統計的パターン認識に基づいたボールエンドミルによる切削面の外観検査*

岡本 謙^{*1}, 森重 功一^{*2}Quality Judgment of a Machined Surface with a Ball End Mill
Based on Statistical Pattern RecognitionKen OKAMOTO^{*1} and Koichi MORISHIGE^{*1} Department of Mechanical Engineering and Intelligent Systems, The University of Electro-Communications
1-5-1 Chofugaoka, Chofu, Tokyo 182-8585, Japan

This study is related to automation of polishing process by using an industrial robot. In polishing process, full automation of polishing operation has not been achieved due to the difficulty in visual inspection. Judgment of polishing sufficiency has been performed by skilled workers. In this study, the surface after milling process is the target for polishing. In the previous report, the generation of robot program for polishing operation based on CAD data was already proposed. Focusing on the periodicity of cutter mark patterns on milling surface, we proposed an automatic judgment of polished surface quality. This method is based on the image processing which uses Discrete Fourier Transformation. In order to capture images of the polished surface, a CCD camera was mounted on a 6-axis controlled robot hand. However, the image processing method proposed in previous report could not judge the curved cutter mark patterns because the periodicity of those patterns is not uniform. The objective of this report is the development of automatic judgment method for non-periodic cutter mark patterns. We developed a judgment method which uses statistical pattern recognition as a means to judge the existence of cutter marks. As a result, a system that allows the automatic polishing that includes the surface quality judgment is developed.

Key Words : Automation, Polishing, Milling Surface, Image Processing, Image Recognition, Industrial Robot

1. 序 論

製造業の生産現場では、単純な繰り返し作業や危険な作業から労働者を解放するため、溶接や組立といった様々な工程で産業用ロボットが導入されてきた。しかしながら、研磨作業は熟練した技術と感覚が必要であり、自動化が困難とされる。

先行研究⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾では、3D-CAD データを用いたロボットプログラムの生成など、産業用ロボットによる研磨作業の自動化に取り組んできた。エンドミルによる切削面の研磨を対象として、研磨・撮像・外観検査といった一連のプロセスの自動化を目指している。近年では、ロボットシステムにカメラを装着して、製品を検査するシステムの開発が盛んである⁽⁵⁾。先行研究においても、ロボットハンドに CCD カメラを装着して加工面を撮像し、この画像を処理して評価することで、外観検査の自動化を実現した。

本研究は、研磨作業における外観検査工程の自動化を目的としている。先行研究における外観検査^{(3),(4)}は、切れ刃による断続切削やピックフィードによるカッターマークの周期性に着目し、離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform, DFT) によって、パワースペクトラム画像 (Power Spectrum Picture, PSP) を比較・評価するものであった。図 1(a) の走査線加工面に対して DFT を適用すると、図 1(b) に示す PSP が得られる。走査線加工面の周期性が縞状のスペクトラムとして現れており、研磨良好面の PSP と比較することで研磨不良を判定した。しかしながら、工

* 原稿受付 2013 年 3 月 14 日

^{*1} 学生員, 電気通信大学大学院 情報理工学研究科 知能機械工学専攻
(〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1)^{*2} 正員, 電気通信大学大学院 情報理工学研究科 知能機械工学専攻
E-mail: m-shige@mce.uec.ac.jp

具経路が複雑に折れ曲がった図 1(c) のような加工面では，図 1(d) のように周期性が多方向に分散し，図 1(b) のような縞状のスペクトラムが明確に現れないことから，研磨不良の判定が困難であった．

本研究では，周期性のないカッターマークにも対応できる外観検査を確立するために，統計的パターン認識を利用した検査手法について検討した．既知のカッターマーク画像群から特徴量を求め，研磨面の撮像画像とのマッチングを行うことで，カッターマークの有無を直接的に判定する．検査工程の自動化に関する研究は多く⁽⁶⁾⁻⁽⁸⁾，実用事例も多いが，統計的パターン認識を利用してカッターマークを直接的に判定した事例はない．

