知能ロボット研究の展望*

—モデルベースト・ロボティクス—

白 井 良 明** 井 上 博 允***

1. ま え が き

人間に近い能力を持つロボットを作るため、あるいはより柔軟な適応力を持つ実用的ロボットを作るために、知能ロボットの研究が盛んになっている。知能ロボットの研究は、人工知能(AI)の一部とみなすことができるが、AIの他の分野と大きく違う点は、実世界とのかわりあい強いことであろう。つまり、たんなる知的情報処理だけでなくセンサによって実世界から情報を集め、行動によって実世界に働きかけることであろう。しかも、情報の入力、情報処理、行動という三つの活動が順番に起こるのではなく、必要に応じて適切な活動が選択されるのである。

ここでは、知能ロボットの現状の展望というより、今後どのような知能ロボットを研究しなければならないか、そのような知能ロボットの実現のため必要な技術は何か、現在その技術はどこまでできているか、また今後解決しなければならない問題は何であるかという点に重点を置いて、筆者の主観を混えて展望する。

2. 知能ロボットの分類

ここで取上げる知能ロボットの位置付けを明らかにするために、知能ロボットを大雑把に分類してみる。知能ロボットを構成する要素技術は多く、その中の一つの要素技術について分類することも容易ではない。

たとえば、ビジョンにおいて、積木と猫とどちらを認識するほうがむずかしいかは、いちがいにいえない。それがどのような背景にあり、照明がどのようなものであるかなどの環境条件に依存する。

そこで、知能ロボットの作業環境を3段階に大別してみる。一番上の段階は未知の環境であり、一番下はロボットに都合のよいように設定した環境であろう。その中

間は、原子力プラントのように、既知の物体で構成されているが、とくにロボットのために設定されているわけではない環境である。

つぎに、同じことをやらせるために、どのくらい人間が準備をしなければならないかも考慮しなければならない。作業条件が変わると、自動的に適応するか、人間がマクロな指示を与えて適応させるか、あるいは人間がプログラムを書き換えなければならないかという学習能力も知能の構成要素であろう。

そこで、知能ロボットの学習能力も3段階に大別してみよう。一番下は、学習能力がなく人間が逐一作業内容を指定しなければならないものであろう。その上は、パラメータの調整や、従来の帰納推論のように、学習の対象があらかじめ決まってい、人間がその学習のための準備をしなければならない場合である。一番上は、人間のように、学習した知識を使ってさらに上位の学習をする能力である。このような学習を自己学習とよぼう。自己学習は限りなく続くため、対象や学習の限界がない。

作業環境と学習能力を以上の3段階に区分すれば、知能ロボットを3×3のマトリクスに分類できる。表1には、それぞれの知能ロボットの現状が示されている。なお、「開発」は実用化を目的とし、「研究」は原理を明らかにして、可能性を示すことを目的とするという意味で

表1 知能ロボットの分類とその現状

学習能力 作業環境	学習能力なし	組込み限定学習	自己学習
	設定された環境	大部分の実用ロボット	一部実用化*2
既 知 環 境	大部分の実用ロボット	一部実用化*2	不 要
未 知 環 境	実現困難	基礎研究中*4	未着手
既 知 環 境	実用化のため開発中*1	最も多く研究されている*3	学習の研究として模索中*5

*1 極限作業ロボットなど

*2 teaching by showing など

*3 ビンピッキング、自律移動ロボットなど

*4 柔軟なモデル表現法や照合法の研究

*5 自己学習を目標として研究されているが手法は未確立

原稿受付 1987年10月1日

* Research on Intelligent Robots—Towards Model Based Robotics

** 電子技術総合研究所制御部

*** 東京大学工学部機械工学科

用いられている。

知能ロボットは、AI の一分野として古くから研究されているものと、産業用ロボットのように実用化を目的とするものに分けて考えなければならない。実用ロボットとしては、前述の分類で言えば、既知環境・学習なしと、設定された環境・組み込み限定学習に属するものが現在最も多く開発されている。純研究ロボットでは、既知環境・組み込み限定学習が最も盛んであり、未知環境・組み込み限定学習のものはまだ基礎的な段階である。しかし、AI における学習では後者が中心テーマとなっている。

