

「不確実性に挑むロボティクス」特集号

解 説

産業用ロボットの実用化技術最前線

白土 浩司*・堂前 幸康*・奥田 晴久†

1. はじめに

1.1 概要

産業界における関心事の一つに、効率のよい生産活動が挙げられる。各企業は、消費活動の変化とともに生産方式および自動化手段による効率向上を探究してきた。

近年、外界センサ情報を活用してロボット動作を決定する「知能化技術」が、産業界でも標準的な技術として導入されはじめている。とくに、ビジョンセンサ（視覚）や力覚センサ（力覚）はハードウェアとして成熟しており、各ロボットメーカは産業用ロボットの製品オプションとしてラインナップし始めている。さらに、これらのセンサを用いたロボットシステムでは、「買ったらすぐに使える」ということを狙ったパッケージ化・アプリケーション化の取り組みが始まっている。

本稿では、産業用ロボット技術の最前線を、生産現場の変化と実用化事例を示しながら解説する。

1.2 消費活動の変化とセル生産方式

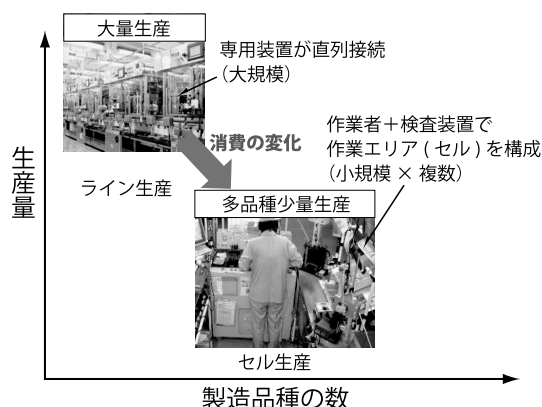
1990年代頃から国内消費活動の変化に伴い、下記の要求に対応することが必要となってきた。

- 製品ライフサイクルの短期化
- 多品種少量生産

一つ目の「製品ライフサイクルの短期化」は、「製品消費周期が短くなったこと」を示している。スマートフォンが身近な例として挙げられるが、電気電子分野では、製品ラインナップを短期間で更新することが求められ、それに呼応するように、生産システムは「短期立上げ・短期更新」が可能なのが求められている。

二つ目の「多品種少量生産」は、「消費の多様化」を示している。同じような機能をもつ製品に対してもユーザーニーズは多様である。たとえば、型式の番号違いで入出力端子の数および外形寸法が違うといったこともよくある。これに対応するため、生産現場では複数種類の製品を少量ずつ製造する、多品種少量生産が必要となる。

生産工程を単工程に分解し、直列に並べた従来型の「ライン生産方式」では品種増大に対応しきれないため、前述の二つの要求に対応する形で、「セル生産方式」というものが広く導入されている。



第1図 生産量・製造品種と生産方式の関係

セル生産方式とは、作業者を1名あるいは複数名で一つの「セル」とよばれる区画に配置し、各自が複数工程を担う生産方式である。大量生産に向いているといわれるライン生産に比べると作業者の担当する作業工程数が多くっており、作業者が複数工程を小さなスペースで行う。セル生産方式は、設備の占有面積を小さく抑え、生産変動に対しセルを増減させるなど柔軟な対応ができるため、多品種少量生産に対しても効率よく生産できる。一方で、セル生産実現のために、複数作業がこなせる「多能工」を育成する必要がある、十分な作業員教育の実現および作業員数の維持が課題となる。生産量と製造品種と生産方式の関係を第1図に示す。品種が増え、生産量が減ってくるとセル生産が適した生産方式になってくる様子を示している。

1.3 セル生産方式のロボット化

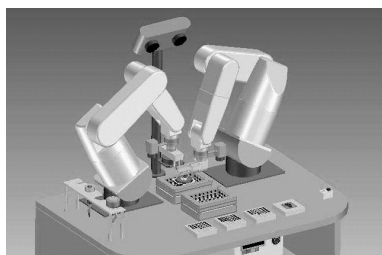
現在、産業用ロボットは、人間に代わり生産システムの一部を担う自動化手段の一つとして用いられている。1980年代頃から普及し、とくに、産業用ロボットの適用を手段とした自動化として、これまでは自動車生産向けの溶接・塗装作業を行う手段、半導体生産・液晶パネルの搬送手段といった、「用途特化型のロボット」がおもな適用先であった。

近年、前述のセル生産方式の普及が進むなか、海外労働者の賃金高騰あるいは国内における将来の労働者不足を背景に、産業用ロボットをセル生産方式の中で活用する要素技術開発が進められてきた。

* 三菱電機株式会社 先端技術総合研究所

† 三菱電機株式会社 名古屋製作所

Key Words: industrial robot, sensor application.



