

身体性と認知、ロボット作りの立場から

谷 淳

ソニーコンピュータサイエンス研究所

(141) 東京都品川区東五反田3-14-13 高輪ミュージビル

E-mail: tani@csl.sony.co.jp

Tel 03-5448-4380 Fax 03-5448-4273

January 31, 1997

1 はじめに

筆者らは、認知と身体性の問題を考えるにあたり、仮説する認知モデルをロボット上に構成し、モデルの妥当性を実験的に検証するというアプローチをとっている。本文では、新たに開発したロボットでの実験を始めるにあたり、現在注目している問題点及び提案する認知モデルについて簡単に述べる。

筆者等 [5, 6] は過去に自律ロボットの行動学習について特にナビゲーションの問題を取り扱い研究を行ってきた。[5] では、ロボットは学習の結果得られる環境の記述 (認知地図) を、アトラクターのかたちで内部力学系に埋め込むという、力学系に基づく行動学習のモデルを提案し、人工知能研究で問題とされるシンボルグランディングについて考察を行なった。しかし、上述の研究では、ロボットと環境との相互作用が比較的単純である、また学習における動的環境変化への適応性が検討されていない、などの指摘があった。

今回新たに開発したロボットは画像といった大容量のセンサー入力を取り込み、また作動するモータの次元も高く、少なくとも物理的複雑度は以前のものに比べ数段高くなった。また、動的学習の問題に取り組むため、実際の脳の構造をマクロなレベルで参照した、複数のモジュールから構成される認知モデルを仮定した。行動および学習の設定がより複雑になることにより、ロボットは各種の非決定性の問題に随所で直面する。本ロボットは基本的には画像入力を用いて障害物を回避しながら、随所に置かれているオブジェを認識し、それを頼りにナビゲーションしていくのであるが、この行動認識過程は一見単純に見えるものの、実際の認識過程はいくつもの身体的制約を受け複雑なものとなる。ロボットの視覚野はせまく、注意視点をうまく周囲に振り分け、物の認識を実時間で行って行かなければならない。例えば、通りすがりのあるオブジェを認識しようと注視し続けると、前に現れた障害物に気付かず衝突してしまうかもしれない。また、注視し認識する時間が短すぎると、そのオブジェを誤認識してしまうかもしれない。つまり、物を見るといった一見受身と考えられる過程が、実は行為を生成しており、その行為の循環が認識過程に非決定性を生じさせるのである。(このような視点は松野 [2] 郡司 [1] らによって有限伝搬速度の問題として一般化されてきた。)

学習についても同様の問題が発生する。環境が変化する場合、過去に得られた記述と新たに得られた記述の間では矛盾が発生するが、それは内部でどのように折り合いがつけられるのか？また、有限の行動経験及び学習時間という制約の中で、どれだけ般化した内部記述が得られるのであろうか？動的学習においては、得られる記述は常に不完全で非決定的と考えるべきであろう。筆者等は、このような非決定性を生み出す源泉として、身体性を考える。身体性とは、神経細胞の発火の速度から、体の各部分の運動範囲といったものまで、自己の活動に制約を課す他者の総称と言えよう。このとき認知の問題とは、自己が、その身体性

