

## 解説論文

## ロボットで「科学」する記号の問題

谷 淳\*

## Studies of symbols from “robot science”

Jun Tani\*

The current paper reviews neuro-robotics studies by the author's group by which possible neuro-phenomenological accounts are explored for “symbolic” processes assumed in various aspects in human cognition. The reviews on the series of studies elucidate that many of “symbolic” computation scheme can be alternated by neuro-dynamic systems approach utilizing self-organization. It is concluded that “symbols” can be obtained just as an immanent property in the consequences of self-organization when natural interactions between the top-down intention and the bottom-up sensory-motor processes are allowed in embodied neuronal systems.

**Key Words:** symbols, compositionality, neural network models, dynamical systems approach, robots, phenomenology.

## 1. 序 説

筆者が表題の記号の成り立ちの問題に興味を持ったのは、研究の仕事に従事する前にとある研究所の見学会で自律移動ロボットのデモンストレーションを見せていただいたときに遡る。その見学会において、私どもエンジニアの集団の前に現われたロボットは、いろいろなものが置かれている研究室を移動していき、われわれの前にあった冷蔵庫の前で立ち止まり、電子合成音声で「コレハレイゾウコデス」といきなり「話した」のである。そのときにまわりにいた仕事仲間たちは、その技術の高さにとても感銘を受けていたが、筆者自身はある疑問をいだいた。それは、腕などついてなく冷蔵庫を開けた経験もないロボットが「レイゾウコ」と発声するときに、その「レイゾウコ」という言葉はロボット自身にとって何を意味するのだろうかという疑問である。筆者にとっての「冷蔵庫」とは、夏の夜、仕事から帰ってそのドアを開けて、その独特の冷気を感じながら、冷えた缶ビールを手探りで引き出すといった経験の重ね合わせから構成されたイメージを指し示すのだが、

その後、故あって研究の職についたあとに、上の問題は記号接合問題 [1] といわれていることを知った。記号接合問題とは、高次認知は抽象的な記号による表現と操作によるものであると仮定した場合、それら記号は現実の運動、知覚といったアナログのパターン群といかにスムーズなインターフェースがとれう

るかといった問題である。この問題に対して、Harnad [1] 自身の提案は、上位の記号操作の階層とアナログな知覚・運動の階層の間にニューラル、ファジーといったソフトなパターンマッチの階層をもうければ両者間の接合はスムーズになるというものであった。(Fig. 1 (a) 参照)。この考えは、工学的な解決法であって、現在の大半の人工知能ロボットはこの考えの延長にて造られ、そして実動している。このようなシステムの高次認知処理部分には、記号処理プロセスとして、状態ノードとその状態遷移の方向を示すアークでグラフ表現される有限状態マシーン (FSM) [2]、またはその遷移に確率分布を添えた隠れマルコフモデル [3] [4] などが用いられる。そしてその状態ノードは下の階層のパターンマッチ・カテゴリ化機能によって、その状態に対応すべきパターンと接合されるのである。上位の状態がグラフ構造の中で分岐を繰り返して状態遷移していく際に、下位においては、その遷移に対応して各パターンが時間方向へと多様に組み合わされて生成され、そのようなメカニズムをもって認知の主要な特性である、組み合わせ合成可能性 (compositionality) † を説明しようとするものである。

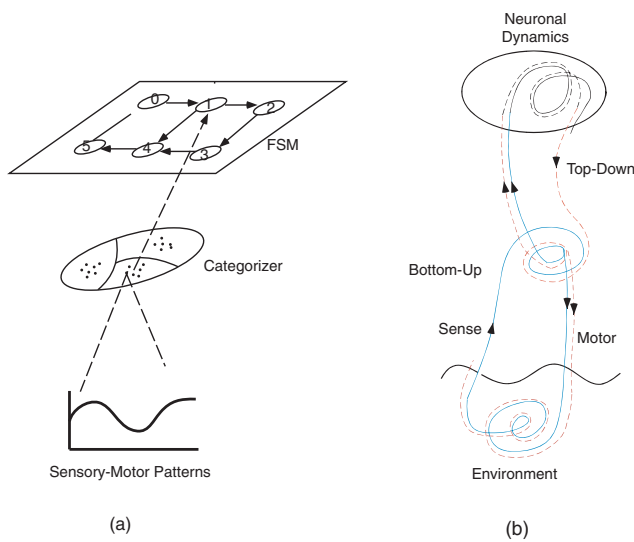
筆者はこのような認知モデルに対して、はたして人間の脳は同等のメカニズムで作動しているのか疑問を呈してきた。大きな疑問は、記号表象、そしてその操作という過程が、はたして脳の認知メカニズムに存在するかである。例えば言語について考えてみよう。人間が生成した言語を言語学などを通じて解析

原稿受付

\*理化学研究所 脳科学総合研究センター

\*Riken Brain Science Institute

† Evans [5] は言語において多様な文章の意味はそれを構成する単語の意味の組み合わせから生成されることに注目し、部分の組み合わせから全体を構成するような認知能力を合成可能性と名づけた。



**Fig. 1** (a) The scheme for symbol grounding proposed by Harad. (b) Dynamical systems approach proposed by the authors.

することにより、その生成のために必要な文法、意味論的制約を明示的な規則集に書き下していくことは可能であるが、人間は実際にその規則を明示的に用いて言語を生成しているとは限らない。6歳の子供でも、流暢に言葉が話すが、かれらは意識して文法を参照することはない。なぜなら、子供たちが文法が存在を学校の授業で知るのとはもっと後になってからなのだから。私たち成人の場合でも、日常的な会話の大半は、意識的な規則の操作なしに生成される。ただ、私たちは論文のようなより論理的な構成の文章を作成するときには、関係代名詞の係り受けといったような規則を意識することもあるであろう。ここで考えるべきは、人間は同じ文の生成において、規則があつてそれに意識的にしたがって生成していくことも、無意識的にオートマチックに生成することも可能であり、その両者の脳内メカニズムには差異があるであろうということである。（例えば、Friedericiのグループは[6]より意識的な過程が要求される複雑な階層的な文法を処理するときにはブローカ野が活性し、より簡単な文法を処理する場合は活動はブローカ野に限らず脳の広い範囲に分散することをfMRIを用いた脳のイメージ研究で示した。）このように考えた場合、筆者は後者のしぐみに興味があり、特に組み合わせ合成可能性で考えられているような複雑な操作の構造が無意識のうちに獲得されるメカニズムを知りたいとおもう。

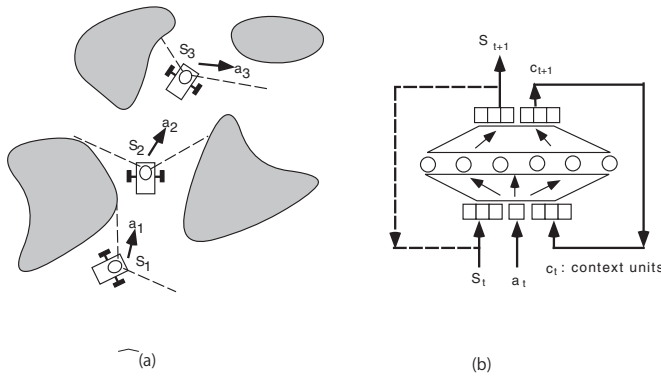
筆者のグループは、あたかも記号があつて操作されるように思われる状況を、連続的な力学系から自己組織的に再構成できないかと思索した。それは、連続的なセンソリモータ・フローの経験の束によって、内部の神経回路ダイナミクスがシナプス適応し、その上に合成可能性で説明されるような組み合わせメカニズムが力学構造として自己組織化できないだろうかという問いである。もしも、そのような高次認知のメカニズムが、連続力学系の上に学習によって自己組織されるのであるならば、その

