

3密を防ぐ食品工場のロボット技術

Robotics Technology for Food Factory to Avoid the Three Cs

要旨

食品工場では、総菜の盛り付け作業など人手を要している工程が多くあるが、近年は人手不足が顕著になってきている。またコロナ禍を受けて、工場内で3密を防ぐことも強く求められるようになってきた。

そうした要求に応えるため、三菱電機では食品工場へのロボット導入を可能にするための開発を進めている。

食品工場へロボットを導入していくには、まず人が実施している作業をロボットに置き換える技術が必要になる。例えば総菜の盛り付け作業では、盛り付ける対象物を認識してつかみ上げ、弁当箱などに盛り付ける作業を短い時

間で実現することが必要になる。そこで人工知能を活用し、ビジョンセンサで不定形な食品を認識する技術、制約条件を考慮してロボットの動作やレイアウトを最適化する技術の開発を進めている。開発した技術は2019年に東京ビッグサイトで開催された2019国際ロボット展に参考出品した。

また食品工場でも装置の不意の停止を防ぐことが強く望まれており、ロボットの部品の異常を検知することで不意の停止を防止する技術の開発も進めている。さらに人との協働作業による部分的な自動化に貢献できる協働ロボットの開発も実施した。

2019国際ロボット展でのばら積み食品のピッキング作業デモシステム

総菜の盛り付け作業など、食品工場の人手作業の置き換えを可能にするための技術開発を進めている。三次元ビジョンセンサの情報とAI技術によってばら積み供給された食品の位置・姿勢を認識してロボットで取り出す技術を開発し、2019年に開催された国際ロボット展に参考出品した。

1. ま え が き

人口減少、高齢化に伴う生産年齢人口の減少等の要因から、人手不足に悩まされる産業は多い。国内の製造業の主要な分野の一つである食品製造業でも、人手不足は顕著になってきている。また食品製造業は他の製造業と比べて労働生産性が低いことも課題であった⁽¹⁾。さらにコロナ禍を受けて、工場内で3密を防ぐことも強く求められるようになってきた。こうした要求に応えるため、食品工場へのロボット導入の期待が高まっている。本稿では、食品工場へのロボット導入に必要な、①人の作業をロボットに置き換える技術開発、②不意のロボット停止を防止する技術、③人と人の間でも作業を行える協働ロボットについて述べる。

2. 人の作業をロボットに置き換える技術

2.1 対象物の認識・把持技術

食品工場で行っている代表的な作業としては総菜などの盛り付け作業、目視検査、箱詰め作業などがある。このうち盛り付け作業、箱詰め作業では、人は作業対象物を認識・把持し、把持した対象物を搬送し、目標の位置に対象物を置いていく。これらの一連の作業をロボットで実施する必要がある。

まず作業対象物の認識・把持技術について述べる。例えば総菜の盛り付け工程では、盛り付けの対象になる唐揚げ、にんじんなどは番重と呼ばれるプラスチック容器の中にばら積みされた状態で供給され、作業員はその中から決められた分量をつかみ、容器の指定された位置につかんだ食材を配置する。このようなばら積み状態から物体をつかんで指定位置に配置する作業は他の製造業等でもよく見られる。他製造業では、カメラや距離センサによって計測したばら積みシーンから物体の位置・姿勢を認識し、産業用ロボットでピッキングして搬送することで自動化を進めていることが多い。しかしながら、食品製造業では、図1のように

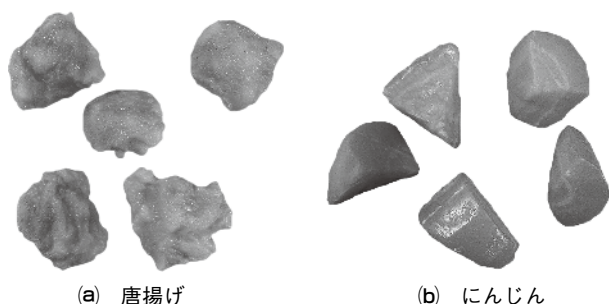


図1. 不定形物の例

取り扱う対象が個々の形状にばらつきがある不定形物のため、その方法をそのまま適用することが難しい。そこで、ばら積みされた不定形物の把持位置認識手法の開発に取り組んでいる⁽²⁾。ばら積みされた物体の認識には、一般的に対象物の三次元モデルと計測データを照合することで対象物の位置・姿勢を推定する手法がよく用いられている。この手法では、対象物体の詳細な位置・姿勢を推定することが可能だが、ばら積みされた対象物が定形であることが前提の手法であり、個々の形状にばらつきがある食品には適用できない。そのため開発中の方式では、ばら積みされた不定形物の認識をニューラルネットワークベースの手法で行う。