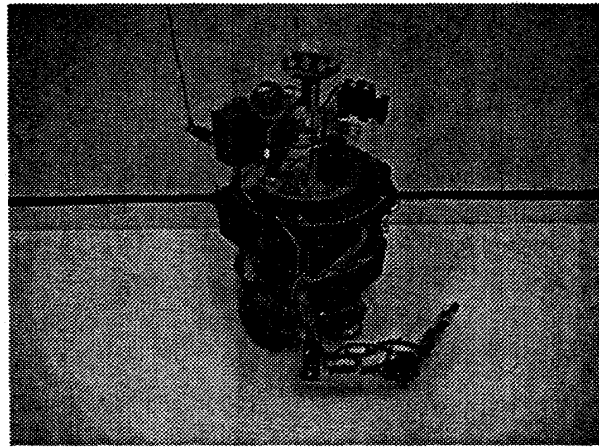


Figure 1: 開発した小型移動ロボット

ゆえ立ち現れる非決定性に対して、どのように折り合いを付けていくか、そして他者としての身体性をいかに内のものとしていくかという問題に集約されると思われる。

以下に実験におけるロボット及びタスクの設定、認知モデルについて簡単に触れる。

2 ロボット及びそのタスク

図 2 に開発したロボットを示す。ロボットは、2 輪のタイヤの回転速度を調節することにより、方向を変えながら移動する。ビデオカメラが胴体の上に装着され、その視点は上下及び左右方向に回転できる。ビジョンの視野は限られており、上下 40 度、左右 60 度ほどである。また、簡単な腕があり、それは XY 平面上を 2 自由度で動かすことができる。腕に及び胴体の周囲には接触感知センサーが分散設置されている。腕及び車輪のモータはトルクを実時間で計測できる。主たる計算は外のワークステーションで行われ、赤外線モデムでロボットと通信ができる。本ロボットの主たるタスクはナビゲーション及び認知地図の獲得である。ロボットが探索するワークスペースには、幾つかの障害物が島のように置かれ、その中にカラフルな色模様のついたオブジェが複数個散在している。基本的にはロボットは障害物の壁を沿いながら移動してゆく。現在沿っている壁から沿う先を別サイドにある壁に変更する行動を分岐と呼ぶ。ロボットは適当な場所で壁から壁へと移り渡りながら、オブジェを探索してゆき、自分の取った行動のシーケンスと見付けたオブジェの位置関係を学習していく。図 ?? は、ロボットは始め上の障害物に沿って移動し、その途中オブジェ 1 を見つけ、その後別の障害物に分岐移動し、オブジェ 2 を見つけるという探索行動のシーケンス例を示している。

3 認知モデル

3.1 全体モデル

提案する認知モデルはモジュール群から構成され、各モジュールについては脳の局部機能とのマクロなレベルでの対応を想定している。(図 3 を参照。)

まず視覚認識モジュールは、大脳における側頭連合野に対応し、物体の視覚長期記憶及び認識の役割をはたす。カメラ画像はこのモジュールに入力され、記憶に基づく認識が行われ、その結果は行動短期記憶

