双シエマモデル

自律エージェントの為の自己組織化機械学習手法の提案

Dual-Schemata Model

Proposal of Self-Organizational Machine Learning Method for Autonomous Agents

谷口 忠大

Tadahiro Taniguchi

京都大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Kyoto University

tanichu@groove.mbox.media.kyoto-u.ac.jp, <http://www.prec.kyoto-u.ac.jp/sawaragilab/>

榎木 哲夫

Tetsuo Sawaragi

(同上)

sawaragi@prec.kyoto-u.ac.jp, <http://www.prec.kyoto-u.ac.jp/sawaragilab/>

keywords: machine-learning, self-organizational system, symbol grounding, schema

Summary

In this paper, a new machine-learning method, called Dual-Schemata model, is presented. Dual-Schemata model is a kind of self-organizational machine learning methods for an autonomous robot interacting with an unknown dynamical environment. This is based on Piaget's Schema model, that is a classical psychological model to explain memory and cognitive development of human beings. Our Dual-Schemata model is developed as a computational model of Piaget's Schema model, especially focusing on sensori-motor developing period. This developmental process is characterized by a couple of two mutually-interacting dynamics; one is a dynamics formed by assimilation and accommodation, and the other dynamics is formed by equilibration and differentiation. By these dynamics schema system enables an agent to act well in a real world. This schema's differentiation process corresponds to a symbol formation process occurring within an autonomous agent when it interacts with an unknown, dynamically changing environment. Experiment results obtained from an autonomous facial robot in which our model is embedded are presented; an autonomous facial robot becomes able to chase a ball moving in various ways without any rewards nor teaching signals from outside. Moreover, emergence of concepts on the target movements within a robot is shown and discussed in terms of fuzzy logics on set-subset inclusive relationships.

1. はじめに

自律ロボットの設計において非常に重要な問題の一つに記号接地問題がある。記号接地問題とは Harnad によって提唱された記号的な知識表現における問題である [Harnad 90]。自律的な記号処理系を基本とする記号主義的な人工知能の設計論においては必ず、その記号の意味解釈が人間の解釈に委ねられるため、人間による地道な調節作業無しでは自律ロボットは実空間の中で上手く振舞うことができない。これはデザインされた記号の意味論的側面を自律ロボット自体の身体を通じた認知機能と独立にとらえているためである。これに対して、人間の認知機能を bottom-up に表現しようとするニューラルネットワークや強化学習といった環境との相互作用から自らの振る舞いを創発していきこうとするアプローチでは、人間が行っていると考えられているような記号的概念操作を導きだすのは困難であると考えられている。そこで現在、記号処理という top-down な知能デザインと、振る舞いレベルからの bottom-up な知能デザインとの接続をどうデザインするかが、次の世代の人工知能

研究を切り開く重要なテーマとなっている。

本研究においては、環境についてのカテゴリ表象 (categorical representation) の生成についての新たなモデルとして Dual-Schemata model を提案する。人工的な記号系を接地する際においてカテゴリ表象は、類像的表象 (iconic representation) と並んでその最も基本的な存在であると考えられている [Harnad 90]。これを bottom-up に形成することは、自律ロボットが記号系を獲得していく第一段階において必ず必要となる過程である。当モデルを用いることにより、自律ロボットは環境との相互作用をする中で、与えられたタスクを達成することが出来るようになるとともに、複数環境間の差異を自ら発見し、それぞれを表象する記号を獲得することが出来る。

2. 研究背景

2.1 記号接地問題と知識の自己組織化

古典的な人工知能研究においては、意味ネットワークや Minsky のフレームに代表されるように、記号の意味

を統語論的に定義してきた [R.Pfeifer 01]。そのため、記号の意味は系内部における関係性という形でしか存在せず、実世界との繋がりは解釈者としての人間を介さない限り存在し得なかった。このようなアプローチを自律ロボット的设计に用いる際には、人工知能の内部に埋め込むべき記号の意味は、客観的に定義され変容することはない。しかし、このような記号の解釈が環境において一定に保たれることが保証される世界は、網羅的に状態を定義できるようなゲーム環境や、人手により常に一定の環境が保たれ、産業用ロボットが正確に作動できる製造工場などのような人工的な環境に限定されることとなる。一般的な動的環境においては記号の意味とは常に不定なものであり、環境が静的である状態においても解釈者が変われば、その意味は変わるのが常である。そこでは、記号の意味とは解釈者の存在以前に存在するわけではなく、環境の動的状態変化に伴い解釈者としての主体そのものが生成しなくてはならない。

C.S.Pierce の記号論によれば、記号とは表意体 (sign)、対象 (object)、解釈項 (interpretant) の三項関係として定義される [有馬 01]。これは、記号系は決して、それ自体、自律的な系ではなく、解釈者の参与なしでは存在し得ない系であるということの意味している。もし、我々が bottom-up に記号系を生成する自律ロボットを設計するならば、この C.S.Pierce の記号観を受け入れ、記号の意味とは客観的に存在するのではなく、人間やロボットの認知発達のプロセスや、社会的なコミュニケーションを経て形成されるものであるとすることを認める必要がある。

また、Polanyi によれば、知識には二つの形があり、それらは明示的、形式的に示すことの出来る形式知と、言葉などにより形式的な知識としては表現できない暗黙知とに分けることが出来る [M.Polanyi 80]。この分類に従えば、古典的な人工知能研究において、我々はその知識の意味を形式知の中のみ求めてきたといえる。実世界における記号の意味や知識といったものは、常に行動主体の身体を通じて外界、環境と接続されているものであり、そこから与えられる「ゆらぎ」を排除するのではなく、むしろ自己を変容させることで自己の内部に取り込むといった自己閉鎖的な活動であると言える。これは生体における脳内情報処理や、細胞組織の処理系にも普遍的な活動とも言われている [J.Hoffmeyer 99]。

