

Successor[®]を用いた組立作業の自動化に対する AI 利用技術の開発

○倉島一輝、蓮沼仁志、岸田歩、山本武司、
東健太郎、辻森俊行、掃部雅幸（川崎重工業（株））

1. はじめに

日本社会が抱える労働人口減少という問題が警鐘されて久しい。それでもなお、経済発展を目指すとなると、ロボットシステムの活用は不可欠である。しかしながら、ロボットの普及率は経済発展指標から導かれる目標値を達成できていない[1]。

この傾向は日本に限られたものではなく、各国の施策に関わらず生産やサービスにおいてロボット化が可能な作業が限られていることを示している。当社ではロボット利活用拡大のための課題解決として、ロボットシステム「Successor」を提案した[2]。

ロボット化が困難であった作業として、(a)一品生産／少量生産作業、(b)人間の技能・感覚の駆使が必要となる作業を挙げ、Successorでは人間による遠隔操縦と操縦データを用いた模倣学習による自律化を駆使して、上記で挙げた作業のロボット化を促進することを目指している。

本報告では、Successorを(b)の作業に属する組立作業に適用する際に、模倣学習によるAIモデルの構築を効率的に行うため、構築プロセスの整理と訓練データの選定や学習状況の見える化を行う支援機能の開発を行い、初期状態がばらつく条件下でのワーク挿入作業に適用して検証した結果を示す。

2. ロボットシステム「Successor[®]」の概要

Successor は、「遠隔協調」と「技能伝承」という、二つのコア技術から構成される。

(1) 遠隔協調[®]

従来の産業用ロボットは、ティーチ&リピートのプロセスにより運用されてきた。しかし、前述の(a)の作業ではリピートプロセスが存在せず、(b)の作業ではティーチのプロセスに膨大な工数を要する。

これらの作業にも適応する、ティーチ&リピートに依らない、新しい活用のスタイルが「遠隔協調」である。「遠隔協調」は、離れた場所にいる作業者に現場の感覚を感じさせ、作業者が自らの技能を駆使して、ロボットを操縦する機能である。（図1）



図1 遠隔協調機能

これにより、従来の共存協調ロボット（ハンドガイドロボット）では困難であった、大型ロボットを高速に動作させても本質安全が保たれ、生産効率を損なうことがない。また、ロボットのそばに人間が近づく手間もなくなるため、一人の作業者が複数のロボットと協調することも可能となり、さらなる省人化を果たすことができる。（図2）



図2 「遠隔協調」による省人化

(2) 技能伝承

Successor では無人化を果たすための自動化を目指しているが、「遠隔協調」だけでは Successor を操縦する作業（操縦者）の無人化は果たせない。そこで、Successor には技能伝承機能を設けている。

これは、①「遠隔協調」により操縦者がロボットを操縦したデータを蓄積し、②そのデータを学習したロボットに作業の自律動作を実施させて、③その結果に対する操縦者の補正と自律動作の修正・補助を繰り返し、最終的にロボット単独の自律動作を達成する、という機能である。（図3）

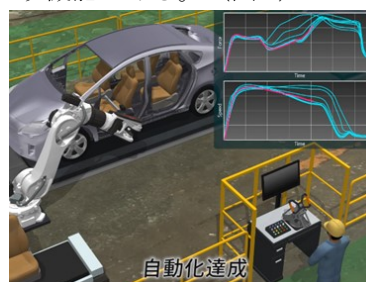


図3 技能伝承機能

従来のロボットによる自動化では、現場投入までに多くの準備期間を要する。また、いざ現場投入を果たしても、一度不具合が発生するとライン停止を余儀なくされ、修正にさらなる時間が必要となる。

Successor では、実作業しながら学習を繰り返す、「On the Job Learning[®] (OJL)」と呼ぶプロセスの実施により、人間の技能・感覚が必要となる作業においても早期に自動化を果たすことが可能となる。