3. 実用知能ロボット

実用ロボットをより知的にするためには、何が必要であろうか。3年前の本誌「ロボットの知的制御」特集号¹⁾によれば、産業界の代表的なロボット技術者が当面開発すべき知能の種類と5年後の知能ロボットの水準として考えているものは、つぎのように要約できる。

まず、視覚や触覚センサをもち、3次元の環境を認識する能力である。これは、より広範囲の環境で作業をするためであり、設定された環境から既知環境へとロボットの適用範囲を拡大するための鍵となる。視覚は、大局的な環境を理解するために有効であり、これについては後で少し詳しく述べる。触覚や力覚はマニピュレーションや移動の中で使うことが有効であるため、それらと切り離して考えることができない。

つぎに望まれるのは、より柔軟な教示ができる能力である。つまり、限定学習によって人間の教示の負担を軽くしたいのである。教示と密接な関係を持つ技術として、ヒューマン・インターフェイスがある。コンピュータのインターフェイスは、この数年間のパーソナルコンピュータの普及とともに改善が著しい。しかし、ロボットの動きを分かりやすく表示したり修正するためには、まだ十分ではない。

これ以外に、与えられた作業条件から行動を決定するという判断機能もあげられている。実用化に直ちに結びつく対象は、エキスパートシステムとして構築できる記号推論の領域であり、現在多くの企業で開発が進んでいる。この分野は、ロボット固有ではないため、ここでは取上げないことにする。

3.1 ビジョン

実用的なビジョンの開発は、時間およびコストとの戦いであったといえる。たとえば、3次元物体を認識するためには、距離データを使えばよいことが分っているが、入力装置のコストが高く、入力と処理に時間がかかるため、なかなか実用化しなかった。

しかし、この3年間の進歩は著しい。撮像装置である CCD カメラは、8ミリビデオの開発に助けられ、小型、高分解能、低コスト化した。また、レーザ光と CCD カメラを組合わせた距離センサも用いられるようになった。それでも、距離センサで視野のすべてを見ることはまだ効率が悪い。必要なところだけを見て、ベルトコンベア上の物体を認識したり、位置決めを行うシステムは実用化している。

極限作業ロボットの研究では、原子力プラントの中のような複雑な背景のもとで、ポンプやバルブを認識することが目標となっている。その場合、余計な背景を見なくてすめば都合がよい。そこで、カメラの移動による立体視や両眼立体視を行う。いずれも専用プロセッサによる高速処理を想定している。

作業内容が固定されておらず、環境も設定されていないので、物体を認識する場合、それをどちらの方向から見ることがあらかじめ決められない（個々の場合に、いまだどちらから見ているかは予測できる）。したがって、あらかじめ与えておく物体のモデルの表現法が問題となる。3次元の形状モデル（幾何モデル）か、いくつかの代表的な特徴で表わしたモデルが必要であろう。前者は適用範囲が広いが認識に時間がかかるため、当面の実用化には適さない。初期モデルとして幾何モデルが与えられても、あらかじめその幾何モデルから代表的な特徴を抽出しておくことが望ましい。

特徴として、物体の面のような大きなものを用いれば、照合の効率はよい²⁾。しかし、隠れの部分が多いとそれらの特徴が抽出できなくなる。いっぽう、物体の稜の上の点（エッジ点）のような小さな特徴を用いれば、物体の一部が隠れていてもそれらはたくさん検出される利点をもつ。しかし、多くの特徴を照合しなければならないので、認識の効率が悪くなる。したがって、照合のための探索を工夫しなければならない。

