

# 自律移動ロボットにおける視覚と行動

浅田 稔

## Vision and Action in Autonomous Mobile Robots

Minoru ASADA

This article surveys new research directions in robot vision that has been caused by recent progress of robot technology. Key technologies are capabilities for both mobility and recognition of external environment, and in these capabilities, visual information processing is the central core issue from lower-level motor behaviors to higher-level navigation/planning action selection. This is owing not simply to the supports by the recent development of microelectronics but also to the idea of embodiment that contributes to making the role of vision clear. In this article, first the relationships between vision and action are classified into three categories, according to which these features and issues are explained in terms of mobile robot. The most significant issue that drastically expand the domain is multiagent cooperation, which is elegantly treated in RoboCup initiative. Finally, the future issues and vision are given.

**Key words:** robot vision, geometrical reconstruction, qualitative representation, embodiment, internal representation

近年、日本のロボット技術の進展はめざましく、動物型ロボットや人間型のロボットが相次いで発表/発売され、人気も高い<sup>†</sup>。これまでのアルゴリズム主体のコンピュータービジョンの研究の延長線では、達成困難と思われてきた機能が、実際のロボットとして実現されつつある。それらの基本技術の中核は移動能力と視覚をはじめとする外界認知能力である。視覚情報処理は、これらの研究で重要な位置を占めており、モーターレベルの下位の行動から、ナビゲーション/プランニングの上位の行動レベルまで多種多様にかかわっている。ハードウェア面でのCPUやデバイスなどのマイクロエレクトロニクスが発展がそれらを支えていることは事実であるが、ビジョンに閉じた処理だけではなく、身体行動との結合による環境との相互作用が、視覚情報処理の役割を明確にしたことも一因と考えられる。

本稿では、まず最初に、視覚と行動の関係を大まかに分類し、それらに基づく手法の特徴と課題を視覚移動ロボットのタスクに関連させて説明する。視覚移動ロボットのタスクドメインを飛躍的に拡大させたのが、複数エージェントの協調問題であり、その代表がロボカップ<sup>1)</sup>である。そこ

で次に、ロボカップをはじめとする複数ロボット協調問題を扱う。最後に、今後の課題や将来を展望する。

### 1. 視覚と行動の関係

視覚情報を処理して行動を起こす過程は、センサーレベルの初期処理から高次処理に至る過程を経て、意思決定し、それに従い、動作計画し、モーターコマンドを起動する時系列的な処理を連想しがちである。しかしながら、動的に変化する実世界で稼働するシステムでは、そのような系列処理は、1) 処理時間が長すぎて、実用に適さない、2) 系列処理の各段階での誤差が蓄積し、最終結果が使いものにならない、などの問題点が存在する。これは、視覚情報処理に閉じた枠組みで行おうとする考えが背景にある。しかしながら、視覚は孤立して存在しえず、環境に働きかける運動機能を伴う全体としてのシステム、すなわちロボットの視覚機能として存在する<sup>2)</sup>ことや、環境に働きかける理由はある目的を達成することで、そのための情報獲得が視覚に要求されることが重要であり、それらに応じた視覚情報処理がなされるべきである<sup>3)</sup>。

大阪大学大学院知能・機能創成工学専攻 (〒565-0871 吹田市山田丘 2-1) E-mail: asada@aws-eng.osaka-u.ac.jp

<sup>†</sup>例えば、昨年11月に開催された ROBODEX など (<http://www.robodex.org/>参照)。

視覚移動ロボットの基本的なタスクは移動であるが、微視的には、障害物回避やランドマーク発見、巨視的には、環境地図構築や自己位置同定、さらには複数ロボットの協調も含まれる。この際、視覚と行動の関係は、視覚と行動の機能を有する全体システムすなわちロボットの内部表現と密接な関係をもつ。ここでは、文献3)に従い、3つの分類を採用し、それらとタスクとの関係を示す。図1に、手法とタスクおよび表現の関係を模式化したものを示す。幾何学地図という中間表現が、意思決定のための内部表現に変化している点がポイントである。

## 2. 定量的幾何学表現再構成手法

視覚に限らず感覚情報と行動を結ぶ一般的な内部表現として、定量的幾何学表現が通常よく利用される。すなわち、センサー情報から環境の3次元構造を復元し、そのうえで立案し行動計画を立て、モーターを起動する。前半は、視覚の場合、不良設定問題である場合が多く、そのためさまざまな拘束を導入して解の安定化を図るので処理時間がかかる。また、環境を一様に復元しようとすることも処理時間の増大の一因である。後半では、復元された環境表現からタスク遂行に必要な記述に変換する作業を伴い、実時間での制御が困難となる場合がある。情報の流れは一方である。能動視覚<sup>4)</sup>は観測における能動性(視線制御、注意制御など)を扱い、不良設定問題の解決の一助ではあるが、表現そのものには変化がない<sup>5-7)</sup>。

障害物回避、環境地図構成、自己位置推定などで、いずれも環境の定量幾何学的表現が利用される。オフラインで地図を構成するなどの場合を除き、基本的には、実時間でのオンライン処理が望ましい。行動決定は、再構成された幾何学表現に基づいてなされるので、再構成の計算コストや再構成された幾何学表現から行動決定の過程を考慮すると、障害物回避では、ロボットの身体や速度を考慮した再計算を必要とし、このタイプでの実現は厳しい場合がある。

