

視覚と行動の密な統合を目指すロボットビジョン

浅田 稔

コンピュータービジョンの目的は、人間と同じように視覚を通して環境を知覚・判断し行動するための情報を獲得することである。従来、この解釈は Marr¹⁾の視覚の計算理論に従い、2次元の画像データから環境の3次元の幾何学的構造を定量的に再構成することとされ、多くの研究者がこの問題に取り組んできた。しかしながら、再構成させる記述の一般性を強く求めるゆえに環境に大きな制約を強い、手法自体も安定性を欠くものであった。この反省から、Aloimonos²⁾は、「視覚は孤立したシステムとして存在するのではなく、環境に働きかけるシステム全体の一部として機能する」と主張し、能動視覚 (active vision)、定性視覚 (qualitative vision)、合目的視覚 (purposive vision) などを提案し、コンピュータービジョンのパラダイムシフトを引き起こした。ここで、気をつけなければいけないことは、

- 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
- 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

という点で、コンピュータービジョンの目的を別の側面から言い換えただけであるが、従来の研究の視点からはあまり考慮されなかった点である。

本稿では、視覚と行動という観点から人工視覚^{*1)}の

Towards advanced robot vision based on tight coupling between perception and action (1996年1月8日受理)
Minoru ASADA 大阪大学工学部電子制御機械工学科 (〒565 吹田市山田丘 2-1)

*1) 機械による視覚機能の実現を目指す研究は、コンピュータービジョン、マシンビジョン、ロボットビジョンと称され、それぞれの定義に多少の差異はあるものの本質的には違いが少なくとみなし、共通の核となる部分を本稿では人工視覚と呼ぶ。

研究を眺め、視覚と行動の密な統合によるロボットビジョンシステムの新しい流れを紹介する。まず次節では、視覚と行動の関係から人工視覚研究を3種類に分類する。それらは、1)環境の3次元の幾何学的構造の定量的な表現の再構成を規範とするもの、2)定性的な環境の構造表現を規範とするもの、3)環境やロボット自身の構造やモデルを与えず、ロボット自らが環境との相互作用で、タスク遂行に必要な情報を獲得するものである。そして、3)に属する具体的な研究例として、視覚サーボに関する研究、ステレオ視差情報および運動情報に基づく移動ロボットの行動学習を紹介する。

1. 視覚と行動の関係と内部表現

視覚と行動の関係を調べるとき、それ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にも言及せざるをえない。以下では、この関係とそのとき利用されている内部表現を含め、これまでの研究を3種類に分類する。図1に模式図を示す。

1.1 定量的な3次元再構成を規範とするもの (タイプA)

従来のロボティクスの分野では、視覚を始めとする感覚系と手先、脚などを制御する行動系とは個別に研究がなされてきた。それらを結ぶ表現として、行動系にどのように使われるかに依存しない、一般的で洩れのない記述、すなわち2次元画像から再構成された環境内の定量的な3次元構造の記述が有効であると確信されてきた。そして、ロボットの行動は、再構成された環境記述に基づき計画され、手先などの効果器の環境内での位置や速度として表現されてきた。ロボットがもつ内部表現は、環境の3次元構造のコピーであり、それにのっとり種々