モデルの作り方も重要な課題である。視線方向が固定している場合は、その方向から対象物体を見せてモデルを自動的に作る方法（teaching by showing）が実用化している。視線方向が変る場合は、物体によって決まる代表的な方向から見せて、複数のモデルを作る試みはある³⁾。建物のように動かすことができない物は、あらかじめロボットが動き回ってモデルを自動的に作成することも考えられる。さらに、実物を使わずに、対象物体の設計情報（たとえば幾何モデル）から自動的に見え方を生成する方法が期待されている。

3.2 マニピュレーション

行動制御の側面から見た実用ロボット知能化における中心テーマは、作業のプログラミングをできるだけ容易

なものにすること、及び、センサを活用して実行時の適応性を高めること、の2点に集約される。

ロボット言語については研究開発例も多く、マニピュレータレベルのものは既に実用段階に達している。しかし、センサ関連の構文はまだ原始的な段階にあり、センサ情報を用いた動作のインターロック位しか実際には使われていない。今後は、センサフィードバック、複数アームの協調制御、多次元センサ情報の複合的利用が課題であり、マルチタスク実時間 OS を導入した実行時システムの機能強化と柔軟性向上が望まれる。

一方、溶接作業などにおける複雑な軌道を CAD モデルから自動生成するオフラインティーチングも盛んに開発されており、実用期に達しつつある。

ロボット言語にせよオフラインティーチングにせよ、モデルに基づいて計算された動作軌道と現実の対象物との間の誤差をいかに補償するかは実用化の際の重要な課題である。現在は治具等を用いて位置決めを行う場合が多いが、今後はセンサを利用して誤差を補償する技術の確立が期待される。しかし、センサフィードバック技術は、その原理的可能性から実用化までの間に、動作速度、信頼性、コストの問題を解決しなければならず、その壁は厚い。力のフィードバックを例にとると、センサの感度、大きさ、信頼性、制御の高速化などが障害となって、実用化が望まれながらなかなかその段階には達しない。触覚や力の感覚の利用については、センサ自体の開発や、信号処理面からのアプローチだけでなく、むしろ適用しようとする作業の力学的プロセスの理解に立戻って問題を整理し理論化する努力がもっと重ねられる必要がある。

組立作業の実用化例は多いが、ほとんどの場合、センサを使わなくてすむ様な工夫のもとでのみ成功している。多くの場合、部品は人手によってマガジン等に整列供給されており、バラバラの状態の部品をとり扱うことはまだ出来ていない。バラ積みの部品を取り出す問題はピンピッキングと呼ばれ、昔からの難問である。視覚技術の発達によりある程度可能性が開けてきた様にも思われるが、部品相互が重なり合った複雑な背景から、取り出し得る物体を認識し適当なつかみ方を決定することはまだ難しい。当面は視覚だけに頼らず、つかみ機構の工夫など総合的に解決せざるを得ないと思われる。ピンピッキングは応用範囲も広く、実用ロボットの知能化にとって、古くて新しいテーマではなからうか。

学習の問題については、試行を繰返すことによって目標軌道のデータを改良していく方法や、論理型プログラムにより視覚プログラム等を自動生成する試みが報告されている。また、ティーチングのデータからプログラム

を自動生成する試みも報告されている。これらの試みも実用ロボットの知能化へつながっていくことを期待したい。

4. 知能ロボットの研究課題

4.1 研究対象としての知能ロボット

前述のように、既知環境・組み込み限定学習に分類される知能ロボットが最も盛んに研究されているが、ここで取上げる知能ロボットの作業環境をさらに詳しく定義する。

作業環境は既知の物体で構成されているが、その位置や姿勢は既知である必要はないとする。また、既知の物体の大部分は剛体とする。つまり、剛体の一部がワイヤやじゃばらのようなものであっても、それ以外の剛体部分から推定できる場合を扱う。不定型の布や風になびく草や柳の木などはもうすこし先の課題であろう。