第2図 ロボットによるセル生産システム



第3図 人協働型のセル生産システム (出典 [2])

セル生産の大きな課題は、多能工の教育および雇用維持である。多能工化を進める場合、生産増加に対して柔軟に対応できる一方で、大幅な減産時の雇用維持が頭の痛い問題となる。このため、多能工にしかできない作業を残す一方で、一部の工程あるいは全工程を自動化した新しいセル生産の実現が期待されている。

自動化したセル生産方式として、下記二つの方式が考えられる。

- 全自動化した「ロボットセル生産方式」
 - 部分自動化した人とロボットの協働型の生産方式
- 前者は、第2図に示すようなロボットですべて自動化していこうというアプローチである。人間のような多能工作業を実現させるロボット技術が開発されている [1]。後者は、第3図（出典 [2]）に示すような、人間の良いところを活かしながら部分的にロボットに作業をさせる方式 [3] である。後者の方式は、人間とロボットの間から安全柵を撤廃したシステムとなるため、人間とロボットの安全の確保が重要となる。

ここで、安全技術の動向について簡単に説明する。ISO 10218-1,2 : 2011 (JIS B8433-1,2 : 2015) の施行に伴い、国内では、2013年12月に労働安全衛生規則が改訂された。従来、80Wを超えるモータを備えるものは産業用ロボットと規定され、これらに対しては安全柵を設置することになっていた。これに対し、同規則の改訂によって、モータ出力にかかわらず適切なリスクアセスメントと安全措置を施せば、安全柵が設置されなくてもよいという状況に省令が改訂されたと解釈できる。「安全柵がないロボットによる自動化」は設置面積が小さくできるため、工場などで自動化を考えるうえで重要なポイントとなる。この改訂をきっかけに、現在、各ロボットメーカーとも「人協働型のロボット」に対する取り組みが盛ん

になっている。今後とも、こういった場面に適用可能なのか、生産システムに取り入れたときに効率を下げることはないのか、といった議論が続いていくものと考えられる。

以上のようなセル生産のアプローチに共通するのは、実際にロボットが対応できる作業内容を拡張することである。次節では、作業内容の拡張を実現するロボットセルの具体的な課題と開発技術について解説する。

2. ロボットセルの実用化に向けた開発

2.1 ロボットセル生産と求められる技術

従来の産業用ロボットによる自動化は、「単純な物体搬送」あるいは「高精度な位置決め環境」を前提とした自動化であった。たとえば、「作業を繰り返す間にロボットと作業対象の位置が0.5mm程度しかずれない」ことを設計仕様として、作業対象に幾何拘束を与えるような周辺機器（位置決め機構）あるいはエンドエフェクタ（グリッパ）を設計することが行われていた。いわば「確実性」を機械システムとして保証していたことになる。

しかし、セル生産など、狭いエリアで複数工程を実施する「組立作業」では、対象物の位置姿勢について多くの状態を許容する必要がある。これまで自動化が困難であった。産業用ロボットによって組立作業を実現するには、作業者が実施しているように、「周辺環境あるいは作業対象物の多少の位置姿勢変化」および「作業が成立しない状態」に柔軟に対応する技術が必要となる。

最先端の産業用ロボットシステムとして、セル生産などを実現するロボットの技術要素は、つぎのように整理できる。

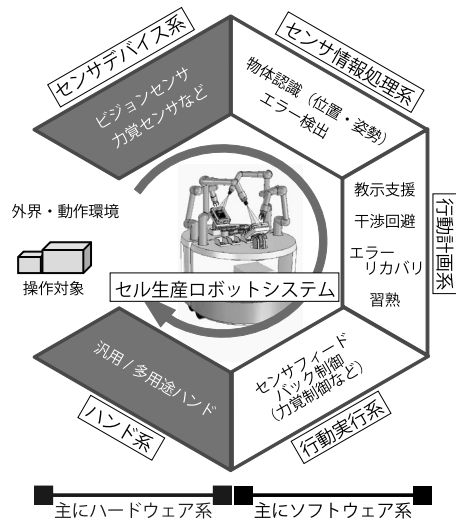
- センサデバイス系
- センサ情報処理系
- 行動計画系
- 行動実行系
- ハンド系