観測の不確実性を考慮して、移動ロボットの観測行動計画を行った一連の研究がある。再構成する定量幾何学表現の不確実性を考慮し、効率的な観測計画により環境地図を構成する<sup>8-10)</sup>。また、人の誘導により観測し、作成した環境地図に基づき効率的な航行計画を作り、遂行しているものもある<sup>11)</sup>。これらは、観測と行動が中間表現である定量幾何学的環境地図に含まれる観測誤差を介して密に結合しているとみなせる。

用途を限れば、表現が設計者に理解しやすいという点で、現在でもロボティクスの主流はこのタイプであるが、

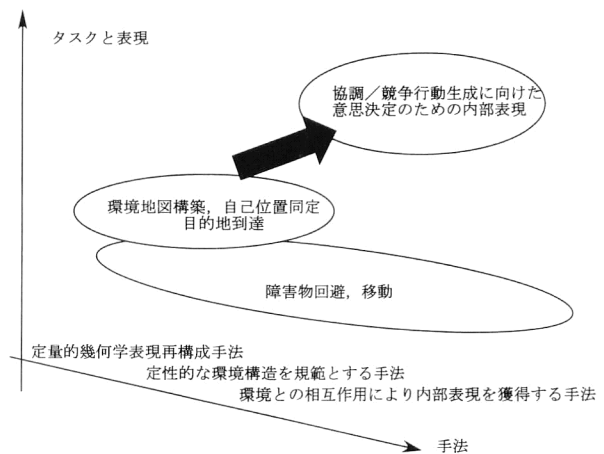


図1 手法とタスク/表現の関係。

複数ロボットの協調や競争などの動的かつ複雑な環境およびタスクを対象とした場合、おのずと限界がある。

## 3. 定性的な環境構造を規範とする手法

ロボットが遂行すべきタスクや目的に直結した記述を、直接画像情報から得ることを目的としている。入力(視覚情報)から出力(モーター制御命令)への直接マッピングにより、明示的に環境の3次元構造を記述する必要がない。移動ロボットへの応用が盛んで、その多くが、環境内の指標(道路のエッジや、建物の柱など)をベースに、操舵系への制御入力を決定していくものである<sup>12,13)</sup>。また、環境を特定することにより、ロボット自身の位置決めを簡単化したものなどもある<sup>14)</sup>。内部表現は定性的な環境記述であり、具体的な制御パラメータをあらかじめ決定しているものと、実環境で適応させているものなどがある。

障害物回避は、画像特徴から直接回避行動を起動するので、前章のタイプに比較し、高速に実現できる。環境地図の構成は、ビューベースに基づく手法が対応するであろう。Matsumotoら<sup>15)</sup>は、経路上で観測した画像系列をデータベースに蓄えて、グラフ状の経路地図を作成し、現場で観測された画像をデータベース内で検索し照合することで、自己位置を同定する手法を実験している。この場合、環境地図は、定量幾何学的な表現をとる必要がなく、自己位置は、経路地図上の位置で定められる。検索照合を高速化するために、ビューベースではなく固有空間法を用いた手法も提案されている<sup>16)</sup>。環境表現は経路を示すグラフ表現で、圧縮されたビューとの照合により、自己位置がグラフ上に表現され、ナビゲーションのプランニングもこのグラフ上でなされる。これらの手法では、環境表現が定量幾何学的表現から位相幾何学的表現に移行している。ナビゲーション行動はこの表現上に規定され、ノードからノードへ

の移動を意味する。このようなナビゲーションは定性的航行 (qualitative navigation) とよばれている。

ノードは環境内で識別が容易な交差点や角が利用される。事前に設計者が与える場合が多いが、これを自律的に求めること、すなわち、ノードとなる特徴的な場所 (ランドマーク) の発見という課題に対しても研究されている。視覚情報ではないが、リングソナーを用いて得られる環境のレンジプロファイルパターンの統計的特徴を抽出して特徴的な場所 (distinct place) を検出し、ノードとリンクによる定性的な環境地図 (位相幾何学的地図や認知地図ともよばれる) を構成し、ナビゲーションタスクに利用する<sup>17)</sup>。移動ロボットの行動とのより密な関係に基づくものとして、ターゲットを注視しながら近づく蜂の行動パターンを参考にした行動をロボットに埋め込み、目標物に近づく行動を獲得している手法もある<sup>18)</sup>。この場合、事前に指定した環境内のランドマークの見え方と、その状況に適切な行動との対応により、移動方向と大きさを随時決定する。大局的幾何学的環境地図を必要としない点に特徴がある。より環境との相互作用を重視した手法として、Takamura<sup>19)</sup>の手法がある。視覚ではなくリングソナーであるが、移動ロボットの行動を直進と壁にぶつかったときの適当な旋回行動に限定し、環境内をランダムに走行させる。ある一定時間内に得られるレンジプロファイルの系列パターンを主成分解析して、交差点やコーナーなどのランドマークを抽出し、それらをノードとするグラフ表現を構成する。興味ある点は、物理的に同じ場所でもロボットの進入方向が異なれば、異なるノードとして認識される点である。これは、人でも通常よく通過する交差点が、異なる方向から進入すると同定されないケースに対応していると考えられる。

