

物体認識を用いた自動研磨システムの開発

滑川, 真央 / Namekawa, Masahiro

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

60

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2019-03-31

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00021977>

物体認識を用いた自動研磨システムの開発

NEURAL NETWORK FOR OBJECT RECOGNITION AND ITS APPLICATION FOR AUTOMATIC POLISHING

滑川真央

Masahiro Namekawa

指導教員 チャピ・ゲンツイ 教授

法政大学大学院理工学研究科機械工学専攻修士課程

Polishing is a time-consuming and tedious job that needs a considerable amount of high-precision skills. Since it requires human skills, it is difficult to perform with a robot. In this paper, we propose an automatic polishing system. It is composed of two subsystems, a six-axis polishing robot manipulator and a polishing grinder. The proposed system, first, is able to recognize the requested object using the Faster R-CNN method, and then polish the object by a grinder. The polishing data are generated from a force sensor, which is used to control the position feedback of the robot manipulator during polishing. Some polishing experiments on the objects are performed to evaluate the performance of the polishing robot system. The experimental results show that our proposed method achieves good performance on the robot polishing tasks.

Key Words : Polishing, Industrial Robot, Deep Learning, Force Sensor

1. 緒言

平成 24 年に総務省が発表した「日本の人口推移」[1]によると、国内の生産年齢人口は年々減少しており、2060 年には約 50%になるという予測がされている。働き手が少なくなるため、それを補う手段としてロボットを用いた自動化が拡大している。近年、ロボット産業は、生産現場に産業用ロボットが普及し、生産の自動化が進むなど著しく成長している。NEDO が発表した「ロボット総合市場調査書」によると、ロボット産業は 2035 年には約 9.7 兆円の市場にまで成長すると予測されている。しかし、研磨等の加工分野では、未だロボットの導入事例は少なく、自動化が遅れているという現状がある。その理由には、加工作業は人間の感覚や技能を要するため、ロボットにとって代わることが困難となっていることが挙げられる。現状では、熟練作業者の手作業で行われることが多いが、生産年齢人口の減少が進んでいることもあり、将来的に自動化が強く求められる分野である。

研磨作業においては、人間の視覚と触覚が大切である。そのような感覚をデジタル化するためには、それぞれの役割を担うデバイスを使用することが必須である。今日では、AI やセンシング、画像処理といった自動化に必要な技術の進歩が著しく、これらの技術を組み合わせることで、これまで成し得なかったような

ことが可能になる。

研磨作業の自動化に関する研究は以前からなされている。産業用ロボットを用いた研究[3][4]では、研磨作業を行うために、研磨経路の自動生成が開発された。この研究では、研磨が難しい曲面を自動で研磨することに焦点が当てられており、その研磨経路の生成では CAD などを使用して自動化している。また、自動でバリ取りや研削を行う研究[5-9]もすでに行われている。Wang ら[10]は、大きな金型表面を研磨することができる新しい自己決定研磨ロボットの開発した。Tian ら[11]は、曲面に対する自律ロボットの研磨圧力を調べた。Kevin ら[12]は、自由度の高い高速研磨ロボットアームのメカニズム/スピンドルを開発、改良した。人間の腕を模倣することによって、複雑で薄い部品なども研磨することができるようになった。しかし、ロボットを用いて物体の認識から研磨までを自動で行う研究報告は未だ無い。

本研究では、物体認識のためにディープラーニングを使用し、物体の選定から研磨までの工程を完全自動で行うシステムの開発を目的とする。本稿では、ディープラーニングによる物体の自動認識と、力覚センサからフィードバックされるデータをパラメーターとしたロボット制御を組み合わせることで自動研磨システムの開発を行ったので報告する。

2. 自動研磨システム

(1) 自動研磨システムの概要

開発したシステムの概要全体構成を Fig.1 に示す。また、実験環境を Fig.2 に示す。

本システムは小型産業用ロボット、制御用 PC、2つの USB カメラ、6 軸力覚センサ、研磨機で構成されている。

(2) 小型産業用ロボット

本研究で使用した垂直多関節ロボットは、DENSO 社製の VS-050 である。「より速く、より小さく、より使いやすく、常識の向こう側へ」をコンセプトとして開発されている。本機は、コンパクト化してあることから、工場や大型施設でなくても利用可能である。アーム最大幅は 193mm、手首幅は 95mm、最大リーチ長さは 500mm、可搬質量は 4kg まで対応可能である。