高次の認知プロセスと低次プロセスは同じ連続力学の場に乗り、両者はより直接的な相互作用することが可能になる (Fig. 1 (b) 参照)。一方、重さ、長さといったメトリックをもたない記号と、物理世界に属しメトリックの上に定義されるセンソリモータパターンとの相互作用は本質的に不可能であり、その両者の間に、どのような「ソフト」なインターフェースを導入しても、それらインターフェースは恣意的にならざるを得ない [7]。筆者らが想定したシナリオは、センソリモータのレベルでの経験を繰り返すうちに、神経力学系の内部にある種の硬さをもったトップダウンの「志向性」が自己生成されてゆき、それが連続的なセンソリモータ・フローを分節化する契機となり、さらに汎化・抽象化へとすすむというものである。しかし、ここで考えるトップダウンの志向性の硬さは、記号のような0/1的な絶対的な硬さではなく、センソリモータのレベルからボトムアップする流れと相互作用ができる柔らかさを兼ね備えたものであるべきであろう。そういったトップダウンの志向性は、ときにボトムアップの流れに強く反発し、またあるときはそれを緩やかに受け止めるものであろうと考えられる [8]。

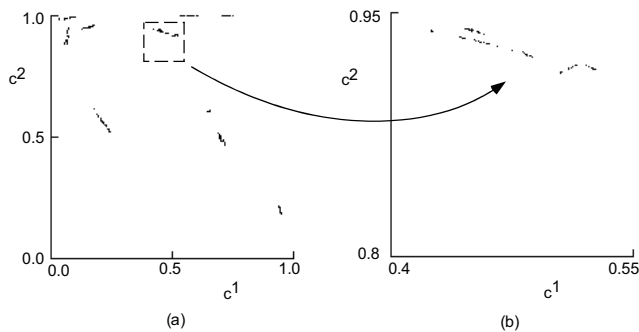
## 2. 行為に関する予測学習

筆者らのグループでは、リカレント・ニューラルネット (RNN) [9] という神経回路モデルにいろいろと手を加えて、いろいろな認知ロボット学習実験に試行錯誤的に適用しながら、上述の問題を考えてきた。筆者らがRNNを用いるようになったのは、90年代の初めに、Elman [10] がこのネットワークを用いて単語から構成される文章コーパスから文法規則を学習抽出できることを示したことに触発されてからである。またRNNは、再帰結合に基づく状態フィードバックにより、自律ダイナミクスを構成できるのが魅力であった。その自律ダイナミクスは学習によりシナプス重みを変化させることにより任意に決定できる。例えば、FSMによるシンボル列生成を模擬するようにRNNを教師あり学習させると、RNN内部ダイナミクスはカオスを自己組織化して、FSMの分岐ノードにおける状態遷移の非決定性を再構成しうる [11]。このことはRNNは記号力学系 [12] [13] を学習により任意に構成できる可能性を示している。

筆者はまず初めに単純なRNNを用いて、移動ロボットのナビゲーション学習を行った [7]。移動ロボットにはヤマビコ [14] を用いた。ロボットは Fig. 2 (a) に示すような障害物環境を、レンジセンサーを用いながら埋め込まれたポテンシャル法 [15] に従ってただらかに障害物回避しながら移動していく。ロボットは分岐点に到達すると (前方方向120度のレンジセンサーの読み取りから新たな移動可能な広がりの方が認定された場合) そこで今までの方向に進んでいくか、または新たな分岐の方向に進んでいくか行為選択を求められる。学習のフェーズにおいては、分岐するかしないかはランダムに決めて、環境を探索していき、分岐点ごとのレンジセンサー入力に対して分岐行為選択の結果、次の分岐点でのレンジセンサー入力がどのようなベクターになるか予測学習を行っていく。その予測は、Fig. 2 (b) に示す3層構造のRNNによって行われる。このRNNへは現在の分岐点でのレンジセンサー読み取り、新たな分岐方向に進むか元の方向に沿って行くかのアクション選択の入力があり、そ



**Fig. 2** (a) Prediction learning in navigation. (b) RNN architecture employed where sensation at next branch ( $s_{t+1}$ ) in terms of current branching action ( $a_t$ ) is predicted.



**Fig. 3** (a) shows attractor in the phase plot made by two representative context units activations where each segment corresponds to branching in the trajectory. (b) shows an enlargement of a segment where a Cantor set is observed.

れらに対して次の分岐点でのレンジセンサー読み取りの予測値が出力される。このRNNには再帰結合を有する、コンテキストユニットが設けられており、これらコンテキストユニットの活性は、学習を通じて適切な内部状態を表すようになる。ロボットでは往々にして、センサー入力と同じでも置かれている状態は異なるという隠れ状態問題が発生するが、RNNではコンテキストユニットの活性が隠れ状態の曖昧性を消し去る方向に学習が進む。このような選択した行為の結果として次の時間に得られるセンサー入力を予測学習するしくみはフォワードモデル学習 [16] という。

適当な閉鎖された障害物空間を探索学習した後に、ロボットが正常に次の分岐点を予測しながら現分基点を適当に分岐していくことを繰り返すと、RNNの内部状態は Fig. 3 に示すような不変集合上の点を状態遷移していくことが実験により示された。線分のように見える部分を拡大してみれば、それはカントール集合をなしており、各線分は各分岐点に対応する。ここで線分がカントール集合を成すのは、ロボットのその分岐点への到達のしかたが、過去の無限の分岐の組み合わせにより可能になることから説明できる。また、ロボットが移動中にノイズなどにより攪乱され、予測が正常に機能しなくなると、内部状態はこの不変集合の外を遷移することになる。しかし、ここで興味深いことは、ロボットの予測は一度攪乱されても、移動分岐を

続けていくと、予測は復帰してくることである。この時、内部状態はまた不変集合の中を遷移するようになる。このことは、この不変集合は大域アトラクターであり、ロボットの内部状態は「見慣れた」センサー入力列に引き込まれて、アトラクターに収束していったと考えられる。この自己組織化したアトラクター構造が、ロボットの予測メカニズムに、質的な安定性をあたえるのである。

ここで、一つ考察したいことは、FSMによる内部表現とRNN内部ダイナミクス上に自己組織化されたそれとの違いである。RNNの位相プロットに表された各分岐点に対応する線分は、FSM表現でのノードと等価だと考えがちだが、その両者の成り立ちは大きく異なる。FSM上でのノードは人が与えたものであり、システムはそのノードにより記述される状態遷移の仕方にしたがって作動する。それに対して、RNNの位相プロット上の線分状に見える不変集合は、RNNが時間方向に作動した結果、外から観測できるものではあるが、システムは作動においてその表現自体を参照することはない。システムの作動は、その不変集合を作り出す基となった大域的な力学ベクトル場に基づき時間発展するのみである。FSMの問題は、そのシステムの作動中にノイズに摂動されて、想定外のセンサー入力を受けた場合、自律的な復帰が困難であることである。それが困難となる理由は、FSMによる作動の記述は正常な作動の範囲のみ保障するものであり、それからはずれた外部は保障されないことにある。一方RNNの場合は、前述した大域的な力学構造が作動をにない、それは摂動されたあとの定常動作復帰への道筋をも保障するものであり、このときシステム全体の作動は本質的に安定となると考えられる。

