挟持グリッパをベースとした 混載商品を識別するピッキングロボットの開発

堂 前 幸 康^{*1} 川 西 亮 輔^{*2} 白 土 浩 司^{*2} 原 口 林 太 郎^{*2}
藤 田 正 弘^{*2} 山 内 悠 嗣^{*3} 山 下 隆 義^{*3}
藤 吉 弘 亘^{*3} 秋 月 秀 一^{*4} 橋 本 学^{*4}

Picking Robot based on a Two-finger Gripper for Various Mixed Items in Shelves

Yukiyasu Domae^{*1}, Ryosuke Kawanishi^{*2}, Koji Shiratsuchi^{*2}, Rintaro Haraguchi^{*2}, Masahiro Fujita^{*2},
Yuji Yamauchi^{*3}, Takayoshi Yamashita^{*3}, Hironobu Fujiyoshi^{*3}, Shuichi Aikizuki^{*4} and Manabu Hashimoto^{*4}

We proposed a picking robot system which is applicable to various mixed items in shelves. The robot has a two-finger gripper which can change the open width of the finger. To determine the position, the pose and the open width when the gripper pick items, we proposed efficient determination algorithm which is based on a RGBD sensor data. In our experiments, 25 items of Amazon Picking Challenge 2015 can be picked well by our proposed system. In this paper, we describe the system, the algorithms and the experimental results.

Key Words: Picking, Various Items, Graspability, Two-finger Gripper, Logistic Automation

1. は じ め に

物流倉庫はロボット化に積極的な環境の一つである。従来の物流倉庫では、自動倉庫とよばれる搬送・保管向けの大型設備が用いられてきた。しかし自動倉庫は大規模なため、商品や規模の変動に柔軟に対応できない。そのため新商品が毎日増えるようなeコマースなどの倉庫への応用が難しい。この課題解決に向けたロボット化の流れが起きている。kiva system 社（現 amazon robotics 社）は、数百台の移動ロボットを協調制御することで、倉庫内で商品を保管する棚そのものの搬送を自動化した。ロボットの台数を変更することで、扱う商品規模の変動に柔軟に対応できるのが強みである。またモバイルマニピュレータという、マニピュレータが移動ロボットに搭載されたシステムの活用も想定されている。フットプリントはおよそ人と同等で、台数を調整することで、規模の変動にも柔軟に対応できる。物流倉庫における商品搬送のため、多くのスタートアップ（Fetch Robotics 社, I AM ROBOTICS 社など）が製品を出す活発な状況である。

そのような倉庫のロボット化状況の中で、自動化が難しい作業に棚に混載された商品のピッキングがある。この作業は今も多

くの倉庫で人手で行われている。2015年にInternational Conference on Robotics and Automation (ICRA)にて開催されたロボット競技 Amazon Picking Challenge (APC)ではこの課題が取り上げられた。技術的には、混載された多品種商品に対応するための商品識別、把持計画が課題である。Amazon社の倉庫で保管する商品の種類は億単位ともいわれる。形状・サイズ・素材の異なる様々な商品のピッキングを安定させるには識別・把持点検出・ピッキングが一貫していなくてはならない。多品種商品をピッキングする際、掃除機のようなバキューム機構を使った吸着グリッパを使うことは一つの有効な手段である。しかし、バキュームグリッパには騒音や、ピッキング中の商品姿勢が安定しないことや、商品の姿勢修正が困難であるなどの欠点がある。様々な商品をピッキングした後に、商品を整理させたり、配膳したりすることを想定した場合、挟持グリッパのほうが好ましい。挟持グリッパで開口部の狭い棚から商品をピッキングするには、ハンドの把持位置と開き幅を決定する必要がある。棚の開口部が狭いことから、大きな開き幅のハンドでアプローチすることは物理的に困難である。そのため、商品の把持位置に応じて、把持アプローチの際に商品周辺と干渉しない適切な開き幅を決定する必要がある。なお、周辺との干渉を避けるうえでは、ハンドの胴回りも小さくある必要がある。しかし、ハンドの胴回りが小さくなると、ハンドのストロークが短くなり、ハンド先端のフィンガーの開き幅を大きくとれなくなるため、構造的に開き幅の大きなハンドを利用することに限界がある。

以上の課題を背景とし、本論文では、開き幅の異なる3種類のフィンガーを使い分けることで、挟持グリッパをベースとしたロボットシステムで、棚の中に混載された複数種類の商品を識別してピッキングすることができるロボットシステムを提案

原稿受付 2018年8月14日

^{*1}国立研究開発法人産業技術総合研究所

^{*2}三菱電機株式会社

^{*3}中部大学

^{*4}中京大学

^{*1}National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

^{*2}Mitsubishi Electric Corporation

^{*3}Chubu University

^{*4}Chukyo University

■ 本論文は有用性（システム設計・構築分野）で評価されました。

する。本論文の貢献は、バキュームなどの吸着ハンドを用いず、複数のフィンガーを使い分ける挟持グリッパのみをベースとしたピッキングロボットシステムを提案すること、アビランスベースとポイントクラウドベースの特定物体認識手法の併用により複数商品の識別を実現したこと、挟持グリッパの開き幅と把持位置を同時決定する認識アルゴリズムを提案したこと、実システムにより APC2015 の商品で性能検証を行い、全商品が把持できることを確認したことにある。