我々は雑音の多い環境の中から入力として得られた信号 (sign) を離散化し自らにとって意味のある記号として解釈している。そこには、sign を離散化し、過去の記憶と同化 (assimilate) し、あるいはこれを受け入れるように過去の記憶を調整 (accommodate) することで、自らの活動にとって有意義なものとしていく機構を有している。それは自らの知覚と自らの行為のみによって閉じた自己閉鎖的なプロセスである。このような同化と調節の循環により記号を構成していくという考え方は発達心理

学者 J.Piaget の提唱したシエマモデルに由来している。J.Piaget の描いた認知機能の発達モデルは現代のシステム科学の言葉で言えば、認知システムを解放系と見なした時の自己組織化モデルであると言われており [R.Garcia 91]、現代の複雑系科学の潮流の中で再評価されるべきモデルである。

2.2 シエマ 理 論

本節では、我々の提案する双シエマモデルの基礎となる J.Piaget のシエマ理論について述べ、シエマを自律ロボット制御や機械学習に応用した先行研究と本研究におけるシエマ理論の応用の違いについて明確にする。

まず、シエマとは schema のフランス語読みであり、英語読みではスキーマという。J.Piaget の流れを汲む発達心理学研究においてはシエマ、認知科学や人工知能研究においてはスキーマと訳される場合が多いが、両者とも基本的には同じである。シエマシステムは動的に組織化を続ける認知構造として定義されるが、そこにおいて構成要素としてのシエマはある認知対象を表象する記号であると考えることができる [H.Flavell 63]。

J.Piaget のシエマ理論のほかにも心理学においては、Bartlett や Neisser の図式やの運動スキーマという、記憶構造としての schema の心理学的モデルがある。しかし、これらと J.Piaget のシエマ理論との決定的な違いの一つはシエマの分化のダイナミクスを捉えているか否かにある。J.Piaget のシエマ理論は、シエマの均衡化・分化のプロセスを通して、シエマの外界に対する対応が詳細化していくプロセスを表現している。シエマを環境の状態を指示する内的表象とみなしたとき、シエマの均衡化・分化のプロセスは、対象をカテゴリ化し記号化するプロセスに相当する。これは、我々の目指す bottom-up な記号系の獲得のモデルとして適切であると考えられる。

人工知能研究においても schema の考え方を応用したアプローチは既に多くなされている。形式的な知識表現では Minsky のフレーム理論が、また移動ロボットの行動についての知識表現では Arkin のモータ・スキーマが有名である [Arkin 89]。しかしこれらのような、schema を用いた多くのアプローチでは環境や自らの行為についての離散的表象をロボット内部に表現する為に schema は利用されている。しかし、発達のプロセスの中で schema を獲得していくモデルは多くない。発達のプロセスで schema を獲得していくモデルとしては Iba らのモデルがある [W. Iba 91]。しかし、それは既に分節化し離散化された対象群を与えることを前提とし、それを分類することにより知識を構造化していく観察のみによる帰納学習モデルであり、自律移動ロボットのような時系列で連続な情報の入出力が行われ、その分節が明示的に与えられないような状況や、行為系を併せた学習モデルとしては適切ではない。これに対し我々の提案する、双シエマモデルでは自律移動ロボットが環境との分節を与えない相

相互作用を通じて、教師無しで環境についてのカテゴリ表象群を獲得することが出来る。また、Arkin のモータ・スキーマが提供するような、実環境下での行動のプログラムをも提供する。我々は以上のような理由から J.Piaget のシェマ理論を基礎とし、その計算論的モデルとして双シェマモデルを提案する。

2.3 モジュール学習

一方、近年のロボットの運動学習や計算論的な脳科学研究において、制御器を分散的なモジュールで表現するモジュール型学習機構の研究が活発である [D. M. Wolpert 98, 久保田 02]。これらは schema という名称は用いていないものの、その特徴は J.Piaget や Schmidt の言う schema に似た側面を持っている。元々、schema という概念は行動主体の認知システムの中に存在する行動・認識のための分散的モジュールとして考えられてきた。故に、機械学習研究、脳研究という文脈から提唱されたモジュール学習という考えは、その性質から言って正に schema 的な構造を持っているといえる。特に川人らが提唱している MOSAIC は行動主体の内部に複数のモジュールを持ち予測と制御を同時に行うモデルである [D. M. Wolpert 98]。その中では責任信号という変数を用いることにより各モジュールの制御と学習における分担割合を決め活動する。MOSAIC は数学的にもきれいな優れたモデルであるが、モジュールの初期パラメータに非常に依存するという事実と、初めに与えられた数のモジュールを使って活動を行う為、環境との相互作用の状況に即して累積的にモジュールを獲得していくことが出来ないということが問題である。J.Piaget のシェマ理論においては学習主体が環境との相互作用を通じて内部のシェマを次第に構造化・複雑化させていくというプロセスが重要であり、先行研究の多くのモジュール学習はこのようなシェマの分化の可能性を持たない。これに対し、我々の提案する双シェマモデルは各モジュールの初期パラメータを設計する必要はなく、モジュール自身も累積的に生成させていくことが出来る。

3. 双シェマモデルにおける均衡化のプロセス

双シェマモデルは、そのモデル内に行動のプログラムとしての側面、認知発達システムとしての側面を不可分な形でデザインされている。特に認知発達部に於いては均衡化・分化のプロセスをデザインすることにより、記号化過程を実現している。本章では前半の均衡化のプロセスについて説明し、それを用いた実験を示す。