### 3. センソリモータ・フローの分節化

前章で説明した移動ロボットの行動学習の手法においては、行為の選択が分岐点という設計者が事前に与えた分節のしかたに基づいて行われた。しかし、多くの行為学習の問題において行為の分節のありかたは、事前に与えられているものではなく、その分節のしかたの習得も学習の一部の問題であると考えられる。行為の分節化の問題は、表層的には、いかに連続的なセンソリモータ流れの経験を、名前付けしたラベルの順序組み合わせにて再構成するかという問いであるが、実際の人間のなかで起きている現象そしてそのメカニズムはどのようなものだろうか。國吉らは [17] は、人間の起き上がり動作の一連の解析から、運動の身体的な拘束から、運動の分節はなされていくと考えた。これに対して、筆者らは、分節化の問題は身体性とからめた上でのフッサールの時間知覚に関する現象学的なアプローチ [18] も重要であると考えてきた [19]。フッサールの議論の詳細については谷徹の著作 [20] などにゆずるとして、ここでは筆者の解釈を簡単に述べさらに、分節化のメカニズムへと話を進めていく。

フッサールにとっての現象学的な重要な問題は、いかに内在的な時間が主観経験から生まれてくるかであった。フッサールの時間知覚には先時間、先経験的時間、客観時間という階層が想定されている。先時間は、主観的な時間知覚が生まれる前の、センソリモータ・フローの純粹・直接的経験と考えられ、そのよ

うすはフッサール自身の「立ち止まりつつ流れること」という言葉によく現われている [20]. 実際にロボットの体験するセンソリモータ・フローのパターンを眺めていると、流れがスムーズな部分と、さざなみ立って停留しているようにも思える部分と質的な違いを感じることがあり、上述のフッサールの言葉はロボット研究者には分かりやすいのではないだろうか. 一つ上位の階層である、先経験的時間についてはフッサールは以下の分かりやすい説明をしている. ドミソというピアノの音階がながれているとして、今まさにその中のミの音がしているとしよう. この時、私たちの感覚にはドの音の余韻が残っているであろうし、また同時にソの音を先駆けて予感しているだろうとフッサールは考えた. この余韻と予感、ドミソのフレーズを繰り返し聞いた経験から無意識的に構成されてくると考えられる. ここで余韻の部分把持、予感の部分予持と言ひ、ミの音を聞いている「今」は把持と予持のなだらかな両裾野をもつことにより、点ではなく幅をもったものになるとフッサールは考えた. そうだとしたときに、この裾広がり「今」はいつどのように切り取られ、過去のイベントとして意識的な記憶に刻まれるのであろうか? この「今」を含む連続の流れを切り取る操作がまさに分節化である. つまり、ドミソのなかでは時間は流れず、一つの塊となって「今」を体現し、その後レファラという次の音階が流れてきたときに、ドミソの塊は流れから分節化され、記憶に銘記されうると考えられる. この時に、最上位の客観時間の階層がたち現われる. 客観時間は分節化された塊らの順序列からなるエピソード記憶を構成する. この記憶は先経験的時間における把持のような受動的な印象ではなく、意識的に想起できるものと考えられ、前述の例ではドミソの後にレファラが聞こえたというような記述可能なものであろう. フッサールはこのように、立ち止まりつつ流れるといった極めて受動的な純粋経験の階層から、把持と予持といった無意識の主体的な志向性の芽生える先経験的時間の階層を経て、より客観的に自己の経験をエピソード記述できるような客観時間の階層が構成されていくようすを考え、そのような働きがけを縦の志向性<sup>†</sup>と名づけた. さて次に、このような現象学での縦の志向性を脳・神経回路メカニズムによって説明することを試みる.

筆者らは Fig. 4 に示すように RNN を並列に複数個並べたものを 1 階層とし、それを 2 階層重ねた神経回路モデルを提案した [21].

このモデルを単一階層にしたものは Wolpert と川人らによって同時期に提案された MOSAIC モデル [22] とほぼ同じである. 本モデルの作動を説明するにあたって、レンジセンサーを搭載した移動ロボットが Fig. 5(a) に示すような二つの部屋から構成されるワークスペースを障害物を回避しながらポテンシャル法に従い、なめらかに移動探索していく例を考える. 二つの部屋の間にはドアがあり、ロボットは一つの部屋を 3 周したあとそのドアが開き、もう一方の部屋に侵入できる仕掛けを考える. ただし、ロボットはドアの開き方から、常に各部屋を同じ方向に周回するようにしむけられている. ロボットが移動していく

<sup>†</sup>フッサールは、時間知覚の階層が創出されていく志向性を縦の志向性と名づけ、把持と予持のような各階層で「時間」の流れをいざなう志向性を横の志向性と名づけた.

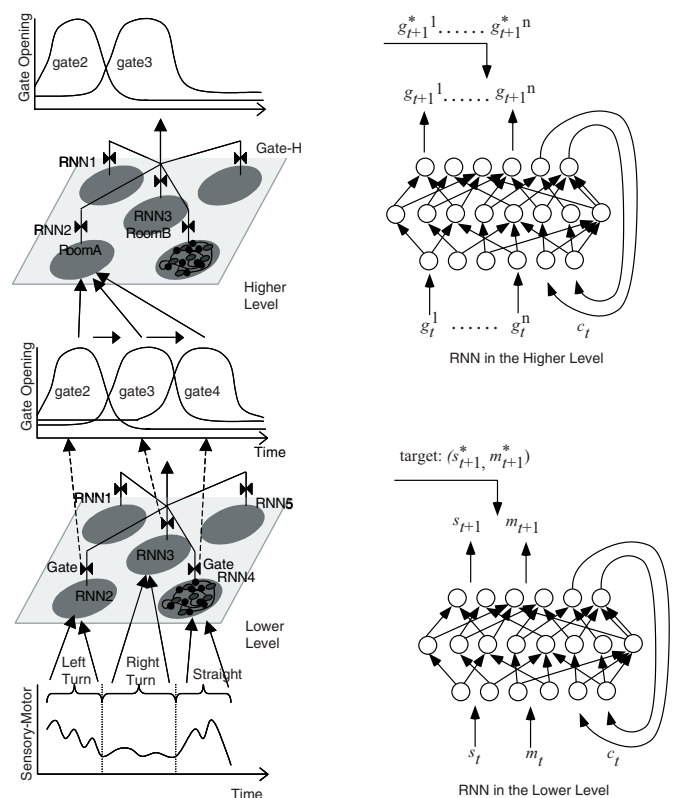


Fig. 4 Hierarchical mixture of RNN experts with gating. The right hand side shows each of modular RNN experts in the higher and lower levels.

につれて、Fig. 5(b) に示すような、連続なセンソリ・フローを知覚する.