つぎに、実時間性を要しないものとする。たとえば、ピンポンをするロボットが試作されているが、これは実時間性を要する代表例である。その動作をゆっくり行ったのでは、ボールが飛んで行かない。これに対して、機械の分解・組み立てを行う場合は、作業の速度は本質的な問題ではないので、実時間性を要しない。ビジョンも同じで、動く物体の認識は除外する。しかし、ロボットが動くことによって物体が相対運動にすることは、ロボットの動きを能動的に制御できるので実時間性を要しない。

以上の定義に当てはまるロボットは、屋内や宇宙空間で作業をするロボットの大部分を含むと考えられる。もちろん、多様な環境に適應するために、組み込み限定学習を行ってほしい。

4.2 知能ロボット特有の課題

知能ロボットが AI の他の分野と大きく違う点は、実世界とのかかわりあい強いことはすでに述べた。ここでは、対象とする知能ロボットにそくしてもうすこし具体的に考えてみる。

まず、ロボットが持っている知識に着目する。おもな知識としては、環境を構成する物体の幾何モデルがある。

これは記号では表わしにくく、そのままでは推論に使えない。たとえば、物体 A と物体 B の関係を (on A B) と記号化し、A が B の上にあることを表わす試みがあるが、実際にはより詳しい位置関係が必要になる。逆に、二つの位置関係を表わす幾何モデルから (on A B) を導いてほしいのである。

つぎに、プランニングを考える。やはり、ロボット固有の問題は、衝突回避のようなロボットの作業空間や物体の形に関係するプランニングであろう。実空間での作業で

図1 物体の見え方の分類

あるという特徴をいかしてどのようなヒューリスティックスを導入するかが研究課題である。

知識を用いたビジョンやマニピュレーションも同様である。ビジョンでは、物体の形や表面の状態、照明条件などの知識を利用して認識する方法が必要である。マニピュレーションでも、対象の形、摩擦、外力などから、制御の戦略を決めなければならない。つまり、幾何モデルプラスアルファの知識をいかに利用するかが課題である。

4.3 モデルベースト・ビジョン

モデルベースト・ビジョンについては、すでに解説したが³⁾、ここではある程度の学習機能をもつ場合を考える。その一つのアプローチは、中立的なモデル（たとえば幾何モデル）から、認識に有効な特徴を自動的に抽出しておくことである。もう一つは、認識に必要な知識をプロダクション規則やフレームなどの形で蓄えておき、それを使って推論を行いながら認識を進めるやり方である。

前者の例として、幾何モデルから認識のための探索木を対話的に作る試みがある⁴⁾。対象物体の種類は1つであるが、複数が重なりあっている場合に、よく見える物体の位置と姿勢を求めることが目的である。

あらかじめ、物体の幾何モデルから、それをいろいろな方向から見た場合、どの面がどのような形に見えるかを求めておく。具体的には、均等に定めた60の代表的な方向からの見え方を自動的に生成し、最も視線の方向に近い法線をもつ面がどれであるかによっていくつかのグループに分類する（図1参照）。

認識手順は、まずシーンの中から滑らかな領域を求め、それがどのグループに属するかを決める。つぎに、そのグループ内のどの代表的な方向かを求める。それぞれの具体的な方法は、人間とシステムが対話的に探索木を生成する。例えば、人間が最初に領域の慣性モーメントによって分類すると決める。そのしきい値は、システムが提供するモデルの慣性モーメントの値をみて適当に定める。この結果、どのグループがどの枝に分類されるかが分る。この過程を繰り返せば、一つのグループが決まり、さらに同様に探索木を作っていけば、1つの姿勢が得られる。

今後は、対話的な部分をいかにして自動化するかが課題である。さらに、物体の種類が多く、形も複雑になった場合は、より一般性のある方法が必要になる。

つぎに、推論を行いながら認識を進めていくアプローチを述べる。このような試みの代表例としてACRNYNというシステムがある。しかし、3次元空間で6自由度をもつ物体の認識には適応されていない。その後のITAプロジェクトでも隠れを含むシーンは扱っていない。現在、この2つの発展として、新しいシステムSUCCESSORを作っている⁵⁾。