これらの相互関係を、ハードウェアとソフトウェアの観点と、機能する順番で整理して第4図に示す。

センサデバイス系およびセンサ処理系については、人間のように周辺環境および外界の変化を知覚していく必要がある。とくに、状況に応じた判断・行動のため、外界センサとして、遠くの状況まで把握し行動計画に応用できるビジョンセンサ、ロボットと作業環境との物理的接触に基づいて行動計画を補正に応用できる力覚センサがまず必要なセンサ系である。このほかにも触覚センサ、近接覚センサなどが考えられる。

センサ情報処理系では、センサデバイス系の計測量をもとにして、行動計画に反映可能な情報に変換する。これはたとえば、外界とロボットが衝突したというエラー判定結果であったり、作業対象を計測したデータに基づき算出する作業対象の位置姿勢のことである。

行動計画系については、センサ情報処理系が与えてく

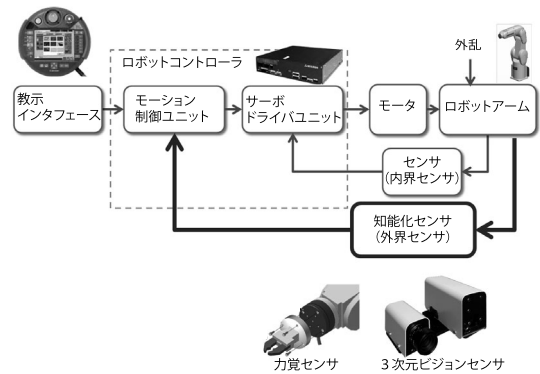


第 4 図 最先端のセル生産ロボットシステム

れる情報に基づいて動作軌道あるいは戦略を生成する。衝突をさける干渉回避の動きや、失敗した後自律的に復旧するエラーリカバリのよう軌道生成に関するものが考えられる。生成された軌道について、経由点や重要な点を実機で調整する場合は、教示が必要となる。教示支援技術は、安定稼働にかかわる教示点の精度を向上させるための機能となり、センサ情報を可視化して人間に提示することで実現できる。

行動実行系およびハンド系では、行動計画系で計画された軌道に基づいて行動した結果、生じる誤差があればオンラインで補正することになる。この際、力覚センサ・ビジョンセンサなどでロボットと環境との間に生じる位置や力の関係を監視・補正しつつ、行動計画系で意図された動作を実行する。ハンド機構は人間の手のような汎用ハンドが究極の目標である。しかし、現状は、さまざまな状態を想定して機構あるいは制御系を設計することが難しい問題があり、各機関において研究が進められている状況である。近年、3次元ビジョンセンサの普及に伴い、ピンピック用のハンドはニーズが強いため、多様な形状に対応することができるような製品も出てきている。

最後に、ロボットシステムにおいて、センサデバイス系として知能化センサ（力覚センサとビジョンセンサ）がインテグレーションされたシステムのブロック図を第 5 図に示す。まず、ロボットアームはロボットコントローラによって制御されている。ロボットアームは複数個のモータによって駆動されており、それぞれのモータ指令値を演算するためにモーション制御ユニットが位置指令値を演算している。位置指令値は、あらかじめ教示インタフェースを使って人間が移動目標地点を教える方法、あるいはプログラムを介してオフラインで移動目標地点を設定する方法で定められる。これらの制御系に対して、センサデバイス系で取得したデータをもとにアウターループとして、補正を行う形で実装している。これ



第 5 図 ロボットシステムの知能化センサ位置付け

により、既存のロボットシステムのフレームワーク単独で使う場合と知能化センサを付加して使う場合のいずれにも対応することができる。

このように個々の要素技術だけでなく、機能・機器のモジュール化や調整容易 (Easy To Use) を実現し、統合 (インテグレーション)・再構築しやすいという各機能のインタフェース設計の観点も産業応用上は重要である。