2. 関連研究

2.1 ファクトリーオートメーションにおけるロボット知能化

ファクトリーオートメーション (FA) における産業用ロボット知能化の取り組みには類似性がある。FA、物流ともに変種変量へのフレキシブルな対応が近年の課題である。FA においては大规模なライン生産から、セル生産へという流れがそれに該当する。代表的な自律型セル生産ロボットシステム開発の取り組み [1]~[3] においては、小型のロボットシステムをベースとした人作業の代替、多品種物体の取り扱いなどの問題設定が類似している。その解決手段である三次元センサや力覚・触覚センサベースの知能化技術は応用がきく。特にピンピッキング (ばら積みされた物体の姿勢を推定し把持する問題) [3] と棚からのピッキングとの類似性は高い。ピンピッキングでは三次元センサから得られるポイントクラウドや距離画像をもとに物体の姿勢推定 [4] [5] や把持計画 [6] [7] を行うため、特定物体の操作という意味で共通問題であり、類似技術やシステムの展開が考えられる。本論文のシステム設計では、産業用ロボット技術やシステムを中心に構築した。物流分野の応用に横展開した場合に、こういった課題があるのかというのも分析すべき課題の一つである。

2.2 物体識別

本論文で扱う問題は多品種商品である。FA 向けにおいて、多品種部品供給の自動化事例 [3] が存在するが、部品はそれぞれ種類ごとに分類された状態で提供されるのが一般的で、今回のような“混載”を扱うケースは少ない。ピンピッキングにおいては、Liu [8] らのように物体の形状的特徴をベースに複数のモデルとのマッチングにより、混載された商品から特定の物体を発見する手法が提案されている。Liu ら [8] と同様に、文献 [9] [10] らは物体の三次元的な形状的特徴をシンプルに記述する特徴量をベースにピンピッキングのポーズ推定を実現している。物体に形状的特徴があれば、こういった手法を用いることで物体識別も可能となる。一方で円筒どうしや、球どうしなど、形状だけでは類似しており区別が付きにくい商品も、物流倉庫には多数存在する。そういった商品に対しては、テクスチャなどの“見え”の情報を使った手法が有効であると考えられる。村井ら [11] は、学習時のサンプルに重みを導入し、認識物体のユニークな見えを学習することで、誤認識を抑制した Hough Forest [12] ベースの識別手法を提案しており、人物認識などの応用で高い性能を示している。

APC においては、認識技術の詳細や商品識別率を公開したチームはほとんどなく、その概要のみが紹介されている [13]。それを参考にすると、APC2015 ではすべてのチームが RGB-D の色・形状、もしくはポイントクラウドの形状データのいずれか、もしくはその複数に基づく特徴量ベースの手法を採用していたことが分かる。詳細は不明であるが、色ヒストグラムによる識別や、テンプレートマッチングのような手法が用いられてい

たという記載も見受けられる。その中で、Jonschkowski ら [14] は、RGB-D データから得られる 6 種類の特徴量ベースの商品クラスセグメンテーションにより、APC2015 の競技で使われた商品データセットで 80% 以上の識別率を実現したことが示されており、色と形状データの併用は重要な条件である。

2.3 ハンド・把持手段

多品種物体を操作するハンドも課題である。挟持グリッパで汎用的なピッキングを実現する研究に、柔軟球を物体に押し付けるタイプの jamming gripper [15] がある。これは一種の挟持ハンドではあるが、多品種商品のピッキングにおいては、周辺の物体を複数掴みしてしまうという問題がある。APC ではバキュームを用いた吸着グリッパが競技における高得点を記録した [13]。パッドが十分に密着していない状態でも、もしくは空気が通過する布などのような素材の商品であっても、強引に持ち上げることができる。ピッキングという側面だけを切り取れば、性能を発揮しやすい。しかし吸着のハンドには、前述のとおり実用面での課題が多い。またほかにも、メッシュ状の物体などに対応できず、挟持グリッパを併用することが多い。目的に応じた複数のハンドを併用する [1] というアプローチは非常に有効であるが、システムを単純化するうえでは、挟持グリッパのみでピッキングを実現できることが好ましい。そこで本論文では、挟持グリッパのみでシステムを構築し、多品種商品のピッキングを実現することを試みる。次章では提案するシステム構成を紹介する。

3. 挟持グリッパをベースとしたピッキングロボットシステム

3.1 全体構成

Fig. 1 に構築したロボットシステムの構成を示す。複数の商品が棚の中に混載されており、その前に直動軸に搭載されたロボットアームがある。ロボットアームには挟持グリッパ、RGBD センサ、力覚センサが搭載されている。直動軸は、棚内の様々な箇所にロボットアームがリーチできるよう、またロボットアームの特異点問題を回避しシンプルな動作でピッキングするために使われている。ロボットアームが楽な姿勢をとれるような粗い位置決めが可能である。RGBD センサは、混載商品を識別し、

Fig. 1 Proposed robot system

挟持グリッパの把持位置と開き幅を決定するために使われる。また力覚センサは、衝突を検知しリカバリー動作に移行するために用いられる。センサはロボットアームとともに可動させるためハンドアイ構成をとっている。ロボットアームは双腕にすることで取り出しの効率性を高めることも考えられるが、本論文では、立ち上げの簡単さやシステムコストを考慮して、単腕構成としている。

