

協働ロボットによる製造自動化技術の開発(第3報)

間瀬 慧*
MASE Satoshi*

要旨 本研究では、少量多品種生産への対応可能なロボットとして、画像認識技術の高度化により自動で部品の位置と姿勢と併せて部品の種類も認識するシステムの開発に取り組む。本報告では、把持対象の位置と姿勢の推定に用いる3DCADデータの点がエッジ部分にのみ存在していたため、その増強と特徴点マッチングによる対象の位置と姿勢の認方法について検討を行った。その結果、3DCADデータの点の増強にはメッシュ再構成を用いると形状の崩れがほぼない状態で点を増強できること、また、FPFH特徴量とRANSACアルゴリズムを用いた特徴点マッチングにより位置と姿勢の認識が可能であることを確認した。

1 はじめに

近年、製造業における人手不足が深刻化しており、人材確保に何らかの課題のある企業は94.8%となっている¹⁾。特に大企業に比べ中小企業における人材確保の課題は深刻であり国内製造業のうち、人材確保の問題がビジネスにも影響が出ている中小企業は36.2%にも上っている²⁾。

これらの問題に対し有効な対応の一つはICTや自動化技術を活用したDX(デジタルトランスフォーメーション)の推進である。

製造業におけるDXを進める代表的な方法の一つが産業用ロボットを活用した製造プロセスの自動化である。産業用ロボットは専用機械に比べ、多様なタスクを行うことが可能となっている。

新しいタイプの産業用ロボットとして協働ロボットに注目が集まっている。従来の産業用ロボットは作業者の安全性を確保するためにロボットを安全柵で囲い、動作中は作業者が柵の中に立ち入ることは出来ない。これに対し、協働ロボットは本体に安全に関するセンサが組み込まれており、適切にリスクアセスメントを行うことで安全柵無しでの設置が可能となっている。安全柵が不要なため設置スペースが従来の産業用ロボットに対して小さく済み、また設置場所の変更が容易であることから複数のロボットの導入が資金的・スペース的に困難な中小製造業での活用が進んでいる。

ロボットを活用した自動化が求められている工程として生産ラインへの部品の供給・搬送がある。一般的に部品はコンテナ内にランダムで配置されている場合が多く、事前に動作をプログラムしてロボットに部品を把持させることは難しい。そのため画像認識等を組み合わせることで把持対象の位置・姿勢を認識する技術について研究開発が行われている³⁾。

そのような中で、中小企業においては製品の設計変更や複数メーカーの製品など多種多様な部品を扱うことが多い。

そこで、本研究では画像認識技術の高度化により自動で機械部品の位置と姿勢を併せて部品の種類・形状も認識するシステムの開発に取り組む。

本報告では把持対象の位置と姿勢の推定に用いる3DCADデータの点がエッジ部分にのみ存在していたため、その増強と特徴点マッチングによる対象の位置と姿勢の認方法について検討を行った結果について報告する。

2 システム構成

ランダムで配置された部品を把持するには、部品の3次元での位置と姿勢の情報が必要となる。そこで、本研究では図1の3Dカメラ Zivid Two M70 (Zivid製)を用いる。その仕様は表1のようになり、色付きの点群データとRGB画像が高精細に出力可能となっている。



図1 導入した3Dカメラ

表1 3Dカメラ仕様

メーカー	Zivid
型式	Zivid Two M70
撮像距離	0.5-1.1m
分解能	0.39mm (撮像距離0.7m)
撮像時間	80ms~1sec
出力データ	3D(XYZ)+Color(RGB)
画像サイズ	1944×1200画素(2.3MP)
インターフェース	10GigE

また今回、深層学習や認識、点群の処理には表2のワークステーションを用いている。

表2 ワークステーション仕様

型式	DAIV FW-X3N40
OS	Windows 11 Pro for Workstations
プロセッサ	Xeon w3-2423 プロセッサ
RAM	64GB
GPU	NVIDIA RTX A4000 16GB

