法政大学学術機関リポジトリ

HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2024-12-27

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 APPLICATIONFOR AUTOMATIC POLISHING

滑川真央

Masahiro Namekawa 指導教員 チャピ・ゲンツィ 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て自動研磨システム 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±250N,モーメントは±6Nm であ る.本研究では,軸力 Fz 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いてのロボット制御

(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 ー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 とのウエイト共有を用いた 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]より大きいため、[32323]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.

$$R_X = K_P \times (F_G - F) + K_d \frac{d(F_G - F)}{dt}$$
(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

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リッパーは, 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 法体のみを使用している.



Fig.7 Object detection result

| 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 グリッパー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、グリッパーの形状より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





(a) Snapshot using USB Camera 2

(b) Recognition and measurement of the object size

Fig.8 Object recognition and size measurement





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





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.12④) 研磨中の状態:物体を砥石に押し当てる.(Fig.12⑤) 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.12⑥)

参考文献



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. 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).

 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).

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).