3.2 多品種商品向けの挟持グリッパ

これまでの問題説明のとおり、吸着ハンドを使わずに、挟持グリッパのみで多品種ピッキングを実現する。1章でも説明したが、狭い開口部の棚の中にハンドを侵入させて商品をピッキングするためには、周辺の壁や商品と衝突しないよう、ハンドの胴回りを狭くする必要がある。ハンドのフィンガー部分を細く・長く設計して、ハンドが棚に干渉しないままにフィンガーのみを侵入させてピッキングするという方法も考えられる。しかし、棚の奥行きが長い場合、フィンガーはそれだけ長くする必要があり、長いフィンガーで把持を安定させるためには、剛性のある一定の重量の設計が必要であるが、そういったフィンガーの先端でも正確な把持をするためには、ハンドの可動には非常に大きな電力、可搬重量が必要になり、産業用ロボットの手先に搭載するには非現実的になってしまう。

そのため、今回の問題では、ストロークの狭い挟持グリッパで、サイズの異なる商品をピッキングする必要が生じた。狭いストローク (10 [cm]) で、小型 (幅 1 [cm] 以下) ~ 大型 (幅 25 [cm] 程度) のものを掴むため、開き幅の異なる 3 種のフィンガー (0~10 [cm], 8~18 [cm], 15~25 [cm]) を設計し、挟持グリッパに付け替えるという戦略をとった。フィンガーは、磁石とジグをベースとした着脱が容易な構造で、シンプルにかつ安価に開き幅を大きく変えることができる。またフィンガー部分の変更だけですむので、もし商品種類が増え、さらに大きな商品をつかむようになった場合でも、フィンガーの追加で容易に対応できる。

3.3 力覚センサの応用

ロボットアームの手首部分には力覚センサを搭載した。ハンドが周辺と衝突したり、把持位置へのアプローチ最中にほかの商品にぶつかった場合、アプローチ経路を変更できるため、狭い棚の中での作業が安定する。また、把持中の商品のおおよその重量を検知できるため、間違った商品をピッキングした際のリカバリーも可能となる。ほかにも、ピッキングした商品を落下させた際の検知や、商品を置く際の衝突検知など、様々な場面で商品を壊さない作業実現に貢献する。

4. RGBD センサに基づく商品識別と把持戦略

4.1 混載商品の識別

混載商品の識別のためには、RGBD センサの情報を使う。商品によって色、素材、テクスチャなどの“見え”や、形状は様々な異なる。多品種商品に対応するため見え、形状両方の特徴を考慮し、ポイントクラウドとアビランススペースの認識手法を併用した。Fig. 2 に認識処理の概要を示す。物体の形状をポイントクラウド (Depth 画像) から識別し、また平行して、色やテクスチャを RGB 画像から識別する。識別に基づき切り出されたアイテム領域に把持位置・開き幅検出を行うことで、特定の商品を挟持ハンドでピッキングする。筆者らがこれまでにマシンビジョン向けに提案してきた、形状特徴をベースとした認識技術 [9]、色特徴をベースとした認識技術 [11]、把持位置検出

Fig. 2 Vision-based recognition flowchart

技術 [7] を応用した手法を紹介する。

● ポイントクラウドベース

Vector Pair Matching [9] (VPM) では、3 点の三次元点で構成された視点を共有する 2 ベクトルをペアとし、ペアの中から安定的に観測可能なペアを選択する。選択されたベクトルペアを用いて投票し、物体重心を推定後、モデルフィッティングに基づき、物体位置とその姿勢を推定することができる。商品が無地や色情報がなくとも、形状の特徴があれば認識可能である。

● アビランススペース

Weighted Hough Forest [11] (WHF) は、学習時に決定木の階層ごとにサンプルの重みを更新し、物体特有のユニークな形状のみを学習し、類似形状の物体への誤投票を抑制する。認識過程では、ラスタスキャンを適用し物体に重心位置を投票し、物体重心を推定することができる。テクスチャや色情報のある商品に対して有効な認識方法である。

● 両手法の統合

両手法の結果を統合して、識別結果を計算する場合の方法を示す。VPM は、計測したポイントクラウドと 3D モデルの点群照合により、モデルとの一致度 $[0, 1]$ が示される。距離画像上の商品領域 (エッジで囲まれたセグメント) は、複数種類のモデルとの照合において最も一致度が高かった商品として識別される。WHF では、商品領域はアイテムごとのクラスに分類される。その際、クラス識別の尤度 $[0, 1]$ が示される。両手法の認識結果を統合する際、両手法の識別結果が一致している場合はその商品に、異なる場合は VPM の一致度と、WHF の尤度が高いほうの結果を採用する。

4.2 把持戦略：把持位置とハンドの開き幅の決定

RGBD センサのデータ上で識別された物体を把持するためには、ハンドの把持位置姿勢、そして開き幅を決定する必要がある。Depth 画像 (距離画像) からの把持姿勢の決定による効率的な把持戦略を提案する。距離センサで棚を計測する際、視線方向から隠れる商品表面部分に多くの計測抜けが発生する。ま

た棚の開口部が狭く奥行きが長い場合は、計測できない領域が増える。距離センサのデータから把持戦略を考える際は、こういった視点の問題を考慮する必要がある。計測抜けの影響が最も少ないのは、視線方向に対してまっすぐにアプローチする場合である。そこで、ロボットのベース座標系から見た把持位置 (X, Y, Z) と、ロボットアームのフランジ周りの回転 1 自由度 θ によるハンドの回転の合計 4 自由度の動作により、アプローチを実現する。この際、前述のように複数のフィンガーを選択して把持戦略を決定するためには、ハンドの種類 h を考慮すると、以下の最適化問題を解く必要がある。

$$[X^*, Y^*, Z^*, \theta^*, h^*] = \underset{X, Y, Z, \theta, h}{\operatorname{argmax}} f(X, Y, Z, \theta, h). \quad (1)$$

