

Title	認知と自律性の問題について：ロボットの行動学習実験から(個体歴史性と複雑さ-発達のダイナミクス、行動の起源としての情動、内部表象の問題と学習、認知に関する循環的記述,基研長期研究会「複雑系4」,研究会報告)
Author(s)	谷, 淳
Citation	物性研究 (1996), 66(5): 830-839
Issue Date	1996-08-20
URL	http://hdl.handle.net/2433/95921
Right	
Type	Departmental Bulletin Paper
Textversion	publisher

認知と自律性の問題について： ロボットの行動学習実験から

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 高輪ミュージズビル

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

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

January 30, 1996

1 はじめに

近年、Brooks 等を中心とする Adaptive Behavior のコミュニティーが主張するところの、直接感覚／行動系の方法論は、自律ロボットの研究において主流になりつつある。この考えに基づく多くのロボットは、モデルに基づく行動プランニングといった複雑な内部計算をあえて行わず、センサー入力からモーター出力への直接的なマッピングに従い、反射的／連続的に行動を生成していく。結果として、ロボットと環境の密なカップリングがセンサー／モーターの閉ループを通して形成され、ロボットの行動は、その上に構成される大域的力学構造により決定される。時に、この力学構造が思いがけず複雑になると、観る者は眼前のロボットの行動に、創発性を感じるのである。自律ロボットの研究において芽生えた直接感覚／行動系のアプローチは、ギブソン等エコロジカル・サイコロジーの人々が主張するアフォーダンスの思考とも一致し、動物・人間の認知の新たなモデルを与えるに至っている。

ところで、直接感覚／行動系の方法論は、確かに旧来の閉塞した人工知能または計算論的認知論に新風を起こしたといえるが、この主張の延長に、はたして認知的実体としてのロボットが構成されうるかは、疑問である。筆者自身は、環境・世界の記述をいかなる形でも持たないロボットを、認知的と称するには抵抗を感じる。ロボットが、自身の行動を通して記述・モデルを何らかの形で獲得し、その記述に対して心的操作を行い、自身の行動の予測、シミュレーション、プランニングなどを行おうと試みるとき、ロボットは初

めて認知の問題に直面すると、筆者は考える。

旧来、プランニング、予測といった心的過程は、記号を用いた表象の操作の過程として捉えられてきた。Harnad [2] が言うように、記号系が、それ自身が実体を持たない任意に使われうるトークンの集まりからなりたち、ゆえに心的過程を特徴づける複雑な組合せ的操作を容易に体现できるからであろう。例えば、ロボットの環境との相互作用の関係を、状態／行動のグラフ環で表すというような記号的記述アプローチは、Rosenschein [7] の状況オートマトンの研究を代表に盛んに行われて来た。このグラフ環上の状態遷移を追うことにより、ロボットは自身の取りうる行動の複雑な組合せを、心的に予測・プランできるのである。

しかし、実世界で作動するロボットにこのような記号的記述を持たせようとする、Harnad [2] が論ずるところのシンボル・グラウンディング問題に陥りやすい。これは、記号が表すものと物理世界の実体との間にギャップが発生した場合、そのギャップがシステムの作動を通して自律的に解消されず、システムにとって致命的になるという問題である。例として、Brooks の学生であった Mataric の行ったランドマークに基づく移動ロボットのナビゲーションの研究 [5] を考えてみよう。環境モデルは、各ランドマークをノードとし、その地点での直進右左折など行動決定をアークとする、有限状態機械の形で記述され、それは探索行動を通して獲得されていく。さて、このロボットが学習した環境を移動していく際に、逐次通過していくランドマークの系列を、有限状態機械の状態遷移に照らし合わせながら、自身の状態／位置を確認しながらナビゲーションしている状況を考えよう。問題は、なんらかのノイズの影響でロボットがランドマークを誤認識する場合に発生する。ロボットは、自身の有限状態機械が予測するものと別のランドマーク記号を受けることにより、現在の状態／位置を見失うであろう。なぜならば、有限状態機械は不正な記号入力に対して、ただ停止するだけであるから。ランドマークのカテゴリゼーション能力をエンジニアリング的にさらに改良すれば良いといった主張もあるかもしれないが、それは問題を先送りにするにすぎない。本質的問題は記号的記述にある。記号的記述に基づくシステムでは、作動が自らの記述の範囲を超えた場合、システムは作動を停止せざるえない。この意味で、記号的記述に基づき作動するシステムに自律性を期待することはできない。