本モデルの下位レベルを構成する RNN は、移動していくロボットの時間  $t$  でのセンサモータ状態  $(s_t, m_t)$  を入力として受け、次の時間ステップ  $t+1$  におけるセンサモータ状態  $(s_{t+1}, m_{t+1})$  を予測出力する. 各 RNN は予測の良し悪しをお互い競い合いながら Winner-Takes-All(WTA) のかたちで学習していく. 各 RNN にはゲートがついており、予測誤差の少ない RNN のゲートは大きく開き、予測誤差の大きい RNN のゲートは閉まる. RNN モジュールの学習はゲートの開閉度に比例して加速される. このようなメカニズムによって、各 RNN モジュールはそれぞれ得意とする繰り返し現われるようなセンソリモータの時系列パターンについてのエキスパートとなるがごとく、学習はオンラインで進んでいく. 一方、上位レベルの RNN モジュール群は、下位レベルでどの RNN モジュールが各時刻で勝者になるか (ゲート群の開け閉めの時系列) を下位レベルと同様の WTA のメカニズムで学習していく. つまり、上位レベルは詳細なセンソリモータのパターンを予測するのではなく、それを予測できる下位モジュールを予測することにより、情報の抽象化が可能になる.

次に Fig. 5 のワークスペースをロボットが探索しながら予測学習した結果において得られた下位レベルと上位レベルのゲート開閉の例を Fig. 6 に示す. まず、Fig. 6(a) はロボットが部屋 B を一周半回った時の下位レベルのゲートの開閉のようすを

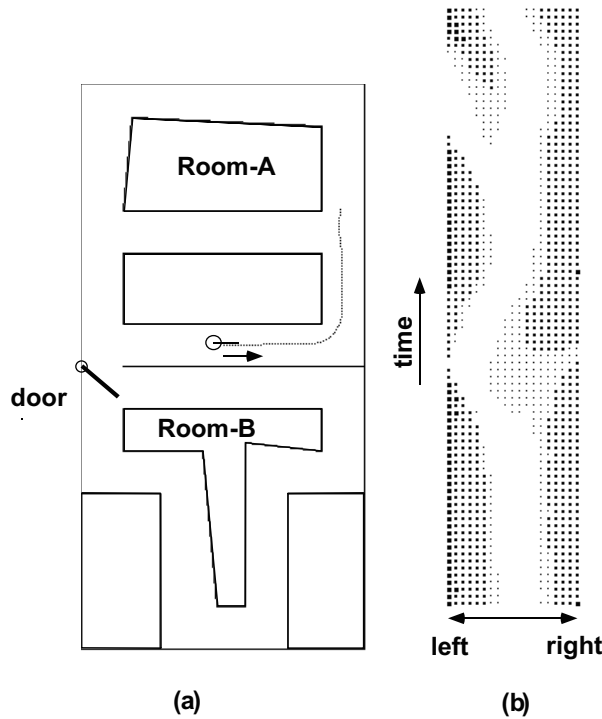
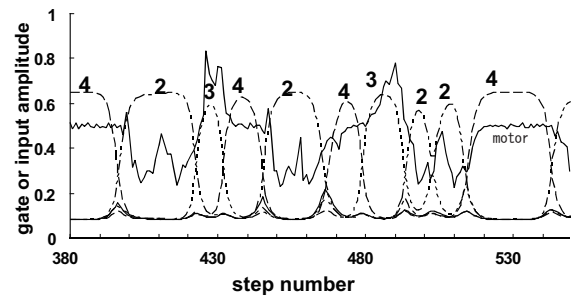


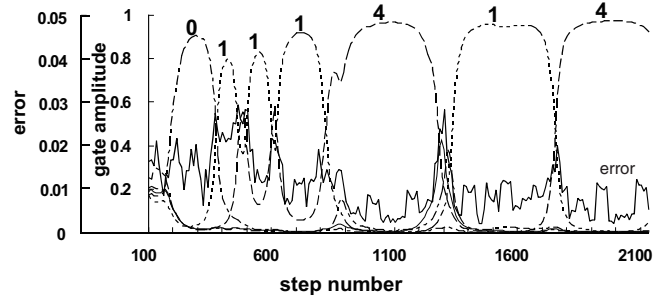
Fig. 5 (a) The robot workspace consisting of two rooms and the door between the rooms opens only at limited occasions. (b) An example of sensory inputs while robot maneuvers in the workspace.

ゲート番号をつけて示しており、ここではゲート4、ゲート2とゲート3が交互に開閉しているようすがわかる。ちなみに、ゲート4は直線を移動しているときに、ゲート2は右回りコーナーを移動しているとき、そしてゲート3は左回りコーナーを移動しているときに開くことが判明した。このゲートの開閉の時系列は、部屋Bを右回りに移動していく場合のようすと対応がつく。また、ロボットが部屋Aを移動していく際にも、各ゲートの役割は同じであり、さらに部屋Bには存在しないT字ブランチを通過する場合はゲート1という新たなゲートが開くことが確認された。このことより、下位レベルはそれぞれ直線移動、右回りコーナー移動といった運動単位をモジュールごとにエンコードし、それらのゲートの切り替えによって連続なセンソリモータ・フローを分節化していることが分かる。

一方、Fig.6(b)はロボットが予測学習を開始してから、二つの部屋の間をドアの開閉にともない合計で4回スイッチするに至るまでの全期間での上位レベルでのゲートの開閉を示している。この図から、学習の初期(800ステップまで)はゲートの開閉は不安定であるが、それ以降はゲート4とゲート1が交互に安定的に開閉している様子が見えてくる。ゲート4はロボットが部屋Aをゲート1は部屋Bを移動している際に開くことから、上位レベルでは、ロボットの移動を部屋単位で分節化していることが分かる。このような分節化は、ロボットが一つの部屋を繰り返し周回させられることにより、その部屋ごとの予測を可能とする記憶のチャンクができ、その予測が裏切られる、つまりドアが開いて部屋をスイッチさせられるタイミング



(a) Lower level



(b) Higher level

Fig. 6 (a) Gate opening in the lower level and one of sensory input is shown. (b) Gate opening and prediction error in the higher level is shown.

においてゲートの切り替えを伴い発生する。もしもドアを毎週回ごとに開けていれば、全てのイベントのシーケンスは予測できてしまい、部屋という単位の分節化は起きない。同様の説明は下位レベルでも可能で、もしも右回りコーナーのあとに常に左回りコーナーが現われるなら、それらは予測可能な一つのチャンクを構成しその間での分節化は発生しない。このことは分節化と合成可能性の関係を示唆している。行為が複数の行為単位の多様な組み合わせで構成され、その組み合わせ方が単純に予測することが不可能なときに、分節化は必然的に発生するのである。

さて、筆者らの実験から示された一つの可能な分節化のメカニズムについて、もう一度フッサールの考えた縦の志向性との対応を議論する。フッサールの先時間の階層は、下位のRNNが未だ学習し始める前の状況に対応すると解釈することが可能である。まだ把持も予持もなく、センソリモータ・フローが受動的にただあるのみである。しかしそこには、身体と環境の相互作用の結果、立ち止まりつつ流れるといった様相がすでに現われている。やがて下位レベルのRNNがセンソリモータ・フローを徐々に予測学習していくと、コンテキスト・ユニットを含むダイナミクスに履歴にセンシティブな構造があらわれ、自然とそこに把持と予持のしくみが自己組織化され、先経験的時間の階層を構成していく。学習が進み異なるチャンクがモジュール単位で獲得されていくと、予測のできないチャンクの切れ目が誤差として「意識」されて、ゲートの開閉を伴ったセンソリモータ・フローの分節化が完成する。ここで分節化されたチャ

