

不完全同定モデルによるエージェントの 認知機構の構築

右田正夫
神戸大学工学部機械工学科
〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1
TEL:(078)881-1212 (内)6150
email:migita@mi-2.mech.kobe-u.ac.jp

上田完次
神戸大学工学部機械工学科
〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1
TEL:(078)803-6139
email:ueda@mech.kobe-u.ac.jp

あらしし 人工エージェントの行動パターンを、明示的に記述するのではなく、環境との局所的相互作用の結果として得られる創発的特性として構築しようとするとき、行動様式の変更の困難性という問題が生じる。本研究では、人工エージェントの行動規則を、不完全同定モデルを用いて構築することで、この問題の解決を図る。不完全同定モデルでは、エージェントが有限の経験に基づき無限の経験に対して有効であるような行動規則を構成する。構成された規則によりナビゲーションを行なう人工エージェントは、動物の本能的行動パターンとそれに反する行動パターンを同一の環境において示すことができ、それによってモデルが多様な適応的行動を担い得ること示唆された。

キーワード 認知機構, ダイナミカルシステムズアプローチ, 適応的行動, 不完全同定モデル

Construction of Agent's Cognition Mechanism Using the Model of Incomplete Identification

Masao Migita
Department of Mechanical Engineering, Kobe University
〒 657-8501 1-1 Rokkoudaicho, Nada, Kobe, Japan
TEL:(078)881-1212 ext.6150
email:migita@mi-2.mech.kobe-u.ac.jp

Kanji Ueda
Department of Mechanical Engineering, Kobe University
〒 657-8501 1-1 Rokkoudaicho, Nada, Kobe, Japan
TEL:(078)803-6139
email:ueda@mech.kobe-u.ac.jp

Abstract

It is sometimes difficult to provide distinctively different behavioral repertoire of an artificial agent only through local interactions between an artificial agent and its environment, while animals' intelligent behaviors often imply their ability to take some behavioral patterns that overcome innate constraints. The authors aim to solve this problem by constructing a cognition mechanism using the model of incomplete identification. The cognition mechanism enables the agent to exhibit two distinctive behavioral patterns in an environment. It is discussed that the proposed method could facilitate to model an aspect of animal intelligence that cannot be addressed by the conventional approach advertising local interactions.

key words Cognition Mechanism, Dynamical Systems Approach, Adaptive Behavior, Model of Incomplete Identification

1 はじめに

ロボットなどの人工エージェントの行動目的は、それが使用者の行動を代理あるいは支援するという性質上、多くの場合明示的に記述することが可能であると考えられる。従って、人工エージェントの設計における問題は、与えられた目標を達成するためにどのように環境との相互作用を行なうかという点に集約される。環境内の事物が十分単純な場合には、目標達成のための手段を設計者が段階的に記述することが有効であるが、環境が複雑になるにつれて相互作用を明示的に規定することが、エージェントに与えられた相互作用の記述と実際に進行する過程との齟齬を増大させる場合も考えられる。何よりもまず、人工エージェントと環境との相互作用を明示的に記述するというアプローチは、設計者が全ての可能な相互作用を列挙すること自体が困難である [8, 9]。

こうして、人工エージェントと環境との相互作用を環境内の事物の表象操作を通じて達成するよりも、相互作用を限定してしまうような身体性をエージェントに与えることで、記述に関する困難を回避しようという考えが生じてきた [1, 2, 8, 9]。特に、Beer[1]において紹介される人工エージェントの構築法では、言語を持たないと考えられる昆虫においてすら、環境との相互作用を通じて適応的な行動が達成されていることが強調されている。そこでは、エージェントの感覚系と運動系がタスクに応じて組織され、タスクの実現は感覚-運動系のダイナミクスの結果もたらされる創発的現象として理解される。このような、環境との局所的相互作用に基づいてタスクの実現等の大域的現象の実現を目論むのがダイナミカルシステムズアプローチ (例えば, [2]) である。タスクの実現過程を明示的に記述する方法論においてはエージェントと環境との相互作用様式が大域的視点に基づいてなされるが、これと対照的に、ダイナミカルシステムズアプローチでは相互作用の局所性が強調される。前者のアプローチが、環境の複雑化に伴って多くの困難に直面することが予想される一方で、後者のアプローチでは、エージェントの行動決定において重要なのは環境の要素の一部であるとの考察から、その要素を検知するのに適当な認知機構をエージェントに付与することによって、環境の複雑化にも対処可能であると考えられる。言い換えれば、エージェントと環境との相互作用のダイナミクスが、タスクを実現するように遷移するとき、可能的に複雑な相互作用が比較的単純なものとして実現されるというのである [8]。