筆者等はこの問題を考えるにあたり、記号系に代わるものとして、力学系に基づく認知過程の記述というアプローチを行ってきた [9, 8]。記号力学系の研究 [1] が示すように、カオス力学系はその振舞に言語的な複雑さを内包するため、そのような力学系を適切に構成することができるならば、その時間発展に目的とする心的作動を埋め込むことは可能であろう。重要な目論みは、記述自身とそれにかかわる操作といった、従来別個のものとして捉えられてきた両者を、力学系の時間発展といった一つ作動形式で捉えることにある。

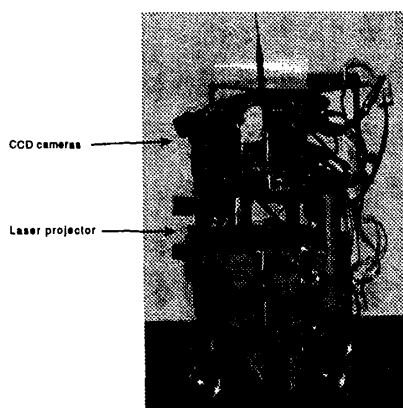


Figure 1: 実験に用いた移動ロボット・ヤマビコ

心的過程を記述する内部の力学系とシステムが環境に働きかけることにより発生する外部の力学系がセンサー／モータのループを通して結合された時、内部と外部は同じ位相空間上に定義される一つの力学系をなし、そこではじめて我々はシステムの心的過程を含めた上での、全体の作動の構造安定性、ひいては自律性などに言与できると思われる。以下の章において、筆者等の現実のロボットを用いたナビゲーション学習の研究を紹介しつつ、上述のアプローチを説明する。但、詳細は [8] を参照いただきたい。

2 移動ロボットの学習実験の例

筆者等は図 1 に示す、レーザー距離センサーを取り付けた移動ロボット・ヤマビコ [3] を用い、ナビゲーション学習実験を行った。レーザー距離センサーは、前方 180° をカバーする距離イメージ (前方 24 方向の障害物までの距離のベクター) を、実時間で計算する。ヤマビコは、この局所的なセンサー情報だけを頼りに、未知空間を探索しその認知的モデルを学習していく。この時、絶対座標位置のようなグローバル情報はロボットには与えられず、また明示的なランドマークも環境には存在しない。

2.1 方法

まず、本ロボットの移動制御のしくみから説明する。ロボットの操舵は二つのレベルから行われる。制御レベルは、ポテンシャル法に基づき、障害物を回避するスムーズな移動を実現する。つまり、ロボットは距離イメージベクターでの極大値方向 (オープン・スペースの方向) に向かってスムーズに前進していく。一方ナビゲーションレベルは、移動に伴い距離イメージに発生する分岐に注目する。ロボットがある極大点に向かって移動して行