今回の問題においてハンドの開き幅というパラメタを変更することは、ハンドの種類 h が変わることに該当する。

距離画像からのハンドの把持位置姿勢の効率的な探索方法には、Fast graspability evaluation (FGE) [7] がある。Graspability は距離画像に対してハンドモデルをあてはめ、4 自由度の位置姿勢の最適化を実現するアプローチである。ハンドの開き幅が異なるなど複数種類のハンドを用いる場合は、種類の異なるすべてのハンドモデルに対して Graspability を計算し、最も高い値が得られる位置・ハンドモデルを選択することで、把持位置とハンドの開き幅を同時に決定できる [16]。以下の式でそれを実現する。

$$[x^*, y^*, \mathbf{H}_{(i,j)}^*] = \underset{x, y, \mathbf{H}_{(i,j)}}{\operatorname{argmax}} f(x, y, \mathbf{H}_{(i,j)}). \quad (2)$$

ここで (x, y) は距離画像の座標値、 $\mathbf{H}_{(i,j)}$ が二次元バイナリ画像のハンドモデル、 i がハンドモデルの回転番号、 j がフィンガーの開き幅を変更したハンドモデル番号である。ハンドアイがキャリブレーション済みであれば、式 (2) が求まれば、式

(1) の解が一意に求まる。二次元バイナリ画像の畳み込み処理のみで、効率的に把持戦略を決定することができる。Fig. 3 に認識からの把持位置検出結果の例を示す。切り出された対象物形状に応じて、ハンドの開き幅が自律的に変更されていることが分かる。

5. 実験

5.1 実験概要

棚には仕切りで区切られた 12 箇所の領域 (Bin) が存在し、各 Bin には APC2015 [13] と同等の 25 種類の商品が複数混載されている。12 個の Bin にはそれぞれアイテム数が異なる Single-Bin, Double-Bin, Multi-Bin が存在し、Double-bin, Multi-bin については Bin 内の商品を識別してピッキングする必要がある。対象とするアイテムは、APC2015 で用いられた 25 種類の商品を対象とした [13]。この 25 種類の中には剛体、非剛体、半透明物体が含まれており、多品種物体操作として難易度が高い。置き方は APC2015 を参考としたが、競技に比べ姿勢や隠れの状態などを複雑にし、難易度が高いシーンを構築した。

5.2 装置スペック

実験用に構築したロボットシステムは Fig. 4 で、三菱電機製の製品を利用した。産業用ロボットは可搬重量 7 [kg], 6DoF, 最大リーチ半径は 908 [mm] の RV-7FL を利用した。また 3D センサは、RGB カメラと可視光のプロジェクタによる Structured Light 方式で、1,280 [pixel] × 960 [pixel] の解像度の RGB-D 画像を取得できる MELFA-3D Vision を利用した。力覚センサは、定格荷重 1,000 [N] の 1F-FS001-W1000 を利用した。また、ロボットハンドは 10 [cm] のストロークを持つ挟持ハンドを利用し、0~10 [cm], 8~18 [cm], 15~25 [cm] の開き幅を持つ 3 種類のフィンガーを切り替えて併用した。また制御に利用した PC は、4 コアの Core-i7 2.7GHz, RAM 8GB という構成であった。なお提案手法は、マルチコアへの最適化はしていない状態での評価をした。

5.3 認識パラメタ

5.3.1 WHF

WHF では、通常の random forest [12] と同様に、決定木の深さと、決定木の数が、性能に影響を及ぼすとされる。このパラメタは、データセットをもとに実験的に決定した。事前に準

Fig. 3 Examples of recognition results. Left: target items. Middle: Target items on RGB images. The bounding boxes around target items are written manually. Right: Recognition results on depth images by a proposed method

Fig. 4 Experimental system

備した RGB 画像に正解ラベル (Fig. 5) を付与したデータセットから、ランダムサンプリングした 50% の画像を学習に用い、残りの画像での識別率が最も高くなるようパラメタを決定した。データセットは、前述の Single-Bin に対応する画像が 750 枚、Double-Bin に対応する画像が 375 枚、Multi-Bin に対応する画像が 200 枚の合計 1,325 枚を準備し、うち 50% をパラメタ調整に利用した。

識別率は次の計算により求めた。1 画素単位で WHF によるセグメンテーション結果と、正解ラベルデータを比較し、対象画像の全画素に対して検出率 (WHF がセグメンテーションした率) と適合率 (WHF のセグメンテーション結果と正解ラベルデータが適合した率) を算出した。そして、算出された検出率と適合率から F 値を求め、F 値がしきい値 (0.5 と設定) 以上であれば識別成功、しきい値未満なら失敗と評価した。

5.3.2 VPM

VPM では、ペアの観測のための視点数と、認識に用いるペア数が性能に影響を及ぼすとされる。いずれも文献 [9] 内で実験的に妥当性が保証された値 (1,500 点、物体モデルを構成する 3D 点数の 10%) に設定した。

5.3.3 把持位置と開き幅の決定 (FGE)

画像上のモデル探索と実際のハンドを関連づけるためのハンドモデル $H_{(i,j)}$ の設定が重要となる。ハンドモデルの形状は実際のハンドの断面形状と一致させた。またストローク 10 [cm]

