欄に示した各認識率は、0°の測定方向で測定した各画像特徴量のみを学習に用いたニューラルネットワークに対して、0°の測定方向で測定した非学習画像データを用いて検証した結果であり、45°と90°の認識率についても同様に、

Table 5 Verification results of neural network for mirror finished surfaces (1)

		Recognition ratio					
Finishing process		Grinding process		Lapping process 1	Lapping process 2		Final lapping
Number of parts		No. 1	No. 2	No. 3	No. 4	No. 5	No. 6
Surface roughness μmRa		0.462	0.432	0.016	0.007	0.008	0.003
0°		100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)
45°		100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)
90°		100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)
Learning of three directions	0°	100% (45/45)	100% (45/45)	98% (39/40)	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)
	45°	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)
	90°	100% (45/45)	100% (45/45)	100% (40/40)	98% (44/45)	100% (45/45)	100% (40/40)

Threshold=0.75

Table 6 Verification results of neural network for mirror finished surfaces (2)

		Recognition ratio					
Finishing process		Grinding process		Lapping process 1	Lapping process 2	Final lapping	
Number of parts		No. 1	No. 2	No. 3	No. 4	No. 5	No. 6
Surface roughness μmRa		0.462	0.432	0.016	0.007	0.008	0.003
Learning of three directions	23°	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)
	68°	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)	100% (50/50)

Threshold=0.75

学習に用いた測定方向と同方向で測定した非学習画像データを用いた検証結果である。また、三方向学習 (Learning of three directions) の欄に示した各認識率は、0°, 45° および 90° の各測定方向で測定した各画像特徴量を学習したニューラルネットワークに対して、各測定方向で測定した非学習画像データを用いた検証結果である。しきい値を 0.75 に設定した場合には、各学習条件とも非常に高い認識率を示すことが分かった。表 6 は、表 5 の三方向学習の欄で検証に用いたニューラルネットワークに対して、新たに 23° と 68° に設定した測定方向で測定した各画像特徴量をを入力した場合の検証結果である。非学習測定方向 (23°, 68°) で測定した鏡面画像に対しても非常に高い認識結果を示した。以上の結果より、3 種類 (0°, 45°, 90°) の測定方向で測定した画像特徴量を学習したニューラルネットワークは、鏡面の表面粗さ (または仕上加工工程の種類) をカメラの測定位置 (回転) に関係なく認識することが可能であることが分かった。また、学習に用いた鏡面 (表 1 参照) に対して表面粗さがわずかに異なる鏡面を画像処理し、本システムで検証実験を行った結果についても、表面粗さと仕上加工工程に関して高い認識結果が得られた。

5. 結 論

本研究では、画像処理を用いた知的鏡面評価システムの開発を行った結果、以下の結論が得られた。

- (1) 仕上研削と各種ラッピング加工後の鏡面画像を解析した結果、テクスチャ解析による 8 種類の画像特徴量を用いることにより、表面粗さの異なる各種鏡面画像の特徴を正確に、しかも再現性良く認識することが可能であることが分かった。
- (2) マイクロ스코プの測定条件 (照明と測定倍率) と鏡面画像データから得られるテクスチャ特徴量との相関特性を明らかにした結果、鏡面画像を測定するための適正な測定条件を設定することができた。さらに、鏡面の幾何学的方向性がテクスチャ特徴量に与える影響を明らかにした。その結果、テクスチャ特徴量を入力データとし、鏡面の表面粗さ (または仕上加工工程の種類) を出力データとしたニューラルネットワークを構築することが可能であることが分かった。
- (3) 鏡面画像の特徴量を入力データとし、表面粗さを出力データとしたニューラルネットワークは、自乗誤差の収束も早く予測精度も高いことから鏡面性状評価システムの一つとして利用できるものと考えられる。また、本システムでは、鏡面の表面粗さを表面の幾何学的な方向性を考慮せずに高速にしかも非接触で測定できることが大きな特徴である。

参 考 文 献

- 1) 柳沢 満ほか：画像処理の破面解析への応用，第 1 回産業における画像センシング技術シンポジウム，日本非破壊検査協会，(1986) 167.
- 2) 駒井謙治郎ほか：画像処理フラクトグラフィの現状と将来，機械の研究，40, 5 (1988) 553.
- 3) 箕島弘二ほか：コンピュータ画像処理技術を用いた破面性状の自動判別，日本機械学会論文集 (A 編)，56, 525 (1990) 1318.
- 4) 住吉英志ほか：へき開ファセット破面領域の 3 次元解析アルゴリズムの開発とその鉄鋼材料のぜい性破面解析への応用，鉄と鋼，77, 2 (1991) 298.
- 5) 例えば，画像解析による材料評価部会：金属破断面の画像解析手法，日本鉄鋼協会研究成果資料集，(1989).
- 6) 石井 明ほか：微細な表面性状の自動分類へのニューラルネットワークの応用，精密工学会第 3 回「外観検査の自動化」ワークショップ，(1991) 53.
- 7) 石井 明ほか：材料評価における表面性状の自動判別，第 6 回産業における画像センシング技術シンポジウム，日本非破壊検査協会，(1991) 153.
- 8) 石井 明ほか：ニューラルネットワークを用いた表面性状の自動判別，第 6 回破壊力学シンポジウム，日本材料学会，(1991) 12.
- 9) 小堂 賢ほか：画像処理による摩擦摺動面のテクスチャ解析，日本機械学会九州支部講演論文集，46 (1993) 136.
- 10) 川口喜三ほか：プラスト処理面のグレード評価への画像処理技術の応用，中国工業技術試験所報告，34 (1990) 21.
- 11) V. M. Huynh et al.: Texture Analysis of Rough Surface using Optical Fourier Transform, Meas. Sci. Technol., 2, 9, (1991) 831.
- 12) 加藤和彦ほか：鏡面性状評価システムの開発，1995 年度精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集，(1995) 253.
- 13) 例えば，尾崎 弘ほか：画像処理——その基礎から応用まで，第 2 版，共立出版，(1988).
- 14) 五百井俊宏ほか：懸濁液の知的認識法について，精密工学会誌，61, 9 (1995) 1327.