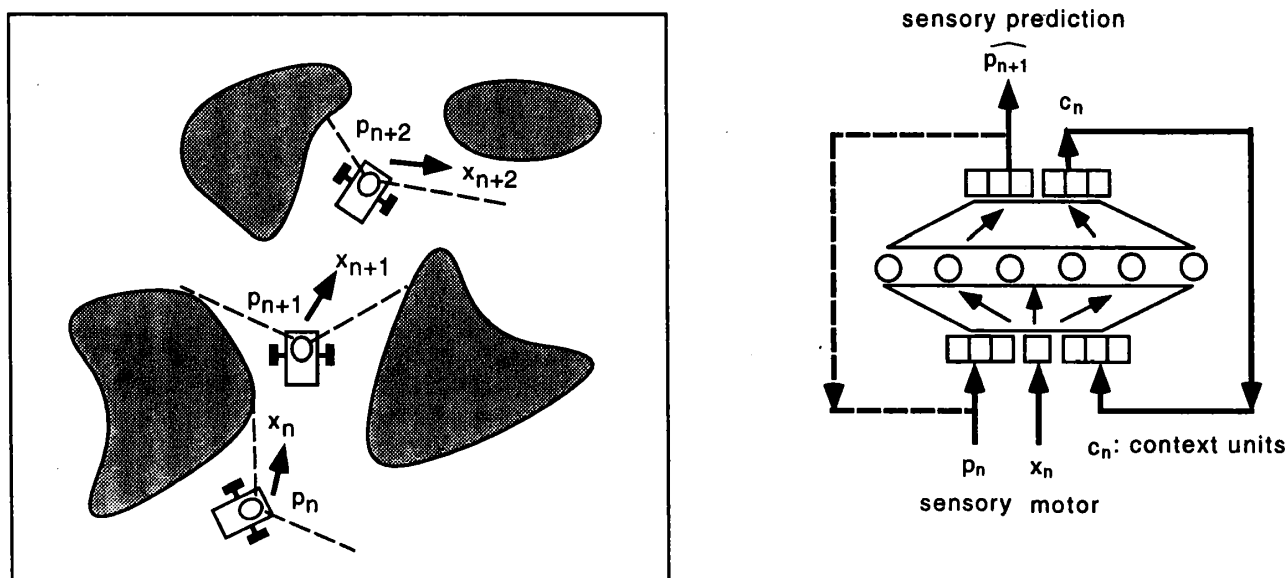


Figure 2: 障害物空間での分岐の系列 (図左)、及び使用した RNN の構造 (図右)。

く最中に、障害物空間における分岐点にさしかかると、新たな移動可能なオープンスペースの方向に、別の極大点が発生する。このとき、ナビゲーションレベルは、新たな極大点の方向に分岐するかどうか決定する。ナビゲーションレベルは、この 0 / 1 的な分岐の判断のみを行い、実際の移動経路は、この分岐の系列のみにより決定される。

次に、ロボットが、与えられた障害物空間の分岐の構造を、いかに学習していくかを説明する。学習フェーズにおいて、ロボットはランダムに分岐を繰り返し、障害物空間を探索していく。図 2 左に示すように、今ロボットが n 番目分岐点に到着し、その時 p_n (実数ベクター) の距離イメージを得て、 x_n (0/1) で表す分岐行動をし、その結果次の $n+1$ 番目の分岐点に到着するということを繰り返すことを考える。この探索行動が終わったあと、ロボットは (p^*, x^*) で表される、センサー/モータ系列を得る。さてこの時系列データを用いて、図 2 左に示すようなリカレント型ニューラルネット (RNN) を、学習トレーニングすることを考える。この学習において、シナプス結合重みを繰り返し計算していき、現在の分岐点でのセンサー入力 p_n およびモーター入力 x_n を入力として、次の分岐点でのセンサー入力の予測を出力とするようなマップを構成していく。我々は、内部記憶を構成するために Jordan が考案したコンテキスト・ループを RNN に設けている。現時点でのコンテキスト入力の値 c_n は、前の時間のその出力のコピーであり、このしかけによりコンテキストは前時間の内部状態を記憶する。ナビゲーションは隠れ状態問題の一例であり、現時点での局所的センサー入力のみから、現在のロボットの状態/位置をユニークに決定することは、常に可能ではない。なぜならば、異なる複数の地点において、センサー入力はほとんど同じという状況が、頻繁に発生するからである。そこで、現在の状態/位置は、過去の移動の履歴から判別されるよう、RNN 内部に適切な記憶構造が自己