Fig. 1 Captured images of milling surfaces and results of DFT (Power Spectrum Picture, PSP)

2. システムの構成と研磨プログラムの流れ

システムの構成を図 2 に示す．開発した CAM ソフトウェアによって生成されたロボットプログラムを，RS-232C 通信でロボットコントローラへ転送する．使用したロボットは，6 軸多関節形産業用ロボット ファナック社製 S-700 である．グラインダと CCD カメラを交互に付け替えて，研磨および撮像を行う．表 1 に，使用した画像機器の仕様を示す．研磨工程は，以下の処理を繰り返す：(1) 研磨を行う．(2) 工具をカメラに付け替える．(3) 研磨面を撮像し，画像処理により良否判定を行う．(4) 研磨面が良好であれば研磨を終了する．不良であればカメラを研磨工具に付け替える．

Fig. 2 Polishing system configuration

Table 1 Specifications of capturing system

Camera	Lumenera Lw23M
Resolution	1,616[px]×1,216[px]
Sensor type	CCD
Lens	Edmund Optics VZM 450i
Imaging area	9.3[mm]×6.8[mm]

3. 統計的パターン認識によるカッターマークの判定

3.1 統計的パターン認識を用いた外観検査

統計的パターン認識の手法として，Rainer Lienhart ら⁽⁹⁾によって改良された Viola-Jones の手法⁽¹⁰⁾を利用した．これは，既知の学習画像群の特徴量を，機械学習によって分類する手法である．

まず，学習画像群として既知の画像を大量に入力する．学習画像群は，カッターマーク画像 (Positive samples) と，カッターマークに無関係な画像 (Negative samples) の 2 通りを用意する．与えられた学習画像群を，ピクセルのデータ列から，より機械学習に適した特徴量データに変換し，その傾向を機械学習によって学習する．

次に，得られた学習結果データを用いて未知画像を評価する．学習結果データと未知画像の特徴量データを比較することで，未知の画像中にカッターマークが含まれるか否かを判定する．

3.2 Haar-like 特徴量

3.2.1 Haar-like 特徴の種類

特徴量として、矩形特徴 (Rectangle features) の一種である Haar-like 特徴 (Haar-like features) を用いた。Haar-like 特徴は、画像の中の特定領域の輝度値を手がかりとして、その画像が目的のオブジェクトであるか否かを識別する。一つの Haar-like 特徴は、隣接する n 個の小矩形から構成される。画像が与えられると、各小矩形領域ごとに平均輝度値が計算され、それらの各領域間での差が、予め学習しておいたしきい値を超えるか否かによって、識別結果が得られる。

一つの Haar-like 特徴は、小矩形領域の数・並び方・座標・大きさという 4 つのパラメタを持つ。これらのパラメタにより、Haar-like 特徴は無数の組み合わせを持つ。また、各矩形領域が 45 度傾いた、斜めの特徴量 (Tilted Haar-like features) も存在する。

Haar-like 特徴の種類が多ければ、その中に優秀な Haar-like 特徴が含まれる可能性が高くなるが、機械学習における計算量は増加する。そのため、小矩形の数および並び方を、画像のエッジ部に強く反応するエッジ特徴 (図 3(a))、線特徴 (図 3(b))、および中点特徴 (図 3(c)) のパターンに限定している。この条件の下では、 20×20 ピクセルの画像がカッターマークパターンであるかどうかを識別する Haar-like 特徴を学習するとき、Haar-like 特徴の組み合わせは約 13 万通りとなる。

Fig. 3 Rectangle areas of Haar-like features (black and white areas have negative and positive weights respectively)

無数に存在する Haar-like 特徴の中には、カッターマークの識別に適したものもあれば、そうでないものもある。カッターマークの識別に適した Haar-like 特徴として、図 4 のように一刀分の刃跡にまたがった矩形領域があげられる。この Haar-like 特徴は、カッターマーク以外の画像においては、高い特徴量を出力するとは限らない。このような統計的な性質の差は、統計的パターン認識の手法によって機械学習することで分類できる。