3.1 知覚運動のシステム

まず、自律ロボットのシステムは何らかの知覚系としてのセンサ類と行為系としてのモーター類を持っていると仮定する。ここで言う、センサ類とは映像入力、音声

図 1 双シェマモデル

入力、接触センサ入力、温度入力などであり、それらは何らかの特徴抽出フィルターを通して有限次元の実数値ベクトルとして内部の処理系に渡される。そして、内部処理系における意思決定を経て、行為出力は数次元の実数値ベクトルとして出力され、それがモーター類において実際の動作出力として具現化する。このような仮定の下、自律ロボットにおいて、時刻 t に行為系に対し出力されるベクトルを行為ベクトル A_t 、知覚系から入力されるベクトルを知覚ベクトル S_t と定義する。ここで行動のプログラムとは時刻 t における知覚ベクトル S_t に対して、行為ベクトル A_t を決定する関数 $A_{t+1} = H(S_t)$ である。

ここで一定の環境下においては、自律ロボットと環境との相互作用にはある種の秩序が存在すると考える。秩序とは自律ロボット自身の行動と環境の応答における法則性を意味する。もちろん、その様な秩序が存在しない場合もあるが、そのような場合にはその環境においては再現性、再利用性のある知識を得ることは出来ないもので、秩序が存在する場合のみを考えればよい。上の定義から、秩序とは状況 S_t と、その状況における行為 A_t 、その結果 S'_{t+1} の三項関係で表すことが出来る。ただし、 S'_{t+1} とは S_{t+1} の内の結果として注目する数次元分の成分のみに限定したものである ($\text{Dim}(S_t) \geq \text{Dim}(S'_t)$)。結果として興味の無い次元を落とすこと許可することにより、学習における探索空間の必要以上の増加を防ぐことが出来る（もちろん同次元でも問題はない）。この秩序は $U_t = (S_t, A_t, S'_{t+1})$ の三組のベクトル間の関数関係（法則性）であると言える。この U_t を時刻 t における経験ベクトルと名づける。そこで、 $F(S_t, S'_{t+1}) = A_t$ を満たすような F をして環境と自身の行動との間に存在する法則性を表すものとする。よって、この関数 F を内的に獲得するということは、自身にとってのその環境に対応する表象を獲得したことになる。

J.Piaget は単一のシェマをもって、幼児の知覚から行動を生起するまでの行動のプログラムと捉えていたが、

ロボット制御においては、意思決定と環境のモデルは分離したほうが理解しやすい。そこで、行為シマ IS_m 、知覚シマ PS_n の二つに分割し、これらをあわせて双シマと呼ぶ。行為シマ IS_m は自身の行動の意思決定を表す内因的な側面を表す。具体的には自らの感覚入力としての S_t をどのようにコントロールしたいかの目標値を知覚シマに出力する。現在の双シマモデルにおいては、各行為シマは設計者によって与えなければならない。これに対し、知覚シマ PS_n は環境と自身の相互作用の法則部分を表す外因的な側面を表現する。つまり、上に示した法則 F を獲得することにより、現在の状態 S_t から、自らが望む状態 S'_{t+1} に移行する為にはどのような行為 A_t をとればよいかを決定することが出来るようになる。それぞれは自律ロボット内部で複数個存在し、その添え字は各シマの通し番号を表す。また、行為シマと知覚シマと一つづつの組み合わせをシマ状態と呼ぶ。この組み合わせ方は、行為シマ、知覚シマからそれぞれ任意に選び組み合わせることが出来る(図1)自律ロボットは必ずいずれかのシマ状態を選択した状態にあり、その選択しているシマ状態がその時点での自律ロボットの行動のプログラムを決定する。選択されるシマ状態は、シマ活性度という変数によって決定される(詳しくは後述)。また、行為シマ IS_m 、知覚シマ PS_n はそれぞれ内部関数を持っており、

- 行為シマ IS_m : $\bar{S}'_{t+1} = \hat{G}_m = G_m(S_t) + \beta_m \delta_t$
- 知覚シマ PS_n : $A_t = \hat{F}_n = F_n(S_t, S'_{t+1}) + \alpha_n \delta_t$

と、表せる。ここで、 $x\delta_t$ (x は第 i 成分が x_i の n 次元ベクトル) は第 i 成分が区間 $[-x_i, x_i]$ 内に値をとる各成分が実数値乱数のベクトルとする。また、 $\bar{S}'_{t+1}$ は行為シマが決定する時刻 $t+1$ において主体が知覚ベクトルとして獲得したいと期待する値、つまり目標値である。理想的な状況下では $S'_{t+1} = \bar{S}'_{t+1}$ となる。さらに、 α_n, β_m はそれぞれ不確かさを表す定数である。また、 F, G についてハットのついているものは揺らぎを含んだ内部関数を、ハットのついていないものはシマが持っている決定論的な関数を指す。

さらに、特殊な行為シマとして、無知覚行為シマ IS_a を定義する。

- 無知覚行為シマ IS_a : $A_t = \hat{G}_a^- = G_a^-(S_t) + \gamma_a \delta_t$

これは環境のモデルとしての知覚シマを参照せずに直接的に行為決定をする行為シマであり、形式的には行為シマの関数表現とは異なるが、行為シマの一種として定義する。

以上から、行動のプログラムを定義できる。シマ状態 (IS_m, PS_n) を選択している時、行動のプログラムは $A_t = H(S_t) = \hat{F}_n(S_t, \hat{G}_m(S_t))$ と定まる。また、 IS_m が無知覚行為シマの場合は $H(S_t) = \hat{G}_m^-(S_t)$ となる。つまり、J.Piaget のシマが単独で行動のプログラムと呼ばれるのに対して、双シマモデルでは行為シマと知覚シマの組み合わせでもって行動のプログラムとなる。