まず、対象になるシーンの距離画像を取得する。次に、得られたシーンを対象物ごとに切り離すセグメンテーションを行う。その後セグメンテーションの重心位置を把持候補位置として算出する。最後に、得られた候補位置周辺のデータを入力とし、把持位置や把持姿勢に関する情報を出力する把持位置検出ネットワーク(Grasp Recognition Network: GRN)を用いて、把持位置の認識を行う。GRNとしては畳み込み層とプーリング層を複数備えたネットワークを用いて、対象物を把持するために必要な把持の中心位置、ハンドの指間の幅などの情報を出力する。

次に把持位置や把持姿勢に関する情報を出力するGRNの学習方法について述べる。GRNの学習には、把持対象物の距離画像と、把持の中心位置、ハンドの指間の幅などのラベル付けしたデータが大量に必要となる。実際にばら積みされた食品の距離画像をばら積み状態を様々に変化させて撮影し、その画像に対して人手でラベル付けを行うには多大な時間と労力を要するため、実現は容易ではない。そのためシミュレータを用いて学習用データを自動生成し、自動生成したデータに対して学習を行う方式を開発している。開発した方式の学習時の手順を図2に示す。

まず数個の対象物を計測して輪郭データを収集し、基準のモデルに輪郭データから生成したばらつきのある凹凸画像を合わせ込むことで、三次元モデルを生成する。これによって食品のように形状にばらつきのある対象物のモデルを大量に生成することが可能になった。次にこれらのモデルを物理シミュレータ内で順に落下させ、ばら積みシーンを再現する。さらに三次元計測シミュレータの技術を適用することで、仮想的に設置したセンサから得られる距離画像を生成する。このとき、死角による計測抜け等を再現できるので、単純にコンピュータグラフィックスで計算した抜けのない距離画像を用いるよりも現実に近い計測データを得ることができる。次に生成したばら積み距離画像を基に、距離画像上の把持候補になり得る位置を抽出し、対象ワークの情報などから把持の回転角などの教師データを生