3. 組立作業における模倣学習の活用

3.1. 組立作業への適用

組立作業は人間の技能・感覚が必要な作業である。人間は作業に用いるワークの把持状態やワーク形状にばらつきがあっても、接触力を知覚して動かす作業経験を積むことで、様々なワークの接触状況（作業状態）に対して適切な動きで対応可能である。

一方、Successor の遠隔協調機能にはロボットに加わる力覚を操縦者に伝達するバイラテラル制御を用いることもできる。このとき、操縦者は力覚提示機能を有した操作装置を介してロボットに加わる接触力を知覚できるため、安定した制御ができれば組立作業にも対応できるようになる。

Successor の技能伝承機能では、遠隔協調機能のバイラテラル制御で得られた操縦データを訓練データとして用いて、ロボットに加えられた外力に応じた操作指令を推定するような模倣学習を用いることもできる。バイラテラル制御に基づく模倣学習では人間とロボットの協調動作も実現されている[3]。

本報告では、遠隔協調機能で組立作業に熟練した操縦者の操縦データを用いて AI モデルを構築し、AI モデルを用いてロボットの操作指令を推定することで動作の自律化を行った。

3.2. 模倣学習の課題

Successor は遠隔協調機能を用いて早期にロボットシステムを現場投入し、現場で収集した操縦データを用いて AI モデルを構築する。そして、AI モデルを徐々に改良し、段階的にロボットシステムで自動化する工程を増やすことを想定している。AI モデルの構築を効率的に行うためには、少数の訓練データで模倣学習できることが望ましい。

一方、模倣学習は訓練データに含まれる動作パターンを学習して、過去の時刻を含む時系列のセンサ情報を入力として次の時刻の操作指令を推定する。そのため、訓練データとして不適切な動きが含まれている場合、例えば、操縦者が操作を誤り、意図した動きと動作パターンに矛盾が生じる場合など、適切な操作指令を推定できない。このように、訓練データの数が少ない場合、AI モデルの品質は訓練データの品質に大きく依存する。そこで、不適切な動作パターンが含まれない良質な訓練データを選定することが重要となる。

また、熟練者は同じような作業状態に対して類似の動作パターンで操作指令ができるようになるが、少数の訓練データではあらゆる作業状態に対する動作パターンを網羅することは困難であり、学習の初期段階では AI モデルを用いて自律化された工程に十分なロバスト性は期待できない。そのため、作業継続が困難な場合には、まだ学習できていない作業状況である可能性が高く、人間による操縦に切り替えて支援する必要がある。このように作業継続した際の操縦データには、新たな動作パターンが含まれる。

Successor の OJL プロセスでは、新たな操縦データを追加の訓練データとして作業のロバスト性を上げることがを想定している。この際、訓練データの追加によって AI モデルが更新され、対応できていた動作ができなくなることは望ましくない。そのため、AI モデルの構築では、既存の AI モデルへの影響を最小限にして追加学習できることが重要となる。もちろん、追加学習に用いる訓練データには、既存の訓練データと矛盾した動作パターンが含まれないことも事前に検証する必要がある。

3.3. AI モデルの構築方針

Successor の OJL プロセスでは、ライン停止を起こさず、運用しながら訓練データ収集と学習を繰り返す。OJL プロセスのサイクルイメージを図 4 に示す。

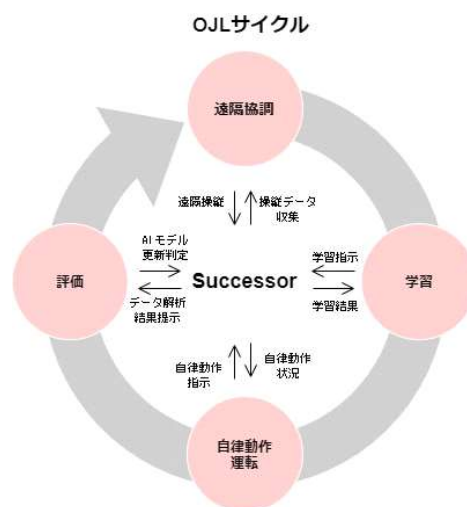


図 4 OJL のサイクルイメージ

OJL のサイクルを健全に実施するためには、ユーザの AI モデル構築に関する品質保証の取り組み方が重要となる。そこで本報告では、ユーザにデータや AI モデルの品質を判断できる指標を提示し、適切に品質保証できるような支援機能を開発した。