表 1 各パラメータの定義

誤差	$E_{U_t} = \ A_t - F_n(S_t, S'_{t+1})\ $
誤差平均	$E_{IS_m, PS_n} = \frac{1}{\#(U_{IS_m, PS_n})} \sum_{U_t \in U_{IS_m, PS_n}} E_{U_t}$
主観的誤差	$R_{PS_n, t} = E_{U_t} / E_{IS_m(t), PS_n}$

双シマモデルでは、これら二つのシマが共進化的に構築されていくシステムを目指しているが、本稿では知覚シマの組織化のみを扱い、行為シマは設計者が埋め込むものとする。知覚シマについては後に述べる均衡化のプロセスにより、on-line で獲得していくことが出来る為、前もって設計する必要はない。

3.2 記憶領域と誤差

各シマ状態が持つ記憶領域 U_{IS_m, PS_n} と、記憶領域 U_{IS_m, PS_n} におけるモデル誤差平均 E_{IS_m, PS_n} 、並びに主観的誤差 $R_{PS_n, t}$ について定義する。

まず、各シマ状態 (IS_m, PS_n) 毎に、有限のキュー構造記憶領域 U_{IS_m, PS_n} を配置する。この記憶領域には経験ベクトル U_t が要素として格納されていく。この記憶領域は一定の長さを持っており、それ以上の要素が入った場合、最も古い要素から廃棄される。この記憶容量の有限性が忘却の役割を果たし、双シマモデルの持つ可塑性に貢献する。

この記憶領域に格納されている経験ベクトル集合が、当該シマのもつ内部関数の示す法則性にどれほどの揺らぎを持って従っているかを測る尺度としてモデル誤差平均 E_{IS_m, PS_n} を表 1 のように定義する。これが大きいほど揺らぎが大きく、その法則性の信憑性が低いものであることを示す。また、新しい経験ベクトル U_t が U_{IS_m, PS_n} に対して内部関数 F_n を基準としてどれだけ類似性を持っているかを測る無次元の尺度として時刻 t における主観的誤差 $R_{PS_n, t}$ を同じく表 1 のように定義する。このときの分母の $IS_m(t)$ は時刻 t における IS_m を指す。後に述べるように、行為シマは一定の法則で選択されるため、時刻 t から一意的に決定される。また、 E_{IS_m, PS_n} を用いて前節で導入した知覚シマの内部関数の揺らぎを表す α_n は $\alpha_n \equiv k \cdot E_{IS_m(t), PS_n}$ として定義する。

3.3 均衡化プロセス

以上を踏まえた上で、均衡化のプロセスを説明する。均衡化は、同化と調節の作用の循環として構成される。自律ロボットは知覚 S_t に対し $A_t = H(S_t)$ の行為を選択し、その結果として S'_{t+1} を獲得した時点で、前述の経験ベクトル U_t を獲得する。この時、主観的誤差 $R_{PS_n, t}$ が同化の基準を決める閾値 k に対して $R_{PS_n, t} \leq k$ ならば、時刻 t における経験ベクトル U_t はその時刻に選択されているシマ状態の記憶領域 U_{IS_m, PS_n} に取り込まれる。この作用が同化作用である。このとき、記憶領域 U_{IS_m, PS_n} はキュー構造をしているため、新しい経験ベクトルを取

図 2 顔口ロボットと青球

り込むと最も古いものが廃棄される。また、 $R_{PS_n,t} > k$ の場合には廃棄され、どの記憶領域にも組み込まれない。シエマ状態として選択された知覚シエマ PS_n に対応した環境では、通常 $R_{PS_n,t} \leq k$ が成り立つように k を設定しておくので（大体 2.0 程度）、成り立たない場合は一時的にノイズが入ったものとし廃棄する（これを同化すると、知覚シエマのコヒーレンスが低下してしまうため。）ただし、それが暫く続けば、それは最早ノイズとは解釈されず、環境の相転移的变化だと解釈される。この場合には知覚シエマは分化を行うが、このプロセスについては後述する。こうして経験ベクトルを同化して記憶領域にその環境との相互作用の経験情報を溜めると、次に知覚シエマは PS_n に関わる記憶領域 $\bigcup_{1 \leq m \leq M} \mathcal{U}_{IS_m, PS_n}$ に蓄えられた経験ベクトルを最小誤差で近似できるように内部関数 F_n の形を変える。この作用が調節である。この同化と調節の途絶えることの無い循環により、知覚シエマは外界と主体との主観的相互作用に内包される規則的な構造を内化し続けることが出来る。

3.4 実験

前節で紹介した双シエマモデルの均衡化プロセスが教師なしの学習器として機能することを示す。上記のモデルを実装した自律ロボットが、プロジェクターにより壁面に映し出された青い運動球を追いかける事が出来るようになる実験を示す。(図 2) まず、実験においては TRAC Labs A division of Metrica 社製のカメラ制御装置 Biclops に市販の Logicool 社製の USB カメラ二基を取り付けたものを顔口ロボットと名づけ使用した(図 2)。顔口ロボットは行為系として、Pan, Tilt の二方向について合計二次元の自由度を持っている。知覚系としては二基のカメラがある。カメラの RGB 値による信号入力を各座標において、HLS 値に変換し、次に色相がいかに青に近いかでファジィ真理値化したものから、青球の中心座標のベクトルを出すために、画面の右上端を (1,1)、左下端を (0,0) とした x,y 座標について、上に述べたファジィ値のスカラー場としての重心を求め、それを $v(s) = (v_x(s), v_y(s))$ として得る。ここで s は秒を単位とする実時間、 t は顔口ロボットの一回の動作を単位とし