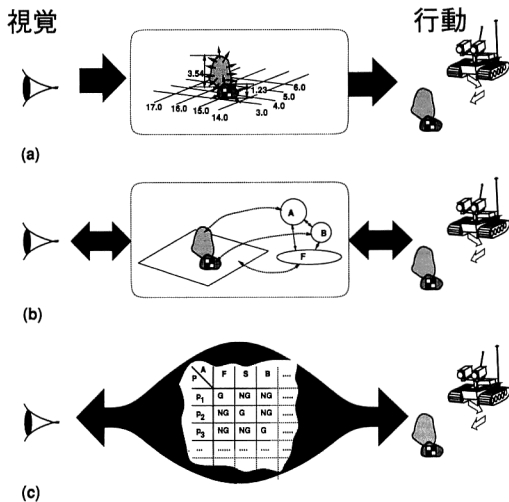


図1 視覚と行動の関係と内部表現。(a)定量的な3次元幾何学的構造の表現, (b)定性的な環境構造の表現, (c)環境との相互作用により内部表現を獲得。

のタスクが遂行できると期待された (図1(a)に示すように情報の流れは一方向)。しかしながら、元来、再構成問題は不良設定問題であり、これを扱うために、「滑らかさ」などの環境に対する条件を強いること、また解の安定性を確保するために、多くの繰返し演算を必要とし多大な計算時間を必要とすること、などの欠点が指摘され、さらにタスクに必要な記述に変換する手続きも必要であるため、実世界でロボットに应用することが困難であることがわかった。そこで、Aloimonos ら³⁾は、視覚部の運動が制御できたり観測できることを用いてこれらの問題が解決できることを示し、「能動視覚」として提案した (能動視覚については文献4, 5)などを参照)。ただし、その効用として再構成問題の単純化が強調され、ロボットの内部表現としては定量的な3次元記述に変わりなく⁹⁾、行動系は視覚部に限定され、その目的は旧来と変わらなかった。

1.2 定性的な環境構造を規範とするもの (タイプ B)

Aloimonos はより広い意味で能動視覚を捉えるために「定性視覚」, 「合目的視覚」を提案した²⁾。これは、観測者の視覚部が運動機能を有することで視覚を孤立したシステムとして考えるのではなく、運動機能を有する全体、すなわちロボットの枠組で再考するものである。精密で画一的な3次元再構成記述ではなく、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ゆくものである^{7,8)}。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単純化したものなどもある⁹⁾。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ー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り、情報の流れは双方向と考えられる。

1.3 環境との相互作用により内部表現を獲得するもの (タイプ C)

上の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。これに対し、環境との相互作用を通して内部表現を自己組織化してゆくタイプが考えられる。視覚を用いた研究例はまだ少ないが、知能ロボットの自律性を獲得する上では重要なタイプと考えられる。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。サッカーロボットがボールをゴールにシュートするタスクに対して、強化学習を用いた例が報告されている¹⁰⁾。その中で環境の構造は明には表現されず、状況と行動の組合せに対する行動価値関数の形で内部表現が獲得される。

以下では、筆者のグループで実験したタイプCの研究例を示す。いずれも環境やロボットの構造に対する事前知識を前提とせず、視覚情報のみを通してタスクを遂行する枠組を提案している。そしてタスク遂行過程において、必要なパラメーター推定を実施しており、従来必要とされてきたカメラキャリブレーション、3次元情報の再構成をいっさい必要としないという特徴がある。

2. 追跡視を利用した視覚サーボ

視覚と行動の最も直接的な統合例として、視覚情報を利用したロボットアームの制御法、すなわち「視覚サーボ」に関する研究がある¹¹⁾。これらの研究では、視覚目標からのずれのフィードバックによるサーボ系を構成しており、反射的な行動制御を主体としている。また、ほとんどのシステムがロボットアーム系やカメラ系の構造パラメーターなどを既知としており、タイプAに分類される。これに対し、Hosoda ら¹²⁾は以下の特徴をもつ汎用ビジュアルサーボ系を提案している。

- カメラパラメーターやロボットアームの構造パラメーター等をいっさい必要とせず (よってカメラの台数や

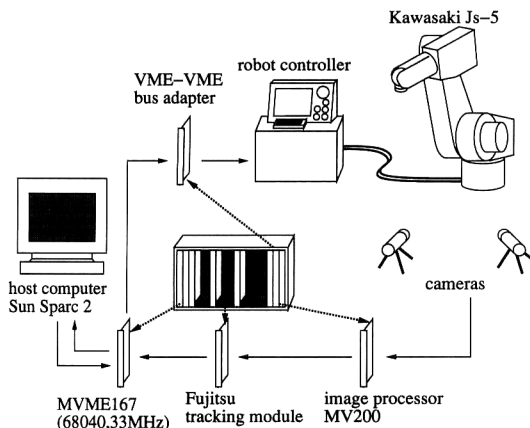


図2 実験システム。

リンク数に依存しない), 画像上の特徴量と関節速度の関係(ヤコビアン)をオンラインで推定することによりサーボ系を構成する。

- フィードバックのみでなくフィードフォワードを考慮することにより, (1)系の安定化をはかる, (2)反射的行動だけでなく, 連続的な経路を追従させるような合目的行動の制御も可能になる。

