

器用かつ柔軟な組立作業の実現

岐阜大学 工学部 機械工学科 知能機械コース

山田 貴孝

1. はじめに

生産ラインの多くの工程（例えば、部品集配工程、部品組み付け工程、検査・評価工程など）において、熟練作業者の手作業が行われている。一定・高品質・低コストの実現、トレーサビリティの向上、将来的な Cyber-Physical 工場の実現のため、自動化が求められている^{1),2)}。

産業用の駆動装置であるギヤモータは様々な部品から構成される。この組立工程の多くが手作業で行われている。また、マシニングセンタでワークを加工する際には、予め治具でワークを固定する必要がある。この固定作業の多くを機械オペレータが行っており、非効率である。

このような具体例に見られるように、作業者の負担軽減、作業工程のボトルネックの解消のため、ロボットを用いた器用かつ柔軟な組立作業の実現を目指す。

本研究では、特に、ギヤモータに注目し、その組立作業の自動化を目指す。ギヤモータは、減速機、ロータ、ステータ、反負荷ブラケット、通しボルトなど、複数の部品から構成される（図1）。文献3)では、減速機に予めロータが組付けられた状態で、ステータを組付ける作業を研究した。力覚を用いて接触点位置を検出しながら挿入する手法を提案した。文献4)では、減速機に、ロータ、ステータ、反負荷ブラケットを組付ける作業を研究した。文献5)では、深層学習を用いて、減速機、ステータ、反負荷ブラケットの位置と角度を検出し、組付ける作業を研究した。深層学習を用いることで、画像の明るさの変化にロバストであることを確認した。

本研究⁶⁾では、座金付き通しボルト（図2）の把持・挿入作業の自動化に着目する。ソフトロボットや多機能ネジ締めロボット等は既に存在するが、本研究では前工程との統合を目的とするため、前工程と同様のハンドを使用する。

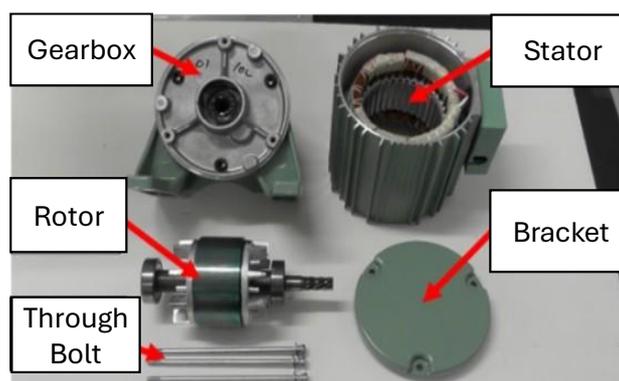


図1. 産業用ギヤモータの部品

2. 実験環境

実験環境を図3に示す。ロボットアームには、デンソーウェーブ製 VS-050 を使用する。その先端には、Leptrino 製 6 軸力覚センサ PFS055YA501U6 を装着する。その先に、研究室で製

作した治具を用いて、Intel 製 RGB-D カメラ D435、ROBOTIQ 製 2 指ロボットハンド 2F-140 を装着する。画像処理および深層学習を用いて通しボルト頭部と反負荷ブラケットのボルト挿入穴を検出し、力覚センサ情報を用いてハンドによる把持・挿入を行う。ロボット動作および画像処理には C++ 言語を、深層学習には Python 言語を用いた。全体の流れを以下に示す。

- Step 1. 通しボルト頭部を検出し、カメラの中心位置合わせ
 - Step 2. 通しボルトの位置にハンドを合わせ、把持
 - Step 3. 反負荷ブラケットの通しボルト挿入穴を検出し、カメラの中心位置合わせ
 - Step 4. 穴の位置にハンドを合わせ、通しボルトを挿入
- 第 3 章では Step 1 と 3、第 4 章では Step 2 と 4 について述べる。