Fig. 4 Application example of Haar-like feature

3.2.2 オブジェクト分類問題の定式化

Haar-like 特徴によるオブジェクト分類問題を定式化する。まず、「ある一般の画像 F 内の領域 q に存在する部分画像 I_q がカッターマークであるか否かを分類する」という問題を設定する (図 5)。ある Haar-like 特徴 r の k 個目 ($k = 1 \cdots n$) の小矩形が占める領域を s_k とおくと、領域 s_k の部分画像は $I_{s_k} = \{\text{image}(x, y) | (x, y) \in s_k\}$ と定義される。各小矩形 s_k には黒色・白色を示すラベル $c_k \in \{-1, 1\}$ が割り振られる。このとき、領域 s_k の平均輝度値は、以下の式 (1) で与えられる。

$$m(I_{s_k}) = \frac{1}{A_{s_k}} \sum_{x \in s_k} \sum_{y \in s_k} \text{image}(x, y) \quad (1)$$

ここで、 A_{s_k} は s_k の面積を示す。いま、一つの Haar-like 特徴を $r = \{s_k, c_k\}_{k=1}^n$ と表すと、入力画像 I_q に対する r の特徴量 f は、次の式 (2) で定義される。

$$f(r, I_q) = \sum_{k=1}^n c_k m(I_{s_k}) \quad (2)$$

すなわち，特徴量 f は，白色小矩形領域の平均輝度値と黒色小矩形領域の平均輝度値の差である．この特徴量 f による分類関数として，以下のしきい値関数 h を用いる．

$$h(r, I_q) = \begin{cases} 1 & \text{if } pf(r, I_q) > p\theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ここで， $p \in \{-1, 1\}$ および $\theta \in \mathbb{R}$ は，機械学習によって固定される値である．すなわち，各小矩形の輝度値の差 f が一定値 θ より大きい ($p = 1$ のとき) あるいは小さい ($p = -1$ のとき) ならば，入力画像はカッターマークであると判断される．

Fig. 5 Pattern recognition diagram using Haar-like features

3.3 AdaBoost による機械学習

AdaBoost⁽¹¹⁾ は，精度が低い分類器を複数組み合わせることで，高精度の分類器を構築する機械学習のアルゴリズム（ブースティング⁽¹²⁾）である．基礎となる精度が低い分類器は弱分類器（Weak classifier）と呼ばれ，ここでは一つの Haar-like 特徴が一つの弱分類器となる．弱分類器を組み合わせで作られる最終的な分類器を，強分類器（Strong classifier）と呼ぶ．強分類器は，各弱分類器の「重み付き多数決」の形として出力される（図 6）．

Fig. 6 Fundamental idea of AdaBoost algorithm

AdaBoost では，入力された既知の学習画像群を用いて学習を行い，その学習結果を踏まえて逐次重みの調整を繰り返す（図 7）．以下に AdaBoost の学習アルゴリズムを示す．

- 1) 学習画像群 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$ を与える（図 7①）．ここで， x_i は既知画像， $y_i \in \{0, 1\}$ は教師信号を示す． $y_i = 1$ のとき， x_i はカッターマーク画像である．
- 2) 学習画像の重みの初期値 $w_{t,i}$ を生成する（図 7②）．ここで m と l は，非カッターマーク画像とカッターマークの画像の数である．

$$w_{t,i} = \begin{cases} \frac{1}{2m} & \text{if } y_i = 0 \\ \frac{1}{2l} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

- 3) 以下の処理を繰り返す $t = 1, \dots, T$ ．

- 画像の重み $w_{t,i}$ を正規化する（図 7③）．

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}} \quad (5)$$

- Haar-like 特徴 r_j のパラメタ p_j, θ_j を最適化し，重み付き誤り率 $\epsilon_j = \sum_i w_{t,i} |h_j(x_i) - y_i|$ を最小にする（図 7④）．

