

令和 5 年 5 月 30 日現在

機関番号：33910

研究種目：若手研究

研究期間：2020～2022

課題番号：20K14624

研究課題名（和文）低剛性ロボットと磁気を援用した金属3Dプリント金型の磨き工程の知能化

研究課題名（英文）Intelligent polishing technology by using low rigidity robot and magnetism for metal additive manufactured mold

研究代表者

古木 辰也（Furuki, Tatsuya）

中部大学・工学部・講師

研究者番号：00783482

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：ハイブリッド金属3Dプリンタで造形された金型の仕上げ研磨加工の自動化を目的に研究開発を実施した。研磨法には、エンドミル型永久磁石製工具に磁気研磨剤を吸着させて、金型形状に沿って工具を自転・公転させて研磨を行う磁気研磨加工を採用した。まず、低剛性多関節ロボットに工具把持用のスピンドルを備えたロボット研磨機を構築した。次に、研磨の過不足を加工面の任意の位置で判定するために画像解析および機械学習を用いた表面粗さ推定法を構築した。最後に、金属AM製マルエージング鋼を高能率に研磨加工するための磁気研磨剤の構成について最適化を行った。上記結果が金属3Dプリント金型製造の自動化に寄与することを期待する。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究の開発成果は、金属3Dプリント製マルエージング鋼に対して、常に最適な磁気研磨条件で造形物の鏡面仕上げを行う自動研磨システムである。3Dプリント製品を研磨した例は少数あるが、技能者への依存度が高いプロセスレベルでの適用である、形状精度の維持が困難など、自動化に対する課題があった。特に日本の基幹産業である金型製造の自動化に取り組んだ例は存在していなかった。本研究課題では、ボールエンドミル型磁石工具を用いるため、複雑形状に対応できること、研磨面の表面状態をインプロセスで推定することができるなど、金型製造の高付加価値化に寄与する。また、低剛性ロボットの使用も低コスト化に貢献する。

研究成果の概要（英文）：The research was conducted to automate the finish polishing of molds produced by a hybrid metal 3D printer. The polishing method used was magnetic polishing, in which an end-mill type permanent magnet tool adsorbs a magnetic abrasive, and the tool rotates and revolves along the mold shape. First, a robot grinder was constructed by equipping a low-rigidity articulated robot with a spindle for tool grasping. Next, a surface roughness estimation method using image analysis and machine learning was developed to determine whether polishing is excessive or insufficient at any given position on the surface. Finally, we optimized the composition of the magnetic abrasive for highly efficient polishing of metal AM maraging steel. We hope the above results will contribute to the automation of metal 3D printing mold manufacturing.

研究分野：精密加工

キーワード：磁気研磨 金属積層造形 ロボット研磨 表面粗さ推定 機械学習 画像解析 サポートベクターマシン

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

近年の金属 3D プリント技術は積層造形速度および造形精度の向上に加えて、切削加工や機上計測、ロボットや AGV 等の搬送技術を付加することで、熟練技能者に依存しにくい複雑形状製品の自動製造化が進んでおり、金型分野で 8 千億円、医療分野で 6 千億円、その他分野を含めると約 2 兆円の市場規模になると予測されている。一方で、金型では高精度表面を必要とされるため、熟練者による研磨仕上げを要しており、これが製品製造時間の大部分を占めている。金属 3D プリント金型製造の完全な自動化を試みる研究開発は前述のとおり盛んに行われているが、研磨仕上げの自動化についての報告は見受けられない。しかし、熟練技能者の退職と生産技術者人口の減少が問題視される現代において、研磨仕上げの定式化と自動化の体系的な構築要請は極めて高い。

2. 研究の目的

金属 3D プリント製マルエージング鋼の金属積層条件によって切削加工特性が変化することによる表面仕上げを自動化することを目指し、多関節ロボットを用いた磁気研磨加工機を作製し、また当該加工機にカメラを取り付け、研磨インプロセスで研磨面を撮影することで研磨面状態を推定する手法を構築した。さらに、磁気研磨加工の高効率化のために磁気研磨剤構成要素の含有比の最適化を行った。