(3) 研磨対象物体

本実験で使用した研磨対象物体を Fig.3 に示す。①は円形状で直径 48mm である。②は半円形状で直径 48mm である。③は立方体で一辺 29mm である。④は三角形形状で一辺の長さは 45mm、45mm、67mm である。

(4) USB カメラ

使用した USB カメラは、Buffalo 製 BSW200MBK である。本研究では、使用用途が異なる 2 つの USB カメラを使用している。それぞれ USB カメラ 1、USB カメラ 2 とする。撮影サイズは、横 1920 ピクセル、縦 1080 ピクセルである。USB カメラ 1 は、物体が置かれた机から 525mm 上に、USB カメラ 2 は同じく 325mm 上に設置している。

(5) 6 軸力覚センサ

ロボットアームとグリッパー間に 6 軸力覚センサを装着している。使用したものは、株式会社レプトリノ製 055YA251 である。X、Y、Z の直交する 3 方向の軸力と各軸まわりの力（モーメント）を検出できる。定格容量は、軸力は $\pm 250\text{N}$ 、モーメントは $\pm 6\text{Nm}$ である。本研究では、軸力 F_z をパラメーターとして利用する。これは取り付けられたロボットアームに対して垂直方向に作用する成分である。

3. 物体認識と研磨におけるロボット制御

(1) ディープラーニング

ディープラーニングとは、機械が自動的にデータから特徴を抽出してくれるディープニューラルネットワーク(DNN)を用いた学習のことである。DNN とは、ニューラルネットワークというパターン認識をするよう設計された人間や動物の脳神経回路をモデルとしたアルゴリズムを多層構造化したものである。特に画像認識技術においては、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いるのが一般的であり、代表的なも

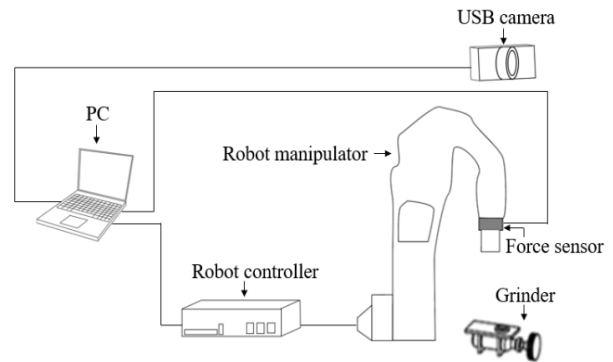


Fig.1 The structure of the overall system

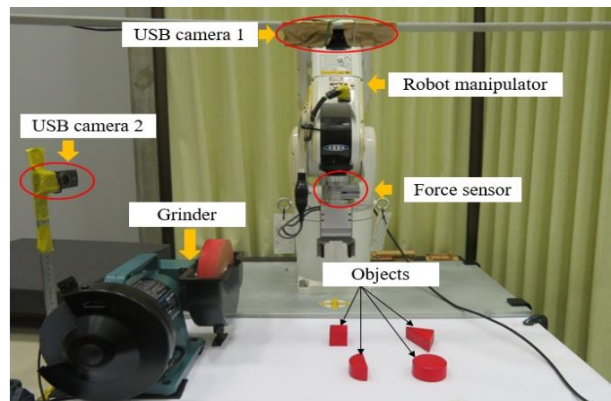


Fig.2 Experimental environment

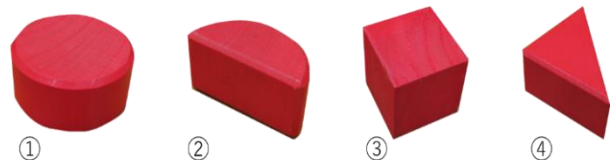


Fig.3 Polishing objects

のに Faster R-CNN がある。

(2) Faster R-CNN

Faster R-CNN の構造を Fig.4 に示す。2 つのモジュールから構成されており、1 つは領域を提案する畳み込みニューラルネットワーク(D-CNN)であり、2 つ目は提案された領域を使用する Faster R-CNN 検出器である。システム全体は、物体認識のための単一かつ統一されたネットワークである。RPN モジュールは、Faster R-CNN モジュールが物体を探す場所を案内するためのものである。

a) Region Proposal Networks (RPNs)