表 2 実験で用いたパラメータ類

警戒変数	$V_{turn} = 0.33$
同化係数	$k = 1.7$
更新関数	$\Phi(R) = \begin{cases} -1/3 & \text{if } 3 \leq R \\ -1/6 & \text{if } 2 \leq R < 3 \\ 1/6 & \text{if } 1 \leq R < 2 \\ 1/3 & \text{if } 0 \leq R < 1 \end{cases}$
内部関数の近似手法	線形近似: $F_n = A_n \cdot S_t + B_n \cdot S'_{t+1} + v_n$
探索手法	最急降下法
記憶容量	$\#(\mathcal{U}_{IS_m, PS_n}) = 150$

表 3 用意した行為シエマの一覧

行為シエマ	内部関数
IS_1 : ランダムモード	$A_t = \hat{G}_1^-(S_t) \equiv 1\delta_t$
IS_2 : サーチモード	$S'_{t+1} = \hat{G}_2(S_t) \equiv 1\delta_t$
IS_3 : チェイスモード	$S'_{t+1} = \hat{G}_3(S_t) \equiv \begin{pmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{pmatrix}$

た離散時間をあらわす。また、 $s(t)$ で離散時間 t における実時間を表す。これを 10fps のフレームレートで行った。また、青球が時刻 s においてロボットの視野内に存在しない場合は、その 1 フレーム前の $v(s-0.1)$ について $v_x(s-0.1) \geq 0.5$ ならば $v_x(s) = 1, v_x(s-0.1) < 0.5$ ならば $v_x(s) = 0$ 、とすることにより補正をかけた。また、 $v_y(s)$ についても同様にする。また、 t における行為ベクトル A_t として $A_t = (A_{x,t}, A_{y,t})$ の 2 次元ベクトルをとる。行為ベクトルは $\Delta tilt_t = GAIN \times (A_{x,t} - 0.5)$, $\Delta pan_t = GAIN \times (A_{y,t} - 0.5)$ の式でから実際の pan, tilt の角度の変化量に変換され、

$$\begin{cases} tilt_{t+1} = tilt_t + \Delta tilt_t \\ pan_{t+1} = pan_t + \Delta pan_t \end{cases}$$

の式を用いて顔口ロボットの次の首の角度を決定する。毎 t に次の $tilt_{t+1}$, pan_{t+1} への移動コマンドが送信される。また、 pan と $tilt$ の絶対値の上限は 30 度とし、それぞれ 30 度を超えるときは、それ以内に収まる行為ベクトルを選択し直す。これらのベクトルを利用し、時刻 t における知覚ベクトル S_t として、 $v(s(t)), v(s(t)-0.1), v(s(t-1)), A_{t-1}$ の 4 つの 2 次元ベクトルからなる 8 次元ベクトルを採用する。各変数、関数、手法については表 2 のものを用いた。また、今回はシステムの都合上、経験ベクトル 10 個を一まとめにして同化を行った。 $R_{PS_n,t}$ の値と同化時の同化係数 k との比較には経験ベクトル 10 個についての値の平均値を用いた。次に、PC 上で青球を動かすプログラムを設計し、プロジェクターを使って壁面に投影することにより、顔口ロボットが追うべき対象とした。運動状態としては、「静止」「横運動」「縦運動」「円運動」の 4 つの状態を選んだ。この実験において、行為シエマを表 3 のように定める。ランダムモードは無

図 3 追跡時の pan, tilt 角の軌跡

知覚行為シエマであり、知覚シエマに関係なくランダムな行動をトリガする。この行動が学習における探索の側面を実現する。サーチモードは目標値をランダムに出力する行為シエマである。チェイスモードは青球を追跡するための行為シエマであり、カメラ画像の中で中心位置に次タイムステップで青球を持ってくることを目標値として出力する。行為シエマについては表 3 のそれぞれを 1 2 3 (1) の順番で循環的に一定時間づつ遷移させつけた。

3.5 実験結果

この結果、図 3 に示すように顔口ロボットは青球の 4 種類の各運動状態全てについて、それぞれ追跡することが可能になった。図 3 に於いて破線は運動する青球に対応して理想値だと考えられる首の角度を表し、実線は実際の首の角度を表す。実ロボットの為、サーボ系等の制約を受けいくらかの誤差が残るが、十分な追跡行動が可能になった。これは、一定的环境下において双シエマモデルにおける均衡化のプロセスが上手く機能していることを示している。

しかし、このような on-line での学習は既存の学習手法を用いても十分可能なものである。本モデルの最も重要な点である、教師を必要としないシエマ分化のプロセスについて次章で説明する。

4. 双シエマモデルにおける分化のプロセス

本章では、当システムにおける認知発達システムとしての側面の、後半部である、分化のプロセスについて説明する。

4.1 分化プロセス

どのような知覚も先験的な概念無しには為し得ず、既存シエマの駆動下で知覚は生起する。このようなシエマ

の役割は、新たな経験を既存の構造に同化する目的だけではなく、主観的な意味で、既存の概念に該当しない新規な経験であることを認識する目的のためにも重要である。後者の場合には、主観的な観測のみから外界の状態変化に気付き、自律的に新たな概念を作ることができなくてはならない。当モデルでその自律的判断を含む部分が分化のプロセスである。我々が接する現象についての概念を分化させる仕方には、身体性や経験の仕方が大きく影響を及ぼしている。隣接するカテゴリ間の境界は、決して外界に存在する客観的な境界線を内化することではない。複数の、もしくは連続的な対象があった場合に、どこにカテゴリ境界が生じるかは、主体の身体的なインタフェース (センサ、アクチュエータなど) と、その主体の経験してきた文脈に大きく依存する。この依存性は二章で述べたように C.S.Pierce の記号論に従い、記号化主体と解釈者の存在を肯定的に捉える以上、必然の帰結である。本章では、均衡化を通して得た知覚シエマを前提として生じる、知覚シエマの分化のプロセスについて、その計算論的モデルを提案する。