3. 研究の方法

本研究では、金属 3D プリント製マルエージング鋼の研磨方法として、図 1 に示すエンドミル型工具を用いた磁気研磨法を採用した。当該工具は永久磁石を先端に有し、工具を回転主軸に把持し、磁気研磨剤を付着させ、工作物上で自転・公転させることで研磨加工を行う。したがって、工具経路に沿って任意の研磨加工を行うことが可能である。当該加工法は従来のマシニングセンタ等の工作機械で使用できるが、当該機はコスト・専有面積ともに大きく、生産性に劣るといった課題がある。そこで、省スペースかつ低コストである多関節ロボットに主軸を付加することで生産性の向上を図った。図 2 に製作したロボット加工機（ベースロボット：VS-050、デンソーウェーブ）を示す。主軸はモータスピンドル BMS-4020（ナカニシ）である。

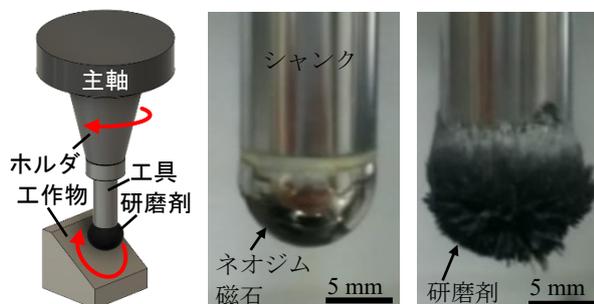


図 1 エンドミル型磁気研磨法

研磨加工は工具の接触角や研磨剤の状態によって研磨能力が変化するため、研磨加工が十分に行われている場所と不十分な場所があらわれ、均一な研磨加工が困難になる。したがって、研磨インプロセスで研磨面の状態を評価し、研磨加工が必要な場所だけ研磨加工を追加できるようにすべきである。そこで、研磨面の表面粗さを研磨面画像から推定することを試みた。研磨面撮影のために、図 2 に示すようにロボット加工機に撮影系を設置した。カメラには USB3.0 Vision CMOS カメラ VCXU-15C (1440×1080pixel, ピクセルサイズ: □3.45μm, Baumer 社)、レンズにはテレセントリックレンズ MRC4-65D (光学倍率: 4 倍, ミラック光学)、照明には高輝度 LED 照明 UFLS-12-08W-UT (ユーテクノロジー) とストレートライトガイド USP6-2000S (ユーテクノロジー) を用いた。

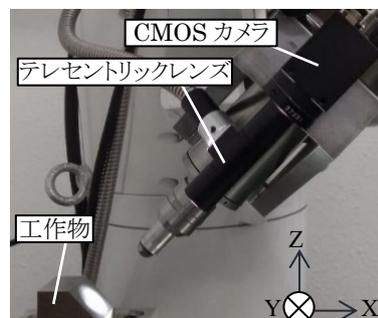


図 2 ロボット研磨加工機

撮影した研磨面画像から表面粗さを推定する方法として、研磨面画像の特徴量と目的変数である表面粗さの実測値をデータセットとした教師あり機械学習 (識別分類器: サポートベクターマシン, SVM) を用いた。画像特徴量には、局所輝度勾配特徴量 ORB と高速フーリエ変換 FFT (FFT) によるパワースペクトル、輝度の累積和 CSL, $L^*a^*b^*$ 色系の b^* を採用した。SVM および特徴量抽出時のハイパーパラメータの決定には、ベイズ最適化により行った。評価指標について、研磨不足や過研磨による形状精度の悪化は望まれないため、データ数に対して正解の値と予測の値が一致した個数を評価する正答率 (Accuracy) を用いた。また、本研究では過学習を防止するために交差検証を用いた。まず、交差検証でよく知られている k 分割 (k-fold) 法を検討したが、学習時の枚数差の影響で交差検証の平均正答率が検証データに対する正答率よりも常に低い値となり、汎化性能を正しく評価することが不可能であった。そこで、検証データと交差検証の学習枚数が等しくなるよう 1 個抜き (leave-one-out) 法を組み合わせた。k 分割法にて最適パラメータと未知データへの予測精度を求め、求めたパラメータで 1 個抜き法を行い、既存の学習データに対する平均正答率を求めた。そして、予測精度と平均正答率の両方を用いて学習精度を評価した。

