

協働ロボットを活用したデータ駆動型生産システムに関する研究開発(第1報)

生駒晃大*、渡辺博己*、坂東直行**

Research and development of data-driven manufacturing systems using collaborative robots (I)

IKOMA Akihiro*, WATANABE Hiroki* and BANDO Naoyuki**

本研究では、製造現場における生産プロセスの効率化や省人化を実現するため、協働ロボットとAI等のデジタル技術を組み合わせたデータ駆動型生産システムの構築に取り組んでいる。今年度は、製品の検査工程を対象に、双腕型協働ロボットとAI技術を活用した外観検査システムの試作を行い、柔軟かつ高精度な外観検査が実現可能であることを確認した。さらに、ロボットと人との協働作業の安全性を高めるためのセンシングシステムについても検証を行い、その有効性を確認した。

1 はじめに

製造業における慢性的な人手不足への対応として、属人的な生産プロセスを効率化、省人化するための手段が求められており、ロボットの導入もその手段の一つである。ロボットの現場導入においては、産業用ロボットによる工程全体の自動化だけでなく、近年では、協働ロボットと人との協働作業による工程の部分的な効率化や省人化の取り組みも進められている。

一方、単にロボットを導入するだけでは、生産現場における作業条件の調整や工程改善が依然として作業者の経験や勘に依存する場合も多い。特に、多品種少量生産の工程では、ワークの特徴に応じた動きをロボットに教示する手間も増加することから、ロボットの運用が困難であるという課題がある。また、協働ロボットの導入においては、ロボットに搭載されている機能だけでは作業者の安全確保が十分でない場合もあり、状況に応じた適切な安全措置が求められる。

こうした中、近年のAI(人工知能)技術の発展により、これらの課題解決を目的としたAIとロボットの組み合わせによる高度なロボティクス技術やシステムが様々な開発されており、より多用途なロボットの社会実装が期待されている。そこで本研究では、ロボットや周辺設備等から取得される現場データをAI等のデジタル技術により分析し、その結果を作業条件や工程設計に反映させることで、生産プロセスの効率化および省人化を図るデータ駆動型生産システムの構築に取り組んでいる。

今年度は製品の検査工程を対象に、双腕型協働ロボットとAI技術を活用した外観検査システムの試作を行い、現場データの取得および活用に関する基礎的な検証を実施したので報告する。また、ロボットと人との協働作業の安全性を高めるためのセンシングシステムについても検証したので併せて報告する。

* 情報技術部

** 生産システム部



図1 「NEXTAGE NXA」外観

表1 「NEXTAGE NXA」基本スペック

項 目	仕 様
関節軸数	15 軸 (右腕 6 軸、左腕 6 軸、腰 1 軸、首 2 軸)
駆動出力	各軸 80W 以下
可搬重量	片腕 : 2.5kg、両腕 : 5.0kg
動作精度	±0.03mm
頭部カメラ	カラー、ローリングシャッター、1936 × 1096 pixel
手先カメラ	カラー、グローバルシャッター、1280 × 1024 pixel
ハ ン ド	2 爪エアチャック
電 源	AC100 ~ 240V
外形寸法	620 (W) × 970 (D) × 1690 (H) mm
質 量	56kg (本体 : 36kg、コントローラー : 20kg)

2 協働ロボットとAIによる外観検査システム

2.1 双腕型協働ロボット

ロボットとAIを活用した外観検査システムの構築にあたり、本研究では、カワダロボティクス製の双腕型協働ロボット「NEXTAGE NXA」を使用した。本ロボットの外観および基本スペックを図1および表1に示す。