の爪の開き幅は 1 [cm] ずつ変更し、爪の種類は前述の 3 種類を準備することから、合計 33 種類のハンドモデルを準備した ($j = 0 \sim 33$)。さらにハンドの回転分解能は 9 ($i = 0 \sim 8$) とし、0~180 度の 20 度刻みで回転を探索することに対応させた。

また、把持直前のハンドの侵入深さ d [7] を実験的に決定する必要がある。対象とする商品のサイズ (縦・横・高さ) のうち最も長いサイズの 1/2 を d とした。

5.4 商品識別性能の評価

RGBD センサに基づくアピランスベース (WHF), ポイントクラウドベース (VPM) 両手法について、1 視点からの撮影に基づく棚の中の商品の識別性能を評価した。Fig. 6 に両手法の Double-item Bin (2 種類の商品が混載された Bin750 シーン) と、Multi-Bin (3 種類以上の商品が混載された Bin630 シーン) での 25 種類の商品それぞれに対する商品識別率を示す。ここで商品識別率とは、対象とした全画像上の全商品に対して、画像内にある商品種類を識別できた割合を示す。商品識別は、VPM の場合は、物体に該当するポイントクラウド集合に物体のモデルをマッチングし、そのマッチングの一致度が最も高いモデルに識別する。WHF の場合は、物体に該当する RGB ピクセル集合が、分類されたクラスに該当する商品として識別したものである。また物体に該当するポイントクラウド集合・RGB ピクセル集合は、距離画像の背景を差分により除去し、残った領域を平滑化のうえ、ピクセル近傍で連結した集合である。一つの商品が複数のセグメントに分割されてしまった場合は、セグメントの総和において多数となった商品クラスを識別結果と判断して商品識別率を計算した。

商品を立方体形状の商品と、それ以外の複雑な形状をした商品、透明な商品の 3 カテゴリに分類した。非透明な立方体商品では WHF, VPM とともに比較的高い性能が出ており、特に VPM が良く機能している。複雑な形状をした商品では WHF が一定の識別率を示した。なお 1 視点では完全に隠れている商品も存在するため、識別率自体は高くないが、複数視点から観測する

Fig. 5 Image dataset sample

Fig. 6 Recognition experimental results

Fig. 7 Picking experimental results

ことで識別可能である。透明物体に関しては、全体的に識別率は低かったが WHF を中心に識別が可能であった。こちらも視点数を増やすことで識別を安定させることができる。

なお、4.1 節で示した両手法の統合方法に基づき、かつ 3 視点の観測を併用（右・中央・左の視点で計測し、中央の RGB-D 計測結果をベースに、計測抜けや隠れた部分を右・左のデータで補間した）した場合、全商品平均で 74.8% の識別率を確保することができた。どちらかの手法だけで 3 視点の観測を併用した場合、全商品平均で 58.7% となった。両手法が不得意な属性のアイテムの認識を補い合い、認識精度を向上させていることが確認できた。

5.5 挟持グリッパと把持戦略による多品種混載のピッキング性能評価

提案手法による各商品のピッキング成功率を評価した。Multi-Bin の中において、各商品を 100 回ずつ位置姿勢を変えてピッキングした際の成功率を Fig. 7 に示す。成功率に違いはあるものの、すべての商品を挟持グリッパのみでピッキングすることができた。吸引ではまったく操作できないメッシュ状の物体 (ItemID24) や柔軟物体である人形 (ItemID20, 22) も把持することに成功した。把持失敗の主な原因は、側面の壁に貼り付いた状態の商品が、単純な動作だけでは挟むことができないことにあった。挟持グリッパを使って何度か商品を動かしてから把持することでピッキングが可能になる。例を挙げる。壁に斜めに立てかけられた本などは、挟持グリッパを閉じて上から押し付けることでずれ、壁の側面と本の間に隙間ができる。これにより本を挟むことができるようになる。またもしその動作により本が倒れ、床面に置かれてしまった場合には、挟持グリッパをその本の上から押し付けながら手前に動かすことで、引き出せることを実験的に確認している。こういったステップ数を要する把持動作を必要とする対象物の状態には、提案システムは対応できなかった。

また補足実験として、提案する把持戦略を用いず、開き幅を 3 種類 (3 [cm], 5 [cm], 10 [cm]) に固定して、幅 10 [cm] 以下の複数種類の商品をピッキングした場合では、固定開き幅では対応できない商品を把持できず、ピッキング成功率は最大でも 80% 未満となった。以上より、提案手法であるハンドの開き幅の自動決定は、本実験において有効に機能していることが確認できた。

5.6 処理時間

物体認識、ピッキング、搬送、設置という一連のタスクにかかる時間は約 30 秒であった。おおよその内訳として、ロボットが最初の姿勢から計測・認識の姿勢をとるまでの動作時間が 4 秒、3D センサによる計測・認識時間が約 4~5 秒 (RGB-D センサによる計測時間 1.5 秒、VPM 処理 1~2 秒、WHF 0.5 秒、FGE 0.5 秒)、商品を把持するためのアプローチ動作が 10 秒、商品取り出し後箱への搬送が 5 秒、箱内への商品の設置が約 6 秒であった。また力覚センサによる検知と、検知のための待ち時間、検知中の動作時間が、商品把持のためのアプローチ動作と商品の設置動作の中において合計約 7 秒あった。