このシステムは、カラーカメラや距離センサのような多様なセンサからの情報を集め、一般円筒（あるいは円錐）を幾何モデルとしてもち、複雑なシーンを認識することをめざしている。

システムは、人間と同じような特徴を抽出する。つまり、明るさ、色、3次元位置などの不連続な線として抽

出される面の境界、面上のテクスチャ、影などであり、フォトメトリックステレオのような機械的な手法で得られる面の法線は抽出しないものとする。

認識のためには、幾何モデルと得られた特徴を照合しなければならない。そのために、モデルがどのように見えるかを予測する。あらゆる見え方を予測するのではなく、見る方向によって変化が小さい特徴の組合せに着目する。例えば、物体が球を含めば、円形の輪郭を予測する。もし円筒が含まれれば、それを横から見たときに観測される平行な輪郭線を予測する。さらに、角柱がふくまれば、間隔が一定でない平行線を予測する。これらは、システムが幾何モデルに基づいて自動的に行ってくれることを想定している。

図2には、バルブのシーンから抽出された線に、バルブのモデルに基づく予測によって入間が求めた四辺形(リボンとよんでいる)が重ねて示してある。このようなノイズを含む複雑な線画から、マニュアルでなく自動的にリボンを求めることを研究している。

この研究はまだ始まったばかりである。人間と同じような特徴抽出、リボンの予測とその抽出などの課題を解決しなければならない。

一般にシーンを認識する場合、まずシーンに関する事前知識を使ってなんらかの情報を集め、得られた情報を使ってさらに認識を進めていく。このような認識の各段階で、シーンに関する知識から、どこを見てどのような特徴を検出したらよいかを導出する機能が大切になる。もし、眼を動かしたり、照明を制御できる場合には、目的に即した視覚の入力条件を決定することが期待される。

4.4 タスクレベル・プランニング

作業手順の計画にはいくつかのレベルが考えられる。最上位が、初期状態から目標状態へ遷移させる為のタスクの系列に注目するタスクレベルである。古典的なAI

図2 バルブの線画と予測された変化の少ないリボン

のアプローチでは、物体間の関係を(on A B)の様な状態で表わし、論理に基づく問題解決の手法へ帰着させて取扱われてきた。しかし、つみ木の様な単純な場合でさえ組み合わせられた相互関係の記述は簡単ではなく、つみ木の面同士が同一平面をなすとか背中合せであるとか、2つの穴の軸が一致するという様な多くの拘束関係を記述しなければ個々の物体の具体的な位置や姿勢は定まらない。この様な手法に基づくタスクレベルのロボット言語も研究されているが、物体の形や組み合わせ状態は言葉(論理)だけでは表現し難い。むしろ幾何モデルの様な形状を表現したモデルからタスクのプランを生成するアプローチの方が指示を与える人間にとってもなじみ易いのかも知れない。

機械部品の3次元モデルから分解手順を表わす手続きネットを自動的に生成し人間に提示するコンサルタントシステムの研究がある⁹⁾。分解・組立の対象として選ばれている機械は円筒形状の電気ドリルである。部品の形状モデルは円柱、円錐、凸多角柱等の基本立体の組合せで表わされ、部品名称、機能的名称、必要な工具などの機能データと共に入力される。このシステムは、まず、入力データからどの部品によってどの部品が固定されているかという部品間の接続関係を抽出する。次に、3次元衝突推論を用いて各部品を取外し方向に平行移動するシミュレーションを行い、障害部品を調べる。その後、障害部品のリストをもとに全ての分解手順を表わす手続きネットを自動生成する。2通り以上の取外し方法がある場合には手続きネットが複数個生じる。このシステムでは各操作の難易度に応じてコストを割当てておき、その合計値によって最適な分解手順を定めている。複雑な取外し、複合部品の一括取外し、組立手順の自動生成への拡張などが今後の課題であるという。