RPN ネットワークは、入力として画像を取得し、各物体のオブジェクト性スコアを持つ出力として長方形の物体提案のセットを生成する。提案を生成するために最後の共用畳み込みレイヤーによってフィーチャーマップ上に小さなネットワークを取り入れ、入力

として畳み込み特徴マップの[n n]空間ウィンドウを取得する。アンカー（プリアオーバーまたはデフォルトの境界ボックスとも呼ばれる）は、スライドウィンドウに中央に配置されたスケールとアスペクト比を持つボックスで、Faster R-CNNで重要な役割を持つ。RPNをトレーニングするために、各アンカーにバイナリクラスラベルを割り当て、物体であるかを検証した。また、マルチタスクロス関数に従うことで、目的関数を最小化した。

b) RPN と Fast R-CNN の機能の共有

検出ネットワークに Fast R-CNN を用いる。RPN および Fast R-CNN は、異なるレイヤーの畳み込みレイヤーを変更し、それぞれ独立してトレーニングされている。使用したネットワークでは、2つの別々のネットワークをトレーニングするのではなく、2つのネットワークが畳み込みレイヤーを共有する。共有機能を備えたトレーニングネットワークには、次の4つのステップが含まれている。

Step 1 : RPN のトレーニング。

Step 2 : Step 1 の RPN の提案を用いた Fast R-CNN ネットワークのトレーニング。

Step 3 : Fast R-CNN とのウェイト共有を用いた RPN の再トレーニング。

Step 4 : 更新された RPN を使用して Fast R-CNN を再トレーニングし、このプロセスを反復する。

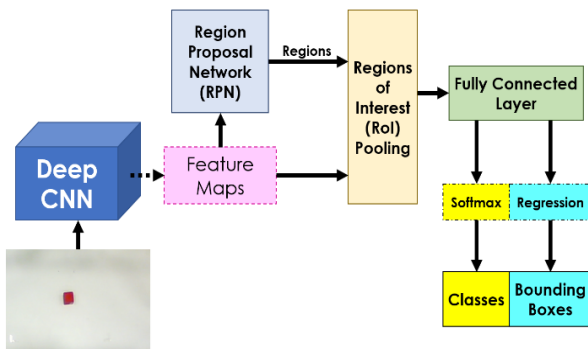


Fig.4 Flow of Faster R-CNN

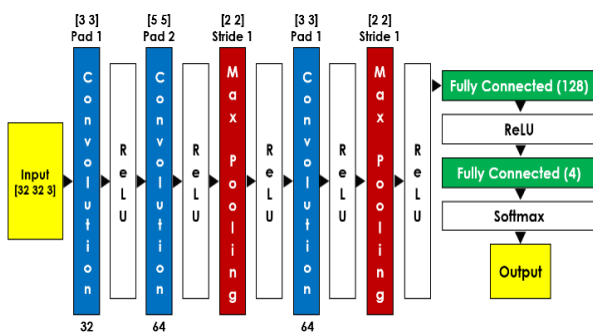


Fig.5 The structure of the deep CNN inside of Faster R-CNN

c) ネットワーク実装の詳細

ネットワークの詳細な実装を Fig.5 に示す。カメラからの画像上の提案されたアプローチをリアルタイムでトレーニングし、テストを行う。まず、入力レイヤーの画像のタイプとサイズを定義する。入力サイズとは、分類タスクにおける入力画像のサイズである。検出を行うために、CNN は画像の小さな部分を分析する必要があるため、入力サイズはデータセット内の最小オブジェクトサイズよりも小さくなければならない。データセットでは、すべてのオブジェクトが[32 32]より大きいので、[32 32 3]の入力サイズを選択する。次にネットワークの中間層を定義する。中間層は、畳み込み層、活性化関数(ReLU)、およびマックスプール層の反復ブロックから構成される。ネットワークを定義した後、b項で記した4つのステップで検出をトレーニングする。最後の2ステップは微調整ステップ(精度を上げるために重みを変更する)であるため、最初の2ステップよりも学習率が高い。最後に、Faster R-CNN 検出器をトレーニングし、マルチスケールオブジェクト検出の精密な分解能を可能にしている。