- 全ての Haar-like 特徴の中で重み付き誤差 ϵ_j が最小のものを t 番目の弱分類器 h_t に採択する (図 7⑤) .
- 結果の信頼度 β_t を求める .

$$\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t} \quad (6)$$

- 学習画像の重みを更新する (図 7⑥) .

$$w_{t+1,i} = \begin{cases} \beta_t w_{t,i} & \text{if } h_t(\mathbf{x}_i) = y_i \\ w_{t,i} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

- 4) 最終的な強分類器を構築する (図 7⑦) .

$$H(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(\mathbf{x}) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$\alpha_t = -\log(\beta_t) \quad (9)$$

Fig. 7 Basic flow of selecting weak classifiers in AdaBoost algorithm

個々の学習画像の重み $w_{t,i}$ は、初期状態ではカッターマーク画像および非カッターマーク画像に対して、それぞれ均等に設定される．学習画像の重み $w_{t,i}$ は、弱分類器が一つ選ばれる度に更新される．具体的には、式 (7) に従って h_t が誤って分類した画像の重みを相対的に大きくする．そのため、次の反復では、これまでの反復において分類が困難であった画像をより高精度に分類できる Haar-like 特徴が採択されやすくなる．

α_t は、採択された Haar-like 特徴に与えられる重みである． $\epsilon_t \rightarrow 0$ ならば $\beta_t \rightarrow 0$, $\epsilon_t \rightarrow \frac{1}{2}$ ならば $\beta_t \rightarrow 1$ である．これにより、精度の高い弱分類器ほど、重み α_t が大きくなる．最終的な強分類器 $H(x)$ は、採用された各弱分類器 $h_t(x)$ の重み付き線形和の形で構築される．

3.4 カッターマーク検出の前処理

Haar-like 特徴量は図形の明るさの差で与えられ、撮像時の照明の偏りが判定結果に影響を及ぼすことが考えられるため、全体的に均一な明るさになるように補正する．画像の明るさに対応する成分は、画像の長周期成分である．したがって、撮像画像にハイパスフィルタを適用することで明るさの成分は除去され、照明の偏りを補正することができる．ハイパスフィルタとして、式 (10) で定義した指数関数を用いている．

$$\text{HPF}(u, v) = 1 - \exp\left(-\frac{u^2 + v^2}{V}\right) \quad (10)$$

これは、周波数の原点付近 ($u, v \approx 0$) の低周波数成分を滑らかに遮断する形状であり、 V の値で遮断周波数を制御している．図 8(a) の入力画像のパワースペクトラム (図 8(b)) に対して $\text{HPF}(u, v)$ を重ねあわせると、図 8(c) のパワースペクトラムが得られる．これを逆フーリエ変換することで、図 8(d) のような明るさが均一に補正された画像が得られる．

Fig. 8 Effect of removing luminance bias

3.5 カッターマークの探索

矩形領域で表現される探索窓 (Sub-window) を、図 9(a) のように画像中で走査させ、その個々の部分領域を分類器を用いて判別し、カッターマークを探索する。学習画像群とは異なる解像度のカッターマークも検出できるように探索窓に拡大倍率 (Scale factor) を乗算し、スケールを徐々に大きくしながら複数回の走査を行う。

様々なスケールの探索窓で複数回の探索を実行するため、カッターマークらしきオブジェクトの周囲では、図 9(b) のように複数のスケールでカッターマークの候補矩形が検出される。ここでは、全ての候補矩形群を素集合データ構造 (Disjoint-set data structure) と呼ばれるデータ構造に格納し、類似性の高い候補矩形群から一つの矩形 (図 9(c)) を求める。素集合データ構造とは、互いにオーバーラップしない集合に分割して保持するデータ構造である。