#### 4. 環境との相互作用により内部表現を獲得する手法

移動ロボットのタスクが単純な障害物回避や特定の場所への到達だけではなく、それらを内包しながら、より動的な環境、すなわち複数ロボットによる協調や競争を考えた場合、環境地図の構成や自己位置同定作業は、実時間拘束が働き、上記の2つの手法では対応できない可能性がある。これらの2つでは、環境構造やタスクの遂行に必要な情報を事前に人間側が用意し、それを内部表現として用いている。タスクに有効な情報が事前にわかる場合には有効であるが、そうでない場合は環境との相互作用を通して内部表現を自己組織化していくことが、知能ロボットの自律性を獲得するうえで重要である。当然のことながら、獲得される内部表現は、タスクやロボットの能力 (視覚および

運動能力) および機構に大きく依存した表現となる。以下では、このような動的な環境内での移動ロボットのタスクドメインを構成しているロボカップについて概説し、次の中で提案されている内部表現獲得手法について、従来手法も含め、事例を踏まえ紹介する。

##### 4.1 ロボカップにおける移動ロボットタスク

ロボカップは、筆者らが中心となって1990年台初頭から提案してきた人工知能とロボティクスの標準問題であり、ランドマークプロジェクトである<sup>1)</sup>。最終目標は、2050年までに人間の世界チャンピオンチームを打破する11台のヒューマノイドチームを作ることであるが、それに向けた技術課題は、これまでの移動ロボットのタスクをはるかに超えた大きな研究の枠組みを提供している。以下は、その一例である。なお、詳細は、シリーズとなっている文献<sup>20-23)</sup>を参照されたい。

###### 4.1.1 個々のロボットの機構設計

ロボカップでは、機構設計の自由度を許している。このことにより、サッカーなどの過激なスポーツに利用可能な機構の開発を促している。車輪ベースの通常の移動ロボットでは、自動車タイプの2自由度 (ハンドルとアクセル) が多数を占めている。このタイプはタスク自由度が3 (平面内の場所と向き) に対して、制御自由度が2のため、瞬時に横移動が困難である。これらの系を非ホロノミック系とよぶ。サッカーなどの場合、あらゆる方向に瞬時に移動することが望ましく、3自由度を備えた全方位移動ロボットがさまざまな機構を利用して動作している。これらをホロノミック系とよぶ。後者では、視覚サーボなどの目標を画像内の特定の位置に画像内で移動させるためのロボットの移動は、誤差を解消する方向でよいが、前者の非ホロノミック系では、繰り返し動作を伴うため、いったん誤差が増える方向の移動を伴う。これは、大局的な軌道計画を必要とし、1回の繰り返し動作で理論的には、どのような位置向きにも変更可能である。ただし、正確な大局的地図が利用可能でない場合は、試行錯誤を繰り返し、何度も切り返す必要があり、人の場合もよく経験する。

機構設計の自由度を許すことには当初、賛否両論があり、ハードウェア固定でソフトウェアを競う4脚リーグが構成された。2002年から始まるヒューマノイドリーグでは、二足歩行/走行がそれぞれの機構で競われる。

###### 4.1.2 頑強なセンシング、特に視覚 (物体識別と追跡)

視覚情報処理はロボットの外界センサーの代表であり、最も遅れている部分でもある。色情報で簡単に物体識別可能な環境を用意していても、照明条件の変動などの影響を受け、頑強な処理が望まれている。実時間処理が必須であ

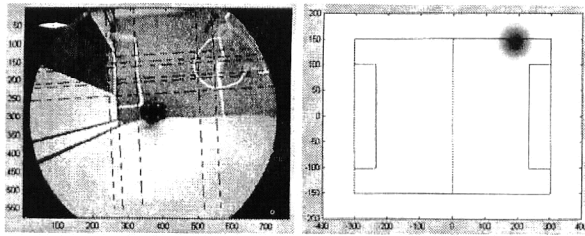


図2 全方位画像による位置同定。

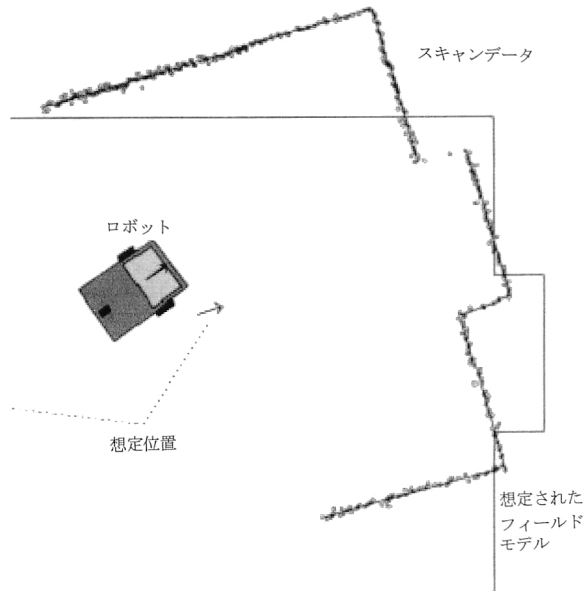


図3 プレーヤーから送られるレーザーレンジデータ。

り、処理の高度化よりも高速処理による動作決定が優先される。今後、状況に応じた非同期的な処理が導入されるであろう。もうひとつのトピックは全方位画像の利用であろう。1997年の第1回大会から阪大チームがゴールキーパーに搭載して以来、多くのチームが利用している。ゴールキーパーの場合、前方とゴール側の後方を同時に観測する必要があり、有用である。全方位視覚に関しては、本特集号の別の解説<sup>24)</sup>に詳しいので、ここでは省略する。

