展 望

ピッキング・マニピュレーションに関する技術動向と展望

Technology Trends and Future about Picking and Manipulation by Robots

堂 前 幸 康^{*1*2} ^{*1}三菱電機株式会社 ^{*2}産業技術総合研究所Yukiyasu Domae^{*1*2} ^{*1}Mitsubishi Electric Corporation ^{*2}AIST

1. は じ め に

近年のロボットマニピュレーション研究は活況である。その理由は、(1) ファクトリーオートメーション (FA) において、複雑なマニピュレーションの実用化が進み始めたこと、(2) 画像認識で大きな成果が出た深層学習の次のアプリケーションとして、ロボット、特にマニピュレーション・ピッキングが注目を集めていること、(3) 大学・企業問わずオープンに参加できる国際的なロボットマニピュレーション競技が相次いで企画され、成功をおさめていることにある。ロボット研究においては、シーズとニーズのバランスが乖離することもあるが、現在のマニピュレーション研究はそのバランスが良い状態に見える。本論文ではこの動向の整理と、そこから推察した将来展望を述べる。

2. 動 向

2.1 FA におけるマニピュレーション技術の動向

FA の分野では、2000 年代後半から 2010 年代前半にかけて、変種変量生産の自動化を目的とした「自律型セル生産ロボット」[1][2] の開発が盛んであった。当時は人工知能が盛り上がりを見せる以前で、結果として 3D センサや力覚センサなどのセンサ類と、そのセンサデータに基づく特徴量ベース・ルールベースの行動計画技術が中心に実用化された。自律型の土台となるセンシングの実用面が進歩した。現在は、センス・プラン・アクションを End-to-End で解く人工知能技術の飛躍により、一層のロボット自律化が期待される状況となった。

FA において自動化が期待される重要なアプリケーションの一つに部品供給がある。多くの生産現場において人手で行われる、自動化が切望される作業であり、一部でロボット化が始まった段階である。部品供給とは、例えば、ばら積みされた部品を取り出して、整列やキッティングをする

作業であり、難易度の高い複数のマニピュレーション問題を包含している。従来の部品供給は、個別のワークに対する供給方法をルールベースで解くことが多く、多品種の部品を同時に供給する際に課題があった。例えば、姿勢推定をもとにピッキングしたワークをどのように持ち替えるか、精度よく組み付けるにはどうするかなどの問題がある。部品種類が一つ、もしくは少数の場合は、それをルールの作り込みでカバーすることができる。そのため、3D センサによる姿勢推定に基づきピンピッキングができれば、それで部品供給が解決したとするアプローチが多かった。それに対して、野田ら [3] は、部品供給を単離・持ち替え・組み付けという三つの問題として整理し、システムとしてバランスよく各工程を解くための要素技術を投入することで、形状の異なる多品種部品の供給が可能なることを実験的に示した。変種変量生産においては、従来のように精度を重視した特定作業の実現のみでなく、多品種物体を汎用的に操作することが重要な課題となってきた。

図 1 に FA における作業課題をその要求精度と対応すべき品種数で分類したものを示す。従来のピンピッキング問題は個別の部品を精度よく操作することを想定していたので左上（要求精度高、品種小）に位置する。FA は従来、こういった高精度を重視する問題に注力してきた。用途としては精度が要求される組立作業がある。精度が必要な作業は概して、個別作業に対する作り込みに陥りやすい。次に、

図 1 要求精度と品種数に対する FA 作業課題の分布

原稿受付 2016 年 10 月 4 日

キーワード: Article, Manuscript

^{*1}〒 661-0001 尼崎市塚口本町 8-1-1^{*2}〒 305-8560 つくば市梅園 1-1-1^{*1}Amagasaki-shi, Hyogo^{*2}Tsukuba-shi, Ibaraki