ンク単位のイベント時系列は客観時間を構成すると解釈できよう。一つ注意すべきは、縦の志向性における時間の階層性と時間スケールの階層性は質的に異なることである。筆者らの実験では、チャンクはコーナーを右回する、直進するなどの早い時間スケールでの運動レベルと、また部屋 A、部屋 B を移動するといった、より遅い時間スケールでのナビゲーションレベルの両者にて自己組織化される。どの時間スケールにおいても、チャンクの内部は把持と予持のしくみが働く先経験的時間の階層に属し、チャンクの切れ目に上位の客観時間の階層が現われると考えるべきであろう。本モデルでの実験結果からは、知覚経験のチャンキングの過程を経た上で時間知覚が構成されるといった興味深い考察を行うことができた。しかしながら本モデルの示したことはセンソリ・フロウの分節化に限られる。本モデルを発展させようと、第2章で示したような環境において、分節化された行為単位を自由に組み合わせる多様なゴールに向けて行動を生成していくというシナリオの実験を試みたが、それはうまく達成できなかった。その主たる理由は、本モデルでの局所表現による行為単位の学習獲得の過程が潜在的な不安定であることと、明示的な階層構造の構築に必要なとされる調節すべきパラメータの数が増大することにあった。次章において、本問題点を克服することを試み提案した新たなモデルの説明を行う。

#### 4. 機能的階層性の発現

前章で紹介したモデルでは、センソリーモータのレベルでの蓄積的な学習から、再利用可能な行為の単位の記憶の集合が自己組織化され、それらをもとに行為に伴うセンソリーモータ・フローが分節化されて認識されることが示された。しかしながら、このモデルは幾つかの事前の仮定の上に成り立っている。まず大きな仮定は、行為の単位はそれぞれ異なるモジュールに記憶収納されるという局所表現の仮定である。局所表現には機能的に良い点と悪い点の両者がある。良い点は、各モジュールはゲートにより仕切られ独立なために、新たな行為単位を獲得しようとする場合、相互干渉を受けずに学習が容易に行われることである。しかしそのことは逆に、学習における汎化と構造化の効果を弱めることを意味する。学習とは行為単位ごとの独立なテンプレートを獲得することではなく、行為単位のセットを関係性の中に埋め込んでいくような構造の獲得であると考えられる場合、各神経ユニットの活動が複数の記憶単位の内部表現にかかわるような、分散表現を許容する枠組みも考える必要があるであろう。

もう一つの重要な仮定は、機能に関して操作する側と操作される側の明示的な階層構造が存在するという想定である。上位レベルはゲートの開け閉めを操作することにより、下位レベルの各モジュールに収納されている行為単位の記憶を引き出して組み合わせるのである。脳の中には機能の場所ごとの階層的な分化が多く見られるが、その機能分化は必ずしも明示的であるとは限らない。例えば運動野において、一次運動野、前運動野、補足運動野、前補足運動野と機能的階層性が想定されてきたが、最近の生理実験結果においては [23] その機能分化のようすはいままで非連続な部分も多く見られる。

これらから筆者は、合成可能性を含む複雑な機能を実現を目

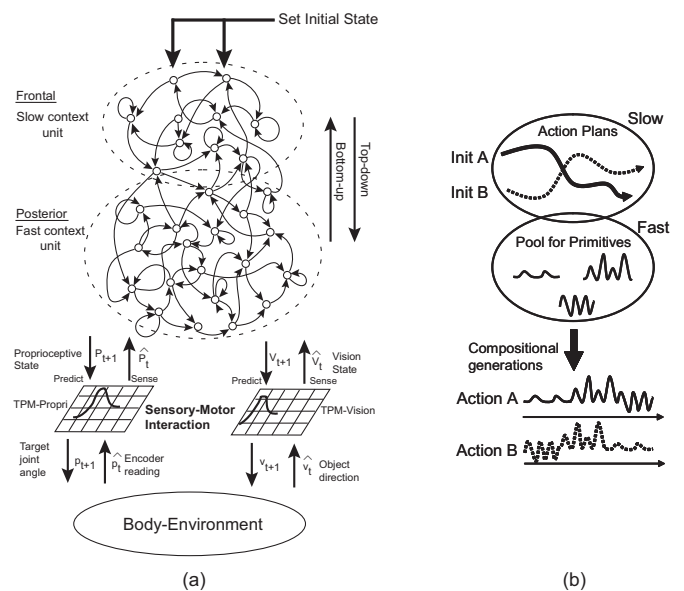


Fig. 7 (a)MTRNN architecture and (b) functional hierarchy self-organized through learning in MTRNN.

指す場合に、それに関する情報表現及び情報操作の階層的なメカニズムについて、事前に研究者が明示的なしくみを仮定するのではなく、それらが神経回路に与えられた必要最小限の制約からいかに学習・自己組織化を通じて発現しうるかについて興味をもつにいたり、研究を行った。その結果、神経回路のダイナミクスを複数の活性時定数で制約する場合、その制約に基づく機能的階層性が自己組織化されることが示された [24]~[26]。以下にその内容を概略説明する。

Fig.7 (a) は Multiple Timescale RNN (MTRNN) [25] [26] と筆者らが名づけた、複数の時定数の異なる部分回路から構成される神経回路モデルである。この図に示される MTRNN は、活性時定数が遅い神経ユニットから構成される部分回路が上位に、そしてより活性時定数が速いユニットから構成される部分回路が下位に設けられ、この下位ネットはコホーネン・ネットにて構成される視覚・体勢感覚入出力モジュールにつながっている。ここで時定数の違いは領野ごとの神経発火頻度の立ち上がりの時間スケールの違いを反映していると考えられる。多くの電気生理実験の結果において、前頭前野ではイベントに対する発火頻度の立ち上がりが数秒単位であるような神経細胞が多く見られる一方、一次運動野及びその後方の皮質においては数百ミリ秒のことが多い。このことにより、活動時定数の遅い上位回路は前頭前野に、そして活動時定数の速い下位回路は一次運動野および頭頂葉に対応すると本モデルでは考える。

本ネットワークは現時間の視覚・体勢感覚の状態  $(v_t, p_t)$  を入力として受けて、次の時間ステップでのそれらの状態  $(v_{t+1}, p_{t+1})$  を予測出力するものである。ここで体勢感覚の予測  $p_{t+1}$  とは、身体の姿勢の変化の予想をおこなうものであり、ロボットへの実装においては、ロボットの各関節角度の時間変化の予測となる。

筆者らは、この神経回路モデルを用いて、複数の物体操作に

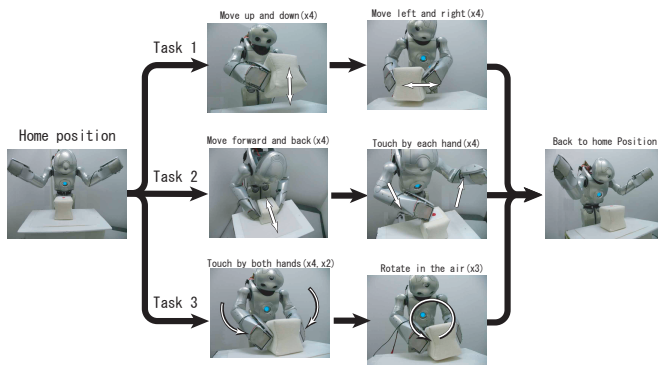


Fig. 8 Three task sequences tutored for the humanoid.