*機械システム係

次に本研究に用いる協働ロボットUR5e (Universal Robots製)の外観を図2に示す。また、UR5eの主な仕様を表3に示す。

UR5eは6自由度のロボットアームとなり可搬重量は5kgで産業用ロボットの安全規格ISO 13849-1に準拠しており協働作業が可能である。



図2 協働ロボット (UR5e)

表3 協働ロボット仕様

型式	UR5e
メーカー	Universal Robots
可搬重量	5kg
リーチ	850mm
自由度	6軸 (ジョイント)
位置繰返し精度	±0.03mm (荷重負荷状態で測定、ISO9283に準拠)
標準TCP速度	1メートル/秒
電源	100-240VAC, 47-440Hz

3 画像認識の処理の流れ

本研究では機械部品の把持を想定している。そのため対象の3DCADデータを有しているものとする。3DCADデータがある場合、3Dカメラ等で取得した3Dデータの中から3DCADデータと一致する部分を見つけることで把持対象の位置と姿勢を推定することが出来る。この推定には特徴量とRANSACを用いたマッチング⁴⁾やICPアルゴリズム⁵⁾を用いることが出来る。ただし、3Dカメラ等で取得した3Dデータ全体から一致する部分を見つけることは探索する範囲が大きく計算量が大きくなる。そこで前処理として深層学習を用いて把持対象の可能性が高い範囲を抽出する。今回の目標である部品の位置と姿勢を併せて部品の種類・形状を認識するために図3に示す流れで処理を行うことにした。

RGB-D画像と点群は共に3Dデータであり相互に変換が可能であるが、それぞれの特徴は異なる。RGB-D画像は通常のRGB画像と深度画像(カメラからの距離を画素値として持っている画像)を組み合わせたもので技術的な蓄積が進んでいる2次元画像向けの深層学習を用いた認識が可能となる。これに対して点群は取得した3次元で取得した座標値の集合となっており、並進や回転、座標変換は容易であり点群マッチングやICPアルゴリズムを用いる環境が整っている。しかし、深層学習における学習済みネッ

トワークや大規模データセットが整備されておらず深層学習を用いるには学習コストが大きい。そこで、深層学習による認識が必要な把持対象の種類を認識、把持対象の形状の抽出にはRGB-Dを用いて、位置と姿勢の推定には特徴点マッチングやICPアルゴリズムといった点群マッチングを用いる環境が整っている点群を用いることにした。

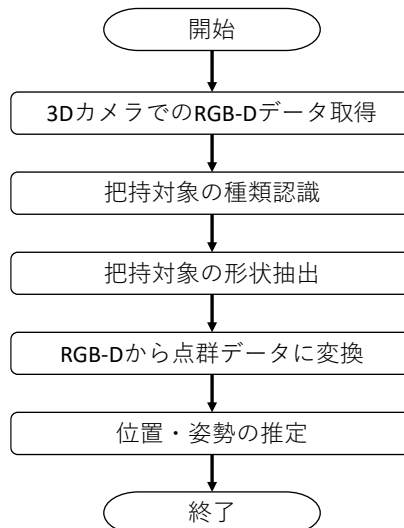


図3 認識フロー

4 CADデータの点の増強

本研究では特徴点マッチングやICPアルゴリズムを用いて、3Dカメラの光学原点に配置したCADデータと3Dカメラで撮影したデータから把持対象の部分を抽出した3Dデータの間の剛体変換を推定することで位置と姿勢の推定を行う。そのため、CADデータと把持対象の部分を抽出した3Dデータの点は似通っている必要がある。これに対して、今回の把持対象である歯車のCADデータをMeshLab⁶⁾で読み込むと図4のようになり、黄色の部分がCADモデル上の点になり、エッジ部分には点があるもののそれ以外にはほとんど点が存在しない。



図4 CADデータ

前報⁹⁾において3Dカメラで撮影したデータから把持対象の部分を抽出した3Dデータが図5のようになる。こちらはOpen3D⁷⁾で読み込んでおり、表示が異なっていて点のみが表示されているが細かい形状まで表示されており、高密度で点が存在することが分かる。