上述した、エージェントの身体機構に応じた相互作用の様式がもたらすタスクの実現は、動物が、いわゆる本能的な行動に従って、与えられた環境での生存を達成することに対応づけられるであろう。その一方で、動物行動の観察事例においては、しばしば動物が本能的行動の枠に囚われない多様な行動を見せる

ことが報告されている [3]。そうした観察事例の内には、動物個体が行動目的を環境との局所的な相互作用の結果達成するというよりは、より積極的に環境との相互作用の形式を変更する能力を示すものがある。

2 動物行動の階層的多様性とその人工エージェントへの実装

ロボティクスにおいて言及される動物の知能が、環境との相互作用において特定の適応の結果をもたらすこと、すなわち、環境との相互作用様式が限定された形で実現されることを強調するのに対し、動物行動の観察において「知的な行動」として紹介されるのは、しばしば、動物が言語を使用したり、何らかの推論によって行動を調節したりというような、大域的視点に基づいて環境と相互作用をする能力を示唆するものであることは興味深い。グールドら [3] は、このような動物の「知能」の例として、「回り道」に関する実験を紹介している。実験環境は、動物と食物との間に障壁があり、動物は障壁の向こうに食物を見ることができるといものである。しかし、実際にその食物を獲得するためには障壁の向うに見える食物の視覚刺激から一度離れて、迂回路をとらなければならない。

さて、動物と環境との局所的相互作用による適応的行動という観点からすると、動物は目の前の食物という刺激に対して、接近しようとするはずである。食物の視覚刺激に対する接近はさらに強力な視覚刺激をもたらす、障壁が存在しなければ動物はやがてその食物を獲得することができるだろう。したがって、迂回路をとるとい行動は、餌の視覚刺激に対して一度その刺激から離れるという、本能に反する動作を含む。このため、迂回路の存在を事前に知る機会がなければ、イヌやネコにとってすら、餌から目を離すことが困難である [3]。

Beerの構築した人工神経回路によって行動決定を行なうエージェント Artificial Insect においても、同様の課題が扱われている [1]。Artificial Insect は、餌の匂いを検知してその餌に接近することができるが、自身と餌の間に障害物が存在する場合には、餌への接近よりも障害物に沿って移動する行動が優先される。そしてこのような優先順位は、人工神経回路の構成時には既に決定されている。Beer[1, 2]においては、このような神経回路の階層的な構成は、エージェント構築においてモデルとなる生物が、進化の過程で獲得してきた行動様式の階層的な構成と同一視され、先験的に与えることが正当化されている。しかし、行動様式の階層性を先験的に与えることは、世界の状況とエージェントの内部表現との対応を固定してしまうこと、すなわち、タスクの実現過程を明示的に記述すること、には当たらないのであろうか？言い換えれば、行動様式の階層的構築は、生物や人工エージェントにとっての環境が今後も進化過程におけるそれ

と変わらない場合に限り有効である。しかし、人工エージェントの行動獲得に関する研究においてしばしば言及される「動的な環境」とは、特定の環境における構成要素の運動のことを指すのであり、環境そのものの変質といった事態は考慮する必要がないのであろうか？

ところで、動物の知的行動として言及される現象は、必ずしも進化過程における有効性に動物行動が束縛されないことを示唆しているとも考えられる。実際に、環境そのものは同一であっても、動物は異なる行動様式をとることがある。上述の、進化過程により獲得された階層的な行動様式という描像においては、動物や人工エージェントによる環境の同定は一意的であることが前提である。一方、単一の環境における行動の複数性は、動物による環境認識の自由さをも含意している。