いま、自律ロボットが新しい経験 U_t を獲得した時、この U_t が現在選択している知覚シエマ PS_n から「ずれ」として評価する場合に、原因として主に 3 つのことが考えられる。それは、

- (1) 現在の環境について学習がまだ、十分出来ていない。つまり PS_n が未だ均衡化不足である。
- (2) なにかしらのノイズが瞬間的に入ってきたため一時的に誤差が増加した。
- (3) 知覚シエマ PS_n が均衡化していた環境とは定性的に別の環境になった。

の 3 つである。ここで、上の「ずれ」という表現には二通りの意味が考えられる。一つは誤差 E_{U_t} であり、二つ目は主観的誤差 $R_{PS_n,t}$ である。まず (1) だが、現在の環境において学習が完了していない場合、 $R_{PS_n,t}$ の分母 E_{IS_m,PS_n} も一般的に同じ次元で大きくなるので、分子 E_{U_t} の増加は相殺され「ずれ」を主観的誤差 $R_{PS_n,t}$ で見るならば、増加の原因としては除外される。もし、誤差として自らの内部関数からの誤差 E_{U_t} だけを見るのであれば、それは概念のカテゴリ化に自らの経験の深さが反映されることにならない。逆に自らの過去の経験からの相対的な誤差としての $R_{PS_n,t}$ で測ることによって、客観的な基準からと言うよりかは、自らの経験からの「ずれ」を認識することが出来る。つぎに (2) だが、もし、突発的なノイズなのであれば、そのようなものの為に新たな知覚シエマを用意することは有意義であるとは考えにくい。それが突発的なノイズなのか、概念分化すべき新たな定常的環境への移行を要請するものなのかを判別するためには、しばらくの間観察する必要がある。双シエマモデルではシエマ活性度 $V_{PS_n,t} \in [0, 1]$ を用いることによって、上の三つの可能性のうち (3) の場合のみ分化を行う。 $V_{PS_n,t}$ は以下の更新則に従い変化するパラメー

タである．

$$V_{PS_n}(t+1) = f(V_{PS_n}(t) + \Phi(R_{PS_n,t}))$$

ここで，更新関数 Φ は $\Phi(0) > 0$ かつ $\Phi(\infty) < 0$ の条件を満たす単調増加関数で， f は負の数を 0 に 1 以上の数に 1 に， $[0, 1]$ 区間の値については，そのまま通過させる非線形関数である．このシェマ活性度を用いて，分化および，知覚シェマ状態の遷移を行う．それは以下のルールに従う．

- (1) 選択している知覚シェマの活性度が 0 になったら新たに知覚シェマを作って，それに移行する（分化）．現存する知覚シェマの総数を N とすると，新しい知覚シェマの添え字は $N+1$ とする．また，それに属する記憶領域 $U_{IS_m, PS_{N+1}}$ を乱数ベクトル $U_t = 1\delta_t$ で初期化する．
- (2) 現存する知覚シェマの中で活性度が V_{turn} 以上の最も添え字の小さい知覚シェマを選択する．

このシェマ活性度は 0 から 1 の間の値を変化するパラメータで， $R_{PS_n,t}$ が大きい時は減少，小さい時は増加する．その大きさが，現在の知覚シェマで外界を記述できている度合いを知らせる．ここで， V_{turn} は警戒変数と呼ぶものであり，この値を調整することにより，学習主体の学習態度，すなわち既存知識への偏向の大小の程度，を決定することができる．また，更新関数 Φ は自律ロボットのシェマ分化のプロセスに大きな影響を与える．このようなプロセスで自らの知覚・行為と言った身体活動を通じて外界との相互作用の中で生じる差異を分化された知覚シェマという形で離散的に内化することが出来る．

4.2 実 験

前節で紹介した分化のプロセスで，顔口ロボットが青球の運動状態に対応した知覚シェマを形成出来ることを示す．実験には前章で用いたものと，同じ pan-tilt 顔口ロボットを用いる．パラメータ類の設定も同一である．

今回はプロジェクターで壁面に映し出した青球を「静止」「横運動」「縦運動」「円運動」の順でそれぞれ 20 分間ずつ顔口ロボットに提示した．その後再び，10 分間ずつ順に提示した．この 20 分という数字は，先行実験において，実時間で動く顔口ロボットが一つの種類の運動状態を追跡出来るようになるために必要であると経験的に見積もられた長さである．前章の実験と同じく，この間に一定間隔で，行為シェマを循環的に変化させた．後半の 10 分間ずつの再提示は，再び同じ運動状態を提示した時に過去にその運動状態を経験した知覚シェマが再び活性化し，内的表象として機能するのを確認するためである．