#### 4.1.3 自己位置同定と環境地図構築

ロボカップでも多くのチームが、幾何学的な再構成を使っている。フィールド上のラインを検出し逆透視変換で場所を同定したり<sup>25)</sup>、全方位画像で鏡の形状を工夫することで、低歪みの画像を取得し、自己位置同定を容易にしている<sup>26)</sup>。図2にその様子を示す。鏡の形状およびカメラパラメーターを考慮することにより、画像から直接自己位置を同定可能である。視覚ではないが、レーザーレンジファインダーを各プレーヤーに装備し、レンジプロフィールをマザーコンピューターに送信し、マザーコンピューターが全プレーヤーのレンジデータを統合し、各プレーヤーの位置同定、敵位置同定を通じて、中央集権的にプレーヤーを制

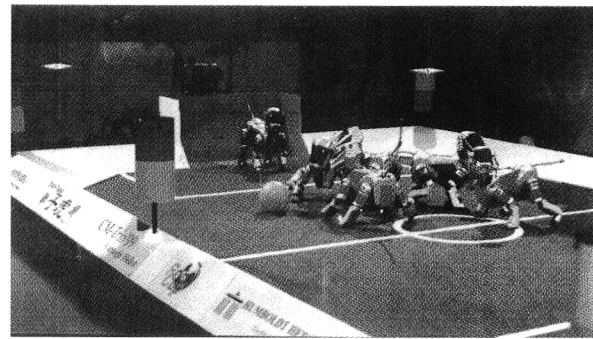


図4 ランドマーク観測による行動決定。

御しているチームもある<sup>27)</sup>。図3に、あるプレーヤーから送られるレーザーレンジデータを示す。これらを統合し、戦略を決定する。

このほかにも、制御構造、コミュニケーション、エージェントアーキテクチャー、反射的行動と熟考の結合、動的環境における実時間認識、推論、立案、実行、センサーフュージョン、汎用マルチエージェントシステム、行動学習と複雑なタスク、戦略獲得、認知モデル一般などのテーマが存在する。

#### 4.2 幾何学的地図から意思決定内部表現へ

環境との相互作用から意思決定に必要な内部表現をどのように学習するかが、従来の幾何学的環境地図などの中間表現を介さない手法のポイントである。以下では、教示データから行動決定木を構成する手法、強化学習の適用による行動価値関数表現、強化学習を適用する際に必要な状態空間の構成の3つの内部表現例を示し、それぞれについて議論する。

##### 4.2.1 教示データからの行動決定木の構成

観測行動は重要であるが、これまでに示した例では、幾何学的表現を規範として、そのうえで行動が決定されていた。周囲の環境を全部見わたせば、自己位置同定が可能な環境で行動決定する場合、従来の幾何学的表現に従えば、自己位置同定するまで観測を続けなければならないが、ロボカップなどの動的な環境内で動作する視覚移動ロボットではできる限り速やかに意思決定しなければならない。

MitsunagaとAsada<sup>28)</sup>は、図4に示すように、フィールドの周囲にランドマーク(4隅と中央両端の2色の円筒6本と2つのゴール)がある環境で、教示時に全周囲を観測させて行動を与えて、ロボットにランドマークの見え方の予測木ならびに、意思決定木を情報量基準を用いて作成し、実行時に利用した。2つの木を利用することによる観測では、自己位置同定に曖昧さが残っても、行動が唯一に決定できれば、観測回数を減らすことができる。この場合の自己位置同定は、唯一、ランドマークの見え方で決まる

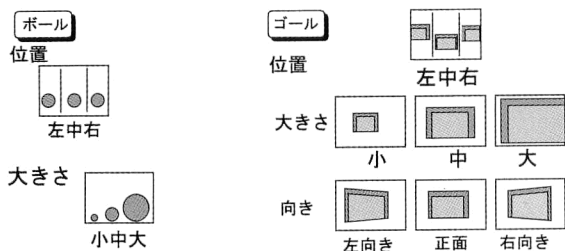


図5 シュート行動のための状態空間。

ことを指し、幾何学的な再構成を直接意味しない。

#### 4.2.2 見え方を状態とする強化学習による行動決定

Asada ら<sup>29)</sup>は、視覚情報をもとにサッカーのシュート行動を獲得するために、Q 学習による強化学習を適用した。離散化された状態空間と行動空間が必要であり、ボールとゴールの見え方を設計者が事前に与えた。行動は、前進、旋回などのモーターコマンドである。タスクはボールをゴールにシュートすることであった。行動空間は当初、前進や転回などのモーター指令としていたが、実環境では1回の行動が必ずしも状態遷移を引き起こすとは限らず、学習が進まなかった。そこで、状態遷移を引き起こすまで同一のモーター指令を続け、その一連の指令を1つの行動として再定義し、行動空間とした。