矩形領域の類似性として、顔認識などの処理では矩形端点の相対的差異が使われることが一般的であるが、本研究では矩形の重心位置を類似性の尺度とした。これは様々な角度で矩形領域を検出するためであり、重心位置が近い矩形領域は一つのカッターマークを示す矩形群であるとみなしてグループ化した。

Fig. 9 Detection and grouping of sub-windows

4. 学習画像群収集の高能率化

統計的パターン認識では大量の学習サンプル画像を必要とし、その収集における作業量の膨大さが、画像認識実現の阻害要因の一つとなっている。文字認識の分野では、原画像の変形モデルを用いて学習画像を自動生成する生成型学習法⁽¹³⁾が提案されており、実用化が進んでいる。本研究では、切削面の撮像画像を用いて、大量の学習サンプル画像を効率的に収集する手法を提案する。

4.1 学習画像を得るための加工経路

Viola-Jones の手法では、学習サンプルとして大量の既知画像を必要とする。多様な加工条件で切削されたカッターマークパターンを得るために、図 10(a) のような切削経路を用いた。この経路は、複数のセル領域で構成される。1つのセル内は、加工条件一定の走査線加工が行われる。図 10(a) が示すように、送り速度およびピックフィード量を等比級数的に各セルごとに 1.1 倍することで、各セルを異なる加工条件で切削する。図 10(b) は加工された試験片であり、全体で 100 通りの加工条件に対応している。

4.2 大量の学習画像を一度に得るトリミング処理

図 11 は、回転数 5,000[rpm] における、送り速度 605[mm/min] および 666[mm/min] の加工面の撮像画像である。カッターマークパターンは、主軸回転数と送り速度の比によって、図 11(a), (b) のように、異なるパターンが千鳥状に現れる。このような画像から、効率的に 1 刃分のカッターマーク画像をトリミングする方法を開発した。

Fig. 10 Test piece machined by various machining conditions used for machine learning sample

Fig. 11 Learning sample (Spindle speed: 5,000 rpm)

トリミング処理は、図 12 の (a) から (f) の順に行われる。

- 工具送り方向が水平となるように画像を回転した後、矩形領域を指定する。この矩形は、幅が 1 刃あたり送り量の整数倍、高さがピックフィード量の整数倍となるよう、図 12(a) のように指定する。
- 作業者がピックフィードの列数を入力することで、ピックフィード量の間隔で画像を分割する。
- 分割した各ピックフィード列を、図 12(c) のようにオフセットする。1 刃あたりのカッターマークが鉛直方向に規則正しく整列するようなオフセット量を作業者が目視で探す。
- (c) において、オフセットによって押し出されたカッターマークパターンは、図 12(d) の矢印のように移動し、それぞれ列の反対側に接合される。
- 水平方向のカッターマークの数を入力する。このカッターマークの数に従って、図 12(e) の縦線のように画像を分割することで、1 刃分のカッターマークが得られる。
- (d) においてカッターマークを移動させた際、図 12(f) の矩形で示したカッターマークは不連続となるため、破棄される。

Fig. 12 Trimming processes of cutter marks image

図 13(a) は、トリミング処理プログラムで得られた 1 刃分のカッターマーク画像 (Positive samples) である。比較のための非カッターマーク画像 (Negative sample) を図 13(b) に示す。これらは、研磨後の撮像画像 (良品画像、スクラッチパターン) から無作為に抽出した。

Fig. 13 Examples of positive and negative samples (20px x 20px)

以上の手順で収集したカッターマーク画像は、図 13(a) のように、すべてが鉛直方向に整列している。このような画像を機械学習した分類器では、鉛直方向のカッターマーク画像のみが検出されやすい。しかし、評価対象の撮像画像では工具送り方向は未知であり、様々な方向をとり得る。そこで、探索対象の撮像画像を回転させながら、各回転画像に対して探索を行った。