次小節では、産業用ロボットで実用化されている事例として 3次元ビジョンセンサおよび力覚センサおよびこれに関するセンサ情報処理について紹介し、実際の生産システムの中での応用事例を解説する。

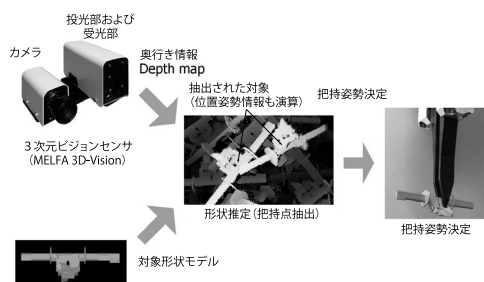
2.2 3次元ビジョンセンサと認識処理技術

3次元ビジョンセンサは人間の視覚機能に相当し、おもに産業用ロボットの作業対象の位置姿勢を特定するのに用いられる。

以下、3次元ビジョンセンサの計測方式について簡単に原理を説明する。まず、3次元ビジョンセンサとカメラ (2次元ビジョンセンサ) の違いを説明する。3次元ビジョンセンサとは、2次元ビジョンセンサが平面の画像情報を取得可能なのに対して、さらに奥行き情報を付加するものである。よって、撮像された対象が「ロボットから見て、どのような位置姿勢で配置されているのか」がわかるようになる。

産業用の 3次元ビジョンセンサは受動型と能動型という二つの方式に分けられる。受動型は、光源をもたず、たとえば「ステレオカメラ方式」であり、二つの違う視点のカメラ撮像情報から三角測量の原理を用いて映像のマッチングにより奥行き情報を獲得し、3次元距離を再生する方式である。能動型は、光源をもつもので、代表的なのは「構造化光 (structured light) 方式」があり、特徴としてはステレオカメラ方式のカメラの 1 台を光源に置き換えた方式である。ここでは、開発した 3次元ビジョンセンサおよびセンシング処理について説明する。

3次元ビジョンセンサによる一般的な画像処理 (モデルマッチング) の方法を第 6 図に示す。投光部からパターン光を照射してその反射パターンを受光部で計測し、Depth map (カメラ視点に対する奥行き距離情報) と



第 6 図 画像処理（モデルマッチング認識）による対象の姿勢推定

カメラ画像が出力されている。これら二つの情報を用いて、得られた情報を用いて、作業対象の位置姿勢を推定する[4]。この際、通常は3DCADなど正確な3次元モデルを別途入力しておき、形状推定処理にて3次元モデルと照合し、いくつかの候補結果を出力する。この際、把持候補点は理想的な把持位置として人が事前に教示して与えておくことが多い。

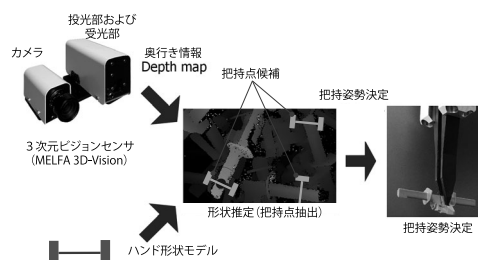
モデルマッチングは認識処理に時間がかかるため、「モデルレス認識」とよんでいる対象形状モデルは使わない認識処理を開発した（第7図）[5]。本手法の特徴は、ハンド形状をモデル化し、これに基づいて「把持点候補」を抽出する点である。

ハンド形状モデルについて第8図に示す。モデルレス認識は、バラ積みされた対象物体の中で「指先が物体を把持できる条件」および「指先が干渉しない条件」のそれぞれを満たす点から一つ把持点を決定するアルゴリズムである。まず、ロボットグリッパの指の太さ、指の開閉幅の情報から、把持可能な領域(Contact region)と干渉領域(Collision region)を定義する。つぎに、Depth mapのみを使って取得された平面に射影された領域に対して、「把持可能な領域」および「干渉領域」を分析して、「干渉せずに把持可能な領域」を演算する処理となっている。本方式であれば、モデルマッチングに比較して高速に把持点を演算することができる。モデルレス認識は、指定された姿勢で把持できる保証はないが、バラ積み状態から一つのワークを単離する目的であれば高速に利用することができる。ピンピッキング作業を考える場合、後工程としてピッキングされたアイテムを整列させることを考えると、モデルレス認識を活用したアプローチが有利になる。これは、整列に適したパーツ姿勢はパーツケースのバラ積み状態から直接取り出すよりも、一つのワークを単離してから取り出すときの方が確実に把持できるケースが多く、結局効率的になるためである。