4.5 動作制御のストラテジー

タスクレベルの計画がモデルの世界で行われるのに対し、その実行は実世界の問題である。物体に対する幾何学な拘束条件を満たす為の実世界の操作を決定する際には、物体間の力学的拘束条件や摩擦等の問題を見て通るわけにはいかない。

単に物体を押して動かす問題ひとつとっても、Masonの研究が示す様に摩擦に基づく不確実性がある。またピンを穴に挿入する途中で起る状態にも図4に示す様ないくつかの異った状態のうちどれになるかは計画通りには進まないし、ピンと穴の入口の面取りやはめ合いの固さによっても挿入操作のストラテジーは異なる⁷⁾。

力と視覚のフィードバックは一般には別の問題である。しかし、力の制御の効果を観測するのに視覚を用いることが有効な場合もある。例えば、摩擦による運動の不確

図 3 電気ドリル分解手順を表す“手続きネット”
(文献 6 より引用)

定性は視覚による観察なしには操作を正しく進めて行くのが難しい様に思われる。また、視覚フィードバックの戦略を計画する際には、対象とする物体がどんな形に見えるか、そして、そのどこを注視して効果的な修正操作を行うべきかも決めなければならない。

様々な状況を予測して手と目を使いこなすプログラムを効率的に生成する為に、ハンドリングと視覚機能を協調させるという観点にたつ作業の知識ベースの枠組の提案もある⁶⁾。これは、ハンドリングを対象とするモデルと視覚処理対象のモデルを構成要素として、オブジェクト指向システムにより構築されている。このシステムではバルブを分解するという作業を例にとって、協調作業知識ベースの構成法が論じられているが、この様なアプローチを含め、動作制御のストラテジーの表現、計画、実行に関する基礎的な研究は、まだこれからというの

図 4 ピン挿入作業の途中で生じる接触状態のバリエーション (文献 7 より引用)

が現状だと考えられる。

5. モデルベースト・ロボティクスのすすめ

前にも述べた様に、知能ロボットが AI の他の分野から特徴づけられる点の実世界とのかかわりが強いことである。また、知能ロボットでは、認識・判断・行動に関する知的情報処理が一体化されることも望まれる。

ロボットが取り扱う対象は現実の世界に存在する実体としての物体である。それは、3次元の幾何学的な形を持ち、質量を持ち、表面にはテクスチャがあり、摩擦係数の様な力学的性質をもち、物体の各部分又は全体としていろいろな機能が与えられている。その様な物体を認識し、操作戦略を決めて、作業を実行する為には、一般性のある物体のモデルが必要であろう。モデルを利用した知的な情報処理をいかにして実現すればよいだろうか。知能ロボットの当面の最重要の研究課題をこの点に絞って見てもよいのではなからうか。そういうわけで、本稿はモデルベースト・ロボティクスへ向けての両著者のやや主観的な展望となっている。

物体のモデルとしてまず3次元の形状が必要である。形状モデルとしては CAD の分野で確立された幾何モデルは極めて有効である。3.1 で述べた様に幾何モデルに基づくモデルベースト・ビジョンは研究も進展しており、今後の発展も期待される。しかしこれまで、視覚の研究では見えたままの世界を頭の中だけでいかに正確に理解するかということに重点が置かれすぎてきた様にも思われる。例えば、物体間の隠蔽を含むシーンでも、隠されていないわずかの手掛りからいろいろな知識を使って全体を推定することに全力が注がれる。ロボットには手もある。隠している物体をどかした方がより簡単に全体を認識できることもある。制限された困難な状況でいかに知識を利用して正しい推論を行うかということも知能なら、簡単な状況を自ら作り出して効果的な認識を行うかということも知能であろう。