(3) トレーニングデータの作成

使用した4つの物体を Faster R-CNN によって学習させた。USB カメラで物体1つのみの画像をそれぞれの物体で300回と、4つの物体を一緒にした画像を300回撮り、合計1500枚の画像を MATLAB イメージラベラーでラベリング処理を行った。その後、学習プログラムでトレーニングデータを作成した。

(4) 物体の研磨

物体研磨の手法は、定位置に固定された研削盤に対してロボットアームを垂直方向に動作させ、把持した物体を押し当てる。その際にロボットアームはフィードバック制御によって動作する。ロボットアームのフィードバック制御で用いた関係式を次式で示す。また、研磨動作を Fig.6 に示す。

$$R_x = K_p \times (F_G - F) + K_d \frac{d(F_G - F)}{dt} \quad (1)$$

R_x : ロボットアーム高さの操作量

K_p : 比例ゲイン

F_G : 目標センサ値

F : 現在のセンサ値

K_d : 微分ゲイン

F_G は、どれだけの力をかけて研磨するかを決める値であり、このパラメーターによって研磨力が変わってくる。 K_p と K_d のパラメーターでは、小さい数字変化でもアームの動作として大きく変わってくることから、これらの適正値の決定は重要である。

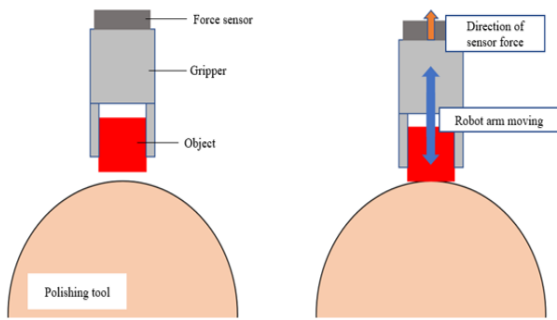


Fig.6 State of polishing operation

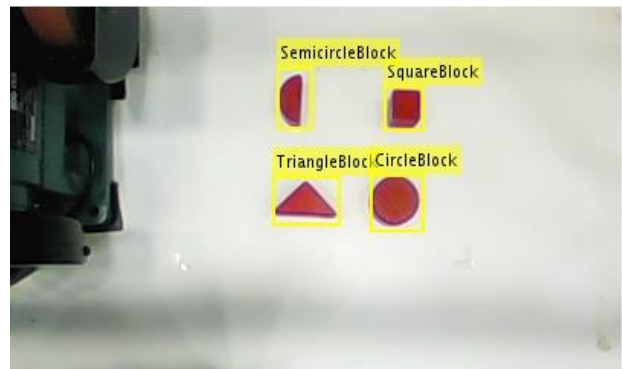


Fig.7 Object detection result

4. 実験結果

(1) 物体検出

Faster R-CNN によってトレーニングデータを作成した物体をロボットアームが把持できる範囲内にランダムに配置した。USB カメラ 1 でスナップショットを撮り、学習された Faster R-CNN メソッドによって検出動作プログラムが実行される。物体検出の結果を Fig.7 に示す。実験内容としては、USB カメラ 1 でスナップショットを 100 回撮り、その時の検出成功と検出失敗の割合をみた。その結果を Table 1 に示す。検出動作のためのマッチングスコア(確率)として、0.95 の閾値を使用しており、マッチングスコアが閾値より大きい場合は、物体が検出され、それぞれがどの位置にあるのかに加え、どの種類の物体であるかも認識される。閾値がそれ以下の場合では、「要求された物体は検出できません」というメッセージが表示されるプログラムを構築している。表 1 で示す結果の通り、概ね安定して自動検出が可能であるが、検出失敗も出ている。この原因として、照明の当たり方や、物体の向き等、トレーニングデータと異なる状態で検出動作が実行されたことが考えられる。検出の精度をより高めるためには、学習のサンプル画像を増やすことや、条件を変更してトレーニングデータを作成するのが良いと考える。