4. 研究成果

はじめに、ORB 特徴量の抽出法とベクトル化手法について述べる。ORB 特徴量ではバイナリテストの結果をまとめた2次元配列が得られる。これを1次元配列にするとベクトルの次元数は特徴点の数に比例する。図3の研磨面画像のORB 特徴量を1次元配列にしたものを図4に示す。図4より表面粗さが大きいほど高次元にプロットが存在しており、ベクトルの次元数が表面粗さに関係していることがわかる。図4のベクトルを降順に並び替えたものを図5に示す。並び替えたことによりベクトルの次元と成分が単調分布となる。また、SVMを適用するにあたり特徴ベクトルの次元数を一致させる必要があるため、学習データで次元数が最大であったものに合わせるよう最後尾に0を付け加えて次元数を合わせた。元のベクトルの次元数が少ないものはより低い次元で0に到達するため特徴点の数の差が相関係数の違いとなり、識別分類できると考えられる。これを正規化したものをORBの特徴ベクトルとした。

FFTのパワースペクトル図は切削痕の除去判定に用いられており、切削痕の除去具合を捉えることで表面粗さを推定できると予想される。そのため、FFTのパワースペクトル図の値を特徴ベクトルに使用した。パワースペクトル図の切削痕によるピークをおおよそ捉えるため、パワースペクトルの値の2次元配列を1次元配列にして降順に並び替え、先頭から*i*番目までを特徴ベクトルとして使用した。図3の画像のFFTパワースペクトル図の値を降順に並び替え、100番目までをプロットしたものを図15に示す。表面粗さが小さいものほどピークがなくなるため減少が緩やかになっており、この差が相関係数の違いとなり、識別分類できると考えられる。これを標準化したものをFFTの特徴ベクトルとした。

CSLの特徴ベクトル作成法について述べる。同軸落射照明で撮影した場合、輝度の二乗平均平方根を平均で除したものと表面粗さのばらつき Sq と傾斜のばらつき Sdq の積に、ほぼ比例の関係があることが知られている。したがって、表面の算術平均高さ Sa においても、輝度のばらつきと相関があることが予想される。そのため、加工面画像をグレースケールに変換したものをヒストグラムにし、その累積度数を特徴ベクトルとして使用した。そして、累積度数を標準化したものを CSLの特徴ベクトルとした。

b^* は、 Ra が $0.2\ \mu m$ 以下の領域で Ra の減少に従い b^* に対応する青のみが線形的に増加することが知られている8)。したがって、輝度の分布と同様、 b^* の分布も表面粗さと相関があることが予想される。そのため、加工面画像を $L^*a^*b^*$ 表色系に変換し、 b^* の値をヒストグラムにしてその累積度数を特徴ベクトルとして使用した。そして、累積度数を標準化したものを b^* の特徴ベクトルとした。

図8に示すような表面粗さ $0.04\ \mu m Sa \sim 0.06\ \mu m Sa$ の加工面画像より表面粗さを $0.01\ \mu m Sa$ 毎に分類する機械学習を実施した。1段階あたりのサンプル枚数は84枚であり、識別分類器はSVMを用いた。また、SVMのカーネルについて、特徴量がFFTのときはLINEARカーネル、それ以外ではRBFカーネルを用いた。SVMではCと γ の値を調整するが、閾値や特徴量のパラメータ