マニピュレーションの問題も幾何モデルに関連づけてアプローチすることができる。マニピュレーションは物体をつかみ、動かし、定置する、という動作の繰返しである。物体のどこをどの様につかむかを決定するにも幾何モデルは有効な手掛りを与える。また、物体を動かす際の衝突回避問題も幾何モデルを用いてチェックできる。定置するという動作は単に物体を置くことだけでなく、はめ合せやねじ締め等も含む。はめ合せの場合には形状だけでなく、はめ合いのきつさ、摩擦係数等の力学的な性質もモデルに含ませる必要があり、それに関連して動作の理論の研究も必要となる。

要するに、モデルベースト・ロボティクスでは、認識

方法、作業手順の計画、つかみ方、具体的な操作戦術まで、幾何モデル+ α に基づいてできるだけ自律的に生成して欲しいわけである。本稿の最後に、知能ロボット研究における新しい作業の場として、食卓後片付け問題を提案してみたい。

食事の後の食卓の上にはいろいろな食器が様々な配置で置かれている。これをきれいに片付けてしまうことが問題である。まず誤解を避けるために言っておきたいことは、この問題は知能ロボットの作業環境を例示するものであり、レストラン等で働くウェイトレス・ロボットの開発を提案しているものではないということである。

対象物：テーブル、その上にある食器類、及びワゴン。テーブル上の対象物は、皿、カップ、各種グラス、ビン、ナイフ、フォーク、スプーン、調味料入れ等である。これらの対象物の基本形状は比較的モデル化し易いが、大きさ、デザイン、模様等は変化に富む。デザインや模様はその程度によって認識を容易にする場合もあるし、困難にする場合もある。

作業：食後のテーブル上には上記の対象物が様々に置かれている。それを全て、比較的狭いスペースのワゴンの上に要領よく積み重ねてテーブルの上を空にする、というのが食卓後片付け問題の作業である。

対象とする物体は比較的単純な形のもので、種類も少ない。しかし、食後のテーブル上の物の配置は様々であり、初期状態としては変化に富む。その様々な状況の下で、後片付けを効率よく行うために、いろいろな局面で知的な情報処理が要求される。

この作業を行うモデルベースト・ロボットシステムの要素について考える。モデルの基礎としては3次元の幾何モデルで十分対応できそうである。幾何モデルに追加すべき機能的データ、力学的性質、各種の知識、およびそれらの利用法が研究課題である。

Model Based Vision：皿やコップは重ねられていることもあるし、他の物に隠れて一部しか見えないこともある。最初から全ての物体が一部でも見えるとは限らない。皿を取除いたあとでその下から何か小物が現れるかもしれない。照明条件によっては、物体表面にハイライトも出るだろうし、他の物体が映っていることもある。視覚認識にとってそんなに楽な環境ではない。

Task Planner：限られたスペースのワゴンの上にはいろいろな食器類を不安定にならぬ様積み重ねていく。その手順の計画。ワゴン上のスペース配分も考えなければならないし、テーブル上の積み重なり順序も変更しなければならないこともある。

Grasp Planner：物体のどこをどの様につかむかということの計画。つかみ方はつかもうとする物体と他の

物体の配置関係にも依存する。つかみ易くする為に周囲の物を押してずらし、手が入る空間を積極的に作り出すことも必要になるかもしれない。

Collision Avoidance: 物体をつかむ時、運ぶ時、置く時、ビンのような不安定な物に衝突して倒すことのない様に衝突回避は十分チェックする必要がある。

Sensor Based Motion Controller: 物をつかむ、物を押してずらして空間を作る、皿やコップの底と皿の凹みを合わせる、スプーン付きの砂糖入れにフタをすること、ビン類のねじブタを締めること、等々、組立作業に通ずる動作もある。視覚や力のフィードバックをどう表現し適応性に富む作業をどう実現するかが課題である。

6. む す び

本稿の二人の著者は専門とする研究分野が異なる。白井は視覚による知的な物体認識に、井上は手による知的な作業実行に、それぞれの主たる関心は向けられており、知能ロボットのとらえ方も微妙に異なる。本稿の共同執筆の締切が間近に迫った頃、編集委員の佐藤知正氏を交えて執筆方針について討論を行った。その結果、本稿は二人の考えの共通点を抽象し、モデルベースト・ロボティクスのすすめという形でまとめることになった。