前者の意味は, ロボット自身のもつセンサー(この場合, 視覚情報と関節速度情報)のみから, 視覚目標に追従するための行動を獲得するために必要な情報を推定しながら制御を行う点で, タイプCに属すると考えられる。後者では, 3次元空間で実現可能な軌道が画像情報として与えられたときに, オンライン推定で得られたヤコビアンを用いて予測制御することが可能であり, フィードバック項と合わせてシステムパフォーマンスの向上に寄与している。連続軌道が与えられることの意味は, 単なるPTP(point to point)制御による反射的な制御(よってフィードバック主体)ではなく, 事前に目標となる一種の行動系列が獲得されているという意味で, 合目的な行動(purposive behavior)の制御が可能であることを主張している。

図2にシステムの構成図を示す。2つのカメラからの入力画像を1つの画像に合成し, 実時間で対象物を追跡するトラッキングビジョン¹³⁾を用いて視覚目標を追跡している。実際に人間がロボットを動作させ, その画像を取り込むことによって目標画像の系列を得ている。目標軌道を図3(a)に示す。軌道は12s間にわたって与えられており, 図には0.2sごとの軌跡が表示されている。画像上の目標軌道と実際の軌道を図3(b), (c)に示す。フィードフォワード項がない場合に比べ, フィード

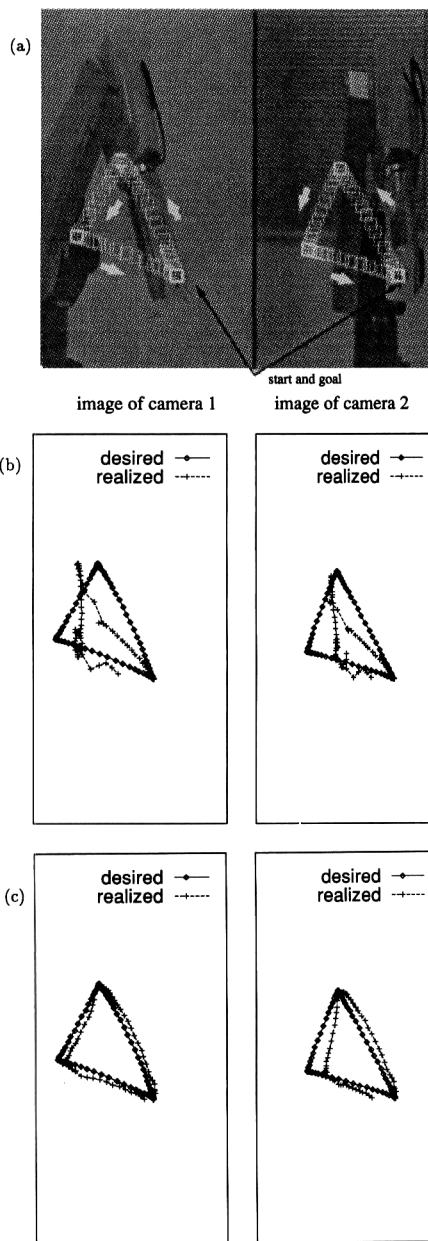


図3 目標軌道および実験結果。(a)画面面で表された目標軌道, (b)フィードフォワードがない場合, (c)フィードフォワードがある場合。

フォワード項をもつ制御則が軌道追従誤差を小さくできることが確認された。

3. 両眼立体視による視差および運動情報に基づく移動ロボットの行動獲得

見かけの速度分布であるオプティカルフローの抽出に

関しては、これまで多くの論文が発表されているが、画像全体にわたって正確にフローを抽出することは非常に困難で、また多大な計算時間を要する¹⁴⁾。そのため、ロボットへの応用は問題視されてきたが、局所相関による実時間追跡視（以後、トラッキングビジョンと略記）¹³⁾が開発されたことにより、時間をかけて正確に求める代