4.3 実 験 結 果

まず，顔口ロボットが一つの知覚シェマ PS_1 しか持っておらず，未分化な状態から均衡化を開始する（図 4）．行

為シェマを切り替えながら，静止した青球についての情報を同化・調節していくうちに，静止球を追跡（つまり凝視）出来るようになる．これは前章に於いて静止球の追跡を単独で学習させた場合と同じである．この均衡化を通じて，知覚シェマ PS_1 は静止球に対応した概念へと変化したことになる．静止球についての十分な概念が形成された後に，横運動を開始させる．この時，知覚シェマ PS_1 で予測した結果 $\bar{S}'_{t+1}$ と実際の結果 S'_{t+1} の間にずれが生じ， E_{U_t} が増大する．もし十分に均衡化が進んでいない状態であれば，主観的にはその誤差は自らの学習不足によるものなのか，環境の相転移的な変化によるものなのか主観的には判断できない．しかし，今回の場合，静止球の追跡が出来るほど知覚シェマは十分に均衡化を終えているので，もし大きな誤差が発生すればそれは外部環境の変化であると考えられる．ここでは学習の進行に伴い E_{IS_m, PS_n} は十分に小さくなっているため， $R_{PS_n,t}$ は，分子の誤差 E_{U_t} の増大に対し鋭敏に反応する．その結果として PS_1 のシェマ活性度 $V_{PS_1}(t)$ は急激に低下し，0 に達した時点で前節で定義したルール 2 に従い分化がトリガされる．新たに生成された知覚シェマ PS_2 はまだ，何の情報も持たず，新たな環境（横運動球）に対して均衡化を開始する．やがて，その均衡化も収束し，顔口ロボットは横運動球を追跡することが出来るようになる．しかし，縦運動が開始されると，静止から横運動に変化したときと同じ事情により，再び分化がトリガされ知覚シェマ PS_3 が生成される．このような流れで円運動についての知覚シェマ PS_4 も獲得される．このプロセスにおける，青球の運動状態，各知覚シェマの活性度，顔口ロボットがとった知覚シェマ状態，を各時間ステップでプロットしたものを図 4 に示す．結果的に顔口ロボットの取る知覚シェマ状態は青球の運動状態に対応しており，これは顔口ロボットが球の運動状態を表象する概念を獲得できたことを示している．ここで重要なのはこれはパターン認識で多くあるように，センサ入力空間における距離関係の情報からカテゴリ化を行ったのではないということである．主体の概念生成という問題を考える時，それは自らの身体を通じた経験情報の自己組織化過程であるために，解釈者であり記号化主体である行為者の意味づけ無しには概念分化は起こりえない．ロボットに自律的に離散的なカテゴリを生成させる場合，そのカテゴリの意味とはカテゴリの境界が持っていると考えられる．そこではどう境界を引くかという問題が本質的である．当モデルにおいては，自律ロボットが自らの行為を環境の中で発現させる上で，どのように環境を分節化すればよいかということ自体を自律ロボット自身に見つけさせている．これは，外部から環境の分節の基準を与えているというよりかは自律ロボット自身が自らの経験と身体を通して行った環境を分節化す基準を発見させている為に，自律的な概念の分化のプロセスであるといえる．さらに，この相互作用の結果生まれたシェマの活性度は

図 4 知覚シェマ活性度の遷移

ファジィ集合におけるメンバシップ関数として意味を持つ．ここで、各時刻においての外部観測対象となる状態を全て異なる元として十分大きいサポート集合 W を定義しておく．離散時間 t における対象の状態を $w(t)$ とすると、4 つの知覚シェマについて十分に均衡化が完了した青球の二度目の静止以降のシェマ活性度は、そのもとの意味から、その知覚シェマによって現在の外界がどれほどよく記述できているかを表す真理値として考えることが出来る．つまり、これは現在の外界がその知覚シェマが表象する部分集合に対する帰属度を示す真理値であるといえる．このメンバシップ関数を用いることで、図5のようなファジィ論理の上での包含関係が成立することが観察された．これは、記号間の論理的关系が身体を通じたインタラクションから組織化される可能性を示しており、我々の目指す bottom-up な記号系の創発に向けての第一歩といえる．また、これは一般に恣意的に決定するより他無いと考えられがちなファジィ理論におけるメンバシップ関数が自律ロボットの身体性と経験に根付いた形で bottom-up に立ち現れたものと考えられることができる．我々のモデルでは、概念の分化というプロセスにより自律ロボットが記号を生成する過程を実現している．この実験結果は、一つ一つの軌道について十分な学習時間を与えたため、分化が起きているが、もし、十分な時間を与えなかった場合には、例え同じ軌道と同じ順番で見せようと、概念分化は起こさない．この事実は非常に重要であり、カテゴリーの境界が記号化主体の経験の深さに依存していることを示している．また、分化のプロセスで示した実験は一例に過ぎず、同じ 4 種類の運動状態の提示を行う場合でも、その順序、時間によって大きく異なった概念形成を示す．モデルの基本的性質から、均衡化が十分進むより前に、運動状態を変化させると全く分化が行われないのは自明であるが、その他にも、ファジィ包含関係が示唆するように、円運動に対し均衡

図 5 得られたファジィ概念の包含関係

化を行ったのちに、静止させても多くの場合分化は起きない．なぜならば、図5に示したように静止は円運動の一種として捉えられるからだ．しかし、その後、十分長い時間、静止球に均衡化を行った後、円運動に戻すと今度は分化を行い、結果的には PS_1 が静止球、 PS_2 が円運動に対応した知覚シェマとなる．本稿に於いては実験結果をわかりやすくする為に、外部観察者の立場からみて境界のはっきりした存在である四種類の球の運動状態を題材に概念分化を行わせたが、本来はこのように外部観察者にとって境界のはっきりした対象である必要はない．また、上にも述べたように外部観察者にとっての境界と自律ロボットにとっての境界が必ずしも一致するわけではない．当モデルによる、そのような分化の経験や身体性に対する依存性や、上述の基本的な分化以降の多様性発現に関する議論は後の稿に譲りたい．