図5に状態空間を示す。状態と行動のペアに対する行動価値関数がロボットの内部表現であり、学習後は、この場合は見え方に対する行動価値が高いモーターコマンドが各状態で選択される。課題として、プログラマーが設計した状態空間がロボットにとって最適となっている保証がないことがあげられる。

#### 4.2.3 オフライン手法による状態空間の自律的構成

前項では、基本問題として、状態空間を事前にプログラマーが定めていることがあげられた。そこで、浅田ら<sup>30)</sup>は、ロボットが自らの経験から、状態空間を構成する手法として、ゴール状態に到達するまでの動作が変化しないならば、それらの見かけ (input vector) が異なっても、同じ状態に区分する方針をとり、初期状態としてゴール状態とその他の2つにしか分かれていなかった状態空間を再帰的に分節化した。図6に手法の基本的な考え方を示す。その結果、行動結果の同一性を基本とした状態空間が構成され、人間が与えた「見かけの違いによる状態空間」と大きく異なった。また、状態数および学習 (探索時間) が低減し、シュートの成功率が向上した。この例では、以下の2つが重要と考えられる。

1. 人間が与えた状態空間はロボットにとって最適とは限らず、ロボットが自らの経験から自分が見切るべき状態を決定すべきである

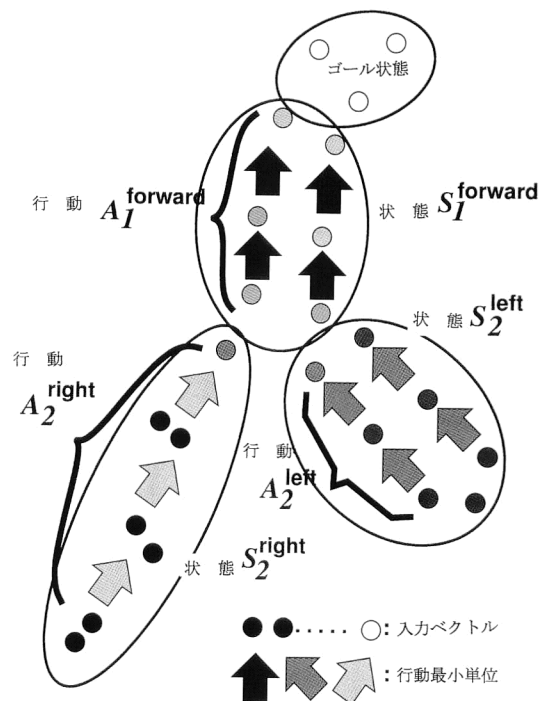


図6 オフライン手法による状態空間の自律的構成の基本的な考え方。

2. 本来、状態 (state) と行動 (action) 空間の構成問題は、「鶏と卵」問題に類似し、相互に密接に関連している。なんらかの最低限の拘束を導入しないと、相互に規定できない。ここでは、行動の最小単位 (action primitive) を規定し、状態が変化するまで、同じモーターコマンドを続けることにより、続ける長さをパラメーターとして行動空間と状態空間を同時に構成していると考えられる

後者は、プリミティブなモーターコマンドを拘束として、行動空間を時間軸に抽象化したと考えられるが、物理的な自由度が2で、行動空間の空間的な抽象化の対象としては自由度が少なく、その結果、抽象化が知覚中心となっている。

図7に構成結果を示す。前項と同じボールの大きさ、位置の2次元に加え、ゴールの大きさ、位置、向きの3次元が加わり、5次元であるが、見やすさのためにボールの大きさ (ball diameter)、ゴールの高さ (goal height) の2次元に縮退させている。この図で、格子状に見えるのが前項での設計者が与えた状態分割に相当する。FやBは、それぞれ前進、後退行動を示す。かなり異なることがわかるであろう。

#### 4.2.4 オンライン手法による状態空間の自律的分割

オンライン状態行動空間構成法として、高橋と浅田<sup>31)</sup>は、関数近似を分割指針とし、状態の分割だけでなく融合

過程を導入することにより、無駄な再分割を防ぐ手法を提案している。具体的なタスクとして、視覚移動ロボットがボールをゴールにシュートするタスクを考えた(図8(a)参

照)。画像から得られるのはボールの位置 ( $x$  座標) と大きさ、ゴールの位置、大きさ、向きの5次元パラメーターであり、行動は2つの独立した左右輪への回転指令である。学習の基本的な考え方は、以下である。

1. 5次元の知覚空間は最初2状態(目標状態とそれ以外)からなる
2. 行動に関する状態変化を関数近似し、近似による状態変化予測が異なる場合、ゴール到達に失敗した場合のみ、状態を分割または融合し、新たな関数近似領域を推定する。これにより無駄な探索を軽減できる
3. 新たに分割された状態の行動価値のみを初期化し、通常 of 強化学習を適用する(状態数が少ないので学習時間が短い)
4. 行動選択にランダムネスを付加し、環境の変化に対応する