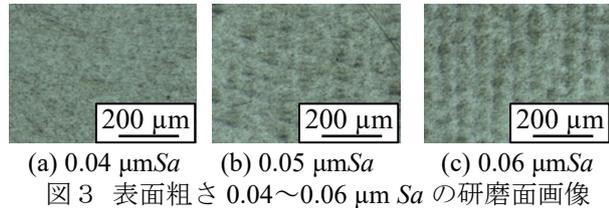


図3 表面粗さ $0.04 \sim 0.06\ \mu m Sa$ の研磨面画像

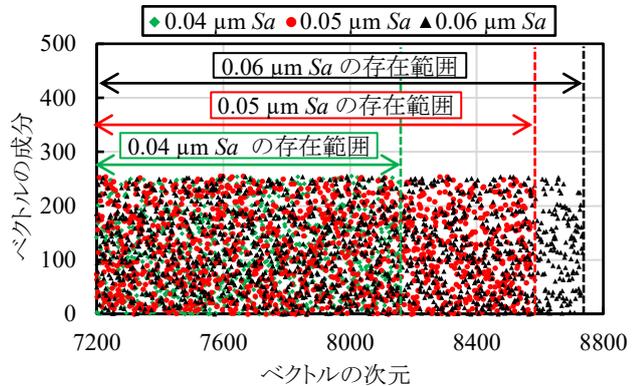


図4 ORB 特徴量を1次元配列にしたベクトル

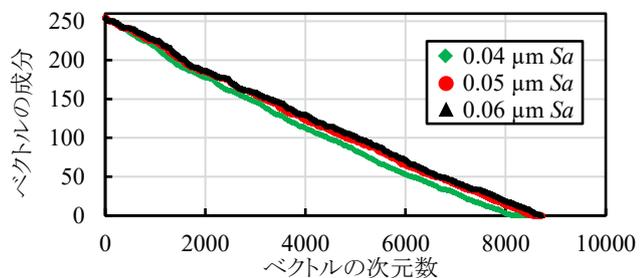


図5 降順に並び替えたORB特徴ベクトル成分

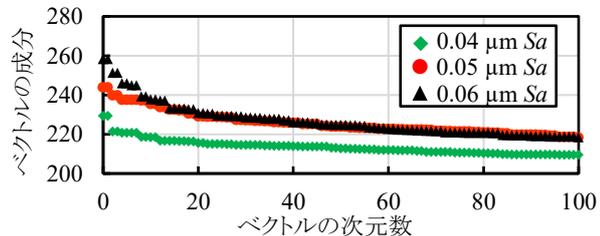


図6 降順したパワースペクトル図のベクトル

表1 ORB 特徴量のパラメータ

パラメータ名	パラメータ探索範囲
<i>nfeatures</i>	300-970
<i>scaleFactor</i>	1.01-1.30
<i>edgeThreshold</i>	5-18
<i>firstLevel</i>	0-6
<i>WTA_K</i>	2,4
<i>patchSize</i>	5-18
<i>fastThreshold</i>	3-27

が推定精度に影響する。ゆえに、 C と γ に加えて FFT 特徴ベクトルの次元を定める i と表 1 に示す ORB のパラメータについて、ベイズ最適化を用いてパラメータ探索を行った。SVM には C と γ の 2 種のハイパラメータが存在するが、本実験では FFT の特徴ベクトルの次元を定める i (100~2600 の整数) と表 1 に示す ORB 特徴量のパラメータをハイパラメータとしてパラメータ探索処理した。

特徴量の種類による学習精度の結果を図 7 に示す。FFT, ORB, CSL で予測精度, 平均正答率ともに 90%以上となった。特に, ORB と CSL で平均正答率が 93%あり, 予測精度で 2%の差がみられたが, 有意な差ではないため, CSL と ORB が最適だといえる。一方, 平均正答率でみると b^* が 96% で最大であったが, 予測精度が 87%でその差が 9%生じていた。色相は光の回折による凹凸の横方向の影響を受けるため, 色相情報を持つ b^* では凹凸の横方向の情報が学習され, 凹凸の高さ情報の予測精度が低下したと考えられる。