本稿ではまず知能ロボットのクラス分けを行った後、ビジョンとマニピュレーションについて、モデルに基礎をおくアプローチを重点的に取り上げ、研究の動向と課題について述べた。そして最後に、モデルベースト・ロボティクスの研究を進める際の具体的な場として、ブロックワールドやアセンブリーに代る新しい世界、即ち、食卓後片付け問題を提案した。

5章で提案した食卓後片付け問題はロボットにとって決して容易な問題ではない。例えば、ガラスの様な透明な物体や、ナイフの様な鏡面反射のある物体の認識は視

覚にとって特に困難な課題である。またマニピュレーションにとっても布や紙のナプキン類のハンドリングは難しい。しかし一方で、食卓後片付け問題は、まず是不透明な鏡面反射のない材質の食器について考えるという具合に、食器の形、材質、模様などに関し難易度別にクラス分けすることにより、要求される知能にある程度の序列をつけて、逐次困難な課題を設定していくことがやり易い。比較的単純な曲面を含むこの環境はブロックワールドより一步進んだものであり、ビジョン、マニピュレーション、プランニング等の知能ロボットのいろいろな分野の研究をモデルベーストというアプローチで攻める際に、この食卓後片付け問題は多くの研究者に分り易い具体的な世界を提示するものであると思う。

参 考 文 献

- 1) 金山, 大島, 白井, “ロボット用知能の将来と期待”, 日本ロボット学会誌, Vol.2, No.6, pp.612-618, 1984
- 2) 大島, 白井, “3次元情報を用いた物体認識”, 電子通信学会論文誌, Vol. J 65-D, No.5, pp.629-636, 1982
- 3) 白井良明, “モデルベースト・ビジョン”, 日本ロボット学会誌, Vol.2, No.6, pp.89-94, 1984
- 4) 池内, 越川, “幾何モデルより導出された解積木によるビンピッキングタスク中の対象物体の位置姿勢決定”, 電子通信学会論文誌, Vol. J 70-D, No.1, pp.127-138, 1987
- 5) T.O.Binford, T.S.Levitt, and W.B.Mann, “Bayesian Inference in Model-Based Machine Vision”, Proc. AAAI Uncertainty in AI Workshop, Seattle, Washington, July, 1987
- 6) 山田, 安部, 辻, “電気ドリル分解・組立 コンサルタント・システム”, 人工知能学会誌, Vol.1, No.1, pp.116-123, 1986
- 7) Tomás Lozano-Pérez, “Robot Programming” Proceedings of the IEEE, Vol.71, No.7, pp.821-841, 1983
- 8) 平井, 佐藤, 松下, “手と目の協調作業知識ベース”, 日本ロボット学会誌, Vol.5, No.2, pp.121-130, 1987
- 9) 井上博允, “知能ロボット”, 電子通信学会誌, Vol.69, No.11, pp.1166-1170, 1986

白井良明 (Yoshiaki SHIRAI)

昭和16年8月3日生れ。39年名古屋大学工学部機械工学科卒業。44年東京大学大学院工学系研究科修了, 工学博士。44年電子技術総合研究所入所, 現在に至る。この間, コンピュータビジョン, 極限作業ロボットの研究に従事, 現在制御部長。日本機械学会, 電子通信学会, 情報処理学会, 計測自動制御学会などの会員。
(日本ロボット学会正会員)

井上博允 (Hirochika INOUE)

昭和17年7月5日生れ。40年東京大学工学部産業機械工学科卒業。45年同大学博士課程修了, 工学博士。45年電子技術総合研究所入所。53年より東京大学助教授工学部機械工学科。59年, 同教授。知能ロボット総合システムの研究中。日本機械学会, 情報処理学会, 電子通信学会, 計測自動制御学会, IEEE, ACMの会員。
(日本ロボット学会正会員)