6. ディスカッション

6.1 競技出場により得られた知見

本論文のベースとなったシステムにて出場した APC2015 では、マサチューセッツ工科大学など、ロボット分野で世界をリードする大学、研究機関、企業から 30 カ国 32 チームがエントリーした。優勝はベルリン工科大学で、パレット・テクノロジー製のロボットと吸着ハンドで、モバイルマニピュレータによるフレキシブルな作業により 12 商品中 11 商品の把持に成功した。準優勝はマサチューセッツ工科大学でヴァイス・ロボティクス製の産業用ロボットに挟持ハンドと吸着ハンド一体型ハンドであった。競技技術の分析については文献 [13] が詳しいが、前述のとおり吸着ハンドの利用が必須と考えられていた。本論文で紹介した技術は競技時からさらに改良したものである。開き幅を可変とし適応的に切り替える挟持ハンドで、吸着ハンドでなくとも全種類の商品ピッキングが実現することが確認できた。APC2016, 2017 でも吸引ハンドを中心とした技術ベースで、競技におけるピッキングレベルは高まったが、挟持ハンドだけでもピッキングができることを示すチームはいなかった。ピッキング以降に複雑な工程が必要になる実用においてアドバンテージになる技術である。

競技において、本システムのように力覚センサを活用したチームはほかになかった。ロボットには搭載 [13] したものの、活用しないチームもあった。その理由は、吸着ハンドの場合、手首に対して商品と手先の状態が安定せず、手首につけた力覚センサでは正確なデータが得られないことにある。そういった問題からも、バキュームによる吸着ハンドは、競技ルールをクリアすることに特化した中で性能を発揮するといえる。このため各

チーム、実際の競技では、商品を搬送中に落下させたり、設置の際に押しつぶしてしまっても何もできず、ルールに基づく減点が下されていた。我々のチームは、力覚センサにより、搬送前の商品把持中に手先にかかる力を検知し、商品ごとに事前に想定している力のかかり具合と異なる状態の場合、把持落下の可能性があると判断し、持ち直して落下を未然に防いだ。また箱に設置する際にも、床に設置する際に手先にかかる力を検知し、大きな力が発生した場合は設置したと判断し置くという制御に基づき、商品をつぶさずに安全に置くことができた。その結果、落下や商品破損による減点はなく、多品種商品においても安定した操作を実現した。ただし、力覚センサを利用の際、把持状態が安定するまでの待ち時間や、力検知のために設置動作をゆっくりさせるなどの影響で、動作時間、タクトタイムに影響を与えた。

動作時間は、優勝チーム含め、他チームでも最速 30 秒程度であった。競技自体がスピードを重視するルールではなかったため、各チーム動作速度よりも、動作の安定を重視していたと思われる。競技を見ている限り、各チーム計測・認識ともに 10～60 秒程度の待ち時間が発生していた。ハンドアイ構成をやめれば、この待ち時間は解消できるが、棚の奥の計測が困難になる。結果、各チーム計測・認識時間中は、ロボットを停止させるという戦略をとらざるをえなかった。我々のチームの計測・認識・ロボットの基本動作は遅くはなかったと見受けられるが、力覚センサによる安定動作のため 7 秒程度余計な時間がとられており、より効率的な力検知・制御手法の導入が必要であったと感じられた。

認識処理に関しては、我々のチームの競技の際の実際の商品識別率は 93.1%（競技本番棚内 12 箇所を合計 38 回計測し、73 回の商品識別を実施した結果で、本番中に保存した画像から後日自分たちで計算した結果）であった。5 章の実験に比べ高い商品識別率であった。この理由は、事前に準備したデータセットよりも、商品の隠れや重なりが少ないシーンが多かったためである。またデータセットでは、棚の奥のほうに商品を設置したシーンを多く作成したが、実際の競技では、棚の手前にしか商品が置かれなかった。棚の奥にあると光が届かずカメラによる計測も不安定になるため、画像認識には大きな影響を与える。また、商品どうしが重なり隠れてしまうようなケースもほとんどなかった。競技では難易度調整のためこれを避けたようであった。なお APC2015 の優勝チームの手法は、APC2015 と同等の問題設定において、商品クラス分けの成功率が 80% 以上であったと示されている [14]。我々のシステムでの実験結果とは、データセットが一致しておらず、正確な優劣をつけられる比較にはなっていない。しかし他チームと比べて、我々の商品識別率は低くはなかったとは推察される。ただし、我々のチームにおいては、距離画像がうまくとれない黒い物体や透明物体での認識に苦戦するなどの課題があったが、優勝チームは、物体認識の特徴量に「距離画像の計測抜け」という特徴量を使い精度を高めていた。そういった計測品質に対する考慮は、我々も取り入れるべき技術であったと感じられた。

6.2 実用化に向けた課題と展望

実用化に向けた課題として、商品識別率の向上と、動作時間の高速化を挙げる。商品識別率は、比較的簡単な問題であった競技においては 90% を超える高い値を記録したものの、棚の奥の商品識別においては、照度の不足、重なり・隠れの発生により、Fig. 6 のように大幅に識別率が悪化した。この要因とし