りに、多少ノイズがあってもビデオレート(33ms)で連続出力できることがロボットの常動性を確保でき、タスク遂行に有効であることが示されてきた。Nakamuraら¹⁵⁾は、これにより算出したオプティカルフローを用いて移動ロボットの行動学習問題を扱った。ここでは、床面、障害物、目標物を追跡する視覚行動がトラッキングビジョンで実現され、ロボットを駆動する2つのモーターへの制御命令と結合されて、障害物回避や目標物への到達行動が得られた。

ここでは、両眼立体視による視差および運動情報を用いた行動学習の例を紹介する¹⁶⁾。学習法としては、強化学習のひとつであるQ学習を用いている。Q学習では、まずロボットが識別可能なロボットの環境の状態を表す状態空間と環境に対してロボットのとることのできる行動の集合を用意する。現在の状態において、ロボットのとった行動により、ある確率で次の状態に移移し、この状態と行動に対して評価として報酬が環境からロボットに与えられる。この報酬の積算（行動価値関数）を評価、更新することによって学習を進める。このアルゴリズムは動的計画法の概念から導かれ、アルゴリズムの収束性が証明されている（Q学習の詳細については文献17)を参照）。

図4は、ステレオ視覚移動ロボットが、目標物に到達する行動をQ学習により獲得する場合の内部表現（図中のstereo sketchに相当）を模式的に表したものである。障害物を回避しながら目標物体に到達するタスク（図1の「行動」参照）を想定した場合、障害物によって目標物が隠される状態を画像から識別するために、視覚行動として、1)粗密探索法¹⁸⁾によるステレオ視差の