検出が成功した物体にはバウンディングボックスが与えられる。バウンディングボックスは、物体の位置とサイズから構成されており、 $[x, y, width, height]$ の形式となる。これらのデータから物体の位置データを得ることができる。その位置データをプログラム処理でロボット座標に変換することによって、ロボットアームは物体位置を特定する。

本研究で使用したロボットアームのグripperは、形状が単純であり、立方体の物体しか把持することができなかった。そのため、後に続く実験においても立方体のみを使用している。

Table 1 Accuracy of object detection

	① Circular block	② Semicircular block	③ Triangle block	④ Square block
Detection success [-]	95	100	94	97
Detection failure [-]	5	0	6	3
Probability of success (%)	95	100	94	97

(2) 物体のサイズ計測

自動で検出された物体は、ロボットアーム先端部のグripperによって把持された後、定位置に設置された USB カメラ 2 の撮像位置まで移動する。

本実験では、グripperの形状より 4 つの物体のうち 1 つのみを選定して、ディープラーニングを使用した自動認識で、物体の実サイズの計算を行った。認識前の USB カメラ 2 のスナップショットを Fig.8(a)、認識後のスナップショットを Fig.8(b) に示す。また、50 回スナップショットを撮り、自動認識でサイズの計算処理を行い、実サイズに対しての正確度を検証した。Fig.9 に実験値と平均値のグラフを示す。実サイズ 29mm に対して、50 回の平均値が 29.24mm という結果となった。問題点として、ピクセル数を用いた計算のため、カメラの解像度によって正確度が上下してしまうことが挙げられる。

(3) 物体研磨

物体を研磨する際のロボット制御では、P 制御と PD 制御でどちらが安定して均一な力で研磨を行えるかを比較、検討した。使用したパラメーターを Table 2 に示す。

P 制御を用いた研磨中のセンサ値を Fig.10(a) に示す。目標センサ値に近い値を維持しながら研磨することができた。 K_p 値を大きくすると、センサ値の振動も大きくなり、均一な力で研磨できているとは言い難く、最も安定した K_p 値が 0.05 であった。それでも多少セ

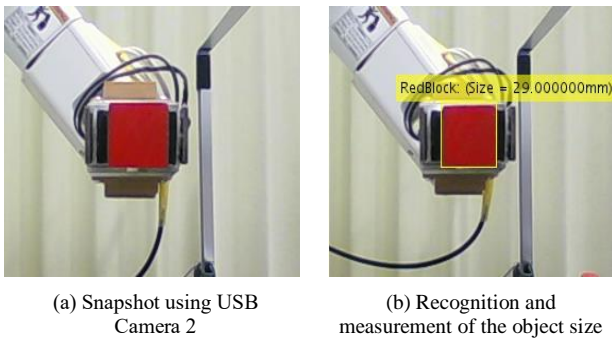


Fig.8 Object recognition and size measurement

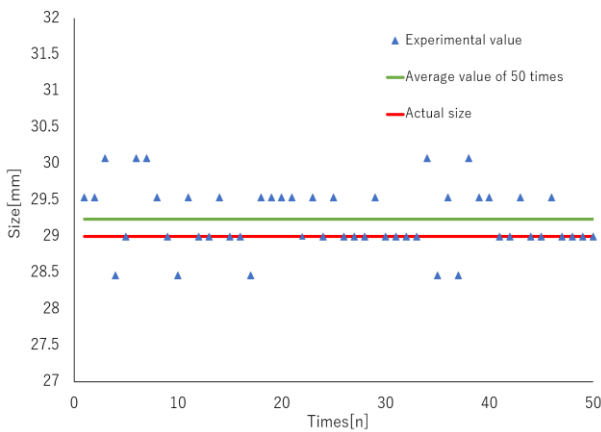


Fig.9 Size measurement results

ンサ値に振動がみられるのは、研削盤自体が振動していたり、回転している研削面が完全には平らではないため、予期せぬ入力が発生したりしたためだと考えられる。

次に、PD制御を用いた研磨中のセンサ値をFig.10(b)に示す。PD制御では、P制御と比較してセンサ値の振動周期が大きい結果となった。ロボットアームの動作が素早いことが安定したセンサ値を維持するために必要なことであり、PD制御では、P制御よりもロボットアーム動作速度が遅くなったことが考えられる。このことから、本システムでは物体の研磨を行うロボットアーム制御において、P制御が最適であると考えた。