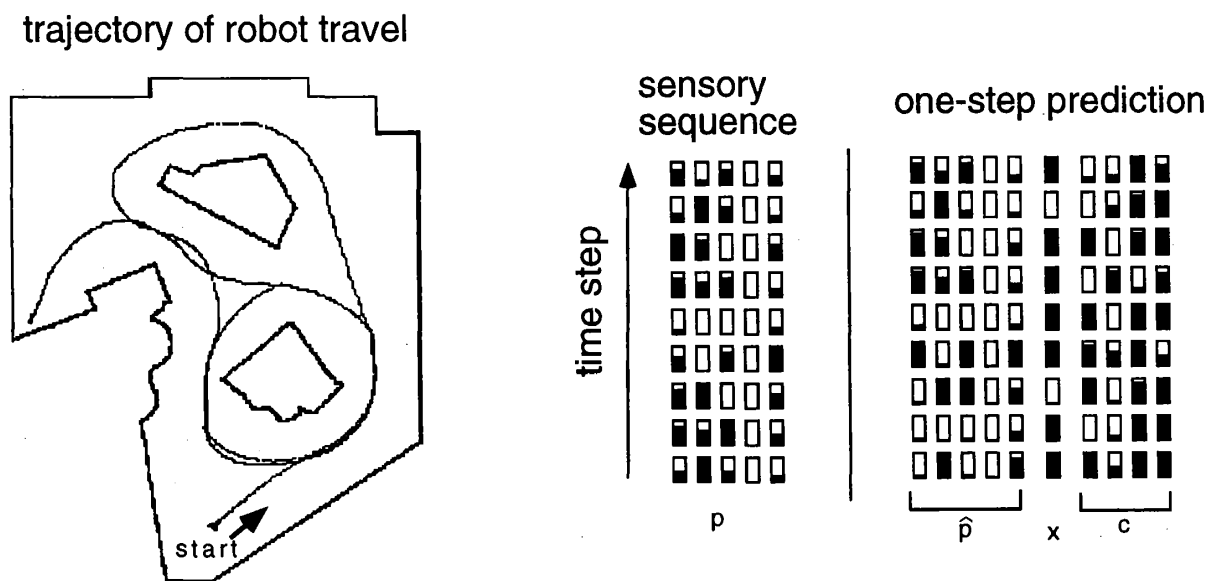


Figure 3: 1ステップの先読み予測実験の結果。図左はロボットの移動の軌道、図右はそれにおけるセンサー入力系列とその予測の比較を示す。

組織化されることを期待する。このとき、障害物環境のもつ分岐の文法的構造は、RNN内部のダイナミクスに埋め込まれるかたちで学習されることが、予想される。RNNのトレーニングは通常の Back propagation through time 学習法で行う。

学習した RNN は、以下の心的過程を実行することができる。(1) メンタル・シミュレーション：RNN は任意のモータ・プログラム (分岐の系列) に対して、センサー入力系列の複数ステップの先読み予測を行うことができる。(2) モータ・プランニング：ナビゲーションのゴールを、その位置で得られるであろう距離イメージで与えられたとき、そのゴールに距離最小で到達するモータ・プログラムを計画する。

2.2 実験

ここでは、先読み予測の実験のみを紹介するに留める。その他、ゴールに向けての経路プランニングなどの実験については [8] を参照いただきたい。ロボットは、ある障害物環境を30分程探索し、得られた193ステップのセンサー・モータ系列を用い、RNNの学習を行った。学習の後、ロボットは任意の位置から移動を開始しする。ロボットは、予め決められたモータ・プログラムにしたがって行動していき、分岐の際に、現在のセンサー入力に対して、次の分岐点でのセンサー入力の予測 (1ステップの先読み) を試みる。

図3に予測の一例を示す。図の左は、実際のロボットの移動経路のトレースを示す。図の右は、実際のセンサー入力系列と1ステップ先読み予測系列の比較を示す。これは、9ステップの分岐系列を示し、左の5ユニットの系列 p はセンサー入力を、次の5ユニッ

トの系列 \hat{p} はその予測を、次の1ユニットの系列 x はモータ・プログラムを、最後の右の4ユニットの系列 c はコンテキストを示す。さて、この例においてロボットは移動直後の数ステップの分岐の間、センサー入力の予測が全くできていない。しかしながら、4回目の分岐あたりから、その予測はできるようになってくる。これは、移動開始直後においてRNNのコンテキストの値が、ロボットの置かれている状態/位置に対応していないためであり、そのため予測ができない。しかしながら、ロボットが移動を続けて行くにつれ、センサー入力が逐次なされていく。そのセンサー入力時系列にコンテキストの値が正常な軌道へと引き込まれていき、その結果RNNの予測が正しくできるようになる。同じ実験を、幾つかの他の移動開始点から、異なるモータ・プログラムを用いて繰り返し行った結果、どの場合もロボットの予測は10ステップ以内に正しくなることが判明した。さらに、ノイズによって分岐点での予測が乱れ、状態/位置を一度見失った場合でも、ロボットは移動を続ける限りにおいて、常に予測は正常復帰することが分かった。