5. 基礎実験によるカッターマーク分類器の構築

多様な加工条件で得られた学習画像群を用いて、分類器を構築する。学習画像となるサンプルの加工条件は、ピックフィード量が 0.2[mm] から 0.471[mm] の範囲内で 20 通り、送り速度が 500[mm/min] から 1,178[mm/min] の範囲内で 10 通りの条件を組み合わせ、200 通りを用意した。ポジティブサンプル数は 11,943、ネガティブサンプル数は 5,000 である。

図 14 は、機械学習の過程で選択された Haar-like 特徴である。図 13(a) のようなカッターマークの図形を検出することに適した矩形群が、逐次採択される過程が現れている。

Fig. 14 Selected Haar-like features

図 15 は、構築した分類器を用いてカッターマークを検出した結果である。図 15(a) の撮像画像を 20[deg] きざみで 0[deg] から 340[deg] まで反時計回りに回転させ、カッターマークを探索した。このときの、回転の中心は、撮像画像の中心である。図 15(b) において、彩度 (Saturation) の高い楕円形は、クラスタリング処理によって得られた類似度が高い検出矩形群の代表矩形の位置を示し、1,559 個のカッターマークが検出された。これらの楕円形の短軸および長軸は、検出矩形の短辺および長辺にそれぞれ対応している。カッターマークは、撮像画像の切削経路に沿うように断続的に検出された。

また、彩度の低い楕円形は、全ての検出矩形の位置を示している。これらの楕円形の色相 (Hue) は検出された回転角度を示し、180 度周期で同じ色相となるように、図 15(b) に示す通りに定めた。工具送り方向が同一の場所では、同じ傾向の色相を確認することができ、同一の回転角度でカッターマークが検出されていることがわかる。

Fig. 15 Result of cutter mark detection

6. 画像処理と分類器のパラメタ設定

6.1 照明条件の偏りの補正

図 8(a) は、得られた撮像画像の中で、照明条件の偏りが顕著に現れているものである。式 (10) の V は遮断周波数を制御する変数であり、照明の偏りの成分を設定する。ここでは、周波数 u および v の値を -0.5 から 0.5 の範囲で正規化し、 V を $0 < V \leq 1$ の範囲で変化させて、最適値を求めた。

図 16 に、各 V を用いてハイパスフィルタを撮像画像に作用させた結果を示す。図 17 に、各 V 毎のカッターマーク検出数を示す。ここで $V = 0$ は、補正を適用していない画像を意味する。カッターマークは $V = 0$ から $V = 10^{-3}$ の範囲内で検出され、 $V = 10^{-2}$ 以上では、カッターマークは全く検出されなかった。

一方、 $V < 10^{-4}$ の範囲では、 V 値の増加に応じて検出数が増加している。この条件では照明条件の偏りが適切に補正され、カッターマーク検出の精度が向上した。 $V = 10^{-2}$ を超えると、図 16(f), (g), (h) のように必要な周波数領域も遮断されて画像が破綻したため、カッターマークの検出が不可能であった。以上の結果より、検出数が最も多い $V = 10^{-4}$ が最適であると結論づけ、実験ではこの値を用いた。

Fig. 16 Effects of luminance bias correction associated with cutoff frequency V

Fig. 17 Number of detected cutter marks associated with cutoff frequency V

6.2 カッターマーク検出のパラメタ設定

探索窓の拡大倍率 (Scale factor) が、カッターマーク検出の精度と計算時間に大きな影響を与える。拡大倍率を低く設定すれば、探索窓のスケールの分解能が高くなるため、検出の精度が向上するが、計算時間は増加する。

図 18 は、探索窓の拡大率を 1.1 から 1.5 の範囲で変化させたときの処理時間およびカッターマーク検出数の平均値を比較したものである。平均値の算出には、40 サンプルの撮像画像を使用した。