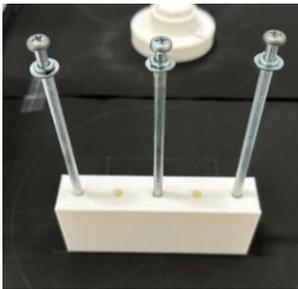


図 2. 座金付き通しボルト



図 3. 実験環境

3. 中心検出

3.1 通しボルト頭部中心検出

通しボルト頭部の検出 (図 4 (a)) には、画像処理と深層学習 (YOLOv8) の 2 種類を用いる。

3.1.1 画像処理による手順

画像処理による頭部の検出およびカメラの中心位置合わせを以下の手順で行う。

1. 通しボルト認識位置へ移動して画像を取得する
2. 二値化、平滑化、エッジ検出を行う
3. 多角形近似で四角形を検出する
4. 検出した四角形を抽出して輪郭を検出する
5. 2 番目に大きい輪郭が頭部に該当する
6. 重心座標を計算し、カメラ中心を合わせる

この手法では、背景除去のため、通しボルトが置いてある台の輪郭を抽出してから頭部の検出をする。しかし、台の輪郭を抽出できなければ通しボルトの検出ができない、という問題がある。そこで、汎用性の向上のため、台や背景に依らない深層学習による物体検出を用いた手法を説明する。

3.1.2 YOLOv8 について

本研究では、高い精度で物体検出が行える YOLOv8 を採用する。学習モデルには、高速かつ軽量で低メモリの YOLOv8 Nano を利用して、学習回数 (epoch) は 100、入力画像は 640×640 pixel、画像枚数は原画像 129 枚である。それらを明るさや角度等の条件で 5 倍に拡張して 645 枚の計 774 枚 (検証用画像も含む) 使用する。アノテーションツールには、LabelImg を利用する。

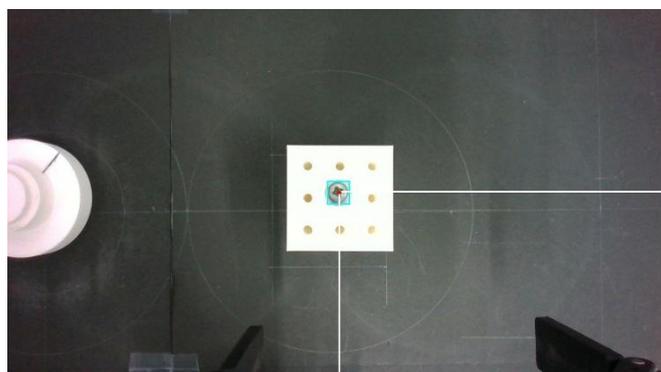
学習時間は 11431.9s であり、モデルの精度は、mAP (IOU0.5) で 0.995、mAP (IOU0.5-0.95) で 0.95457、1 回の推論時間は 111.9 ms であった。なお、PC は、Intel Core i9-9900KF、メモリ 32 GB、NVIDIA GeForce RTX 2080 SUPER を搭載している。

3.1.3 深層学習による手順

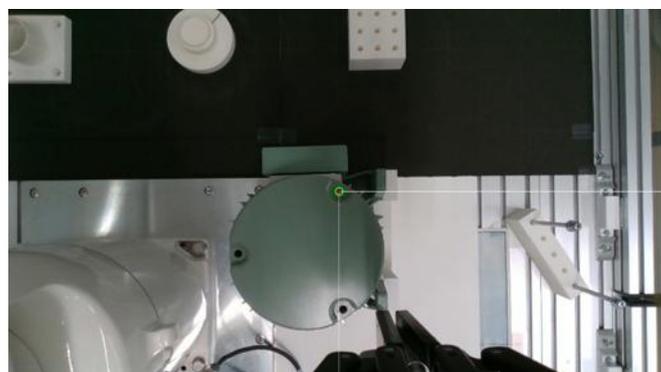
深層学習による頭部の検出およびカメラの中心位置合わせを以下の手順で行う。

1. 通しボルト認識位置へ移動して画像を取得する
2. C++で System 関数を用いて Python を呼び出す
3. 推論を実行して頭部を検出する
4. Python からの出力結果を読み込む
5. 重心座標を計算してカメラ中心を合わせる

onnxruntime による C++内で直接推論を実行する手法にも試みたが、適切に機能させることが出来なかったため、今回は System 関数により Python を呼び出して推論を実行する。しかし、この手法では呼び出すやり取りで処理時間が長くかかってしまうという問題がある。