複数ステップの先読み予測の実験を行った結果について、図4に例を示す。ロボットは、1ステップ先読み予測を行いながら移動し、予測ができるようになってから、本図左の障害物空間の矢印の分岐点で一時停止する。ここで、本例では「1100111」というモータプログラムに対して、8ステップのセンサー入力列の先読みを行う。先読み予測した後、ロボットは実際にそのモータプログラムにしたがって移動し、得られたセンサー入力列と先読み予測列の比較を行った。図右に示すように、予測は正しくできている。また、0ステップと7ステップでは、ロボットは障害物空間において同じ位置に有り(8の字でまわって同じ分岐点に戻って来る)、両者におけるコンテキスト・ベクターも、同じであることが分かる。ロボットは、心的に自分が8の字をまわった後、同じ位置に戻ることを、この環境において理解しているといえる。他の先読み実験の例においても、同様の結果が得られた。

以上に示された認知の自律的メカニズムは、環境と内部の相互作用が作り出す大域的構造によるものと考えられる。筆者等は、学習で得られたRNNの力学的構造を調べるために、その内部状態遷移のようすを観察してみた。RNNのセンサーの予測出力 \hat{p}_{n+1} をセンサー入力 p_n に回帰結合した上で、ランダムな分岐信号系列 x^* を入力し、RNNを2000ステップ作動させた。2つのコンテキスト・ユニットからなる部分状態空間に、状態遷移の結果を射影したものを、図5に示す。本図は、学習したRNNの力学系が低次元の不変集合を形成していることを示す。さらに、任意の初期状態(コンテキストの初期値)から繰り返し計算しても、同じ形の不変集合が得られることが分かり、これから得られた不変集合は大域的アトラクターであることが分かる。この不変集合は位相空間上でのロボットの認知の境界を示している。RNNが外的ノイズに攪乱されると、コンテキストは不変集合の外に出て、もはや理性的予測はできなくなる。しかし大域アトラクターの性質