図2 産業用ロボットの進歩と拡大市場の予測

多品種部品供給は、主に数十種程度の部品を扱い、整列やキッティングの用途で扱われる。中規模の品種を中規模の精度で扱う問題である。FAの問題が、精度重視から、多品種操作への流れに向かっている中で、一つの重要なトピックである。この流れの延長には、工場における部品搬送など、ピックアンドブレースに特化した、超多品種物体の操作がある。さらに、その流れを推し進めていくと、次のような未来が想像される。人協働などのトレンドと合流することで、産業用ロボットベースのサービスロボットが登場し、工場外に新たな活躍の機会を見いだすロボットの時代が到来する。図2に、筆者が以前に描いた産業用ロボットの進歩と拡大市場の予測を示す。産業用ロボットが将来的に家庭に進出する際の段階を示したものである。様々な市場に展開されるためには、簡単で使いやすく、人と協働できる安全性が必要であり、それが実現することで段階的に市場が拡大していく。しかし、この際前提となるのが、根本としての多品種物体の操作能力である。マニピュレータとしての基本性能の充実が、市場拡大のための必須事項である。

2.2 汎用的な多品種物体操作に関する技術動向

マニピュレータとしての基本性能ともいえる汎用的な物体操作に関する研究開発事例を紹介する。汎用的という言葉は従来、主に家庭用の作業を想定したマニピュレーション研究において扱われてきた[4]。操作の基本は把持である。物体のモデルを使わずに把持点を抽出する方法[5]をSaxenaらは早くから提唱してきた。FAにおいてもその流れはあり、筆者らは多品種部品供給向けに、学習の必要ない把持点検出方法[6]を提案している。把持点検出は学習との相性もよく、2014年にはLenzらがDeep Learningを利用した把持点の学習方法[7]を提案している。現在は学習ベースの汎用的な把持方法が多数提案されている[8]~[10]。中でもインパクトのある発表はLevineらによる[11][12]であろう。強化学習のフレームワークにのっとり、把持点の検出を行うために、14台のロボットアームで80万回のピッ

図3 Dex-Net が提唱する考え方

キングを繰り返した結果、汎用的なピッキングを高い成功率で実現している[11]。さらに文献[12]では、画像上の把持点探索にとどまらず、タスクの成否を画像として与えることで、タスクを行うロボットの動作(各軸のトルク指令)自体を学習で獲得することに成功している。いわゆる見よう見まねで、一定の作業をロボットが学ぶフレームワークを示して見せた。

もう一つ、大きなインパクトのある発表として、Mahlerらが提案するDex-Net[13]をあげる。物体を扱う場合、前述のように見よう見まねで作業を学ぶことも重要であるが、より正確で、細かな作業を実現する場合は、物体のモデルをベースとするタスクプランニングが今後も重要な役割を担うことが予想される。Dex-Netが提唱する考え方を図3に示す。クラウド上に大量に蓄えられた物体の形状モデルをもとに事前に把持方法を計算しておき、ロボットが操作をする際、センサデータと合致する形状モデルをオンラインで検索するというのがコンセプトである。手順はまず、計算物体の3D形状モデルとそれに対応する適切な把持方法をクラウド上に膨大に蓄えておく。作業をするロボットの入力画像から対象物を抽出し、類似度の高いクラウド上のモデルを検索する。類似度の高いモデルに対応する把持方法をもとに、実際の把持方法を推定し、最終的にロボットが把持を実現する。ベースは把持の物理に基づく把持計画であるが、クラウドデータベースを活用することで、大規模な多品種対応が想定できる提案になっている。

多品種物品を扱うための技術として、物体の形状モデルなしの強化学習と、物体の形状モデルベースの操作計画技術を紹介した。前者は簡単におおよその作業を一気通貫で学ぶことができる。後者は対応するモデルが想起できれば、詳細で正確な作業が実現する。それぞれ、一見すると相反する技術であるが、将来的には一気通貫の学習と把持の物理の理解を包含したハイブリッドな方式により、より実用的な多品種物体操作技術となることが予想される。