ここで、森山 [6] による実験を簡単に紹介する。ダンゴムシは障害物に行き当たると左右交互に回避反応を繰り返すことが知られている。この左右交互に方向転換するという規則性は、実験環境をダンゴムシを低湿度の実験環境に置いたときに一層増すことが知られている。回避反応を左右交互に行うことで、ダンゴムシが嫌う乾燥した地域から離れることができるという利点を持つと考えられる。ところが、ダンゴムシには回避反応の規則性が低い個体が見られ、そのような個体は T 字路が延々と繰り返される迷路を、壁を乗り越えることで脱出する頻度が高いことが見出された。そこから、動物行動の多様性について、進化過程の産物としての環境依存的な行動様式の転換とは異なる示唆が得られる。それは、動物個体による環境認識に潜む多様性である。

3 同一環境における行動の多様性 — 実験環境中のカモハラギンボの行動

本節では、動物の環境認識の不定さを示唆する例として、海水魚が実験環境に導入された直後の行動様式を紹介する。観察に用いられたのはカモハラギンボ *Meiacanthus kamoharai* という魚である。カモハラギンボの個体を実験水槽に導入し、導入後 2 時間の行動を記録した。水槽内には 9 個の円筒形の物体が置かれており、個体はこの中に入って休息することができる。本稿ではこの物体をシェルターと呼ぶ。実験個体が飼育される水槽にも同じシェルターが与えられており、カモハラギンボの個体が実際にこのシェルターを休息場所として利用することが確認されていた。動物は一般に不慣れた環境においては開放的な場所を避ける傾向があると考えられており、実験水槽に移入された個体は配置されたシェルターへ出入りしながら行動域を広げていくものと予想された。

Figure 1 は、実験水槽中での個体の移動軌跡を示している。それぞれの枠が 30 分間の移動軌跡を示し

ており、また、円によって示されているのが水槽内に配置されたシェルターである。Figure 1(a) は、実験個体間で典型的に見られた移動軌跡の一例である。ここでは、最初の 30 分間は水槽中央のシェルターだけが利用され、その後、徐々に他のシェルターの利用頻度が増加してゆき、90 分から 120 分までの時間帯においては、中央下段のシェルターの使用頻度が中央のシェルターのそれを上回っている。この、典型的な行動パターンでは、

- 観察時間の半分以上をシェルターで過ごす
- 時間帯によって頻繁に使用されるシェルターが変化する
- 行動域が水槽中央のシェルターの置かれた部分に集中する

といった特徴が見られた。また、個体がシェルター間を移動する際も、近接したシェルター程、高頻度で選ばれていた。こうした観察事例から、実験環境におけるカモハラギンボの基本的な行動戦略は、信頼性の高いシェルターを利用することで安全性を高めながら環境を探索するというものであると推測される。

一方、Figure 1(b) は同じ条件において観察された、例外的な移動軌跡を示している。ここでは、Figure 1(a) と異なり、水槽内の全域、特にシェルターが置かれていない場所を頻繁に移動していることがわかる。特に、上から 2 段目の図においてこのような特徴が顕著である。この図においては、シェルターの上方が行動の空白域となっている様子が見られる。こうした行動パターンの特異性が、この個体の個性性であるとは考えにくい。なぜなら、他の試行においては同一個体が、Figure 1 のような典型的移動軌跡を示しているからである。本研究では、実験個体によって示された二つの行動パターンは、共に個体が安全に環境探索を行うという動機に基づいて環境との相互作用を行った結果生じたものと考えられる。次節では、そのような行動パターンの多様性をもたらす可能性を担う人工エージェントの認知機構を構築することを試みる。

4 多様な行動を実現する認知機構の構築

4.1 モデルの設定

本節では、実験環境において観察された魚の行動のシミュレーションを試みる [5]。シミュレーションにおける魚をここではエージェントと呼ぶ。エージェントが導入される環境には、Figure 1 に示される通りに、シェルターが配置されている。エージェントは、新奇な環境においては開放的な場所を避ける傾向を持ち、シェルターへの出入りを繰り返しながら、環境内を移動する。エージェントの移動は時刻 t における 2 次元平面上の座標 $(x(t), y(t))$ によって表現する。