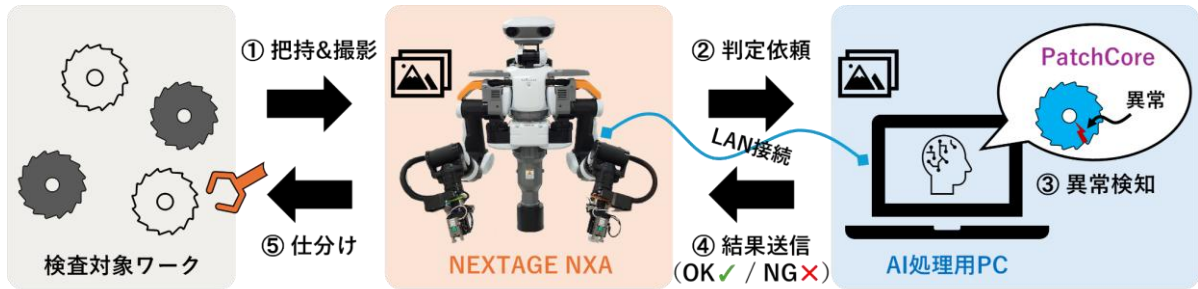


図2 外観検査システムの構成

NEXTAGE NXA は、人の両腕に相当する双腕構造を有しており、把持したワークの持ち替えによる姿勢変更など、両手動作を必要とする作業への適用が可能である。また、頭部や左右手先に搭載されたカメラにより、対象ワークや周辺環境の状態を認識するためのデータを効率的に取得可能である。

これらの特徴から、本ロボットは、検査工程における柔軟なワーク操作と効率的な画像取得を統合した処理が可能であり、本研究における外観検査システムの構築や、データに基づく作業条件の最適化の検証に適した構成となっている。

2.2 AIによる外観検査

AIを用いた外観検査手法として、本研究では、深層学習による特徴量ベースの異常検知手法を採用した。

本手法は、大規模データセットで事前学習されたニューラルネットワークモデルを特徴抽出器として利用し、正常データの特徴分布をモデル化することで、その分布からの逸脱度を異常度として算出するものである。そのため、異常データを用いた学習処理が不要であり、不良サンプルの収集が困難な場合でも有効な手法となる。

具体的な特徴量ベースの異常検知手法として、本研究では、PatchCore²⁾を用いた。PatchCoreは、正常データから抽出した特徴量をメモリバンクと呼ばれるデータベースに保持し、検査時には、入力データの特徴量との最近傍探索により異常度を算出する手法である。特徴量の類似度に基づく比較により、高精度な異常検知が可能になることに加え、画像中の検査対象の位置ズレにも頑健なため、ロボットで画像を取得した際に生じる撮像位置の揺らぎにも対応可能である。

2.3 外観検査システムの構成

本研究で構築した外観検査システムの構成を図2に示す。本システムでは、ロボットとAIが相互に連携し、ロボットが撮像・搬送を担い、AIが解析・判定を担う構成となっている。

具体的な動作手順として、まずNEXTAGE NXAにおいて、頭部カメラを用いたワークの位置姿勢推定機能により、作業エリア内のワークの検出と把持を行う。そして、把持したワークの持ち替えによる姿勢変更を行いながら、手先カメラを用いてワークの画像データを収集する。次にAI処理用PCにおいて、ロボット側からLAN

経由のソケット通信で送られてくる収集データの判定依頼に従い、PatchCoreによる異常検知とロボット側への結果の送信を行う。最後に、判定結果に基づいてNEXTAGE NXAによるワークの仕分け動作が行われる。

このように、本システムでは、ロボットによるデータ取得、AIによるデータ解析、解析結果に基づくロボット動作を一連の処理として繰り返すことで、外観検査の自動化を実現する。また、検査時に取得される画像データや判定結果を蓄積・分析することで、作業条件の改善や工程最適化への活用も可能となる。

3 安全確保のためのセンシングシステム

3.1 協働ロボットにおける安全制御

高速かつ高出力で動作する産業用ロボットでは、作業者の安全確保のため、ロボット周囲の作業空間を安全柵などで隔離する必要がある。一方、協働ロボットは人と同一空間で作業することを前提に設計されており、安全柵を設置せずに運用することも可能である。