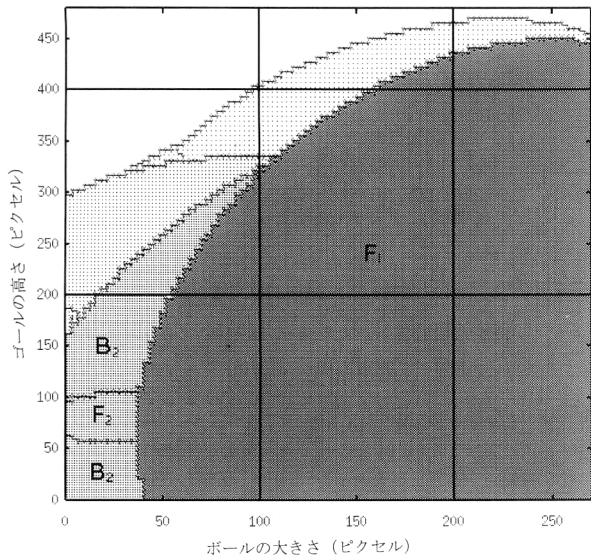


図7 状態空間構成の結果—2次元表示。

図8(b), (d) に実験結果を示す。図8(d) の実線と破線はそれぞれ状態数と過去20試行の成功率を示している。450回目にボールの大きさを2倍に変更した直後は成功率が下がったが、ただちに持ち直している様子がわかる。図

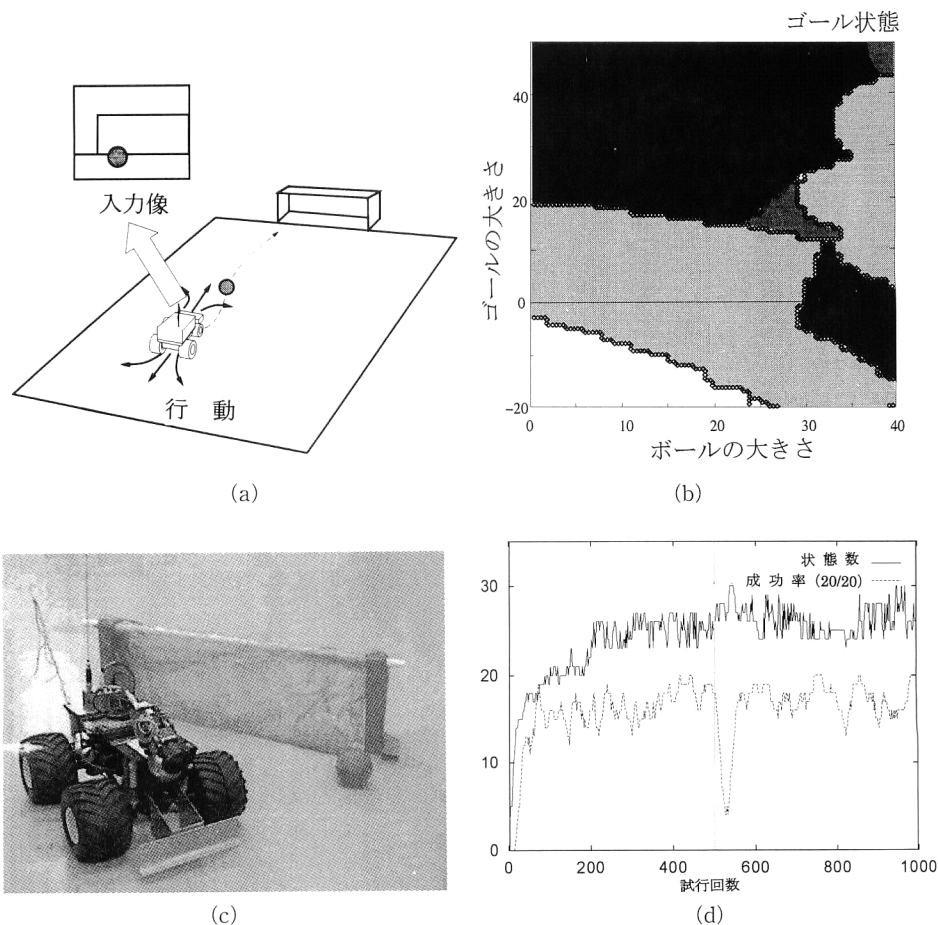


図8 タスクと実験結果。(a) タスク, (b) 状態空間, (c) 実ロボット, (d) 成功率と状態数。

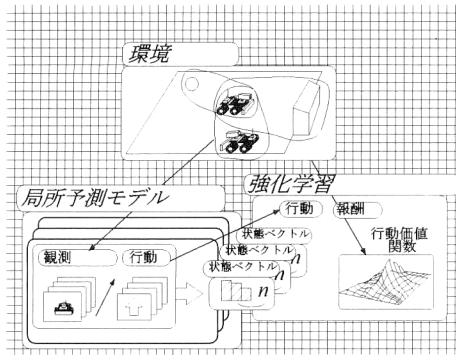


図9 提案するアーキテクチャー。

8(b) は分割された5次元の状態空間を2次元(ボールとゴールの大きさ)に射影したもので、右上がゴール状態を示している。入り組んだ状態が獲得された様子が見える。状態変化が生じるまで同じモーターコマンドを発生させ、その系列を行動と定義することで、行動の時間的分割を行っている。ちなみに、1時間半ほどの実ロボット(図8(c)参照)の学習時間で目的の行動が達成できた。