関わるタスク・シーケンスをヒューマノイドロボット<sup>†</sup>に教示学習することを試みた。タスク・シーケンスは、Fig.8に示されるように3種類あり、各シーケンスは複数の行為単位から構成されている。例えばタスク1では、ロボットはホーム・ポジションから腕を移動し立方体の物体にアプローチして、物体を把持して4回持ち上げ下げし、そして右左に4回動かして、最後に物体を離して、腕はホームポジションに戻るといった動作を教示される。ロボットはカメラで立方体上部中央に付けられたマーカーにより、物体のXY方向の位置を感知し、それに伴う腕の動作は実験者がロボットの腕を実際に掴み繰り返し教示する。物体の置かれる位置は毎回教示ごとに異なる。ロボット内部のMTRNNは複数の教示されたタスクシーケンスに関して経験した連続な視覚・体勢感覚の時系列を順方向ダイナミクスにて再生できるように学習していく。ここで、複数のタスクシーケンスを一つの神経回路から学習再生できるようにするために、非線形力学系の持つ初期値敏感性の特性を利用した。この方法での学習では、教示された複数のシーケンスを記憶する最適なシナプス重みを決定するだけでなく、各シーケンスごとに対応する神経回路の内部状態の初期値をそれぞれ決定していく。運動開始時点での、上位ネットのある複数の神経ユニットの内部状態を各シーケンスごとに違った値として学習にて獲得し、その値をそれら神経ユニットに再設定することにより、対応するタスクシーケンスを再生させるのである。このとき初期値セットに関わらない他の神経ユニットの初期値は全て中立にセットされる。各シーケンスごとの初期値の決定はシナプス重みの決定と同様に誤差逆伝播法[27]にて行なう。つまり、各シーケンスごとの初期値は、そのシーケンスの学習誤差を最小にする方向に逐次変化してゆき、学習終了時にある値に固定されるのである。

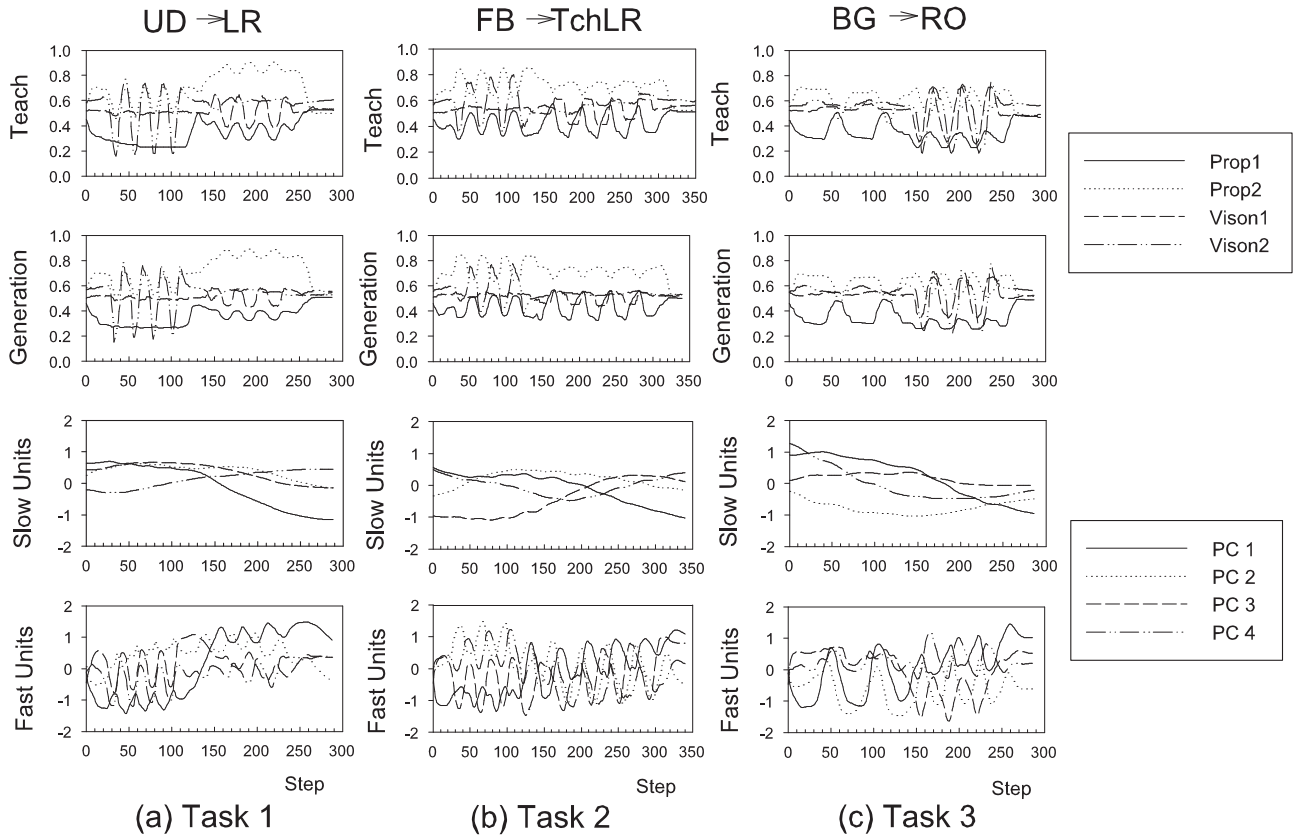
Fig.9に、学習が収束した後にロボットに3つのタスクシーケンスを再生させたようすをしめす。本図から、教示された各タスクシーケンスのセンサー・モータの時系列パターン(図1段目)が、よく近似され再生されているようす(図2段目)が観察される。また、下位ネットの神経活動(4段目Fast Contextのプロット)は、出力モータ時系列と強い相関をもって生成される一方、上位ネットのそれは(3段目Slow Contextのプロット)

ト) ゆるやかに変動し、特に運動単位の切り替えの部分付近で大きく変化する様子が観察される。しかし、その変化は前章で紹介したモデルでのゲートの切り替えのようなステップ状の変化ではないことに注目すべきである。また、上位ネットの神経活動初期状態は各タスクシーケンスごとに異なるようすが観察される。

幾つかの解析の結果[25][26]、本神経回路に自己組織化されたメカニズムはFig.7(b)に示すようなものであることが判明した。下位ネットには複数の運動単位が分散的に埋め込まれており、一方上位ネットではセットされた初期値ごとに、異なる緩やかな神経活動時系列を生成し、その活動は下位の神経活動に作用してそこに埋め込まれた運動単位を時間方向に組み合わせ、再生出力するのである。運動単位が下位回路にほぼ埋め込まれているであろうことは、上位回路を遮断しても、下位回路に摂動を加えるとそれら運動単位がおおまかに再生されることから推察される。このような機能的階層性は、上位と下位の回路の時定数の違いを利用して自己組織化されたと考えられ、確かにそのような構造は時定数の差を小さくすると発現しないことが確かめられた[25]。しかしながらここで一つ強調すべきことは、上位と下位の機能性は非連続に構成されているのではなく、下位の神経活動は主に各運動単位の記憶再生に、そして上位のそれは運動単位の順序再生に主に貢献しているという程度である。実際に、上位の神経ユニットを摂動すると、下位の運動単位のパターン生成に多少の影響がでることが観察された。さらに各タスクシーケンスは、学習経験範囲内の物体の位置の変更に対しても適応的に動作を修正して実行されることが実験により確かめられ、このことはロボットの行為は初期値に基づくトップダウンの志向性のみならず、それとボトムアップの視覚入力との相互作用によって生成されることを示していると考えられる。このようなことから、それぞれの行動プログラムは、その準備期間に前頭前野での対応するある定常な神経発火状態として立ち上げられ、そして運動開始時にその状態を初期値として後方の脳皮質の活動を励起するダイナミクスが開始され、その脳ダイナミクスが環境と相互作用した結果、実際の行為が生成されてくるという解釈を筆者らは提案する[26]。