しかし、協働ロボットにおいても安全対策が不要となるわけではなく、ロボットとの接触や衝突のリスクを低減するための適切な安全設計が求められる。特に、作業者がロボット作業領域に接近した場合には、ロボットの動作速度を低下させるなど、状況に応じた動作制御を行うことが重要である。

そこで本研究では、協働ロボットにおける安全制御の仕組みとして、ロボットへの人の接近を検知するために深度カメラとAIを組み合わせたセンシングシステムを構築し、ロボット動作速度の制御を行った。

3.2 深度カメラとAIによる人の接近検知

ロボット周囲への人の接近検知として、レーザースキャナやマットスイッチなどのセンサを用いる方法が知られている。しかし、これらの方法は距離情報のみを取得する仕組みのものが多く、作業空間内に侵入したのが人か人以外なのかの判別が困難である。そこで本研究では、画像情報と距離情報が同時に取得可能な深度カメラとAIによる人物検出を組み合わせることで、人の検出と距離推定を同時に行うセンシングシステムを構築した。

本研究では、深度カメラとしてIntel製のRealSense (D435)を使用し、RealSenseで取得したカラー画像からの人物検出にはSAM3³⁾を用いた。SAM (Segment

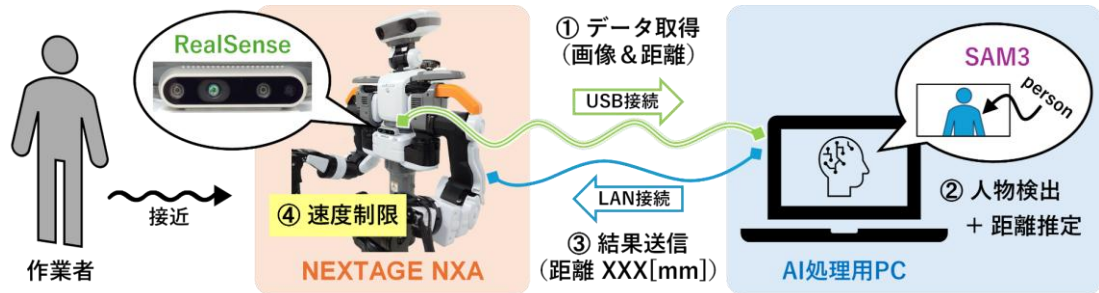


図3 人の接近を検知するセンシングシステムの構成

Anything Model) は、画像中の物体を画素単位で識別するセグメンテーション処理に特化した基盤モデルの一つであり、画像座標やテキストなどをプロンプトとしてモデルに入力することで、対象領域を柔軟に指定できる特徴を有している。本研究では、プロンプトとして「person」というテキスト情報を入力することで、画像中の人物領域のみを抽出する。最終的な接近状況の判定では、RealSense で取得した深度画像と SAM3 によって抽出された人物領域を対応付けることで人物までの距離を推定し、しきい値による接近判定を行う。

3.3 センシングシステムの構成

構築したセンシングシステムの構成を図3に示す。本システムでは、RealSense を NEXTAGE NXA の前面（腹部）に設置し、ロボット前方領域を接近検知の監視対象とした。SAM3 による人物検出は、外観検査システムで使用したものと同様の AI 処理用 PC で実行し、RealSense から USB 接続で取り込んだ画像や距離データと組み合わせることで接近判定を行った。判定結果はソケット通信でロボットに送信され、ロボット側では非同期での速度制御処理により、他動作を実行中でも動作速度を変更できるように設計した。

このように本システムでは、深度カメラによる距離情報取得と AI による人物検出を組み合わせることで、作業空間内における人物の接近状況を把握し、その結果をロボットの動作制御に反映することで作業者の安全確保を可能とする。