2.3 マニピュレーション技術の評価と国際競技の活発化

前述のように、物体操作に関する技術は多数提案されているが、比較評価が難しい。画像処理のアルゴリズムであ

れば、同じ画像データベースを利用すれば、フェアに性能を評価することができる。しかし、マニピュレーションの場合、扱う対象物が同じでも、配置や環境の違いが生じるため、フェアな評価が難しい。ICRA2016 で開催されたワークショップ “Grasping and Manipulation Datasets” ではこの課題について議論がされた。現段階の結論としては、統一的なアイテムを準備し、画像などのセンサデータセットを作り活用するという方針が示されたにとどまっている。統一的な評価は、マニピュレーション技術開発の裾野を広げるため重要である。将来的には、文献[11] で使われたような評価用の大規模ロボットシステムが世界のどこかに準備され、ネットワーク越しにその統一ロボットで作業を行えば、フェアな評価が実現するかもしれない。しかし現段階でそれは難しい。今最もフェアな評価方法は、ロボット競技、コンペティションであろう。マニピュレーションの分野では現在、コンペティションが盛んである。

代表的なものの一つに Amazon Picking Challenge がある。2015 年に ICRA (シアトル) にて第 1 回が開催され、2016 年には Robocup (ドイツ) にて第 2 回が開催された。オープンな競技で、産官学を問わず参加可能であり、筆者らも 2 年続けて参加した。Amazon 社の倉庫内で、実際に人手で行われている作業である棚からの商品ピッキングをロボットで競うものである。Amazon 社の倉庫内は数千万から億単位の種類の商品が存在するとされる。そういった多品種の商品が棚内に混載されている状態からのピッキングは、2.1 節にて説明した多品種ピッキングの問題と類似性が高い。

2015 年は 25 種類、2016 年は 39 種類の商品が棚の中にランダムに置かれ、指定された商品をピッキングし、箱にプレースするという競技であった。大学のラボを中心に、世界中から十数チームが例年参加し、その性能を競った。コンペティションとして優れている点は、ルールを明確に作り込んでおり、競技対象物を周知させるだけでなく、対象物配置も、事務局が事前に周到に準備していることにある。図 4 に 2016 年の競技の際の棚内の商品配置の様子を示す。実際の現場に比べると商品配置の重なりや隠れは少なく、難易度は調整されている。一方で、透明・黒もの物体など計測・認識が難しい対象物を複数含んでいる。こういった配置のレベルを巧妙に設計することで、競技としての裾野を広くとったまま、実用化を意識したステップバイステップの難易度設計を実現している。

これにより、各チームまったく異なるアルゴリズム、異なるロボットシステムで競技に参加しているのにもかかわらず、フェアなコンペティションが実現している。フェアな競技ゆえに、この競技で上位に入ったチームが使う技術进行分析することで、どういった技術が本問題に適しているかが分析できる。2015 年の技術については文献[15] において

図 4 Amazon Picking Challenge 2016 における棚内の商品配置の様子

総括されている。2015 年の優勝チームは細長く力の強い吸引ハンドを利用し、高得点を獲得した。識別方法は特徴量設計に基づく方法[16] であった。2 位チームは挟持グリッパベース[17] であった。2016 年では、上位チームはほぼすべて細長い吸引ハンドを使っていた。吸引ハンドは今後も定石となる可能性が高い。また興味深いのは、2015 年はほとんどのチームが特徴量ベースの商品識別手法[15] を採用していたのに対して、2016 年はほぼ全チームが Convolutional Neural Network (CNN) ベースの識別技術を利用した。そして各チームともに高い性能を発揮していた。例えば画像処理の分野において CNN が高い性能を示し話題になったのも国際コンペティションからであった。こういったトレンドは、カンファレンスの発表や論文からだけでは難しい。技術トレンドを示す場を提供した Amazon Picking Challenge はマニピュレーション分野の技術発展に大きく貢献したといえる。またそれ以外にも、IROS2016 でもマニピュレーションの競技が開催[18] されるなど、評価の難しいマニピュレーション分野では、今後ますますコンペティションの動きが活発化すると思われる。

3. お わ り に

FA 向けのロボット技術開発や、国際競技への挑戦にかかわってきた筆者の視点から、近年のマニピュレーション研究を取り巻く状況と技術動向を分析した。人工知能技術の発達により、今後ますますロボットの自律化は進み、FA だけでなく多くの分野でマニピュレーションが実用化されること