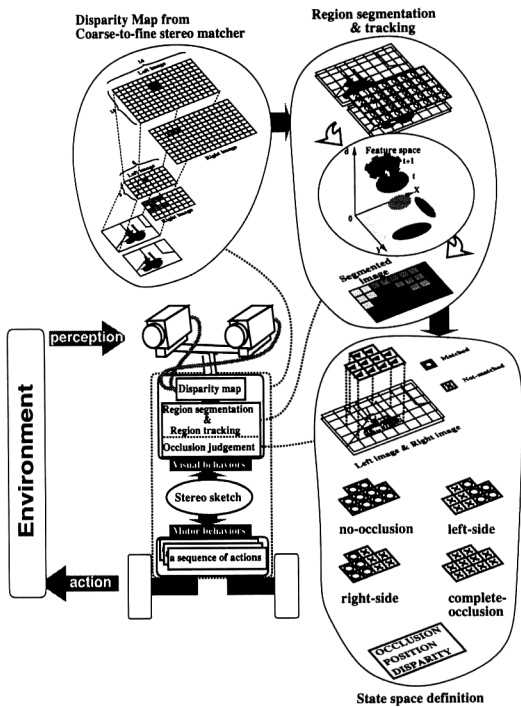


図4 視差および運動情報による目標物到達行動の獲得。

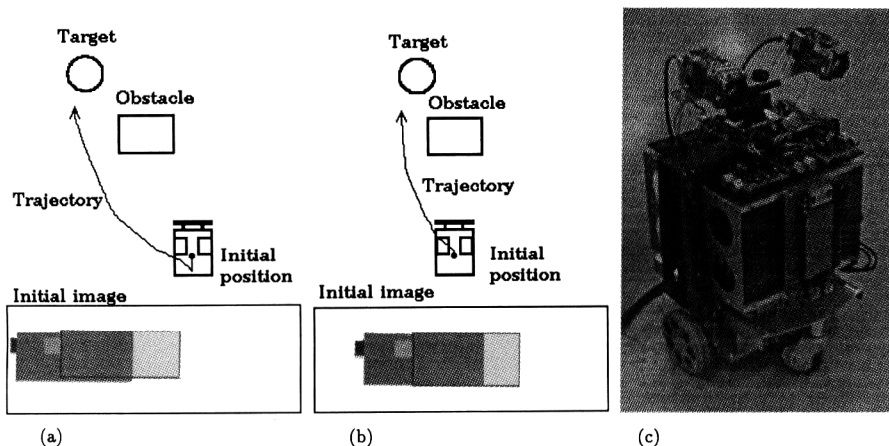


図5 シミュレーションと実際に利用したロボット。(a)模擬実験1、(b)模擬実験2、(c)移動ロボット。

獲得, 2) オプティカルフローの抽出, 3) 視差による領域分割およびフローを考慮した領域追跡を準備した。これらの視覚処理によって得られる目標領域の隠蔽情報(目標物の「左側が隠された」, 「右側が隠された」, 「すべ

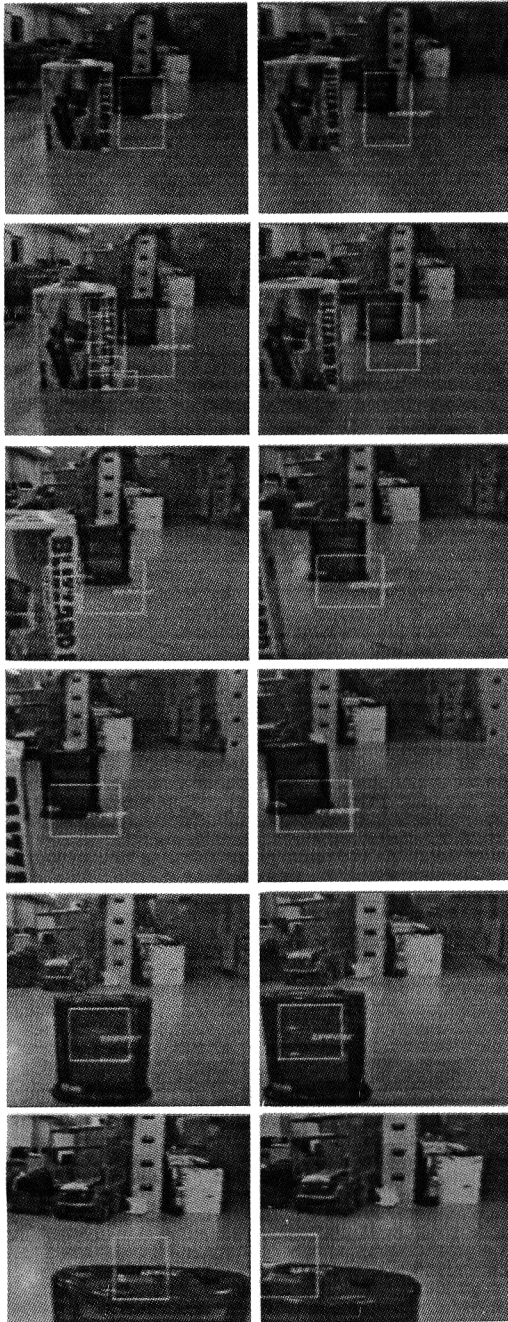


図6 障害物を回避しながら目標物に到達したロボット。

て隠された」など)を基に環境の状態空間を構成した。すなわち、障害物を明に記述せずに、障害物を回避して目標物に到達する行動をQ学習によって獲得した。

図5(a), (b)は、提案した学習法による目標物到達行動の例(コンピューターシミュレーション)を表している。同図(a), (b)の下部に、初期位置でのロボットへのステレオ入力画像を、左右画像をオーバーラップさせて表示している。目標物と障害物の相対的配置を変えても、ロボットは障害物に衝突することなく目標物に到達することに成功している。同図(a)の例では、いったん、目標物のよくみえる位置まで後退してから、障害物を避けて目標物に到達するという行動が学習により獲得された。同図(c)に実際の実験に用いた移動ロボットを示す。