作業の熟練者であっても、初期状態がばらつく条件下では試行ごとに必ず良質な操縦データが得られるとは限らない。また、客観的な指標がなければ訓練データを選定した根拠が乏しく、構築した AI モデルによる自律動作が想定内の動きをしない場合、その要因が訓練データにあるのか、学習のパラメータやアルゴリズムにあるかの区別が難しく、AI モデルの構築に時間を要することになる。

操縦データが同じような動作パターンであるかの指標を支援機能によって提示することで、模倣学習に適した訓練データをユーザが納得して選定することができるだけでなく、現場で実施することで感覚的な動かし方の違いに気づきやすく、操縦の熟練にも役立つ。

AI モデルの構築では、良質な訓練データをユーザが選定できるだけでなく、訓練データに含まれる動

作パターンが学習した AI モデルに反映できていることを確認できることも必要である。

訓練データを AI モデルに追加学習する際に、単に AI アルゴリズムの提供する追加学習機能を実行しただけでは、追加学習した動作パターンが実際に使用される状況になるまでその効果を確認できない。そこで、追加したい動作パターンが追加したい動作工程部分に反映できていることを示す指標を設けることで、ユーザは意図した動作が追加できたことを納得して AI モデルを使用することができる。

上記の支援機能は、学習の初期段階においても、訓練データに含まれる動作パターンが学習済みの AI モデルに反映されていることを確認するためにも有効である。

表 1 に示すように、OJL のサイクルの各段階でユーザが評価すべき項目を整理し、各評価を行うための指標を提示する支援機能を開発した。

表 1 AI モデル構築における評価項目

	評価項目	確認内容
1	操縦データの良否判断	基準データと類似の動作パターンであるか
2	操縦データの学習適性判断	訓練データとして使用可能か
3	AIモデル学習結果の良否判断	訓練データを正しく学習できているか
4	AIモデル推論結果の妥当性判断	AIモデルの推論結果が妥当か
5	AIモデルの自律制御適性判断	AIモデルが自律制御に利用可能か
6	自律動作への支援判断	自律動作中に遠隔操縦での支援が必要か
7	AIモデルの更新判断	自律動作結果からAIモデルの更新が必要か
8	操縦データの追加適性判断	追加学習の訓練データとして使用可能か

本報告では、少数のデータで学習ができることや、学習済み AI モデルに追加学習ができること、AI モデルの内部状態を示す情報を参照できる特徴を有することを考慮し、競合学習を用いた SOINN 社の AI アルゴリズム[4]を適用した AI ライブラリを実装した。AI モデル構築の支援機能には、AI ライブラリから提供される情報を利用した。

4. AI モデル構築支援機能

4.1. 支援機能の開発

一般的に機械学習手法を用いた AI アルゴリズム、および、学習済み AI モデルはブラックボックスであり、学習状況を論理的に説明して判断することが困難である。一方で、適用した AI アルゴリズムは、時系列データで得られる一定期間の動作パターンを分類することができるという特徴を持つ。

今回開発した支援機能では、動作パターンの分類結果を利用して、データ選定や AI モデルの学習状況の確認、追加学習を行う際の学習不要な動作パターンの抽出などを実現した。