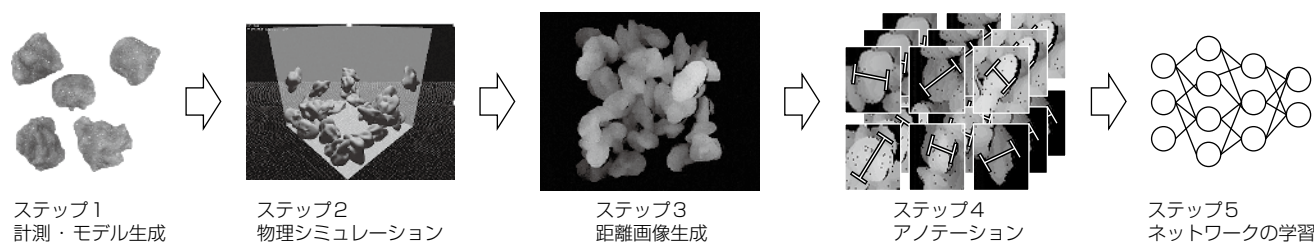


図2. 深層学習GRNの学習手順

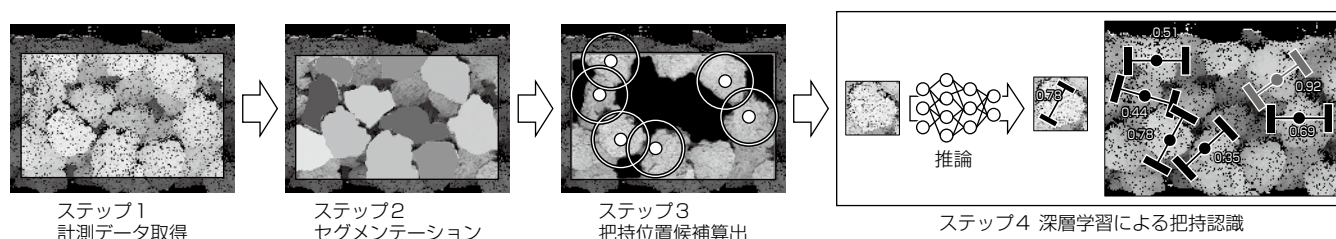


図3. 深層学習GRNによる不定形物の把持位置認識

成する。距離画像上の把持候補位置は、落下させた対象物の重心位置とし、対象物全体が見えるように距離画像を切り出す。また抽出した把持候補に対して、仮想空間内でロボット手を動作させることで教師データを探索する。こうして切り出した距離画像と、切り出した距離画像に対応する教師データの組合せからGRNの学習を実施する。

開発中のこの方式を用いた食品のピッキング検証用システムを構築し、2019年に開催された2019国際ロボット展で食品サンプルのピッキングを行うデモを実施した。

デモでは、唐揚げ及びにんじんの食品サンプルがばら積みされた番重を一つずつ用意し、両方の番重の内部を撮像できる位置に三次元ビジョンセンサを取り付けている。三次元ビジョンセンサの計測データから図3に示すフローで唐揚げ又はにんじんをロボットで取り出すための把持位置を導出し、導出した位置姿勢へロボットを動作させて、ロボット先端に取り付けた手を閉じることで対象物を把持し、トレイに並べていくピッキング作業を実施した。対象物を把持した後に落とすことなく整列トレイに置いた場合をピッキング作業成功とし、ピッキングの成否はロボットの手首部に取り付けた力覚センサの情報に基づいて判断してカウントを行った。300回試行したときのピッキング成功率は唐揚げが92%、にんじんが83%であった。

学習時は食品サンプルを複数計測し、図2のフローに従って学習を行った。2019国際ロボット展での実機デモでは、約20分で学習を完了した。

2.2 ロボット動作の高速化

人の作業をロボットで置き換えるには、ロボットの動作を高速化していく必要がある。ロボットの出し得る加速度はロボットの姿勢や把持した対象物の質量によって異なる

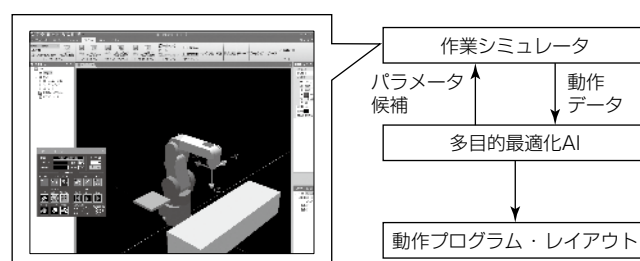


図4. 1サイクルでの動作・レイアウト最適化

ため、ロボットが動作する直前にその動作での加減速度を算出する最適加減速機能を搭載している。またロボットに同じ作業を行わせる場合でも、ロボットや番重の配置によって、必要な動作時間は異なる。そのため、ロボットの動作開始地点と動作終了地点が指定された後にロボット動作を最適化する技術だけでなく、ロボットや番重などのレイアウトそのものを最適化する技術も必要である。さらにロボットを駆動するモータの発熱、ロボットの各軸の伝達機構の寿命も考慮すると、個々の動作だけでなく1サイクルでロボット動作の最適化を実施していく必要がある。そこで1サイクルで評価し、AIを用いてレイアウトや動作パラメータの最適値を探索する技術の開発を進めている(図4)。この機能についても2019年のロボット展に参考出品している。

2.3 ロボットによる対象物の配置技術

対象物の配置を行う際には、必要に応じて力覚、触覚、視覚などのセンサ情報を活用していく。当社の産業用ロボットはオプションでロボット手首に3軸の力とモーメントを測定できる力覚センサを取り付けることができる。力覚センサの情報は正しく把持を行ったかどうか等の作業の

成否判定、ロボットの手先を柔らかく動かす制御等に適用できる。力覚センサを用いた制御はパラメータの調整が難しい場合もあるが、AIを用いてパラメータの自動調整を行う技術の開発も進めており、開発した機能の一部は既に製品に搭載している。