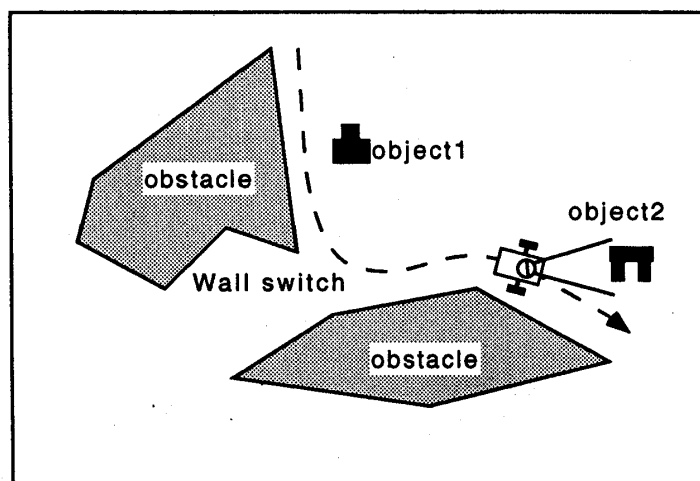


Figure 2: ナビゲーションの例

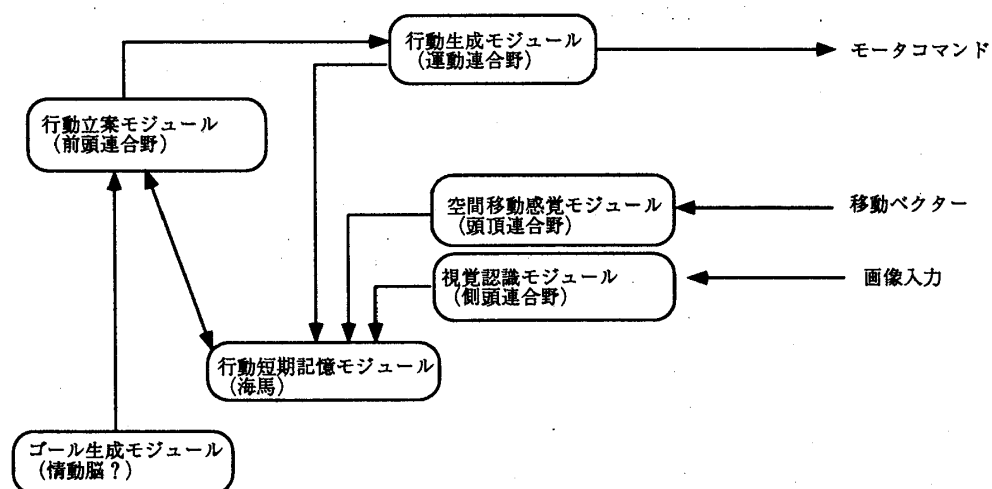


Figure 3: モジュール群から構成される認知モデル及び脳の局所部所への対応

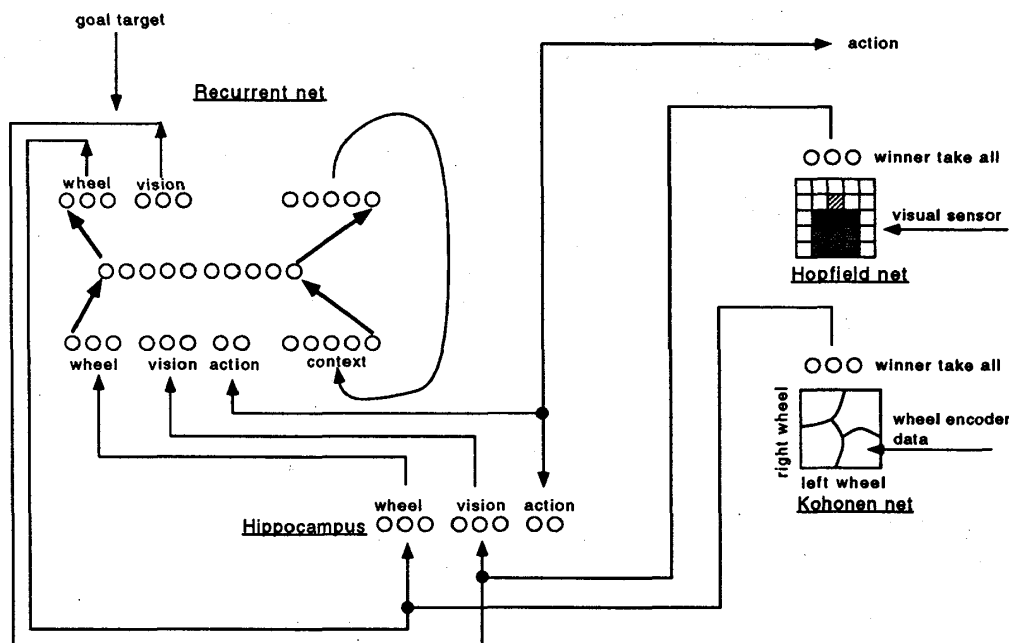


Figure 4: モジュール群の神経回路モデル上への実装

モジュールに出力される。移動感覚モジュールは、局所的な移動の方向及び距離を積分計算する。これは、大脳における頭頂連合野に対応し、空間での自身の移動のベクトルを認知し、行動短期記憶モジュールに出力される。行動生成モジュールは、壁沿い移動、分岐などの行動を生成するモジュールであり、大脳における運動連合野との対応を想定している。行動短期記憶モジュールには、視覚認識、移動感覚などの認識の結果及び壁沿い移動または分岐などの行動のカテゴリーが時系列で入力され、ナビゲーションの過程に経験したエピソードを短期的に記憶する。本モジュールについては大脳辺縁系海馬との対応を想定している。行動立案モジュールは、各ナビゲーション試行ごとに短期記憶されるエピソードを、追加的に学習し、経験したエピソード全体からより一般化した行動に関する規則構造を抽出し、長期的に貯蔵する。この短期から長期への記憶の移行は、生理学的にはコンソリデーション [4] と呼ばれるプロセスでの説明が可能である。行動立案モジュールに獲得された規則構造は、ナビゲーションの問題においては認知地図に相当し、本モジュールではゴール指向の行動プランニング、行動メンタルシミュレーションなど最も高次の認知プロセスがとりおこなわれる。このモジュールについては、前頭連合野との対応を想定している。本モデルでは、行動プランの基となるゴールは内的に生成されることを仮定している。また、ゴールは情動とからみ、動的に変化することを想定する。ただし、そのメカニズムの生理学的対応については不明である。

3.2 神経回路網モデル

上述のモジュール群の内、視覚認識モジュール、移動感覚モジュール及び行動立案モジュールは、神経回路モデル上に実装する (図 4 を参照)。