て考えられる点は複数あり、前述のように照度が不足しており距離画像が十分に計算できなかったことがあげられる。また箱内の金属壁からの光の相互反射により、多くの計測ノイズが発生したことも挙げられる。距離画像の品質は VPM のスコアに大きく影響を与える。運用面では、棚内に金属光沢のある素材を使わない、追加照明を利用するなどの方法で回避が可能であると思われる。また WHF においては学習データの量・質の向上が一つの課題であると考えられる。作成したデータセットでは、その半分以上が、Single-item Bin のデータであった。そのため、重なりや隠れの発生しなかった競技本番の結果は良かったものの、Fig. 6 に示す Double-item Bin, Multi-item Bin では商品識別率が低かったものと推察できる。また袋のような柔軟物の学習には、姿勢を変えるだけでなく、変形状態も学習させておく必要がある。こういった課題は、シミュレータ上に商品を配置し、認識処理を加え学習させるなどの手法が充実してくるにより解決される可能性が高い。また、商品把持後に、単離した商品を認識したり、重量を使った商品を識別することを重視した設計も有効であると考えられる。

また動作時間の高速化については、基本的に産業用ロボット自体の動作速度にはまだまだ余裕がある。したがって、ロボット動作を遅くしている要因をつぶすことが重要である。特に力覚センサのように、ロボット動作中に計測するセンサを利用した際に、いかに止まらずに、動作を遅くせずに検知と制御を実現するかは重要である。また 3D センサもハンドアイ構成での高速な認識、もしくは、ハンドアイ構成をとらないシステム設計が重要である。また、並列に作業を実現できる安全なシステム設計や動作計画が実現するのであれば、システムの双腕化・多腕化も高速化の解決策となる。

7. おわりに

本論文では、物流倉庫の自動化を想定した、混載商品を棚からピッキングするためのロボットシステムを提案した。システムは、ロボットアームをベースに、RGBD センサに基づく物体識別においてはアビランススペースとポイントクラウドベースの手法を組み合わせることで識別性能を高めた。また開き幅の異なる挟持グリップの把持位置・開き幅を同時決定し、APC2015 と同一問題設定における全商品を挟持グリップのみでピッキングすることに成功した。今後はシステムの高速化や、より品種の多い商品群への対応により実用性を高めていく。

謝 辞 本研究に関しまして、Amazon Picking Challenge 2015 への参加にご尽力いただいた三菱電機株式会社、中部大学、中京大学の関係各位に感謝申し上げます。また Amazon Robotics のオーガナイザー、交流を深め多くのディスカッションをしてくださった参加チームの皆様にも感謝申し上げます。

参 考 文 献

- [1] H. Yonezawa, H. Koichi, et al.: "Long-term operational experience with a robot cell production system controlled by low carbon-footprint Senju(thousand-handed) Kannon Model robots and an approach to improving operating efficiency," Proc. of Automation Science and Engineering, pp.291-298, 2011.
- [2] R. Haraguchi, Y. Domae, et al.: "Development of Production Robot System that can Assemble Products with Cable and Connector," Journal of Robotics and Mechatronics, vol.23, no.6, pp.939-950, 2011.
- [3] 野田哲男, 他: "一般形状部品の多品種供給の自動化", 日本ロボット学会誌, vol.33, no.5, pp.387-394, 2015.

- [4] B. Drost, M. Ulrich, et al.: "Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition," Proc. of CVPR, pp.998–1005, 2010.
- [5] C. Choi, Y. Taguchi, et al.: "Voting-Based Pose Estimation for Robotic Assembly Using a 3D Sensor," Proc. of ICRA, pp.1724–1731, 2012.
- [6] K. Harada, K. Nagata, et al.: "Probabilistic approach for object bin picking approximated by cylinders," Proc. of ICRA, pp.3742–3747, 2013.
- [7] Y. Domae, H. Okuda, et al.: "Fast graspability evaluation on single depth maps for bin picking with general grippers," Proc. of ICRA, pp.1997–2004, 2014.
- [8] M. Liu, O. Tuzel, et al.: "Fast Object Localization and Pose Estimation in Heavy Clutter for Robotic Bin Picking," Proc. of IJRR, 2012.
- [9] S. Akizuki and M. Hashimoto: "Stable Position and Pose Estimation of Industrial Parts using Evaluation of Observability of 3D Vector Pairs," Journal of Robotics and Mechatronics, vol.27, no.2, pp.174–181, 2015.
- [10] S. Akizuki and M. Hashimoto: "Multiple 3D Object Recognition using Shape Consistency and Physical Possibility," The 19th Meeting on Image Recognition and Understanding (MIRU2016), pp.1–4, 2016.
- [11] Y. Murai, Y. Yamauchi, et al.: "Weighted Hough Forest for Object Detection," IAPR International Conference on Machine Vision Applications, 2015.
- [12] J. Gall and V. Lempitsky: "Class-specific hough forests for object detection," Proc. of CVPR, 2009.
- [13] N. Correll, K.E. Bekris, et al.: "Analysis and Observations from the First Amazon Picking Challenge," IEEE Trans. on Automation Science and Engineering, vol.15, no.1, pp.172–188, 2018.
- [14] R. Jonschkowski, C. Eppner, et al.: "Probabilistic multi-class segmentation for the amazon picking challenge," Proc. of IROS, 2016.
- [15] John R. Amend, Eric Brown, et al.: "A positive Pressure Universal Gripper Based on the Jamming of Granular Material," Trans. on Robotics, vol.28, no.2, pp.341–350, 2012.
- [16] 堂前幸康, 原田研介: "距離画像のハンドモデルの畳み込みに基づく把持手段の決定", 第36回日本ロボット学会学術講演会予稿集 DVD-ROM, 1G2-06, 2018.