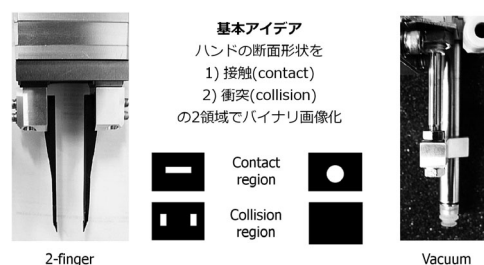
以上のような、認識処理アルゴリズムを活用することで、不確かな位置に配置された作業対象にもロボット手先が正確にアプローチできるようになる。

2.3 力覚センサと組み付け制御

力覚センサは、エンドエフェクタ部に作用する外力を計測するために備えられ、ロボット・エンドエフェクタ



第 7 図 画像処理（モデルレス認識）による対象の姿勢推定



第 8 図 画像処理（モデルレス認識）におけるハンド形状のバイナリ化

に作用する外力情報を使って、作業対象やロボット動作を所望の状態に制御する。

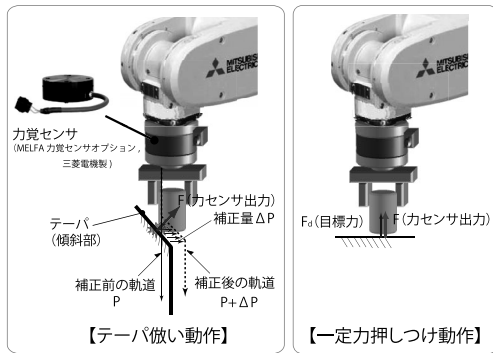
おもに、ロボットのエンドエフェクタ部よりロボットアーム側に取り付けられ、X、Y、Z軸に関する3軸の力およびモーメントを出力するセンサがおもに用いられる。

主要な制御モードとしては、インピーダンス制御と力制御がある。位置制御すべき目標参照軌道があり、その軌道に沿いながらも、衝突が生じた際には、適当なインピーダンス特性をもたせて補正させたい場合は、インピーダンス制御を用いる。第9図の左図に示す通り、まっすぐ下降するような動作があるが、作業対象の固定位置にずれが生じる場合は、テーパになった動作を行うことで、作業を成功させることができる。

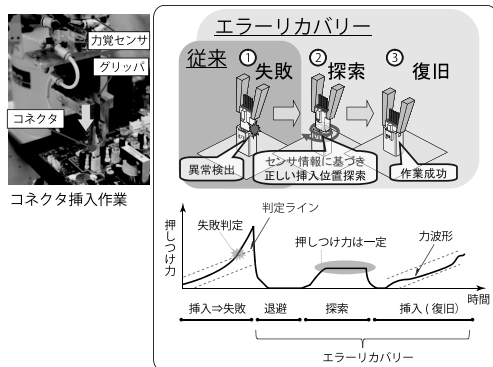
他方、力制御では、目標力指令に対して、所望の作用力が維持されるように制御される。第9図の右図に示す通り、バリ取り・研磨など、工具と作業対象を一定力で押しつけあう必要がある場合に用いられる。

2.4 力覚センサ応用した作業

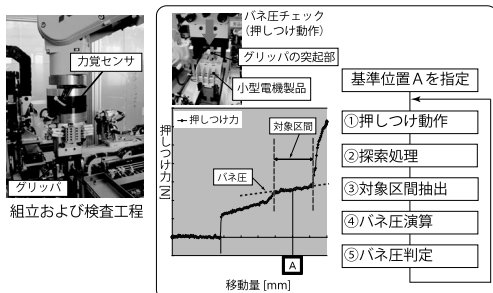
本小節では、力覚センサを用いた応用アプリケーションを示す。一つ目は、コネクタ挿入作業へのエラーリカバリ応用である。コネクタ挿入作業は、コネクタのオス側とメス側をはめ合う作業であるが、自動化を検討する場合には、いずれかの位置がずれてしまい、テーパなどの引き込みがうまく機能せず失敗する場合がある。このような失敗に対し、エラーリカバリ動作を実施し、自律的に復旧させる機能を開発した[6]。エラーリカバリ動作の処理イメージを第10図に示す。作業失敗を力覚センサ出力をもとに判別し、コネクタハウジング上でコネクタを押し付けたまま回転運動をすることで、挿入位置を