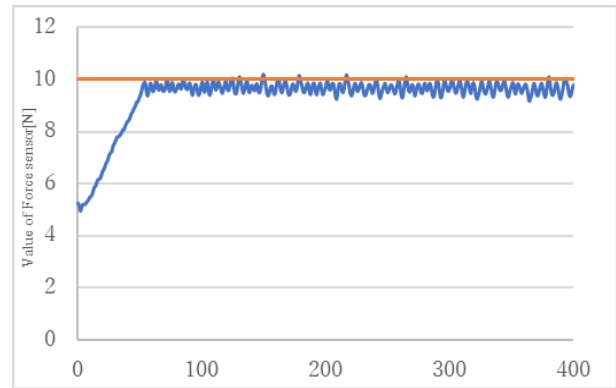
ロボットアームをP制御で動作させ、研磨した物体をFig.11で示す。研磨後の表面は、研磨前と比較して色がしっかり落ち、表面の滑らかさも増した。この結果より、構築した研磨手法によって、物体を自動で研磨することに成功した。

(4) 本システムでのロボット動作

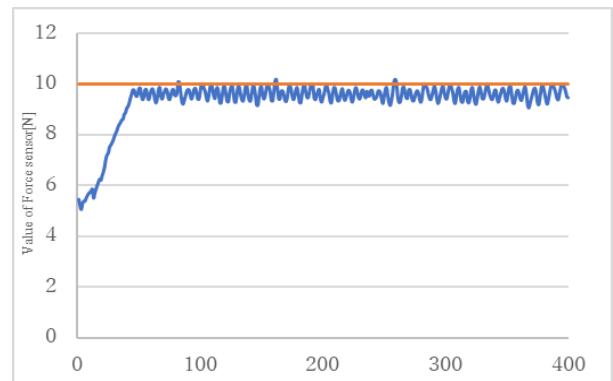
開発したシステムでのロボット動作をFig.12に示す。一連動作の動画から重要である部分を抜粋している。作成したプログラムを実行すると、ロボットは①から⑥の順番で動作していく。

Table 2 Force feedback gains for object polishing

		P control	PD control
Proportional gain [-]	K_P	0.05	0.05
Differential gain [-]	K_d	0	0.01
Target sensor value [N]	F_G	10	10



(a) Sensor data under P control



(b) Sensor data under PD control

Fig. 10. Plotting of force sensor data during polishing

ロボット初期位置：ロボットの初期位置は、固定である。(Fig.12 ①)

物体把持：USBカメラ1で撮影した画像から物体を検出した後、ロボットアームが物体上まで動作し、把持する。(Fig.12 ②)

物体のサイズ計測位置：USBカメラ2の撮像位置までロボットアームを動作させ、把持された物体を撮影しサイズを計測する。(Fig.12 ③)

研磨準備位置：物体の研磨を行うため、定位置に固定された研削盤に合わせた位置に移動する。(Fig.12 ④)

研磨中の状態：物体を砥石に押し当てる。(Fig.12 ⑤)

研磨終了後のロボット位置：指定した位置までロボットアームを動作させる。(Fig.12 ⑥)