堂前幸康 (Yukiyasu Domae)

2006年北海道大学情報科学研究科博士前期課程修了。三菱電機株式会社主席研究員を経て、2018年産業技術総合研究所入所。現在人工知能研究センター、オートメーション研究チーム長。マシンビジョン、マニピュレーションなどの研究に従事。博士（情報科学）。（日本ロボット学会正会員）

白土浩司 (Koji Shiratsuchi)

2007年京都大学大学院工学研究科機械理工学専攻修士課程修了。同年4月三菱電機株式会社に入社。現在先端技術総合研究所にて主席研究員。主として力制御の産業応用、運動制御・軌道生成、ロボットシステムの研究に従事。技術士（機械部門）。2013年電機工業技術功績者表彰 ものづくり部門 優秀賞。日本機械学会の会員。（日本ロボット学会正会員）

藤田正弘 (Masahiro Fujita)

1983年東京大学大学院工学系研究科機械工学専門課程修士課程修了。同年三菱電機（株）入社。2008年米国 Mitsubishi Electric Research Labs., EVP&CFO. 2012年先端技術総合研究所電機技術部門統轄。2013年人材開発センター長。2014年先端技術総合研究所長。2017年常務執行役開発本部長。（日本ロボット学会正会員）

山下隆義 (Takayoshi Yamashita)

2002年奈良先端科学技術大学院大学博士前期課程修了。2002年オムロン株式会社入社。2011年中部大学大学院博士後期課程修了（社会人ドクター）。2014年中部大学講師。2017年中部大学准教授。人の理解に向けた動画処理、パターン認識・機械学習の研究に従事。画像センシングシンポジウム高木賞（2009年）、電子情報通信学会 情報・システムソサイエティ論文賞（2013年）、電子情報通信学会 PRMU 研究会研究奨励賞（2013年）受賞。

川西亮輔 (Ryosuke Kawanishi)

2012年静岡大学情報科学専攻博士後期課程修了。現在三菱電機株式会社先端技術総合研究所に勤務。2008年8月 Third Asia International Symposium on Mechatronics にて Best Student Paper Award, 2009年10月 IEEE Robotics and Automation Society Japan Chapter Young Award, 2014年11月 R&D 100 Awards, 2014年12月 FA 財団論文賞を受賞。ロボットビジョン、ロボットの知能化に関する研究に従事。博士（工学）。（日本ロボット学会正会員）

原口林太郎 (Rintaro Haraguchi)

2002年京都大学情報学研究科システム科学専攻修士課程修了。2005年博士（情報学）。2005年三菱電機（株）入社。現在に至る。産業用ロボットおよび加工機の開発に従事。日本機械学会会員。（日本ロボット学会正会員）

山内悠嗣 (Yuji Yamauchi)

2012年中部大学大学院博士後期課程修了。2012年中部大学大学院博士研究員。2014年中部大学助手。2018年中部大学講師。2010年独立行政法人日本学術振興会特別研究員 DC2。ロボットビジョン、パターン認識の研究に従事。（日本ロボット学会正会員）

藤吉弘巨 (Hironobu Fujiyoshi)

1997年中部大学大学院博士後期課程修了。1997年米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所 Postdoctoral Fellow. 2000年中部大学工学部情報工学科講師。2004年中部大学准教授。2005年米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所客員研究員（～2006年）。2010年中部大学教授。2014年名古屋大学客員教授。計算機視覚、動画処理、パターン認識・理解の研究に従事。ロボカップ研究賞（2005年）、情報処理学会論文誌 CVIM 優秀論文賞（2009年）、情報処理学会山下記念研究賞（2009年）、画像センシングシンポジウム優秀学術賞（2010、2013、2014年）、電子情報通信学会 情報・システムソサイエティ論文賞（2013年）ほか受賞。（日本ロボット学会正会員）

秋月 秀一 (Shuichi Akizuki)

2016 年中京大学大学院博士後期課程修了。2016 年度独立行政法人日本学術振興会特別研究員 (DC2, PD)。2017 年慶應義塾大学理工学部電子工学科助教を経て、2019 年より中京大学工学部機械システム工学科助教 (テニュアトラック)。博士 (情報科学)。三次元物体認識技術の研究に従事。2015 年度 MIRU インタラクティブ発表賞、2017 年度精密工学会技術奨励賞等受賞。電子情報通信学会、精密工学会、IEEE 各会員。

橋本 学 (Manabu Hashimoto)

1987 年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年三菱電機 (株) 入社。生産技術研究所、先端技術総合研究所等にてロボットビジョン、パターン認識、ヒューマン認識技術などの研究に従事。2008 年中京大学情報理工学部機械情報工学科教授。2013 年より同大学工学部機械システム工学科教授。2017 年より同大学工学部長。博士 (工学)。1998 年度日本ロボット学会実用化技術賞、1999 年科学技術庁第 58 回注目発明表彰、2012/2017 年度画像センシングシンポジウム優秀学術賞、2015 年度画像センシングシンポジウムオーディエンス賞、2015 年度 MIRU インタラクティブ発表賞、精密工学会画像応用技術専門委員会小田原賞、2017/2018 年度 IWAIT Best Paper Award、2018 年度日本マテリアルハンドリング大賞技術賞等受賞、第 19 回 SICE-SI 部門講演会優秀講演賞。電子情報通信学会、情報処理学会、映像情報メディア学会、電気学会、計測自動制御学会、精密工学会、日本顔学会、IEEE 各会員。
(日本ロボット学会正会員)