例えば、複数の操縦データから訓練データを選定する際には、まず、一つの操縦データを基準として学習し、AI モデル（プレ学習モデル）を作成する。

次に他の操縦データの入力に対してプレ学習モデルで推論して得られる動作パターンの分類結果を得る。その結果を「動作パターンの遷移順序」「動作パターンの発生頻度」「動作の実行時間」を基準とした操縦データの分類結果と比較し、類似度スコアとして算出した。ユーザはスコアの数値と動作パターンを作業の時系列に並べて、分類ごとに色分けした図を指標として訓練データを選定する(図 5)。

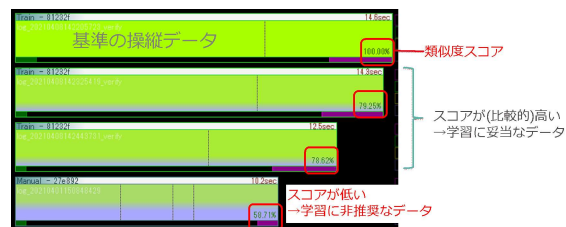


図 5(a) 類似度スコア

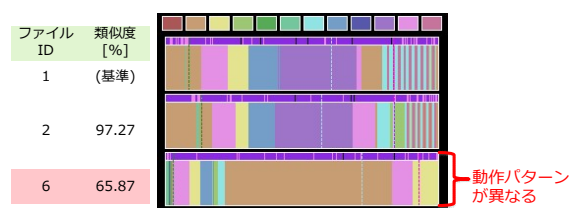


図 5(b) 動作パターン分類結果

また、適用した AI ライブラリは AI モデルへの学習やデータ追加・削除といった AI モデル構築に必要な機能だけでなく、学習済み AI モデルが推論する際に、現在の推論状況が学習した状況に対して未知である度合い（未知度）を出力することができる。この指標を用いてリアルタイムでの推論結果や追加学習した結果を評価する機能を実現した。

例えば、学習済みの AI モデルを用いた自律動作を訓練データとは異なる初期条件（未学習条件）で行ったとき、想定通りの動作を生成しないことがある。このとき、自律動作の履歴データに関する未知度を提示する支援機能により、未知度を指標として未学習条件で操縦したデータを追加学習するかを判断できる(図 6)。また、どの条件でも未知度が低下することで追加学習の効果も確認できる(図 7)。

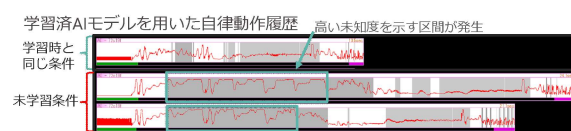


図 6 自律動作履歴の未知度

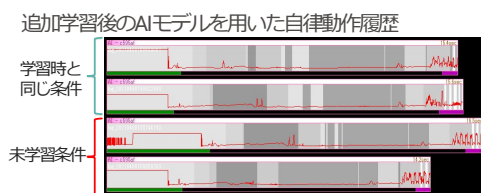


図 7 追加学習による未知度の低下

4.2. 検証実験

開発した AI モデル構築における支援機能の妥当性を検証するために、当社製品の油圧バルブの組立におけるワークの挿入作業を題材に、Successor を適用した実験を行った。

図 8 に示すようなシステム構成で、棒状の金属製剛体ワークを金属の部品穴に挿入する作業を対象とした。ワークと穴のクリアランスは数[μm]の精度である。また、ロボットの 3 指ハンド部と操縦装置の把持に 6 軸力覚センサを備えており、操縦装置はモータ駆動により操縦者に力覚提示ができる。



図 8 実験システム構成

本実験では、ワーク設置台に置かれたワークをロボットハンドで把持して、部品穴の挿入開始位置まで搬送する動作をプログラムで実施する。そして、挿入動作を遠隔協調機能によるバイラテラル制御で行う。その結果として得られた操縦データを訓練データとして AI モデルを構築し、AI モデルを用いた自律動作で挿入作業を行う。バイラテラル制御には、並列型制御則を用いた。