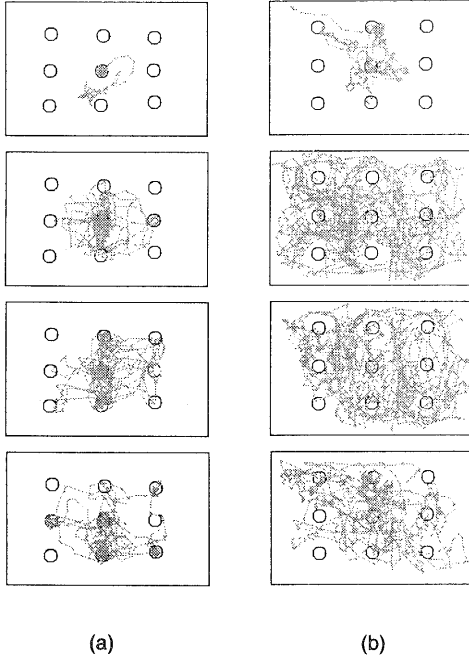


Figure 1: Traces of the fish in the experimental environment, as representatives of behavioral typical pattern, (a), and abnormal pattern, (b).

4.1.1 確率分布に基づくナビゲーション

シミュレーションの初期においてエージェントは、各タイムステップにおいて、確率的に行先のシェルターを選択しながら移動する。ここで、行先選択の確率は各シェルターとエージェントとの距離の減少関数として与え、エージェントの移動速度は、行先として選択されたシェルターまでの距離の増加関数として与えた。これらの関数は、エージェントの移動軌跡が、典型的移動パターンに近くなるように経験的に決定した。

4.1.2 視覚刺激の数値化

エージェントは、移動の際に視覚刺激と自身の運動情報を記憶する。簡単のため、エージェントへの環境刺激は、環境内に配置されたシェルターの視覚入力に限定した。エージェントは、この視覚刺激を実数に変換したもの記憶する。エージェントの視野は、体軸の方向を 0° として、 $\pm 150^\circ$ に限定されており、視覚入力は視野 1° の範囲に対して $1bit$ でシェルターの有無をそれぞれ1と0で表すビット列として与えられる。視覚入力が $s_{-150}, \dots, s_{-1}, s_1, \dots, s_{150}, s \in \{0, 1\}$ のとき、その実数表現は次式で与えられる。

$$S(t) = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^{75} \left[\frac{s_{2i-1} + s_{-2i+1}}{2^{i-1}} + \frac{s_{2i} + s_{-2i}}{2^i} \right] \quad (1)$$

上式より、エージェントへの視覚入力は区間 $[0, 1]$ の実数で表現される。この変換は、視界の中央寄りにシェルターが存在するときに、その位置の差異により鋭敏であるように設定されている。

4.1.3 スナップショットの比較による自位置の同定

エージェントが確率分布に基づいた方向決定により移動する過程で、あるシェルターに到着するとそこで得られる視覚入力を実数に変換せずにそのまま記憶する。つまり、周囲の光景をスナップショットの形で記憶する。一つのシェルター上で得られるスナップショットの均一性を確保するため、エージェントは自身が位置するシェルターに最も近いシェルターが中心となるようにスナップショットを記憶するものとした。本研究の設定のように、エージェントがシェルター上にいるかそうでないかによって、視覚入力を記憶に取り込む際の精度が変化するような設定は、実際に動物やロボットが行なうナビゲーションにおいて、環境内に記憶するのが容易な特徴的な視覚刺激をもたらす場所とそうでない場所が存在すること [7] の表現となっている。

エージェントはシェルター上で自位置の同定を行なうが、これは環境内におけるそのシェルターの位置を決定するものではなく、そのシェルターがそれまでに訪れたことのあるものであるかどうかをスナップショットの比較によって行なう相対的なものである。エージェントが k 番目に訪れたシェルターと l 番目に訪れたシェルターは、両者において得られたスナップショット間のハミング距離によって、同一かそうでないかの判断がなされる。これは次式で与えられる。

$$D_{kl} = \sum_{i=1}^{150} (|s_{-i}^k - s_{-i}^l| + |s_i^k - s_i^l|) \quad (2)$$

今回の設定では、このハミング距離が10より小さいときにエージェントは二つのスナップショットを同一と認識する。

エージェントは与えられた環境に不慣れであるため、訪問した経験のあるシェルターをより好む性質を持つと仮定される。そこで、エージェントは、確率的な方向選択により到達したシェルターが、以前に訪問したものであると認識すると、以前のスナップショットを得てから記憶した視覚入力と運動情報から、ナビゲーションのための入出力規則を構成する (Figure 2)。時刻 t における運動情報としては、エージェントの進行方向の変化 $\alpha(t)$ を用いた。エージェントは視界の範囲内で新しい進行方向を決定するので、 $-150 < \alpha(t) < 150$ である。 $\alpha(t)$ は次式により正規化される。