3. 不意のロボット停止を防止する技術

食品工場を始めとして多くの工場では故障による不意のロボット停止を防止することが非常に強く望まれている。そこで当社産業用ロボットのオプション機能として、異常検知機能と消耗度算出機能を用意している。異常検知機能では減速機等を対象に、駆動波形から故障に起因する特徴的な波形を抽出することで、ロボットの挙動に異常の兆候が現れる前に部品の異常を検知し、不意のロボット停止を防止する。また消耗度算出機能では、実際のロボットの稼働状況から減速機、ボールねじ、グリースなどの消耗度を算出し、保守点検計画の参考情報として活用する(図5)。

消耗度算出機能と同様の演算をロボットシミュレータで実施することで、作成したプログラムでロボット動作を繰り返した場合の将来の減速機、ボールねじなどの消耗度を予測することが可能である。こうした予測機能を活用することで、2章で述べた1サイクルの動作で減速機などの伝達機構の寿命を考慮した最適化も可能になる。

4. 協働ロボット

人とロボットを柵で分離するのではなく、人と人の間でも作業を行える協働ロボットの使用例が増えてきている。3密の防止が求められる工場でも、作業員間の距離

を確保するため、今後協働ロボットの適用事例が増えるものと考えている。当社はこうした需要に応えるため、国際規格ISO 10218-1、ISO/TS 15066に準拠し、衝突検知などの安全機能を備えた人とともに作業できる協働ロボット“MELFA ASSISTA”を2020年5月から発売している。衝突検知の感度を向上させるためには、ロボットコントローラ内部に備えるロボットの動力学モデルの精緻化が必要である。そこでロボットの動力学モデルのパラメータを短時間で高精度に導出するための同定方式の開発を実施した。具体的には同定する対象の特性に応じたロボット動作を実施し、そのときの動作データから、動力学モデルの各パラメータの同定を実施する。また、これまで備えていた物理特性を表現するモデルに加え、新たな非線形なモデルを追加することで、更に高精度な衝突検知を実現している。

“MELFA ASSISTA”では専用操作ボタンや稼働表示用LEDを搭載するとともに、直感的な操作でロボットの導入・立ち上げを容易にするプログラム作成ツール“RT VisualBox”も用意することで、事業環境変化への柔軟な対応と生産性向上、TCO(Total Cost of Ownership)削減に加えて、製造現場での作業員間の距離確保という課題の解決にも貢献していく。なおMELFA ASSISTAではNSF H1(米国National Sanitation Foundationの衛生に関するガイドライン)認証の食品機械用グリースを採用した機種もラインアップしている。

5. むすび

食品工場の3密を防ぐためのロボット技術について述べた。ばら積みされた状態から食品を認識・把持する技術を開発し、デモシステムで実証した。今後は更なる認識・把持の成功率向上に向けて技術開発を進めていく。また、食品工場へのロボット導入を拡大していくためには、ロボットが実施する作業の高速化、立ち上げ調整時などでのロボットシステムの使いやすさ向上など解決すべき課題も残っている。当社ではこうした課題を解決するための技術開発を推進し、国内外の食品工場で人とともに生産に広く適用される産業用ロボットや協働ロボットの提供を行っていく。

参考文献

- (1) 経済産業省 北海道経済産業局：「食品製造業へのロボット導入の促進」に関する調査報告書(2018)
<https://www.hkd.meti.go.jp/hokis/20180417/index.htm>
- (2) 大島彩佳里, ほか：深層学習を用いた不定形物の把持位置認識, 精密工学会画像応用技術専門委員会 2020年度第2回定例研究会(2020)

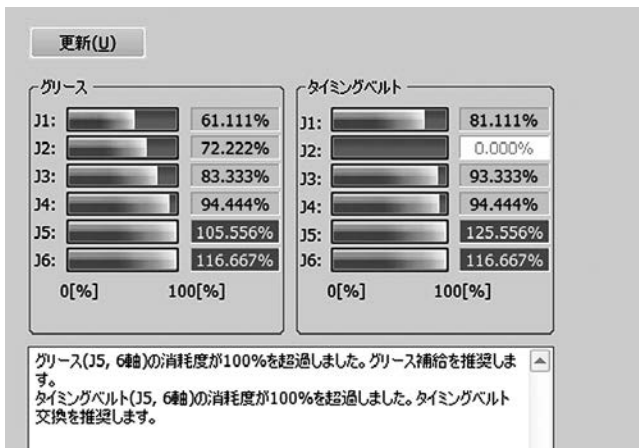


図5. 消耗度算出機能の画面例