4 実験

4.1 外観検査システムの評価

4.1.1 NEXTAGE NXA による検査対象ワークの撮影

構築した外観検査システムの評価のため、図4に示す L 型ブラケットを検査対象ワークとして実験を行った。

本ワークでは、4つの面の状態をそれぞれ検査する必要があるため、図5に示す手順で NEXTAGE NXA を動作させ、ワークを左右の手で持ち替えながら手先カメラにより各面の画像を取得した。なお、図5の動作手順では、右手から動作を開始しているが、ワークがロボットの左側に配置された場合には、ワークとの距離が近い左手から動作するよう設計した。

図6に、NEXTAGE NXA の手先カメラで取得した各

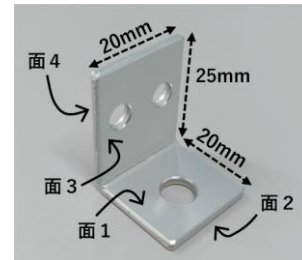


図4 外観検査の対象ワーク（L型ブラケット）

面の画像から、検査対象となるワーク部分のみを切り出したワーク画像を示す。撮影画像からのワーク部分の切り出しは、あらかじめ設定した画像中の固定位置から行い、切り出しサイズは 224×224 pixel とした。

4.1.2 PatchCore による異常検知

取得したワーク画像に対して PatchCore による異常検知を行い、正常・異常を判定した。

実験用データセットとして、学習データには正常なワーク画像 24 枚を使用した。また、評価データには、学習とは異なる正常画像 24 枚と、ワークに人為的な欠陥を付与した異常画像 32 枚の計 56 枚を使用した。

PatchCore のパラメータとして、特徴抽出器には DINOv2 (ViT-S/14)⁴⁾ を使用し、抽出した特徴量の次元数は Random Projection により 256 次元まで圧縮した。また、メモリバンクに保持する正常特徴量の点数は 2,000 点とした。

図7に PatchCore による評価データ 56 枚に対するワーク画像単位の異常度をヒストグラム表示した結果を示す。本結果から、適切なしきい値の設定により、評価データに対して正常と異常を完全に分離できることが確認された。これにより、ロボットにより取得したワーク画像から正常・異常を正しく判定可能であることが示された。

また、図8に異常画像におけるピクセル単位の異常度をヒートマップとして可視化した結果を示す。図中の赤丸で示す人為的に付与した欠陥部分において異常度が高くなっていることから、異常箇所を視覚的に特定できることを定性的に確認した。