本実験結果にて観察された神経活動状態においては、行為の生成について明示的な内部表現はみられない。高位ネットの各時点での神経活動内部状態と実行中の運動単位のマッピングは1対1ではない。また前述したように、その活動には運動単位の切り替わりに対応するような、ステップ状の明示的な変化も存在しない。ただその高位ネットの神経活動に見られるのは、下位ネットに働きかけようとする、連続的な流れである。その流れは、過去の行為の背景を背負いかつ将来の行為の開始へと先駆けようとするフッサーの語るところの「横の志向性」を体現しているようにも思われる。運動の連鎖とは、ただその運動単位の塊を時系列的に並べるのではなく、それらを滑らかにつなげるにあたり、各運動単位自身をも微妙に適応させ繋げていくものであり、そのとき初めてLuria[28]が比喩したところの”kinetic melody”は達成されると考えられる。MTRNNはこの”kinetic melody”を体現する一つのモデルである。高位ネットの神経活動は下位ネットに働きかけ、行為単位を切り替

<sup>†</sup>本ロボット実験は、ソニー株式会社の協力を得て行われた。



**Fig. 9** Three task sequences generated by the robot where (a) represents Task1 of switching behavior primitives from moving up and down object (UD) to moving left and right (LR), (b) represents Task2 of switching from moving forward and backward object (FB) to touching object by left and right hands alternatively (TchLR) and (c) represents Task3 of switching from grasping object by both hands (GB) to rotating object in air (RO). The first plot shows teaching sequence patterns by two representative joint angles (Prop1, Prop2) and visual inputs of representing object center position (Vision1, Vision2), the second plot does for those patterns regenerated by the robot, the third plot does for slow context unit activity after principal component analysis and the fourth plot does for fast context unit activity in the same manner.

えるだけでなく、パラメトリックに行為単位のプロフィールを必要に応じて修飾する。また一方、センサー入力、ボトムアップ的に高位ネットの活動を置かれた環境にすりあわせるように修飾するのである。MTRNNにおいては、非明示的なダイナミクスの作動をもって、行為の複雑な組み合わせを適応的にスムーズに合成し実行していると考えられ、その具体的な作動の仕組みは暗黙知に属し、アルゴリズムとして書き下していくことはなほだ困難である。その暗黙知の仕組みは、繰り返しの経験からのみ学習されるものであり、自己組織化により神経回路の力学構造として定着するのである。

上述に示したようなMTRNNでの結果は、誤差逆伝播法を用いた教師あり学習の場合だけでなく、遺伝子アルゴリズムを用いた自律的な行為探索に基づく学習においても得られる。筆者らは移動ロボットの複数ゴールに向かうナビゲーション探索学習課題においても、上述と同様な機能的階層性が発現することを示した[24]。これら一連のMTRNNの研究から筆者らが理解

したことは、本モデルの仕組みが単純なために、その学習及び作動が、前述のゲートモジュールを用いた階層型モデル[21]に比べて極めてロバストであることである。ゲートモジュールを用いたモデルの研究においては、分岐点での行為の自由な分岐の選択といった問題を含まない簡単な問題設定においても、調節すべきパラメーターが多く、実験を収束させるのに大変手間がかかった。一方、MTRNNを用いた[24]では、自由な分岐を含むより複雑なナビゲーション課題の学習獲得が、より少ないパラメーターの調節で極めて簡単に収束したという事実がモデルの学習安定性を支持している。手で与える仕組みの記述が増えれば、それに伴うパラメーターの調節も指数的に増大するわけであり、できれば多くの部分を学習経験に基づく自己組織化に任せようが得策な場合が多いのでは筆者らは考える。

ところでMTRNNとゲートモジュールを用いた階層型モデルとは構成の仕方が異なるが、MTRNNの作動においてもフッサル的な時間の縦の志向性の構成は十分に説明可能であ



る。MTRNNにおいて、各行為単位のチャンクは回路の下位部分にまず分散的に学習獲得され、それらチャンクの切れ目には予測誤差が発生し、それを契機としてセンソリモータ・フローの分節化がなされる。しかしながら、その後上位の回路がそのチャンクの切れ目に生じる誤差を徐々に小さくしていくように学習し続けていくことによって、チャンク間の分節化がなされながらも、それらをスムーズに繋げていくといったことが達成されるのである。センソリモータ・フローを再利用可能な運動単位へと分節化していくこと（記号化）と、それら分節化された行為単位同士を切れ目が見えないように滑らかに繋げて物理的身体を環境の中で滑らかに動かしていくこと（身体化）の二つ要請は、どのようにしても矛盾しあうものである。このような問題に対して、認知システムにおいて行われるべきことは、その矛盾の源となる上位からのトップダウンの志向性と下位からのボトムアップの志向性の両者を、可能な限り自然な形で相互作用し続けさせることであろう。その相互作用が続くことによって、やむなく発生した矛盾はその刹那では解決されずとも、すくなくとも時間方向に先送りされ、そこに新たな可能性のダイナミクスが生まれてくるのである[29]。

## 5. ま と め

本文では、記号操作及び合成可能性等の認知メカニズムの実態に、神経回路モデリング、ロボット実験、現象学、非線形力学系などを含む複合領域から迫るとする筆者のグループの研究の足取りを紹介してきた。本文の冒頭でも述べたが、言語、複雑な行為の生成などの認知現象は、あたかも記号表象があつてそれらが操作されるといったスキーマで説明されがちであるが、そのスキーマでは記号表象とセンソリモータ・パターンの接合に問題が発生する。そこで筆者は、センソリモータ・フローの繰り返しの経験・学習から、それらに内在する合成可能性の構造が神経力学系上に自己組織化する可能性を神経回路モデルを適用した幾つかのロボット学習実験を通して示した。

最初のナビゲーション実験においては、経路の分岐の組み合わせを内包する力学構造が大域アトラクターとして自己組織化可能であることを示した。その大域アトラクターの性質から、内部状態がセンサーノイズなどによって摂動された場合においても、行為を続けることにより内部状態は状況に再適応可能であることが示された。その次に紹介した研究では、如何に経験する連続なセンソリモータ・フローが、意味あるチャンクの構造に分節化されるか、そのメカニズムを局所的に配置されたモジュール回路群の競合学習のしくみから説明した。またそのメカニズムについて、フッサールの主観的時間知覚問題への対応を議論することにより、分節化そして記号表象の成り立ちについて現象学的考察を試みた。そして最後にMTRNNを用いたロボットの物体操作の学習実験を通して、時定数の違いという神経ダイナミクスについての制約から、機能的階層性、そしてそれに基づく合成可能性が暗黙知として発現しうるかについて示した。