(a) 通しボルトの頭部



(b) ブラケットの通しボルト用の穴

図 4. 検出とカメラの位置合わせ

3.2 ブラケット挿入穴中心検出

ブラケットの挿入穴の検出(図4(b))には、画像処理と深層学習(セマンティックセグメンテーション)の2種類を用いる。

3.2.1 画像処理による手順

画像処理による挿入穴の検出およびカメラの中心位置合わせを以下の手順で行う。

1. ブラケット認識位置へ移動して画像を取得する
2. テンプレートマッチングを実行する
3. 円検出をして挿入穴を検出する
4. 重心座標を計算してカメラ中心を合わせる

3.2.2 深層学習による手順

通しボルト頭部と同様の手法を用いる。セマンティックセグメンテーションには、文献5)のブラケットの角度検出を行う際に用いられていた学習モデル(U-net++)を使用して領域検出を行い、挿入穴の検出を行う。

ブラケットの挿入穴検出にも深層学習を用いる理由は、処理時間や精度の比較のためである。

4. 把持挿入動作

4.1 把持動作

通しボルトの把持動作を以下の手順で行う。

1. ハンド中心までの距離分移動する
2. 通しボルト把持位置まで下降する
3. 座金を持ち上げ通しボルトの胴体を掴む

第3章でカメラの中心位置合わせを行った後、ハンドで把持するにあたって、カメラ中心はハンドの中心から、アームの先端座標系でx方向に32mm、y方向に75mmの差があるため、その距離分移動する必要がある。また、本研究では、通しボルトの検出した頭部ではなく胴体を把持する。この理由としては、ロボットアームとアームの先端部分が干渉してしまう、可動範囲に限界があるため、ブラケットよりも高い位置へ移動することが出来ないからである。

4.2 挿入動作

通しボルトの挿入動作を以下の手順で行う。

1. ロボットアームが0.1mm降下する毎に力覚データ(図5)を取得する
2. 閾値を超える力を検出した場合、位置修正を行う
3. 指定した位置で通しボルトを離す

図5に示す力覚データのグラフは、負の値になったところで接触を検知している。ブラケット接触時の力覚データを基に位置修正動作を行っているが、位置推定できるほど変化量に差が無いいため、精度が低い結果となった。

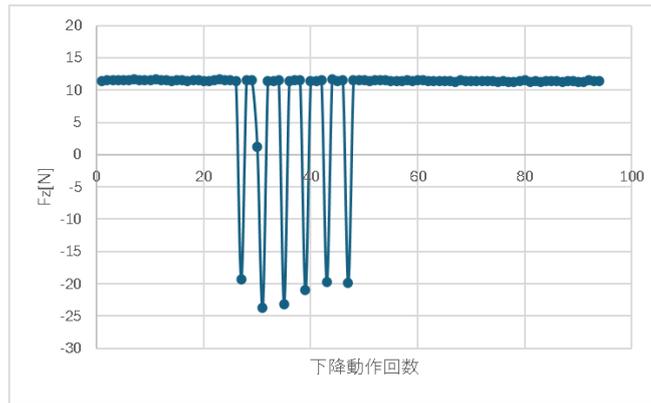


図 5. 挿入時の挿入方向の力覚データ

5. 実験手順の概要

5.1 実験1(通しボルトの把持・挿入動作)

設定した範囲内の任意の位置に、部品が置かれているとして実験を行った（図 3）。通しボルト認識位置へ移動した後、台上の通しボルト頭部の重心を検出し、把持して持ち上げる。ブラケット認識位置へ移動した後、ブラケットの挿入穴（3 箇所）を検出し、挿入する実験を行った。把持の段階において、画像処理を手法①、YOLOv8 を手法②とする。挿入の段階において、画像処理を手法③、セマンティックセグメンテーションを手法④とする。各挿入穴に対して 5 回ずつ計 15 回、全ての組み合わせで実験を行った。ブラケットの穴に入れば成功とし、ハンドの位置合わせに使用する補正値は実験の直前に計測した。