#### 4.2.5 複数ロボット環境下での行動学習

これまで述べてきた手法では、他の能動エージェントが存在しない簡単なタスク(ボールをシュートするのみ)で、状態空間を自律的に構成できたが、味方や敵がいる環境では、次元が極端に増加し、直接適用することが困難である。基本的な問題点は、マルチエージェント環境では、学習者が1人であったとしても、他のエージェントの行動政策が未知の場合、容易に状態空間を構成できないことである。そこで、学習者の観測と行動を通して、学習者と他者の行動の関係を局所予測モデルとして推定し、その結果をもとに強化学習を行うことを考えた。これを簡単なパスとシュートの協調行動に適用した<sup>32)</sup>。

図9は、各ロボットに与えられる行動獲得のためのアーキテクチャーである。はじめに、学習者はセンサー情報だけでなく、学習者自身の行動のシーケンスも考慮して局所予測モデルを構築する。ここでのポイントは、観測のみによって対象のモデルを推定するのではなく、自分の行動とのかかわりを通じて、対象の動きを予測することである。この結果、自分との関わり(味方(協調)、敵(競争)、審判(干渉?))が判別可能となる。次に推定された状態ベクトルをもとに、協調行動獲得のための学習を開始する。

最初にシューターとパスナーは、ボール、ゴール、そして互いの局所予測モデルを計算機のシミュレーション上で構築する。次に、シューターを静止させた状況下で、パスナーは行動の学習を開始する。パスナーの学習が終了した時点で、パスナーの行動政策を固定し、シューターの学習

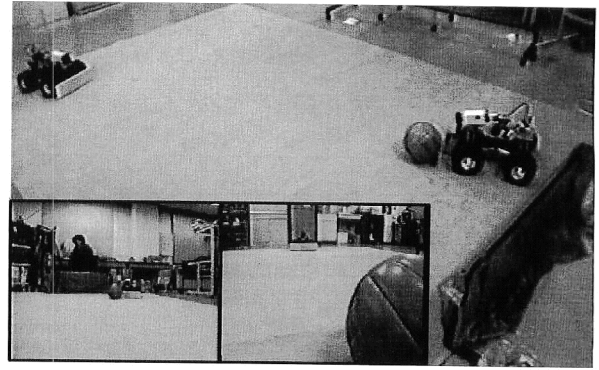


図10 パスナーとシューターの協調行動。

を開始する。パスナーは、ボールをシューターにパスしたときに報酬を受け取り、シューターはボールをゴールにシュートしたときに、報酬を受け取る。さらに、ロボット間で衝突が発生した場合、罰が与えられる。このようにして、シミュレーションと実機の実験を結びつけ、実機での学習の効率化を図った。図10に実機での実験の様子を示す。

環境内の個々のエージェント(ゴール、ボール、敵、味方など)のダイナミクスを同定する過程が状態空間構成にあたり、強化学習がエージェントの相互作用を学習する過程とみなせる。実験結果として、物理的に同一の物体(例えば、転がるボール)でも、経験(この場合、タスクの違いによる経験のバイアスが存在)の差異により、推定される状態パラメーターが異なったことがあげられ、ロボットの個性を考えるうえで興味ある結果と考えられる。今後、協調行動などを実現するとき、このような差異をどのように吸収するかが、課題としてあげられている。

視覚移動ロボットにおける視覚と行動の関係について、採用される内部表現と対処可能なタスクの範囲を示した。特に、複数ロボットによる協調・競争問題は、移動ロボットのタスクを拡大し、種々の基本問題があることが示された。本稿で扱えなかった話題として、進化的手法による行動獲得における内部表現と行動の関係<sup>33)</sup>、さらに注意制御の課題<sup>34)</sup>も重要であり、別稿に譲る。

## 文 献

- 1) 北野宏明: 大人のための徹底! ロボット学 (PHP 出版, 2001)。
- 2) Y. Aloimonos: "Introduction: Active vision revisited," *Active Perception*, ed. Y. Aloimonos (Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, Hillsdale, NJ Hove and London, 1993) pp. 1-18.
- 3) 浅田 稔: "視覚と行動の密な統合を目指すロボットビジョン", *光学*, **25** (1996) 252-257.
- 4) Y. Aloimonos, I. Weiss and A. Bandyopadhyay: "Active