筆者らのこれまで述べた研究においては、可能な限りモデルに恣意的なメカニズムを与えることを避け、より直接的なセンソリモータレベルでの経験の蓄積のみから、如何に高次認知に

必要な機能と表現が出現しうるかを調べてきたが、その研究の目的は階層の創出を目指すという点において、フッサール現象学の目指した縦の志向性と大きく重なる部分がある。筆者らは現象学的な問題を、神経科学及び力学系の記述に落とし込むことにより、それを科学の問題としても捉えようとしてきた。筆者のグループは、同様のアプローチに基づき、言語と行為の相互作用的学習の問題[30] また Wisconsin Card Sorting test [31] などにより調べられている適応的ルール切り替えの脳内メカニズム[32] など、メタ認知を含む更なる高次認知メカニズムの自己組織的構成についても調べてきた。一方、このような高次認知の機能は、自己組織化といった過程を経なくても、手で書き下してシステムに与えればよいという意見をよく拝聴する。それは工学的な実現の一つのアプローチであり、またそのようにして現実社会で作動しているシステムの例は多くある。しかし、ただ作動すればよいと工学的な実現方法のみを追求していった場合、「記号」の成り立ちという誰もが一般的に興味をもつ重要な問題を、ロボット構成論で科学しうる機会は失われてしまうと筆者は考えるのだが...

## 参 考 文 献

- [1] S. Harnad. The symbol grounding problem. *Physica D*, 42:335–346, 1990.
- [2] M. Mataric. Integration of representation into goal-driven behavior-based robot. *IEEE Trans. Robotics and Automation*, 8(3):304–312, 1992.
- [3] L.P. Kaelbling. An adaptive mobile robot. In *Proc. of the First European Conf. on Artificial Life*, pages 41–47, 1992.
- [4] T. Inamura, I. Toshima, H. Tanie, and Y. Nakamura. Embodied symbol emergence based on mimesis theory. *International Journal of Robotics Research*, 23(44):363–377, 2004.
- [5] G. Evans. Semantic Theory and Tacit Knowledge. In S. Holzman and C. Leich, editors, *Wittgenstein: To Follow a Rule*, pages 118–137. Routledge and Kegan Paul, London, 1981.
- [6] J. BAHLMANN, R. SCHUBOTZ, and A. FRIEDERICI. Hierarchical artificial grammar processing engages broca's area neuroimage. *NeuroImage*, 42:525–534, 2008.
- [7] J. Tani. Model-Based Learning for Mobile Robot Navigation from the Dynamical Systems Perspective. *IEEE Trans. on SMC (B)*, 26(3):421–436, 1996.
- [8] J. Tani. An interpretation of the "self" from the dynamical systems perspective: a constructivist approach. *Journal of Consciousness Studies*, 5(5-6):516–42, 1998.
- [9] M.I. Jordan. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. In *Proc. of 8th Annual Conference of Cognitive Science Society*, pages 531–546. Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1986.
- [10] J.L. Elman. Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14:179–211, 1990.
- [11] J. Tani and N. Fukumura. Embedding a Grammatical Description in Deterministic Chaos: an Experiment in Recurrent Neural Learning. *Biological Cybernetics*, 72:365–370, 1995.
- [12] J.P. Crutchfield. Inferring statistical complexity. *Phys Rev Lett*, 63:105–108, 1989.
- [13] B. I. Hao. *Elementary Symbolic Dynamic and Chaos in Dissipative System*. Singapore: World Scientific, 1989.
- [14] S. Iida and S. Yuta. Vehicle command system and trajectory control for autonomous mobile robots. In *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems '91*, pages 212–217, 1991.
- [15] O. Khatib. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *The Int. J. of Robotics Research*, 5(1):90–98,

- 1986.
- [16] M. Kawato, K. Furukawa, and R. Suzuki. A hierarchical neural network model for the control and learning of voluntary movement. *Biological Cybernetics*, 57:169–185, 1987.
  - [17] Y. Kuniyoshi, Y. Yorozu, Y. Ohmura, K. Terada, T. Otani, A. Nagakubo, and T. Yamamoto. *From humanoid embodiment to theory of mind.*, volume 3139. Springer, 2004.
  - [18] E. Husserl. *The phenomenology of internal time consciousness, trans. J.S. Churchill.* Indiana University Press, Bloomington, IN, 1964.
  - [19] J. Tani. The Dynamical Systems Accounts for Phenomenology of Immanent Time: An Interpretation by Revisiting a Robotics Synthetic Study. *Journal of Consciousness Studies*, 11(9):5–24, 2004.
  - [20] Toru Tani. *The Physics of Consciousness.* Keiso Shobou, Tokyo, 1998.
  - [21] J. Tani and S. Nolfi. Learning to perceive the world as articulated: an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems. In R. Pfeifer, B. Blumberg, J. Meyer, and S. Wilson, editors, *From animals to animats 5.* Cambridge, MA: MIT Press, 1998. later published in *Neural Networks*, vol12, pp1131–1141, 1999.
  - [22] D. Wolpert and M. Kawato. Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*, 11:1317–1329, 1998.
  - [23] M. Graziano and T.N. Aflalo. Mapping behavioral repertoire onto the cortex. *Neuron*, 56:239–251, 2007.
  - [24] R. Paine and J. Tani. How hierarchical control self-organizes in artificial adaptive systems. *Adaptive Behavior*, 13(3):211–225, 2005.
  - [25] Y. Yamashita and J. Tani. Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: a humanoid robot experiment. *PLoS Computational Biology*, 4:e1000220, 2008.
  - [26] R. Nishimoto and J. Tani. Development process of functional hierarchy for actions and motor imagery: a constructivist view from synthetic neuro-robotics study. *Psychological Research*, 4/5:545–558, 2009.
  - [27] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams. Learning internal representations by error propagation. In D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, editors, *Parallel Distributed Processing*, pages 318–362. Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
  - [28] A.R. Luria. *The Working Brain.* Penguin Books Ltd., 1973.
  - [29] Y.P. Gunji and N. Konno. Artificial Life with Autonomously Emerging Boundaries. *App. Math. Computation*, 43:271–298, 1991.
  - [30] Y. Sugita and J. Tani. Learning semantic combinatoriality from the interaction between linguistic and behavioral processes. *Adaptive Behavior*, 13(3):33–51, 2005.
  - [31] E.A. Berg. A simple object test for measuring flexibility in thinking. *Journal of General Psychology*, 39:15–22, 1948.
  - [32] M. Maniatakis and J. Tani. Acquiring rules for rules: Neurodynamical systems account for meta-cognition. *Adaptive Behavior*, 17(1):58–80, 2009.

### 谷 淳 (Jun Tani)

早稲田大学理工学部機械工学科卒業後、千代田化工建設にてプラント配管設計に従事。その後ミシガン大学修士、上智大学工博 (1995)、ソニーコンピュータサイエンス研究所、東京大学客員助教授を経て、2001年より理化学研究所 脳科学総合研究センター 動的認知行動研究チーム、チームリーダー。脳科学、認知科学、現象学、複雑系、ロボティクス等の複合領域での研究を通して高次認知のメカニズムに迫ろうと試みている。

(日本ロボット学会正会員)