図6に、実ロボットが障害物を回避して目標物に到達している様子を示す。この図は、6つの時刻での画像処理結果と環境の様子(左右のカメラからの画像)を示している。目標物は電気ストーブ(大きな長方形領域:画像パターンとして最初に指定)で、ロボットが近付くにつれサイズが大きくなって追跡できる視覚行動が実現されている。左にある箱が障害物であるが、明には記述されず、「目標物の左側が隠蔽された(小さな長方形領域の塊)」などの状態として認識される。図ではわかりにくい、2段目あたりでは、後退の動作がとられている(若干、画像上でのサイズが小さくなっている)。これは、目標物を見失わないための「視覚のための行動」と解釈できるが、学習は「行動のための視覚」との区別を明につけることなく、ロボットの能力や状況に応じて必要な行動を生成したと考えられる。

人工視覚を環境に働きかける全体システム、すなわちロボットの視点から眺め、これまでの研究を3つのタイプにわけ、環境との相互作用によりタスクに必要な情報を自ら獲得してゆくロボットビジョンの例を先端研究として紹介した。これは、平成7年度から始まった文部省科学研究費重点領域研究「感覚と行動の統合による機械知能の発現機構の研究」(代表:井上博允(東大))と主旨を同じくするものである。

ロボティクスの世界では、MITのBrooks¹⁹⁾が、従来の熟考型の知能ロボットから、行動規範型のロボットを提唱し、昆虫型のロボットを始めとして多くのロボットを生み出した。視覚を用いた例は少ないが、彼らが提案したサブサンプションアーキテクチャーは、個々の行動モジュール、およびモジュール間の切替えをプログラ

マーが設計し、ロボットに埋め込んでいる点でタイプBに属すると考えられる。ただし、それらを強化学習によって実現する研究²⁰⁾も実施しており、タイプCの研究も含めて、人間型ロボットを開発中である。

タイプCの内部表現は、ロボットの構造やタスクおよび獲得手法に強く依存している。紹介した汎用視覚サーボでは、画像上の指標の移動速度と関節角速度の関係(イメージャコピアン)が内部表現で、それを環境との相互作用(試行錯誤)によって推定している。正しいヤコビアンを求めているわけではなく、タスク遂行に十分なパラメータを推定している点に注意する必要がある。ステレオの移動ロボットの例では、視覚行動とモーター行動を結びつける強化学習の結果(LUT)が内部表現に対応する。このほかにも2足2腕型ロボットの視覚誘導型鉄棒運動では、GAを用いてNNの荷重係数および閾値の最適化が行われており²¹⁾、NNが内部表現に対応していると考えられる。

強化学習やNNを用いた学習では、入力をどのように決定するかが、非常に重要な問題となっている。これまで紹介してきた例では、いずれもプログラマーが用意している。これを自律的に行おうとする試みもある。サッカーロボットの例¹⁰⁾では、ボールやゴールの位置と大きさなどでプログラマーが状態空間を与えたが、野田ら²²⁾は、ロボットが自身の行動に基づいて状態空間を自律的に構成する手法を提案し、実機で検証している。構成された状態空間は、プログラマーが用意したものとは大きく異なり、シュート率も向上した。Satoら²³⁾も同様に、全方位画像型の移動ロボットにおける状態空間の自律的構成法を提案し、注視点の候補をロボット自身の経験から抽出している。この問題は、「状況の分節化」と呼ばれているAIやロボティクスの基本問題²⁴⁾で、どこを注視すればよいかはロボットの能力やタスクに大きく依存することを示しており、今後の研究の発展が望まれる。