が期待される。センス・プラン・アクションをEnd-to-Endで学習することによるEasy-to-Useなロボットシステムや、把持の物理を大規模な学習やネットワークを利用して解く器用なロボットは、市場拡大に向けた大きなブレイクスルーとなりえる。また、アプリケーションとしてはFAや物流などの現場での活用が想定される。投入が難しい将来技術については、盛り上がるロボットコンペティションの場で披露されるだろう。将来的なサービスロボットや家庭用ロボットの普及に向けて、活況を迎えるマニピュレーション関連の研究がますます加速し、大きな成果をもたらすことを祈念する。

謝 辞 本論文の一部調査は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）「次世代ロボット中核技術開発」の予算をもとに実施しました。

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, 堂前, ほか: “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] L.L.S. Wong: Robotic Grasping on the Stanford Artificial Intelligent Robot. An honor thesis of Computer Science of Stanford University, 2008.
- [5] Y. Jiang, S. Moseson, et al.: “Efficient Grasping from RGBD images: Learning using a new Rectangle Representation,” Proc of ICRA, 2011.
- [6] 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.
- [7] I. Lenz, H. Lee, et al.: “Deep Learning for Detecting Robotic Grasps,” Proc. of ICRA, pp.1957–1964, 2016.

- [8] L. Pinto and A. Gupta: Supersizing Self-supervision: Learning to Grasp from 50K Tries and 700 Robot Hours, arXiv:1509.06825, 2015.
- [9] E. Johns, S. Leutenegger, et al.: Deep Learning a Grasp Function for Grasping under Gripper Pose Uncertainty, 2016.
- [10] 荒木, 長谷川, ほか: “Graspability を導入した DCNN による物体把持位置検出”, 第 34 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 DVD-ROM, 2016.
- [11] S. Levine, P. Pastor, et al.: Learning Hand-Eye Coordination for Robotic Grasping with Deep Learning and Large-Scale Data Collection, arXiv:1603.02199, 2016.
- [12] C. Finn, X.Y. Tan, et al.: Deep Spatial Autoencoders for Visuomotor Learning, arXiv:1509.06113, 2016.
- [13] J. Mahler, F.T. Pokorny, et al.: “Dex-Net 1.0: A Cloud-Based Network of 3D Objects for Robust Grasp Planning Using a Multi-Armed Bandit Model with Correlated Rewards,” Proc. of ICRA, pp.1957–1964, 2016.
- [14] M. Bianchi, J. Bohg, et al.: Latest Datasets and Technologies Presented in the Workshop on Grasping and Manipulation Datasets, arXiv:1609.02531v1, 2016.
- [15] N. Correll, K.E. Bekris, et al.: Lessons from the Amazon Picking Challenge, arXiv:1601.05484, 2016.
- [16] R. Jonschkowski, C. Eppner, et al.: Probabilistic Multi-Class Segmentation for the Amazon Picking Challenge, <http://dx.doi.org/10.14279/depositonce-5051>, 2016.
- [17] K. Yu, N. Fazeli, et al.: Summary of Team MIT’s participation in Amazon Picking Challenge, arXiv:1604.03639, 2016.
- [18] Robotic Grasping and Manipulation Competition, http://www.rhgm.org/activities/competition_iros2016/.

堂前幸康 (Yukiyasu Domae)

2006 年北海道大学大学院情報科学研究科博士前期課程修了。博士 (情報科学)。2008 年より三菱電機株式会社先端技術総合研究所研究員。2014 年より同主席研究員。2015 年より産業技術総合研究所人工知能研究センター兼務。現在に至る。ロボットビジョン, マシンビジョンの研究開発に従事。JRM Best Paper Award (2012), 米国 R&D100 賞 (2014), 情報処理学会喜安記念業績賞 (2015), 日本ロボット学会誌論文賞 (2016) 等受賞。IEEE RAS, 電子情報通信学会, 情報処理学会, 精密工学会各会員。

(日本ロボット学会正会員)