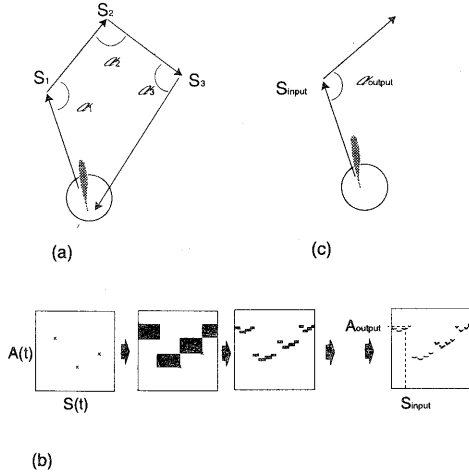


Figure 2: A schematic diagram to show the procedure of construction of a map for navigation. (a) The probabilistic navigation. (b) Construction of a map from data obtained through the probabilistic navigation. (c) Navigation using the constructed map.

$$A(t) = \frac{\alpha(t) + 150}{300} \quad (3)$$

ナビゲーションのための入出力規則を、不完全同定モデル [4] により構成した。エージェントが、同一であると判断されるシェルターに「再訪」するまでに経験した入出力データは高々有限個であり、定義域内の全入力に対する出力を決定する関数を構成するためには、有限個のデータから無限個の入出力を決定する関数を決定することは論理的飛躍を孕んでいる。この飛躍の解決の一つとしての自己相似集合 [4] を構成することで、入出力関数を得る。

この自己相似な入出力関数は、以下の手順により構成される。まず、エージェントが時刻 $t - N - 1$ に訪問したシェルターと時刻 t に訪問したシェルターとで得られたスナップショット間のハミング距離が 10 より小さい場合には、それまでに記憶した視覚入力 of データ集合 $S(t - N), \dots, S(t - 1)$ 、および、運動情報のデータ集合 $A(t - N), \dots, A(t - 1)$ が得られる (Figure 2(a))。ここで、両者の要素を $0 < S_1 < \dots < S_N < 1$ 、および、 $0 < A_1 < \dots < A_N < 1$ のように整列する。

ここで、時刻 $t + 1$ におけるエージェントへの視覚入力 S_{input} に対する出力を以下の手順によって決定する。まず、 $S_{input} \in [S_{i(1)}, S_{i(1)+1}]$ と入力値を含むデータ集合の要素間の区間を特定する。次に、 $S_{input} \in [(S_{i(1)+1} - S_{i(1)}) \times S_{i(2)}, (S_{i(1)+1} - S_{i(1)}) \times S_{i(2)+1}]$ のように、区間 $[S_{i(1)}, S_{i(1)+1}]$ に $[0, 1]$ 区間内のデータ集合を縮小して得た区間によって S_{input} の位

置を特定する。この操作を n 回繰り返すことにより、 $S_{input} \in [S_{i(1)}, S_{i(1)+1}] \cap \dots \cap [(S_{i(n-1)+1} - S_{i(n-1)}) \times S_{i(n)}, (S_{i(n-1)+1} - S_{i(n-1)}) \times S_{i(n)+1}]$ と入れ子状の区間によって入力値を特定する。ここで、出力値についても同様に同定する操作が施される。すなわち、最初に $A_{output} \in [A_{j(1)}, A_{j(1)+1}]$ 、次に、 $A_{output} \in [(A_{j(1)+1} - A_{j(1)}) \times A_{j(2)}, (A_{j(1)+1} - A_{j(1)}) \times A_{j(2)+1}]$ という操作を n 回繰り返す、 $[A_{j(1)}, A_{j(1)+1}] \cap \dots \cap [(A_{j(n-1)+1} - A_{j(n-1)}) \times A_{j(n)}, (A_{j(n-1)+1} - A_{j(n-1)}) \times A_{j(n)+1}]$ を得る。ただし、 A_j は入力 S_j に対する出力である。また、 $0 < S_{input} < S_1$ あるいは $S_N < S_{input} < 1$ となる場合については、入力 0 または 1 に対応する出力を乱数によって与えた。以上の手順を模式的に Figure 2(b) に与えた。