ワークの把持部分はスプリングであるため、ワークの設置状態によって把持した後のワークとハンドの相対位置関係は異なる。そのため、本実験では画像処理によりワーク先端位置を計測し、ワーク先端位置が部品穴の中心付近になるように位置補正を行った。図 9 にワーク軸方向からみたワーク把持後のワーク先端位置の計測結果を示す。4[mm]程度のばらつきが生じている。

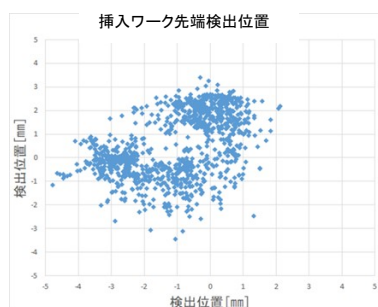


図 9 ワーク先端位置のばらつき

上記のようにワークの把持状態によってワークと部品穴は相対的な位置姿勢が異なるだけでなく、作業状況は目視しにくい配置であるため、挿入時に接触状態を力感覚で知覚してワークの軸合わせや芯出しが必要となる (図 10)。

実験では、作業熟練度の異なるユーザでも OJL サイクルで支援機能を用いることで AI モデルを構築

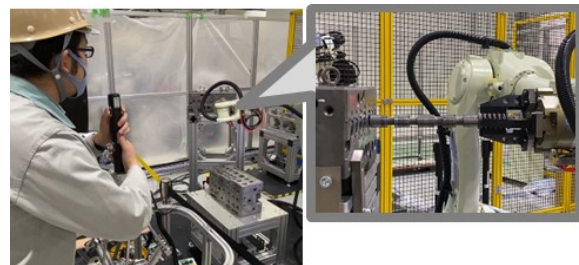


図 10 挿入作業の操縦の様子

し、安定した自律動作による挿入作業が実現できることを確認した。また、自律動作による挿入作業が停滞した場合、遠隔協調機能に切り替えて作業を継続し、追加学習による成功率向上の効果も確認した。

作業の成功率を検証するため、挿入作業を繰り返し試行できるように、挿入後にワークを再把持して引き抜く動作の AI モデルも構築し、一連の作業を 1000 回以上試行して 99%以上の成功率で実現できた。

構築した AI モデルを用いて、長さや外径、使用回数の異なるワークの挿入作業やハンドの再取り付けや部品穴の設置方向の変更、ワークの把持をスプリング部から剛体部への変更をしたワークの挿入作業にも適用したが、同様の成功率で試行ができた。

この結果は、AI アルゴリズムの学習能力だけでなく、支援機能によりユーザが訓練データの選定や不適切な動作パターンの部分的な削除、追加学習による新たな動作パターンの追加等を行うことで、ばらつきのある初期条件でも影響を受けにくい動作パターンを AI モデルに学習させることができたためと考えている。

5. まとめ

本報告では、提案するロボットシステム Successor を組立作業に適用し、模倣学習による AI モデルの構築を効率的に行うために、ユーザによる構築プロセスでの評価を支援する機能の開発を行い、初期状態がばらつく条件下でのワーク挿入作業に適用して有効性を検証した。

現状、AI モデルの評価は支援機能を用いたユーザが行っている。今後は評価の定量化によって自動的に AI モデルの性能向上ができる仕組みを目指す。

参考文献

- [1] IFR 統計局, "World Robotics 2017 (製造業従業員 1 万人あたりの産業用ロボット利用台数)", 2017
- [2] "川崎重工業株式会社 プレスリリース", https://www.khi.co.jp/pressrelease/detail/20171129_1.html, 2017
- [3] 七種, 笹川, 境野, 辻, "バイラテラル制御に基づく模倣学習における双腕協調動作のための学習モデルの検証", RSJ2020, RSJ2020AC1C1-03, 2020
- [4] 深津, 長谷川, "SOINN とは何か", 日本知能情報フュージ学会誌, Vol.30, No.2, pp.98-105, 2018