第 9 図 力覚センサを用いることで可能となる動作



第 10 図 コネクタ挿入におけるエラーリカバリ動作



第 11 図 力覚センサ出力に基づくバネ圧検査

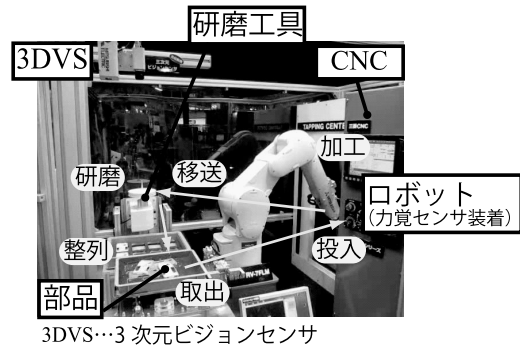
自律的に探索するアプリケーションである。

二つ目は、検査工程应用について第 11 図に示す。検査工程应用とは、重要機能部品にバネ要素を含む小型電機製品について、そのバネ圧を検査する際に、力覚センサにより押しつけ反力を計測し、これから自動的に所望のバネ圧かどうか検査するアプリケーションである。力覚センサを取り付けることで、力覚制御を用いた動作として使えるだけでなく、探索動作や検査といった応用動作を実現し、ロボットの適用範囲を拡大できる。

3. 実用化と今後の課題

3.1 既存市場の自動化アプリケーションの深化

ロボットによる自動化の実用化例を第 12 図に示す。これは、スマートフォンケースの研磨工程を模擬した展示用ロボットセルである。同セルは、CNC 加工機とロボットから構成され、知能化センサとしては 3 次元ビジョン



第 12 図 CNC 加工機と組み合わせ加工・仕上げの自動化を実現したロボットシステム

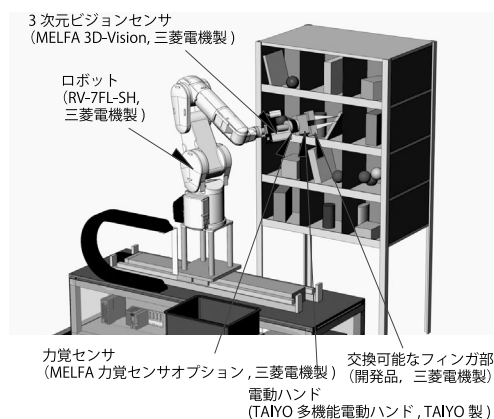
センサと力覚センサを備えている。作業工程の流れはつぎのとおりである。まず、3 次元ビジョンセンサで、スマートフォンケースのバラ積み取り出し作業を実施して、それを CNC 加工機内に投入する。続いて加工が完了したスマートフォンケースを取り出し、研磨工具にあてて加工時に生じたバリ取りを行う。最後に、スマートフォンケースを箱に整列させる。これは一例であるが、知能化センサを備えたロボットと専用機を組み合わせ、さまざまなアプリケーションパッケージの提案が始まっている。

また、知能化技術は次々と実際の生産ラインにも適用が始まっている。岐阜県にある三菱電機 (株) の可児工場においても、知能化技術の適用が成されたロボットシステムが稼働している。作業員 1 名がロボットシステムと連携して、多品種の生産に対応できるという生産システムである。実際の効果として、従来の自動化ラインに比べて設置面積が 1/3 になり、歩留まりも飛躍的に改善していることが確認されている [7]。

3.2 産業界における新しい自動化の流れ

これまでは、自動車あるいは電気電子向け自動化が主流であったが、近年、物流倉庫など工場と似たような環境での自動化のニーズが高まっている。物流倉庫をもつ Amazon.com Inc. 主催で、Amazon Picking Challenge というロボット競技会が開催されている。2015 年は、国際学会 ICRA の併催行事として開催され、2016 年は RoboCup の併催行事として開催された。参加チームは、世界中から応募があるが大学主体のチームがほとんどで、ベンチャー企業あるいは企業と大学のコラボレーションチームが少数参加している状況である。