5.2 実験 2(YOLOv8 による検出性能評価)

実験 1 と形状の異なる台に通しボルト 3 本をランダムに 5 回配置して検出実験を行った（図 2）。全ての通しボルト頭部が検出できれば成功とした。

6. 実験結果

6.1 実験1の結果

把持はどちらの手法でも成功率 100%を達成したが、挿入は全体的に精度が低く、成功率にばらつきがみられた。この理由の一つとして、把持におけるハンドと通しボルトの中心位置のズレが影響していると考えられる。また、処理時間については、把持・挿入どちらも画像処理の方が深層学習よりも時間が短かった（表 1）。これは、C++と Python との連携で生じる遅れが影響していると考えられる。

6.2 実験2の結果

試行 5 回全てにおいて、通しボルト頭部が 3 本とも検出できており、成功率は 100%であった（図 6、表 2）。よって、台の形状に依らないことが確認でき、汎用性の向上という目的は達成した。

表 1. 実験 1 の結果

把持手法	①		②	
挿入手法	③	④	③	④
試行回数	15	15	15	15
把持平均処理時間[ms]	39178.8		80799.4	
挿入平均処理時間[ms]	27341.3	66656.6	29945.9	72450.8
把持成功率[%]	100		100	
挿入成功率[%]	100	95	75	70

表 2. 実験 2 の結果

YOLOv8 検出実験					
試行回数	1	2	3	4	5
結果	○	○	○	○	○
成功率[%]	100				

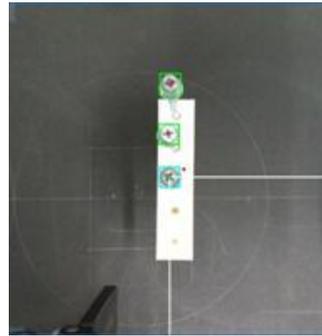


図 6. 通しボルト頭部の検出例

7. まとめ

本研究課題では、ギヤモータ組立の通しボルト把持・挿入作業の自動化に取り組んだ。しかし、ハンドの位置合わせや位置修正動作の精度、学習モデルの呼び出し時間等の課題が残った。今後は、上記の課題を解決して後工程への連携や汎用性の向上に取り組む、作業の完全自動化を目指す必要がある。

謝辞

本研究課題の一部は、公益財団法人天野工業技術研究所研究助成金の支援を受けた。(株) 椿本チエインよりギヤモータ等の提供を受けた。ここに記して謝意を示します。

参考文献

- 1) 中村、山田、鈴木、矩形検出を活用した部品検出・把持の自動化とオートエンコーダによる細孔内部の表面異常検知、日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門学術講演会 2025 (ROBOMECH2025)、1A1-M10、2025
- 2) 鬼頭、山田、佐藤、鈴木、ロボットアームを用いた金属部品の把持と非貫通細孔へのボアスコープ挿入作業の自動化、ROBOMECH2024、1P1-A07、2024

- 3) T. Yamada, Yasumoto Imai, Junya Sato, Toshiki Hayashi, Shota Aono, Robotic Assembly of Gearmotors: Stator Insertion Operation Using Pose Detection and Contact Position Estimation, Journal of Robotics, Networking and Artificial Life, Vol. 10, No. 2, pp. 184-191, 2023
- 4) 鈴木、山田、佐藤、林、青野、ギヤモータ組立作業の自動化（画像処理による部品認識と力覚データによる組付け動作）、ROBOMECH2024、1P1-A08、2024
- 5) 山田、山田、佐藤、林、青野、ギヤモータ自動組立の研究（機械学習を用いた物体認識と角度検出）、ROBOMECH2024、1P1-A09、2024.
- 6) 上田、山田、林、青野、ギヤモータ組立作業の自動化（画像処理と深層学習による通しボルト検出及び把持・挿入）、ROBOMECH2025、1A1-M09、2025