4.2 センシングシステムの評価

4.2.1 SAM3 による人物検出

人の接近検知による安全確保のためのセンシングシステムの評価のため、ロボット作業領域に人が接近した場

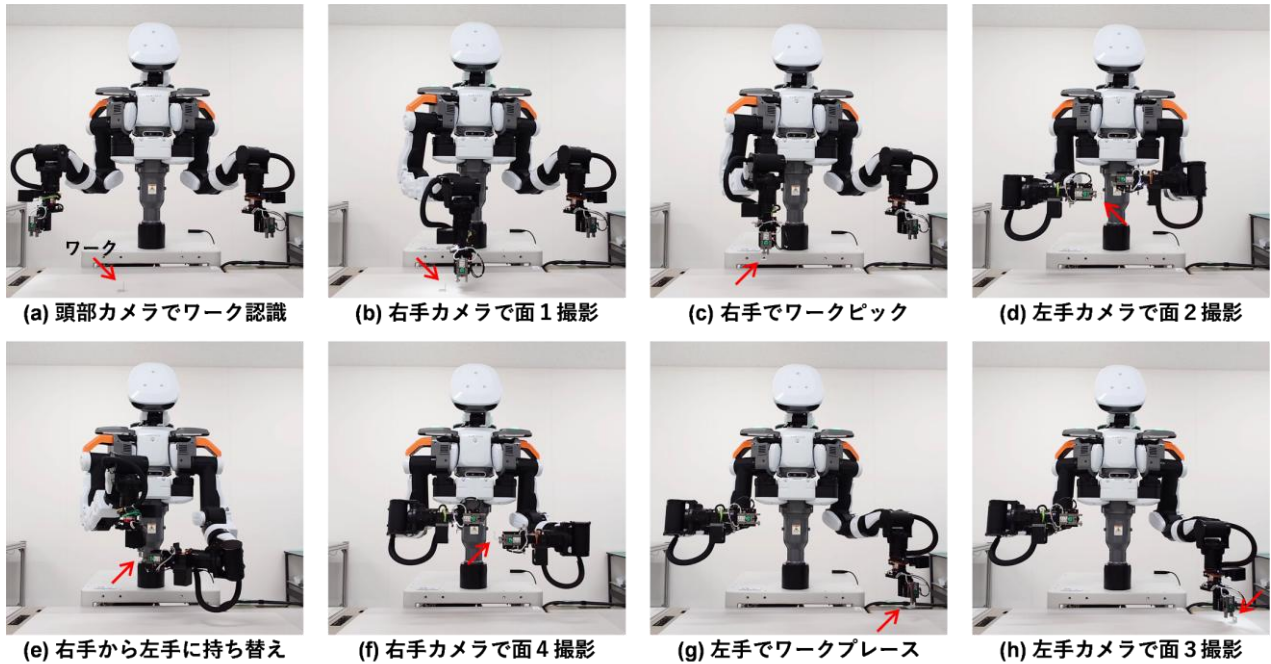


図5 NEXTAGE NXA によるワーク撮影の動作手順（右手動作から開始する場合）

合の人物検出および距離計測の精度確認を行った。

本システムで用いた RealSense (D435) により取得されるカラー画像および深度画像の解像度は 1280×720 pixel であり、カラー画像を 644×644 pixel にリサイズしたものを SAM3 への入力とした。なお、SAM3 から出力される人物領域のマスク画像は、 1280×720 pixel にアップサンプリングすることで、RealSense の深度画像との位置関係を対応付けた。

図9に RealSense で取得したカラー画像および深度画像と、SAM3 で検出した人物領域のマスク画像を組み合わせ、画像中から検出された人物領域のみに距離情報を重畳表示した画像を示す。図9の3枚の画像は、左から順に人が徐々にロボットへ接近している様子を示しており、すべての画像で人物領域のみに正しく距離情報が表示されていることが確認できる。また、人物領域に表示された距離情報も、遠方を示す赤色から近傍を示す青色へと段階的に色合いが変化していることから、RealSense と SAM3 を組み合わせることで、人の接近状況を適切に把握できることを確認した。

4.2.2 RealSense による距離計測

SAM3 により検出した人物領域における距離計測精度を検証するため、RealSense による計測値と実距離との比較実験を行った。なお、人物領域から取得される距離情報のうち、全体の下位 10% の距離の平均値を人とロボット間の距離の計測値とした。

図10にロボットに対して 30cm から 150cm までを 10cm 間隔で接近した場合の計測値と実距離の比較結果を示す。計測値と実距離が完全に一致する場合、結果は図中の破線上に分布するが、実験の結果、ロボットとの距離が増加するにつれて、計測値は実距離よりも小さく