処理時間は、(I) 照明条件の偏りの補正等の画像処理、(II) カッターマーク検出処理、(III) クラスタリング処理の 3 段階に分けて評価した。

評価の結果として、カッターマークの検出処理が処理時間の大半を占めることを確認した。拡大倍率 1.5 倍の場合では、1.1 倍の場合の 2 倍を超える処理時間であった。クラスタリング処理は、カッターマークの検出数に応じて計算量が増加する処理であり、拡大倍率によって変化する。また、画像処理の時間は、入力画像の解像度に依存

し、拡大倍率によらずほぼ一定である。

一方、拡大倍率を高く設定することで、検出の精度は明らかに悪化する(図 18(b))。本研究では、試行した範囲で最も検出精度の高い、拡大倍率 1.1 倍の場合の処理時間(約 12 秒)を許容し、これを実験で用いることにした。Sharma らの報告⁽¹⁴⁾によると、GPU 演算による Viola-Jones の手法の並列化によって、毎秒 150 フレームの処理速度が実現されている。GPU の利用によって、カッターマークの検出速度は、著しい高速化が望める。

Fig. 18 Effects of scale factor (average of 40 samples)

7. 研 磨 実 験

7.1 実験の条件

研磨の対象として、図 19 の曲面形状を採択した。これは式 (11) で示され、曲率が連続的に変化する凹凸面である。スパイラル切削経路により、HPM1 プリハードン鋼をこの曲面形状に加工した。加工条件は、回転数 6,000[rpm]、送り速度 700[mm/min]、ピックフィード 0.3[mm]、ボールエンドミル R5 である。

Fig. 19 Polishing target shape

$$z = 2 \cos \left(\frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{25\sqrt{2}} \pi \right), \quad 0 \leq x \leq 50, \quad 0 \leq y \leq 50 \quad (11)$$

製作した研磨対象の表面粗さは、最小で 0.25 [μmRa]、最大で 10.72 [μmRa] と、大きな差が計測された。これは、曲面に対する 3 軸加工において、ボールエンドミルが加工面と接触する位置の違いに起因する。表面粗さの最大値は、ボールエンドミルの底面で切削された箇所にて測定された。

研磨経路として、研磨能率の高いトロコイド曲線を用いた。 x 方向へ研磨工具を送る「Type 1」の経路と、 y 方向へ送る「Type 2」の 2 通りの経路を生成した。これら 2 通りの研磨経路を、各研磨工程で交互に実行した。各研磨工程毎に、加工面に対して撮像を行った。撮像点は 10[mm] 間隔で、格子状に 64 点を設けた。

7.2 実験の結果と考察

図 20 は、研磨前後の試験片を比較したものである。図 20(c) のように、光沢面が得られるまで研磨を行った。研磨は、Type 1 の経路を 4 工程、Type 2 の経路を 3 工程の、合計 7 工程を実行した。図 20(b), (d) は、測定した粗さ曲線である。測定点は、最大の表面粗さが測定された場所であり、図 20(a), (c) に図示した箇所である。研磨後の撮像画像からはカッターマークは目視で確認できず、また研磨後の表面粗さは 0.12 [μmRa] であるため、良好な研磨面であるといえる。

Fig. 20 Comparison of milling and polishing surface

各研磨工程で得られた撮像画像に対して、カッターマークの検出を行った。図 21 は、6 工程目までカッターマークが目視で確認できた撮像点 No.49 に対する検出結果である。この撮像点のように、研磨前では検出数が 2,000 を超えた点が確認できた。各研磨工程で残存していたカッターマークが検出され、研磨工程の進行とともに除去される様子が確認できる。

光沢面が得られた 7 工程目では、カッターマークは検出されていない。他の全ての撮像点においても、7 工程目の撮像画像からはカッターマークは全く検出されず、良好な研磨面であることが自動的に判定された。

Fig. 21 Results of cutter mark detection (Capturing No.49), polishing process and No. of detected

8. 結 論

本研究では、産業用ロボットを用いて切削面のカッターマークをすべて除去する研磨作業を自動化するために、カッターマークパターンを直接検出することができる統計的パターン認識を用いた外観検査について検討した。また、統計的パターン認識に不可欠な要素である、大量の学習パターンの収集手段を提案した。最後に曲面の研磨実験を行うことにより、以下の結論を得た。