- vision," *Proc. of First ICCV* (1987) pp. 35-54.
- 5) 小特集 アクティブビジョン, 人工知能学会誌, **10** (1995) 492-514.
  - 6) 喜多伸之: "人間に学ぶアクティブ・ビジョン・システム", 情報処理学会誌, **36** (1995) 264-272.
  - 7) R. Brooks: "Foreword," *Active Vision*, eds. A. Blake and A. Yuille (The MIT Press, Cambridge, 1992).
  - 8) J. Miura and Y. Shirai: "Vision and motion planning for a mobile robot under uncertainty," *Int. J. Robotics Res.*, **16** (1997) 806-825.
  - 9) 三浦 純, 白井良明: "プランニングコストと視覚情報の不確かさを考慮した移動ロボットの視覚と行動のプランニング", 人工知能学会誌, **13** (1998) 588-596.
  - 10) 文 仁赫, 三浦 純, 白井良明: "不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計画手法", 日本ロボット学会誌, **17** (1999) 1107-1113.
  - 11) K. Kidono, J. Miura and Y. Shirai: "Autonomous visual navigation of a mobile robot using a human-guided experience," *Proceedings of the 6th Int. Conf. on Intelligent Autonomous Systems* (2000) pp. 620-627.
  - 12) E. D. Dickmanns: "Expectation-based dynamic scene understanding," *Active Vision*, eds. A. A. Blake and A. Yuille (The MIT Press, Cambridge, 1992), pp. 303-335.
  - 13) G. Sandini: "Vision during action," *Active Perception*, ed. Y. Aloimonos (Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, Hillsdale, NJ Hove and London, 1993) pp. 151-190.
  - 14) I. Horswill: "Analysis of adaptation and environment," *Artif. Intell.*, **73** (1995) 1-30.
  - 15) Y. Matsumoto, M. Inaba and H. Inoue: "Visual navigation using view-sequenced route representation," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation* (1996) pp. 83-88.
  - 16) S. Maeda, Y. Kuno and Y. Shirai: "Active navigation vision based on eigenspace analysis," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 1997 (IROS '97)* (1997) pp. 1018-1023.
  - 17) D. Pierce and B. Kuipers: "Learning to explore and build maps," *Proc. of AAAI '94* (1994) pp. 1264-1271.
  - 18) G. Cheng and A. Zelinsky: "Goal-oriented behaviour-based visual navigation," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation* (1998) pp. 1865-1870.
  - 19) S. Takamura, T. Nakamura and M. Asada: "Behavior-based map representation for a sonar-based mobile robot by statistical methods," *Adv. Robotics Int. J. Robotics Soc. Jpn.*, **11** (1997) 445-462.
  - 20) H. Kitano ed.: *RoboCup-97: Robot Soccer World Cup I*, Lecture Note in Artificial Intelligence (Springer, 1998).
  - 21) M. Asada and H. Kitano eds.: *RoboCup-98: Robot Soccer World Cup II*, Lecture Note in Artificial Intelligence (Springer, 1999).
  - 22) M. Veloso, E. Pagello and H. Kitano eds.: *RoboCup-99: Robot Soccer World Cup III*, Lecture Note in Artificial Intelligence (Springer, 2000).
  - 23) P. Stone, T. Balch and G. Kraetzschmar eds.: *RoboCup-2000: Robot Soccer World Cup IV*, Lecture Note in Artificial Intelligence (Springer, 2001).
  - 24) 石黒 浩: "ロボットビジョンのための分散視覚システム", 光学, **30** (2001) 720-724.
  - 25) S. Enderle, M. Ritter, D. Fox, S. Sablatnig, G. Kraetzschmar and G. Palm: "Vision-based localization in robocup environments," *RoboCup-2000: Robot Soccer World Cup IV*, eds. P. Stone, T. Balch and G. Kraetzschmar (Springer Verlag, Berlin, 2001) pp. 291-296.
  - 26) C. Marques and P. Lima: "A localization method for a soccer robot using a vision-based omni-directional sensor," *RoboCup-2000: Robot Soccer World Cup IV*, eds. P. Stone, T. Balch and G. Kraetzschmar (Springer Verlag, Berlin, 2001) pp. 96-107.
  - 27) S. Gutmann and B. Nebel: "The CS Freiburg team," *RoboCup-98: Proceedings of the Second RoboCup Workshop* (1998) pp. 451-458.
  - 28) N. Mitsunaga and M. Asada: "Observation strategy for decision making based on information criterion," *Proceedings of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (2000) pp. 1038-1043.
  - 29) M. Asada, S. Noda, S. Tawaratumida and K. Hosoda: "Purposive behavior acquisition for a real robot by vision-based reinforcement learning," *Mach. Learn.*, **23** (1996) 279-303.
  - 30) 浅田 稔, 野田彰一, 細田 耕: "ロボットの行動獲得のための状態空間の自律的構成", 日本ロボット学会誌, **15** (1997) 886-892.
  - 31) 高橋泰岳, 浅田 稔: "実ロボットによる行動学習のための状態空間の漸次的構成", 日本ロボット学会誌, **17** (1999) 118-124.
  - 32) E. Uchibe, M. Asada and K. Hosoda: "State space construction for behavior acquisition in multi agent environments with vision and action," *Proc. of ICCV 98* (1998) pp. 870-875.
  - 33) E. Uchibe, M. Nakamura and M. Asada: "Co-evolution for cooperative behavior acquisition in a multiple mobile robot environment," *Proc. of IROS '98* (1998) pp. 425-430.
  - 34) T. Minato and M. Asada: "Image feature generation by visio-motor map learning towards selective attention," *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2001 (IROS '01)* (2001) in press.

(2001年7月12日受理)