視覚及び移動感覚の2つの感覚系モジュール系では、受け取った感覚の認識の結果を winner-take-all 型の神経細胞ユニットの発火の形で表現する。視覚長期記憶モジュールではカメラ画像を 300 個の色特徴ベクトルで表現し、それを入力とするホップフィールド型自己相関記憶ネットを構成する。winner-take-all 発火型の神経ユニット群を自己相関記憶ネットと別に用意し、埋め込まれた画像記憶に対してユニット群が

1対1で発火するように学習させる。移動感覚モジュールでは、ある分岐点から次ぎの分岐点まで壁沿いに移動した時の左右のタイヤの回転数(2次元ベクトル量)をコホーネン型ネットに入力し、winner-take-allで発火するユニットをもって認識結果とする。つまり、両感覚モジュール系では、多次元の入力ベクトルについてクラスタ構造を自己組織化し、認識結果は各クラスタに対応する1つのユニットの発火という局所的表現をもってなされる。

この感覚系モジュール系の winner-take-all 発火型神経群は行動短期記憶モジュールに投射される。この感覚系から行動短期記憶モジュールへの投射のしかたは大森らが PATON[3] で提案したものとほぼ同じである。行動短期記憶モジュールには、また、行動生成モジュールから、現在行っている行動のカテゴリー(壁沿い/分岐)が入力される。つまり、行動短期記憶モジュールには、局所表現された感覚系の認識結果及び行動カテゴリーが、時系列的に入力されてくる。この時系列入力、一方行動立案モジュールに投射され、また一方行動短期記憶モジュール内に短期的に保持される。

行動立案モジュールはリカレントニューラルネット(RNN)により構成する。RNNは入力層に現時点での各感覚系の認識結果及び行動のカテゴリーを入力し、出力層にその行動の結果次ぎの時点で得られ感覚入力の予測をするものである。リカレントニューラルネットには、出力層から入力層に feedback する一群のユニットがあり、これらは時系列入力に基ずくところの文脈情報を内部表現している。筆者等が[5]で示したように、RNNを順方向ダイナミックスで起動させていくと、行動組み合わせに対応する、感覚入力の複数ステップの先読み予測が可能となる。これが行動のメンタルシミュレーションに対応する。ロボットは実際に行動しなくても心的に自分の行動をリハーサルできるのである。またRNNを逆ダイナミックスで起動すると、複数ステップ先に設定されたゴール(感覚入力)を達成しうる、行動の組み合わせシーケンスを生成できる。これがゴール指向プランニングである。