1. 構築した分類器によって、研磨面の撮像画像に残存するカッターマークパターンを判定することができた。
2. 学習画像群を大量に収集する手法を開発して、サンプル収集における膨大な作業量を軽減し、分類器の構築を平易化した。
3. 研磨実験を行った結果、カッターマークが残存している研磨不良面ではカッターマークが検出され、十分に研磨された光沢面では検出されないことを確認した。その結果、カッターマーク有無の判定の自動化を実現した。

文 献

- (1) Asakawa, N. and Takeuchi, Y., “Dexterous Polishing of Sculptured Surfaces by an Industrial Robot – Automatic Selection of I-Shaped and L-Shaped Rotational Tools –”, *In Proceedings of 29th CIRP Int. Seminar on Manufacturing Systems* (1997), pp. 370 - 375.
- (2) Morishige, K., Ueki, Y., Ishida, T. and Takeuchi, Y., “Automation of Polishing Process with Industrial Robots – Polishing Path Generation in Consideration of Surface Curvature –”, *In Proceedings of the International Conference on Leading Edge Manufacturing in 21st Century*, Vol. 1 (2005), pp. 109 - 114.
- (3) Imadu, D. and Morishige, K., “Automation of Polishing Process with Industrial Robots – Evaluation of Polished Surface by Using Image Processing –”, *In Proceedings of The Japan Society for Precision Engineering, 2006 Spring Semestrial Conference*, (2006), pp. 1159 - 1160.
- (4) Ito, T. and Morishige, K., “Polishing Process Automation by Industrial Robots with Polished Surface Quality Judged Based on Image Processing”, *International Journal of Automation Technology*, Vol.3 (2009), pp. 130 - 135.
- (5) 木村博志, 松岡博, 森芳弘, 近藤禎樹, 榊原 聡, “多機種の製品に適用可能な高速検査ロボットシステムの開発”, *デンソーテクニカルレビュー* Vol.9, No.1 (2004), pp. 100 - 108
- (6) 生田剛一, 松岡博, 森芳弘, 近藤禎樹, 榊原 聡, “外観検査における欠陥特徴の自動学習”, *電子情報通信学会技術研究報告 Multimedia Virtual Environment マルチメディア・仮想環境基礎* 106(157) (2006), pp. 43 - 47.
- (7) 樋口静一, 本橋康之, “テクスチャ解析によるヘアライン仕上面の評価方法”, *精密工学会誌* Vol. 70, No. 8 (2004), pp. 1059 - 1264.
- (8) 樋口静一, 土屋将, “画像処理を利用する加飾研磨仕上げ面性状の定量化”, *精密工学会誌* Vol. 75, No. 10 (2009), pp. 1233 - 1237.
- (9) Lienhart, R. and Maydt, J., “An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection”, *The Institute of Electrical and Electronics Engineers, The International Conference on Image Processing*, Vol.1 (2002), pp. I-900 - I-903.
- (10) Viola, P. and Jones, M., “Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features”, *The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1 (2001), pp. I-511 - I-518.
- (11) Freund, Y. and Schapire, R. E., “Experiments with a new boosting algorithm”, *In Proceedings of International Conference on Machine Learning* (1996), pp. 148 - 156.
- (12) Freund, Y. and Schapire, R. E., “A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting”, *Journal of Computer and System Sciences*, 55(1) (1997), pp. 119 - 139.
- (13) 石田皓之, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋, 榎本光宏, “道路標識認識のための学習データ生成手法の検討”, *画像の認識・理解シンポジウム* (2005)
- (14) Sharma, B. and Thota, R., Vydyanathan, N. and Kale, Amit, “Towards a robust, real-time face processing system using CUDA-enabled GPUs”, *High Performance Computing, 2009 International Conference on* (2009), pp. 368 - 377