5. 考察とまとめ

本論文では、自律ロボットの為の概念分化モデルとして双シェマモデルを提案した。さらに、当モデルを用いた自律ロボットが、教師信号や外界との連続的な相互作用を分節化するための特徴点などを必要とせずに、自律的な判断で対象の運動状態を切り分けられることを示した。このモデルを用いることで、自律ロボットは複数の異なる行動則を必要とする環境で、それぞれの為の行動則を上書きすることなく獲得することが出来るようになる。例えば、歩行ロボットにとって平坦な路面と砂場のような場所では、まるで別の環境モデルを用いて行動しなければならない可能性がある。このような時、平坦な路面、傾斜、ぬかるんだ場所、滑りやすい場所などそれぞれの環境は連続に変形可能であり、どこからが別の環境モデルにしなければならないかは設計者の視点ではわからない。双シェマモデルを用いたアプローチではこのような場合に、歩行ロボット自身が自らの判断で足場についての知覚シェマを分化させ、それぞれの状況に応じた行動則をとることが出来るようになると思われる。もちろん、歩行ロボットへの実際の適用自体は今後の課題であり、現段階では可能性を示唆する段階でしかない。

また、生態学的認識論における不変項の概念は行為と知覚の循環において不変なものにとらえられ、物理学などで広く応用された群論（変換群）の概念を以て解釈される場合もあるが[三嶋 02]、本提案モデルにおいて知覚シェマが獲得しているのは、この群構造に近いものであり、アフォーダンスの形成過程を対象にした研究であるともいえる。実際に我々のモデルと類似した機構を用いアフォーダンスの抽出を議論している研究もある。[山岸 03]

3章でも述べたが現在の双シェマモデルでは知覚シェマのみの分化を扱い、新たな行為シェマを獲得するフェーズについては設計できていない。現在、その方法論についても研究中である。方法論としては強化学習を用いて新たな行為シェマを獲得する手法や、自らが環境の変化に気づくことにより意味のある行為シェマを組織化していく手法などが考えられる。

本研究では運動球の追跡といった特殊な例題について有効性を確認したが、双シェマモデルはより様々なタスクに適用可能なモデルである。今後は他の例題においても適用可能性を確認し、より深い議論を展開させていきたい。さらに、このような自己閉鎖的な意味付けを行う複雑適応系による記号化過程を拡張していくことにより、環境概念の分化だけでなく、行為の分節化や、行為の創発、さらには協調行為のための記号系の創発といった展開が可能だと考えられており、認知発達ロボティクスへの貢献が期待される。

謝 辞

本稿に対し、貴重なご意見を頂いた匿名の査読者の方々と多くの討論者に感謝します。また、本研究は21世紀COEプロジェクト「動的機能機械システムの数理モデルと設計論」の一部として遂行いたしました。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Arkin 89] Arkin, R. C.: Motor schema based mobile robot navigation, *Internatlonl Journal of Robotic Research*, Vol. 8, pp. 92-112 (1989)
- [D. M. Wolpert 98] D. M. Wolpert, M. K.: Multiple paired forward and inverse models for motor control, *Neural Networks*, Vol. 11, pp. 1317-1329 (1998)
- [Harnad 90] Harnad, S.: The symbol grounding problem, *Physica D*, Vol. 42, pp. 335-346 (1990)
- [H.Flavell 63] H.Flavell, J.: *The Developmental Psychology of Jean Piaget*, Van Nostrand Reinhold (1963)
- [J.Hoffmeyer 99] J.Hoffmeyer, : 生命記号論 宇宙の意味と表象, 青土社 (1999)
- [M.Polanyi 80] M.Polanyi, : 暗黙知の次元～言語から非言語へ, 紀伊国屋書店 (1980)
- [R.Garcia 91] R.Garcia, J.: *Toward a Logic of Meanings*, Lawrence Erlbaum Associates (1991)
- [R.Pfeifer 01] R.Pfeifer, C.: *Understanding Intelligence*, The MIT Press (2001)
- [W. Iba 91] W. Iba, J. H. G.: *Learning to Recognize Movements*, pp. 355-386 (1991)
- [久保田 02] 久保田 直行, 久嶋 大介, 小島 史男, 福田 敏男: 知覚-行為循環に基づくパートナーロボットのコミュニケーションのための行動生成, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2002 論文集, pp. 107-110 (2002)
- [三嶋 02] 三嶋博之: ギブソン知覚理論の根底: 刺激情報、特定性、不変項、アフォーダンス, システム制御情報学会誌, Vol. 46, pp. 35-40 (2002)
- [山岸 03] 山岸栄樹, 塩瀬隆之, 川上浩司, 片井修: 部分的条件省略ファジィルールを用いた強化学習によるアフォーダンスの検出, 第19回ファジィシステムシンポジウム, pp. 659-662 (2003)
- [有馬 01] 有馬道子: パースの思想～記号論と認知言語学, 岩波書店 (2001)

〔担当委員：北村泰彦〕

2004年4月22日 受理

著 者 紹 介

谷口 忠大(学生会員)

2001年京都大学工学部卒業, 2003年同工学研究科精密工学専攻修士課程修了, 現在同博士課程に在籍。2003年度から21世紀COEプロジェクト「動的機能機械システムの数理モデルと設計論」若手研究助成対象者。生体の認知的発達における, ボトムアップな記号組織化, 意味生成に注目し, 自律適応システムの設計論を研究している。日本人工知能学会, 日本認知科学会, 計測自動制御学会, システム情報制御学会, などの会員。

榎木 哲夫(正会員)

1986年京都大学大学院工学研究科博士課程指導認定退学, 同専攻助手。1994年同専攻助教授, 2002年同専攻教授。その間, 1991-1992年米国スタンフォード大学客員研究員。京都大学工学博士。現在, 人間機械共存環境下での協調システムの設計・解析と知的支援等に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会学術奨励賞, 論文賞, 著述賞, 等受賞。計測自動制御学会, IEEEなどの会員。