新たに研磨加工を行い, 未知の表面粗さを持つ加工面を創成し, 当該に学習モデルを適用することで, 本研究で提案する表面粗さ推定法の一般性を検証した。前節で構築した学習モデルを用いて識別分類を行った。図 8 にその正答率を示す。ORB の正答率が 90%で最も優れている。前節の交差検証では CSL の平均正答率は ORB と等しく 93%であったが, 本検証では正答率が 30%まで低下した。さらに, FFT においても正答率が 30%まで低下していた。0.04 $\mu\text{m Sa}$ の画像のうち ORB で 0.04 $\mu\text{m Sa}$ と認識し, CSL と FFT で 0.05 $\mu\text{m Sa}$ と誤認識したものを図 9 に示す。図 9 の画像と学習画像の一例である図 3 の 0.04 $\mu\text{m Sa}$ と 0.05 $\mu\text{m Sa}$ の画像のグレースケールヒストグラムを図 10 に示す。0.04 $\mu\text{m Sa}$ の検証用画像の分布は学習画像の 0.05 $\mu\text{m Sa}$ の画像の分布に近い分布となっていた。CSL はこの累積度数を特徴ベクトルとしているため, 0.05 $\mu\text{m Sa}$ と誤認識したと考えられる。一方, ORB は特徴ベクトルをバイナリコードで記述するため, グレースケール分布の影響を受けずに認識することができたと考える。図 11 に図 10 のパワースペクトル, 図 12 に図 10 の ORB で検出された特徴点を示す。検証用画像の 0.04 $\mu\text{m Sa}$ と 0.05 $\mu\text{m Sa}$ ではピークとなるラインがはっきりとあらわれているが, 学習画像の 0.04 $\mu\text{m Sa}$ ではピークラインがみられなかった。ゆえに FFT で誤認識したと考えられる。一方, ORB では特徴点の分布が変化しており, 研磨痕が正しく捉えられたため, 識別できたと考える。以上から, ORB は表面粗さ推定に有効な特徴量であるといえる。

以上より, 磁気研磨面の表面粗さの識別分類を交差検証で実施した結果, 正答率は最大 93%であり良好な結果を得られた。また, 局所特徴量である ORB を採用した学習器を用いた場合, 未知の表面粗さを持つ加工面に対しても, 正答率は 90%であり, 高い汎化性能を有することがわかったため, 目的である研磨面の表面粗さのインプロセス推定を達成した。

磁気研磨加工の高能率化のために, 金属積層造形 (AM) 製マルエージング鋼の磁気研磨において適切な研磨剤構成要素の混合比を調査した。研磨剤を最適化することで, 表面粗さを効率的に良好な状態に仕上げることができる。研磨剤の基本的な構成は, ベース液が油ベースの磁性流体, 磁性粒子としてカルボニル球状鉄粉, 砥粒としてホワイトアルミナ砥粒, 増粘剤として α セ