図5 把持対象の抽出結果

このようにCADデータと3Dカメラのデータで点の密度が大幅に異なっているため点群マッチングでは上手く認識がされない可能性が高く、CADデータの点の数を増やす必要がある。

今回、これに対して以下の3つにより点の数が増やせるかをトライした。

- ① 3DCADで読み込み、メッシュを細かくして出力
- ② メッシュ細分化 (Subdivision Surfaces)
- ③ メッシュ再構成 (Remeshing)

①についてはSolidworks2022にSTEPデータでCADデータを読み込み、偏差、公差、最大ファセットサイズを全て最小にしてSTLでエクスポートを行った。②、③についてはMeshLabにSTLで読み込み、ソフトウェアが持っているメッシュ細分化、メッシュ再構成機能を用いた。

その結果、①については図6のようになり、エッジ部分の点の密度は上がったがそれ以外は点が増えなかった。



図6 3DCADによるメッシュ細分化

②については図7のようになり、この時の実行条件を表4に示す。点は増えているものの、元の形状が崩れてしまっており、これについては手法やパラメータを変更しても同様だった。

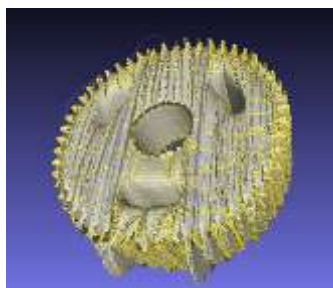


図7 MeshLabによるメッシュ細分化

表4 メッシュ細分化条件

Algorithm	Butterfly Subdivision
Iterations	3
Edge Threshold	1%

③については図8のようになり、この時の実行条件を表5に示す。条件についてはTarget LengthをZivid TwoのWD=700mm時のSpatial resolutionの値として、Iteration、Max. Surface Distanceを試行錯誤で決めて、それ以外はデフォルト値としている。結果、形状を崩さずに点を増やすことが出来た。

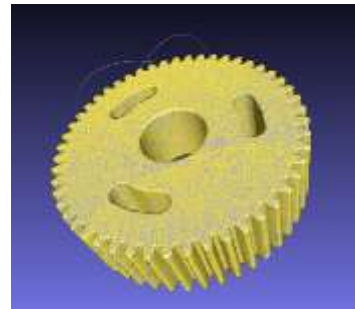


図8 メッシュ再構成

表5 メッシュ再構成条件

Algorithm	Isotropic Explicit Remeshing
Iterations	10
Target Length	0.39
Create Angle	30
Max. Surface Distance	0.50%

5 位置と姿勢の推定

次に点群マッチングを用いた位置と姿勢の認識を行うプログラムを作成した。剛体変換を推定する手法として代表的なものにICPアルゴリズムと特徴点マッチングがあるが、今回はある程度、両方の点群に距離があっても剛体変換を推定可能な特徴量マッチングを用いることとした。

特徴量マッチングは①特徴点検出、②特徴量記述、③対応点探索、④姿勢計算の順で処理を行い⁷⁾、今回は特徴点には全点、特徴量記述にはFPFH特徴量、対応点探索には全探索、姿勢計算にはRANSACアルゴリズムを用い、実装にはOpen3Dを使用した。各処理のパラメータはOpen3Dの公式ドキュメントにおけるサンプルコード (https://www.open3d.org/html/tutorial/pipelines/global_registration.html) のパラメータを使用した。

実装したプログラムの動作を確認するためCADデータを原点と適当な場所に配置した状態で位置と姿勢の推定を行った。3Dカメラのデータを使わず、両方ともCADデータを用いた理由としては上手く認識が出来なかった場合に3Dカメラのデータに含まれるノイズや歪、オクルージョンなどの点群マッチングを阻害する要因が原因なのか、あるいは作成したプログラムが原因なのかの切り分けが出来ないためである。今回、認識させるターゲットのCADデータはX=20.0、Y=22.0、Z=600の位置に配置して、X軸を中心と