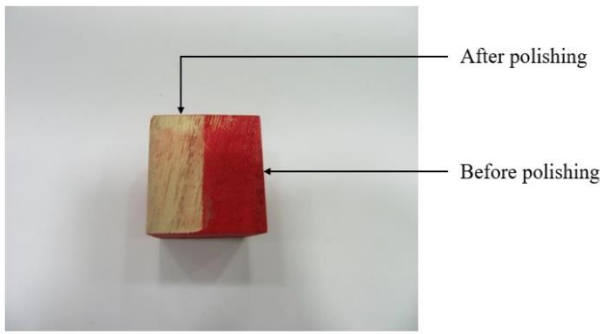


Fig.11 Polishing result

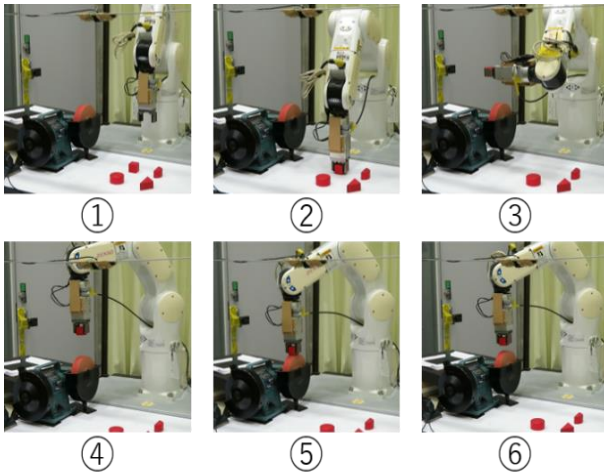


Fig.12 Video capture of the robot polishing process

5. 結論

本研究では、小型産業用ロボットを用いて物体の自動研磨を行うため、以下のことを行った。

(1) ディープラーニングを適用した物体認識

物体認識では、ディープラーニングを適用し、自動で物体の検出とサイズ測定を行うシステムを構築した。

実験を行った結果、トレーニングデータを作成することで、効率的な物体検出とサイズ測定が可能であることを確認した。

(2) 力覚センサを用いたロボット制御

力覚センサを用いて、研磨中に物体にかかる力をセンシングしながら、ロボットアームを制御する研磨方法を確立した。

P制御とPD制御で実験した結果、P制御のほうが良いことが分かった。

(3) 開発したシステムでの研磨実験

(1)と(2)を組み合わせた自動研磨システムを開発した。

開発したシステムによって、一連の研磨作業を行う実験を行った結果、物体を自動で研磨することに成功した。

参考文献

- 1) 総務省「日本の人口推移」
<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc141110.html>
- 2) NEDO「ロボット総合市場調査書」
https://www.nedo.go.jp/news/press/AA5_0095A.html
- 3) 植木祐輔, 森重功一, 石田徹, 竹内芳美: 産業用ロボットによる研磨作業の自動化—曲面の曲率を考慮した経路生成—, 精密工学会誌, 70, 12, (2004) p.1522-1526
- 4) 葛 東方, 竹内芳美, 浅川直紀: ロボットによる磨き作業の自動化 (第2報) —干渉回避した磨き経路の自動生成—, 日本機械学会論文集(C編), 59, 561, (1993) 1574
- 5) T. Stepien, L. Sweet, M. Good, and M. Tomizuka: “Control of tool/workpiece contact force with application to robotic deburring”, IEEE Journal on Robotics and Automation, Vol. 3, No. 1, pp. 7-18 (1987).
- 6) H. Kazerooni, and M.G. Her: “Robotic deburring of two dimensional parts with unknown geometry”, In Proceedings of IEEE International Symposium on Intelligent Control, pp. 459-464 (August 1988).
- 7) D.E. Whitney, A.C. Edsall, A.B. Todtenkopf, T.R. Kurfess, and A.R. Tate: “Development and control of an automated robotic weld bead grinding system”, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol. 112, No. 2, pp. 166-176 (1990).
- 8) M.G. Her, and H. Kazerooni: “Automated robotic deburring of parts using compliance control”, Journal of dynamic systems, measurement, and control, Vol. 113, No. 1, pp. 60-66 (1991).
- 9) G.M. Bone, M.A. Elbestawi, R. Lingarkar, and L. Liu: “Force control for robotic deburring”, Journal of dynamic systems, measurement, and control, Vol. 113, No. 3, pp. 395-400 (1991).
- 10) G. Wang, Y. Wang, L. Zhang, J. Zhao, and H. Zhou: “Development and polishing process of a mobile robot finishing large mold surface”, Machining Science and Technology, Vol. 18, No. 4, pp. 603-625 (2014).
- 11) F. Tian, Z. Li, C. Lv, and G. Liu: “Polishing pressure investigations of robot automatic polishing on curved surfaces”, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol. 87, No. 1-4, pp. 639-646 (2016).
- 12) J.S. Kevin, S. Zhuang, and D. Xie: “Development and Design of High-Speed Polishing Robot/Structural Analysis”, In International Conference on Mechatronics and Intelligent Robotics, pp. 610-617 (May 2018).