文 献

- 1) D. Marr: *Vision* (W. H. Freeman and Co., 1982).
- 2) Y. Aloimonos: "Introduction: Active vision revisited," *Active Perception*, Chapt. 0, ed. Y. Aloimonos (Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, Hillsdale, New Jersey, 1993).
- 3) Y. Aloimonos, I. Weiss and A. Bandyopadhyay: "Active vision," *Proc. of First International Conference on Computer Vision* (1987) pp. 35-54.
- 4) 久野義徳, 石黒 浩, 國吉康夫: "小特集 アクティブビジ

- ョン", 人工知能学会誌, **10** (1995) 492-514.
- 5) 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.
- 6) R. Brooks: "Foreword," *Active Vision*, eds. A. Blake and A. Yuille (The MIT Press, Cambridge, 1992).
- 7) E. D. Dickmanns: "Expectation-based dynamic scene understanding," *Active Vision*, Chapt. 18, eds. A. A. Blake and A. Yuille (The MIT Press, Cambridge, 1992).
- 8) G. Sandini: "Vision during action," *Active Perception*, Chapt. 4, ed. Y. Aloimonos (Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, Hillsdale, New Jersey, 1993).
- 9) I. Horswill: "Analysis of adaptation and environment," *Artif. Intell.*, **73** (1995) 1-30.
- 10) 浅田 稔, 野田彰一, 積田健, 細田 耕: "視覚に基づく強化学習によるロボットの行動獲得", 日本ロボット学会誌, **13** (1995) 68-74.
- 11) 橋本浩一: "視覚フィードバック制御—静から動へ—", システム制御情報学会誌システム/制御/情報, **38**(1994)659-665.
- 12) K. Hosoda and M. Asada: "Versatile visual servoing without knowledge of true Jacobian," *Proc. of Intelligent Robots and Systems '94* (1994) pp. 186-193.
- 13) 稲葉雅幸: "局所相関を用いたトラッキングビジョン", 日本ロボット学会誌, **13** (1995) 327-330.
- 14) M. Tarr and M. Black: "Dialogue: A computational and evolutionary perspective on the role of representation in vision," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, **60** (1994) 65-73.
- 15) T. Nakamura and M. Asada: "Motion sketch: Acquisition of visual motion guided behaviors," *Proc. of International Joint Conference on Artificial Intelligence '95* (1995) pp. 126-132.
- 16) 中村恭之, 浅田 稔: "ステレオ視覚を持つ移動ロボットの目標到達行動におけるオクルージョン回避行動の獲得", 第13回日本ロボット学会学術講演会予稿集 (1995) pp. 461-462.
- 17) C. J. C. H. Watkins: "Learning from delayed rewards," Ph. D. thesis, King's College, University of Cambridge (1989).
- 18) W. E. L. Grimson: "A computational theory of visual surface interpolation," *Proc. R. Soc. London B.*, **298** (1992) 395-427.
- 19) R. A. Brooks: "A robust layered control system for a mobile robot," *IEEE J. Robotics Autom.*, **RA-2** (1986) 14-23.
- 20) P. Maes and R. A. Brooks: "Learning to coordinate behaviors," *Proc. of American Association of AI '90* (1990) pp. 796-802.
- 21) 長阪憲一郎, 稲葉雅幸, 井上博允: "GA と NN を用いた二足二腕型ロボットによる視覚誘導型鉄棒運動", 第13回日本ロボット学会学術講演会予稿集 (1995) pp. 655-656.
- 22) 野田彰一, 浅田 稔, 細田 耕: "強化学習によるロボットの行動獲得のための状態空間の自律的構成", 第5回ロボットシンポジウム予稿集 (1995) pp. 145-150.
- 23) R. Sato, H. Ishiguro and T. Ishida: "State-space construction considering robot properties," 第13回日本ロボット学会学術講演会予稿集 (1995) pp. 453-454.
- 24) 國吉康夫: "実世界エージェントにおける注意と視点—情報分節・統合・共有—", 人工知能学会誌, **10** (1995) 507-514.