当社も、中部大学をリーダーとして、中京大学と三菱電機の 3 者で合同チームとして各大会に参加した。競技参加時のロボットコンフィギュレーションを第 13 図に示す。タスク設定は、「棚の中 (12 か所) から指定されたアイテムを 1 つずつ取り出す」というシンプルなものである。ただし課題設定は毎年難化している。課題の難しさには、「同じ棚に類似品があり、識別が必要」、「狭い棚の中でのエンドエフェクタと棚の干渉考慮が必要」など、



第 13 図 Amazon Picking Challenge に参加したシステム

FA におけるロボットとは少し違う点がある。

現時点では、作業現場で要求される作業速度には、どのチームも達していない状況であるが、とくに、2016 年の大会では、ディープ・ラーニングの一種である CNN(Convolutional Neural Network) が多くのチームで画像処理に適用され、認識性能が大きく向上した印象であった。筆者は、このような競技会を通じた産学連携の取り組みから「本質的な課題抽出」「新しい方式提案」が生まれ、結果的に早期社会実装に繋がることに期待している。

4. おわりに

本稿では、近年の消費活動の変化とそれに伴う生産現場の自動化ニーズを説明し、それに対応する産業用ロボットを用いた最新技術動向について解説した。ともすると成熟したとみられがちな産業用ロボットであるが、知能化（センサ応用）や、それらの統合（インテグレーション）により、現場では、まだまだ新しい可能性・課題が生まれていることを感じていただければ幸いである。

謝 辞

解説中の成果の一部は独立行政法人新エネルギー・産業技術開発機構 (NEDO) の委託事業「戦略的先端ロボット要素技術開発プロジェクト」および「次世代ロボット知能化技術開発プロジェクト」の補助金により実施しました。

(2016 年 9 月 20 日受付)

参 考 文 献

- [1] 金平: 産業用双腕ロボット「NEXTAGE」への取り組み; 日本ロボット工業会 ロボット, No. 205, Vol. 3, pp. 28-31 (2012)
- [2] NEDO: ロボット白書 2014, 第 3 章 (2014)
<http://www.nedo.go.jp/content/100563897.pdf>
- [3] Andersson: 人と協働作業する次世代型ロボットの使命 (Change the World); 日本ロボット工業会 ロボット,

No. 223, Vol. 3, pp. 20-25 (2015)

- [4] B. Drost and M. Ulrich et al.: Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition; *Proc. of CVPR*, pp. 998-1005 (2010)
- [5] Y. Domae and H. Okuda et al.: Fast graspability evaluation on single depth maps for bin picking with general grippers; *Proc. of ICRA*, pp. 1997-2004 (2014)
- [6] R. Haraguchi, Y. Domae and Shiratsuchi, et al.: Development of production robot system that can assemble products with cable and connector; *JRM*, Vol. 23, No. 6, pp. 939-950 (2011)
- [7] 三菱電機: ロボット組立セルによる小ロット多サイクル生産; <http://www.mitsubishielectric.co.jp/fa/members/compass/casestudies/intra/icase08/report01.html>

著 者 略 歴

白 土 浩 司



1981 年 4 月 20 日生。2007 年 3 月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、日本ロボット学会の会員。

堂 前 幸 康



1980 年 12 月 29 日生。2006 年 3 月北海道大学大学院情報科学研究科修士課程修了。2008 年 3 月同博士後期課程単位取得退学。同年、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。ロボットビジョン、マシンビジョンの応用研究開発に従事。博士（情報科学）。2014 年 R&D100 Award を受賞。IEEE などの会員。

奥 田 晴 久



1967 年 10 月 18 日生。1993 年 3 月京都大学大学院工学研究科修士課程修了。同年 4 月三菱電機株式会社に入社。産業システム研究所、先端技術総合研究所 メカトロニクス技術部グループマネージャを経て、現在、名古屋製作所ロボット製造部 知能化開発推進担当課長。おもに産業用ロボット向け画像認識・3 次元計測・メカトロニクス技術の研究開発業務に従事。博士（情報科学）。2012 年 ロボット大賞・日本機械工業連合会長賞。2014 年 R&D100 Award などを受賞。日本ロボット学会などの会員。