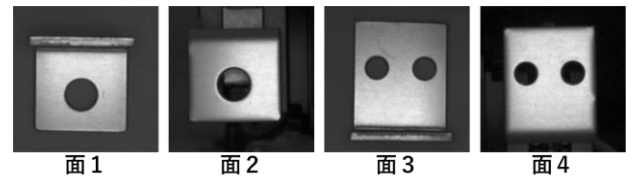


図6 撮影画像から切り出したワーク画像

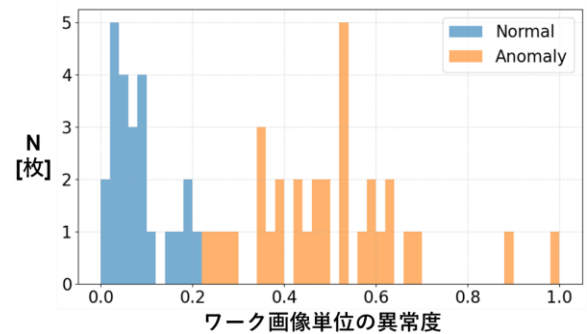


図7 評価用データに対する異常度のヒストグラム

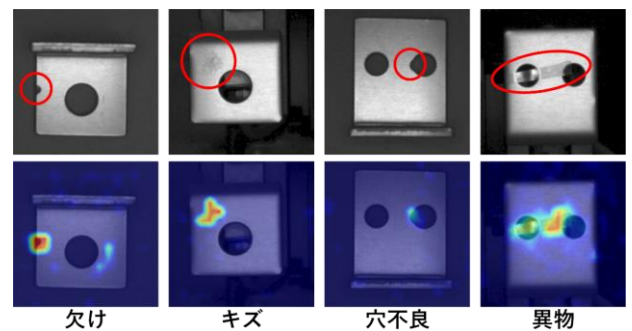


図8 ピクセル単位の異常度のヒートマップ



図9 SAM3で検出した人物領域に RealSense で計測した距離情報を重畳表示した画像

なる傾向が確認された。また、その誤差は最大で 10% であった。

本実験より、測定対象との距離が遠くなるにつれて計測誤差は増加するものの、過小評価方向の誤差であり、センシングシステムの目的である接近検知による安全制御の観点では、安全側に作用する結果が得られた。そのため、本研究で想定する用途においては、実用可能な誤差の範囲内であると考えられ、ロボットの安全制御に利用可能であると言える。

4.2.3 安全確保のためのロボットの動作制御

RealSense と SAM3 で計測した人の接近検知に基づく安全確保のためのロボットの動作制御について検証するため、計測値が 100cm 未満の場合に NEXTAGE NXA の動作速度を 50%低減する非同期速度制御を実装し、その速度変化を確認した。

検証の結果、人の接近や退避に応じて NEXTAGE NXA の動作速度が適切に変化することを確認した。一方で、実験に使用した AI 処理用 PC の性能や SAM3 のモデルサイズの影響から、距離測定の間隔は約 3FPS と低速であり、急速な人物の動きへの追従性には課題が残る結果となった。

5 まとめ

本研究では、協働ロボットと AI を組み合わせたデータ駆動型生産システムの構築を目的として、双腕型協働ロボットを用いた外観検査システムおよび安全確保のためのセンシングシステムの試作とその検証を行った。

外観検査システムでは、NEXTAGE NXA によるワークの持ち替え動作と手先カメラによる画像取得を組み合

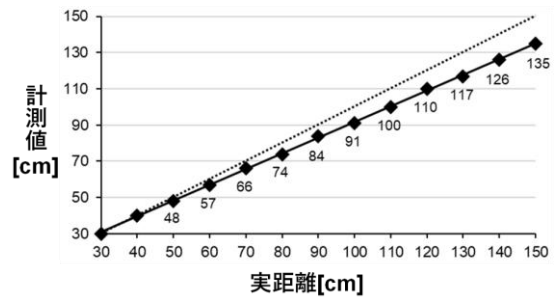


図10 RealSense による計測値と実距離との比較

わせることで、ワークの複数面の画像を取得し、特徴量ベースの異常検知手法である PatchCore により正常・異常の判定が可能であることを確認した。また、安全確保のためのセンシングシステムでは、RealSense による距離計測と SAM3 による人物検出を組み合わせた人の接近検知の仕組みを構築することで、人の接近に伴うロボットの速度制御により、作業者の安全性を高められることを確認した。

今後は、処理速度の高速化や適用工程の拡大など、データ駆動型生産システムとしての実用性向上に向けた検討を進める。

【参考文献】

- 1) K. Kawaharazuka, et al., Advanced Robotics, Vol.38, No.18, pp.1232-1254, 2024
- 2) Z. Liu, et al., Proc of ICCV, pp.10012-10022, 2021
- 3) N. Carion, et al., arXiv:2511.16719, 2025
- 4) M. Oquab, et al., arXiv:2304.07193, 2023