RNNの学習は、各ナビゲーション試行ごとに行動短期記憶モジュールに貯められた時系列情報を、教師信号に用いて、行われる。但し、直接的に新たな教師時系列を用いて学習を行うと、過去に学習して得た記憶はおびただしく破壊される。そこで、新たな学習をする前に、RNNを順方向に起動して十分にメンタルリハーサルさせ、その出力結果である感覚/行動ペアの時系列を一度行動短期記憶モジュールに投射する。この時系列情報は過去の記憶に沿ったものであり、それと新たなナビゲーション試行で得た時系列情報を合わせたものを教師信号として、RNNを学習させれば、過去の記憶を保持しながら新たな経験を追加学習できると予想される。筆者等は、海馬と大脳新皮質の間で起きているコンソリデーションでは、前頭連合野でのメンタルリハーサル、その結果の海馬への逆行投射、そして海馬の短期記憶に納められた新旧合わせた教師データに基づく、前頭連合野の再学習といった一連の過程がとられているのではと推測する。

最後に視覚認識における、注意機構のモデルについて簡単に述べる。ロボットはルーティンとして、自分の沿っている壁の方向に注目し、その現在位置を認識し(地面と障害物の境界のエッジの形状を見ることによる)、それから周囲に視点を移し色の付いたオブジェがあるかどうか探索する。視野のなかに色のついた領域が発見されたとき、その領域はポップアウトし認識のための注意が当てられる。ポップアウトした領域の視覚イメージは視覚認識モジュールの自己相関記憶ネットに入力される。認識はこのホップフィールド型ネットのダイナミックスによりネットの状態がエネルギー極小に収束していく過程で行われる。認識結果はあるパラメータ時間経過したところでのネットの状態をもって出力される。そして注意は再度、壁の位置確認に向けられる。前述したように、パラメータ時間が短すぎると誤認識を招き、また長過ぎると、障害物などに衝突して認識が途中で中断するリスクを負う。パラメータ時間は行動の状況から適応的に変化させられる。

4 実験にむけて

現在実験は進行中であり、結果について述べることはできない。しかし実際にロボットを動かしてみて分かることは、はじめに述べたように、ロボットにとって世界は、非決定的に見えるということである。RNNに入力される感覚系入力時系列は、ホップフィールドネットまたはコホーネンネットがとりおこなうセンサーイメージのパーティションの結果出力される記号の時系列と考えることができる。この記号時系列を調べてみると、同じ初期位置から出発し同じ行動選択をしたナビゲーション結果においても、両時系列はかならずしも同じにならない場合が多々発生する。それは、注意過程の時間パラメーターが変化して、認識結果が変わるといった場合、ホップフィールドネットまたはコホーネンネットが実時間中にも学習し続けるために、クラスター構造が徐々に変化し、出力される記号が変わって来る場合、ロボット自身が障害物にぶつかって障害物の位置をずらしてしまい、環境が変化する場合など、多岐に渡る。しかし安定な記述が存在しえないということは、他方で行動の多様性を常に保つことができるという意味でもある。認知主体であるロボットが、他者としての身体性を自己の内に組み入れていく過程には、どのようなドラマが待ち受けているのか期待し、今後実験を続けていく。

References

- [1] Y.P. Gunji and N. Konno. Artificial Life with Autonomously Emerging Boundaries. *App. Math. Computation*, Vol. 43, pp. 271-298, 1991.
- [2] K. Matsuno. *Physical Basis of Biology*. CRC Press, Boca Raton, FL., 1989.
- [3] T. Omori and A. Mochizuki. PATON: A Model of Context Dependent Memory Access with an Attention Mechanism. In *Proc. of Int. Conf. on Brain Processes Theories and Models*, 1995.
- [4] L.R. Squire, N.J. Cohen, and L. Nadel. The medial temporal region and memory consolidation: A new hypothesis. In H. Weingartner and E. Parker, editors, *Memory consolidation*, pp. 185-210. Erlbaum, Hillsdale, N.J., 1984.
- [5] J. Tani. Model-Based Learning for Mobile Robot Navigation from the Dynamical Systems Perspective. *IEEE Trans. System, Man and Cybernetics Part B, Special issue on learning autonomous robots*, Vol. 26, No. 3, pp. 421-436, 1996.
- [6] J. Tani and N. Fukumura. Self-organizing internal representation in learning of navigation: a physical experiment by the mobile robot YAMABICO. *Neural Networks*, Vol. 10, No. 1., 1997.