して30°回転させた。位置については3Dカメラのデータから前報にて抽出した把持対象のおおよその中心座標をピックアップし、回転については3Dカメラのデータから目測したおおよその角度を用いた。位置と姿勢の推定を行った結果が図9ようになる。

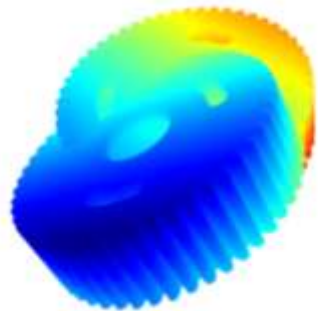


図9 位置・姿勢認識テスト結果

位置・姿勢ともにかなりずれてしまっており、加えて認識が完了するまでに20分と非常に時間がかかってしまった。

この原因について認識させる3Dデータの点が多すぎるため、対応点探索に非常に時間がかかってしまっている上に類似の特徴量を持つ点が多くなってしまったためと考えられる。そこで、3Dモデルに対して等間隔サンプリングの処理を行うことにした。サンプリングの間隔としては認識時間を1秒以下になるよう試行錯誤を行い、2.0mmとした。その結果が図10ようになる。

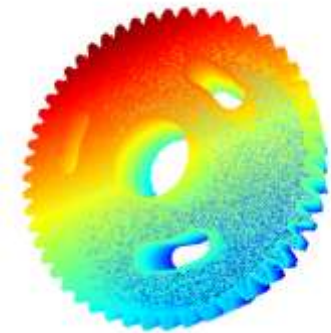


図10 位置・姿勢認識テスト結果(等間隔サンプリング)

ほぼ位置と姿勢が一致しており、認識にかかる時間も0.6秒まで短くなった。ただし、歯車の歯先部分のデータを確認すると図11のよう微妙なずれが残っていた。

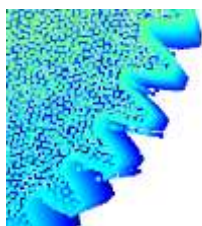


図11 位置・姿勢認識テスト結果(歯先拡大)

6 まとめ

把持対象の位置と姿勢を併せて、種類も認識・把持するシステムの開発を目的として3DCADデータの点の増強と特徴点マッチングによる対象の位置と姿勢の認識方法について検討を行った。結果、3DCADデータの点の増強にはメッシュ再構成を用いると形状の崩れがほぼない状態で点を増強できること、また、FPFH特徴量とRANSACアルゴリズムを用いた特徴点マッチングにより位置と姿勢の認識が可能であることを確認した。

謝辞

本研究においてご助言頂いた滋賀県立大学 工学部 宮城茂幸准教授、山野光裕准教授に謝意を申し上げます。

参考文献

- 1) 経済産業省. “ものづくり白書 2019年版 第1部 第2章 第1節 我が国製造業の足元の状況”. 2019. p. 38-39. URL: https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2019/honbun_pdf/pdf/honbun_01_02_01.pdf(参照日:2022年3月14日)
- 2) 経済産業省. “ものづくり白書, 2019年版 第1部 第2章 第3節 世界で勝ち切るための戦略-Connected Industriesの実現に向けて-”. 2019. p. 186-187. URL: https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2019/honbun_pdf/pdf/honbun_01_02_03.pdf(参照日:2022年3月14日)
- 3) 山崎公俊. “物品掴み上げ作業で求められる視覚機能”. 日本ロボット学会誌. 2020. Vol. 38 No. 6 p.538-541
- 4) 金崎朝子,秋月秀一,千葉直也. 詳解 3次元点群処理. 講談社. 2022. p. 91-103.
- 5) 金崎朝子,秋月秀一,千葉直也. 詳解 3次元点群処理. 講談社. 2022. p. 64-68.
- 6) 間瀬慧,平野真. ”協働ロボットによる製造自動化技術の開発(第2報)”. 滋賀県工業技術センター 令和6年度業務報告. https://www.shiga-irc.go.jp/application/files/1017/5687/4291/03_2.pdf
- 7) 金崎朝子,秋月秀一,千葉直也. 詳解 3次元点群処理. 講談社. 2022. p. 92.