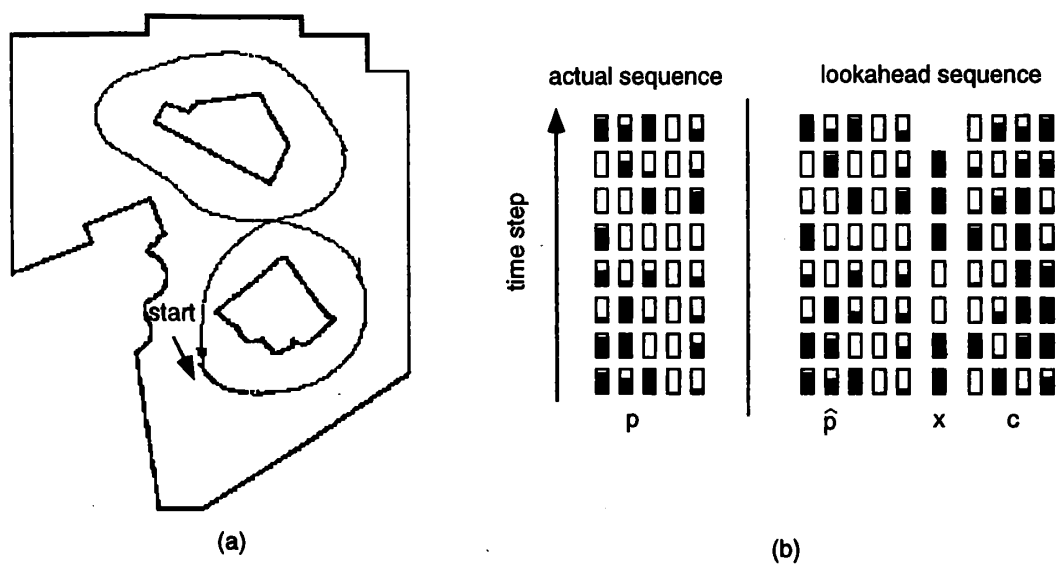


Figure 4: ロボットの先読み予測の実験例。

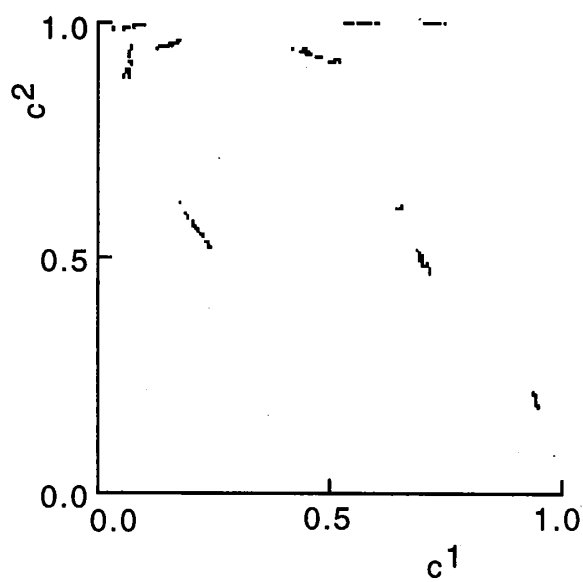


Figure 5: 学習した RNN の状態空間に観測された大域アトラクター。

から、RNNが力学的作動を繰り返すことにより、コンテキストは常に不変集合上に戻って来ることができる。この認知の境界は、マトラナ及びバレーラ [6] が言うように、系の力学的作動の繰り返しから決定されるのであり、ここに認知の自律性の構造を見ることが出来る。

さらにこの不変集合の構造について調べてみると、プロット中の各セグメントが障害物空間での分岐点に対応していることが分かった。この各セグメントからは、バイナリー分岐に基づき2つの他のセグメントへの状態遷移が可能である。また、どのセグメントも他のそれから有限回の状態遷移で到達可能であり、ゆえに我々は有限状態機械と同等なものを、この状態空間上に構成された力学的閉包に観ることができる。しかし最も重要なことは、内部システム自身はこの記号的記述に一切関知しないということである。内部システムはその心的過程としてただ力学的作動を繰り返すのみであり、それを第三者が外から観察した場合、あたかも記述があつてそれが操作されているように見えるのである。現実存在するのは、力学的構造とそれがもたらす系の時間発展のみである。ロボットの内からの視点において、操作の対象としての記述は存在せず、結果としてロボットの心的作動はシンボル・グラウンディング問題に捕らわれることはないのである。

3 認知の動的構成にむけて

筆者等の行った研究は、本質的問題を多く残しており、それらは今後の研究方向を示唆している。直面する第一の問題は、より複雑な環境における学習の不完全性の問題である。まず、学習による内部表現が冗長になり、般化能力が落ちる。その結果、ロボットの学習はより暗記的になり、経験した事例以外へのアナロジーが難しくなる。さらに深刻なのは、記述を力学的閉包のかたちで、大域アトラクターに埋め込むこむことが困難になることである。限定した範囲内での状態遷移に対しては作動は正常であるが、その外へ一度状態遷移すると作動は不良になり、かつ作動を通しての正常復帰が確認されない。具体的には、ロボットはある経路の組合せに限定してのみ、理性的な心的操作が可能であるが、一度経路を踏み外すとそこは予測不能の世界となるといった状態が発生する。第二の問題は、採用している学習方法では動的な環境の変更に対応できないという問題である。一度学習したRNNに新たな事例を学習させようとする、それは過去に得られた記憶に大きな影響を与えてしまう。

これらの問題は、単にニューラルネットの学習性能といった問題を越えて、認知と自律性のもつ本質的問題を我々に迫るものである。問われているのは、有限性に制約されている主体が、置かれている無限に広がる開放系において、いかに認知的作動を継続していくかである。明らかに、有限の行動経験、学習時間、記述能力しか持ち得ない認知的主体

- [8] 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 robot learning*, Vol. 26, No. 3,, 1996.
- [9] J. Tani and N. Fukumura. Embedding a Grammatical Description in Deterministic Chaos: an Experiment in Recurrent Neural Learning. *Biological Cybernetics*, Vol. 72, pp. 365–370, 1995.
- [10] 郡司ペギオ幸男. 生命と時間、そして原生-計算と存在論的観測. *現代思想*, Vol. 22-10, pp. 142–163, 1994.