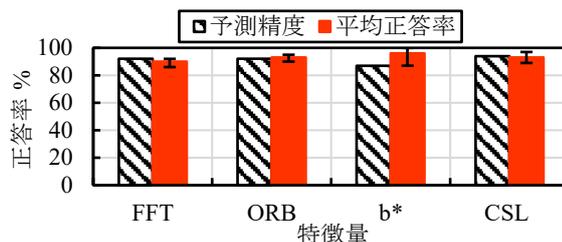


図 7 特徴量の種類による正答率の結果

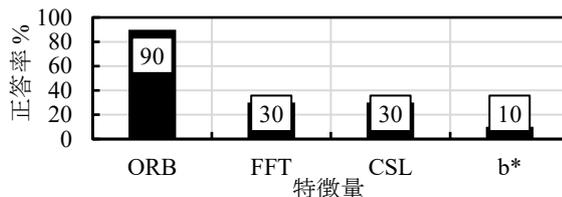


図 8 一般性検証における正答率の評価結果

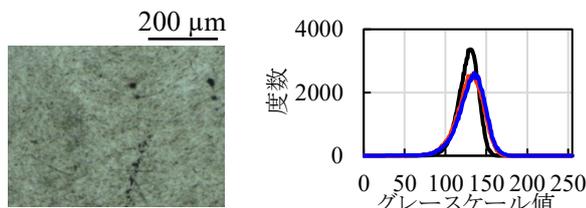


図 9 0.04 $\mu\text{m Sa}$ 画像

図 10 グレースケールヒストグラム

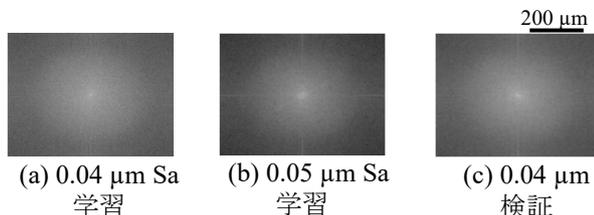


図 11 FFT のパワースペクトル図

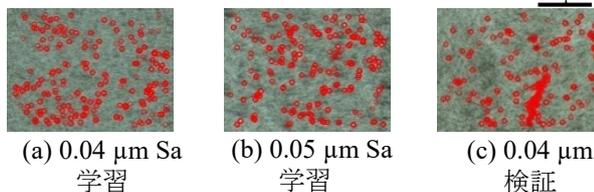


図 12 ORB で検出された特徴点

ルロース，界面活性剤としてオレイン酸ナトリウムである．このうち，球状鉄粉と α セルロースの含有量，ホワイトアルミナ砥粒の粒径を変化させて，材料除去量を比較することで最適研磨剤を導出した．試験片はハイブリッド金属 AM 機でマルエージング鋼を造形し，磁気研磨加工前の表面粗さを一様にするために，被削材をフェイスミルで平面切削した．前加工面に対して，構成を変化させた種々研磨剤を用いて，多関節ロボット研磨機において研磨加工実験を行った．各構成要素が材料除去量に与える影響を定量化するために，実験計画法を用いて実験した．実験条件数は，鉄粉質量と α セルロース質量，砥粒径の3要素を各4条件設定し，これらを組合せた合計16条件である．研磨条件は先行研究の結果を準じて，工具回転数は500rpm，送り速度は5mm/min，研磨ギャップは0.5mmである．図13の要因効果図に示すように，球状鉄粉質量が大きく砥粒径が小さいときに材料除去量は大きくなった． α セルロースの増加により研磨圧力が大きくなることで材料除去量が増加すると思われたが，大きな影響は示さなかった．本実験の結果より，各構成要素の含有量は，磁性流体を36.6wt%，カルボニル球状鉄粉を33.1wt%，砥粒を18.7wt%， α セルロースを7.9wt%，オレイン酸ナトリウムを3.7wt%とし，砥粒径を $\phi 1\mu\text{m}$ とした研磨剤が適切であると示した．以上より，金属AM製マルエージング鋼の磁気研磨を，多関節ロボット研磨機を用いて自動かつ高能率に実施できる新たな手法を開発した．

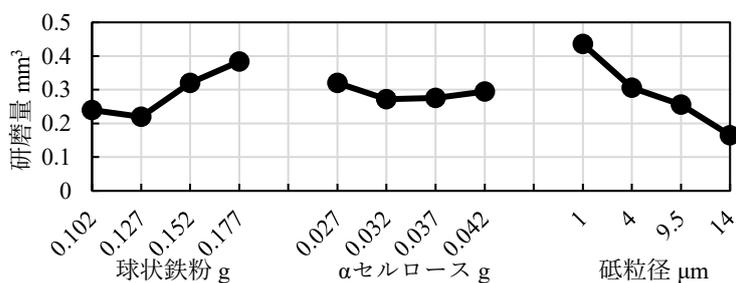


図13 研磨構成要素の要因効果図

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 古木辰也, 入口大輝, 上坂裕之	4. 巻 67
2. 論文標題 教師あり学習を用いた研磨加工面画像に基づく表面粗さ推定法の開発	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 砥粒加工学会誌	6. 最初と最後の頁 30-35
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 入口大輝, 古木辰也, 上坂裕之
2. 発表標題 多関節ロボットアームを用いた金属AM製金型の磁気研磨法の開発
3. 学会等名 2021年度砥粒加工学会学術講演会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------