上述の方法により構成された入出力関数は、エージェントへの視覚入力に対して進行方向の変化量のみを与えるため、この関数だけではエージェントの運動は決定されない。そこで、エージェントの運動速度は確率的な方向決定によるナビゲーションの時と同様に、視界の最も中央寄りに位置するシェルターまでの距離の関数で与えた。こうして、エージェントは各時刻での視覚入力に対する運動を決定しながら環境中を移動し始める (Figure 2(c))。ここで、エージェントがシェルターに到達した場合には、次の時間ステップでの進行方向として、周囲のシェルターのいずれかを確率分布に基づいて選択し、そのシェルターまでの距離に従って速度を決定して移動を行っている。

また、エージェントは移動することで新たな視覚入力と運動情報を得るが、この新しいデータを入出力規則を構成するためのデータ集合に加え最も古いデータを捨てることで、データ集合は常に更新される。このことにより、エージェントのナビゲーションのための入出力規則は常に更新され続ける。更に、例外的状況として、新たに決定された位置座標が環境の外側にある場合とエージェントの視界にシェルターが存在しない場合がある。前者においては、エージェントの新しい位置座標は計算された運動ベクトルを壁で反射させた位置によって与えられた。また後者においては、エージェントはその場でランダムに回転することで、新たに得られた視覚入力によって方向転換の角度を計算した。

5 シミュレーションの結果

5.1 環境中での移動軌跡の多様性

エージェントの初期位置を環境中で様々に変化させながら、シミュレーションを行ったが、本稿ではその内の一つの初期条件において得られた結果を紹介する。Figure 3 は、エージェントが 1,000 ステップ中何ステップをシェルター上で過ごしたかを示している。この図に示されるように、エージェントがシェルターを訪問する頻度は時間帯によって大きく変動す

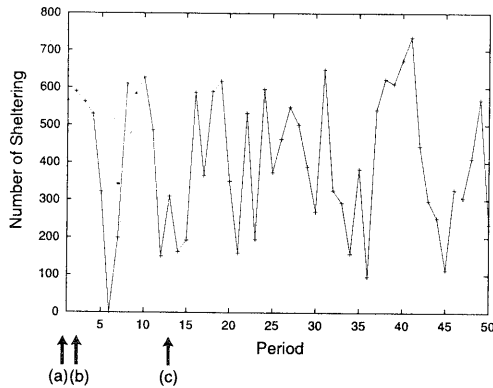


Figure 3: Transition of the number of time steps which the agent is on the shelters. Each period consists of 1,000 time steps.

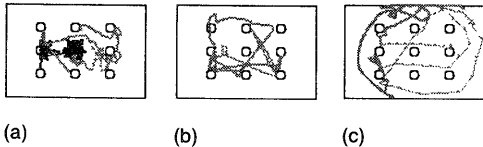


Figure 4: Traces of the simulated fish. Black line in (a) expresses the movement probabilistically choosing temporal sheltering places. Gray lines in (a), (b) and (c) express traces navigating by constructed maps.

る。Figure 3 の矢印 (a)-(c) によって示された時間帯における、エージェントの移動軌跡を描いたものが Figure 4(a)-(b) である。Figure 4(a) は時刻 $t=0$ からの 1,000 ステップ間の挙動を示している。この図では、黒い線で確率分布に従った移動の軌跡を、灰色の線によって規則を構成しながらの移動軌跡を示している。このシミュレーションでは、開始後 302 ステップに訪れたシェルターにおいて得られたスナップショットが、その 94 ステップ前に記憶されたスナップショットと同一と判定され、それらを記録する間の移動の際に得られた入出力データからナビゲーションのための入出力規則が構成されている。

Figure 4(b) では、移動軌跡の大部分がシェルター間を直線的に結ぶものとなっていることが顕著に見受けられる。従って、この時間帯においてエージェントが従う移動規則は、シェルターを出発する時点で行き先として選択した進行方向を維持するように作用していることがわかる。一方、Figure 4(c) では、シェルターの間を縫うような経路が頻繁にとられている。このように、エージェントは環境中を移動しながらナ

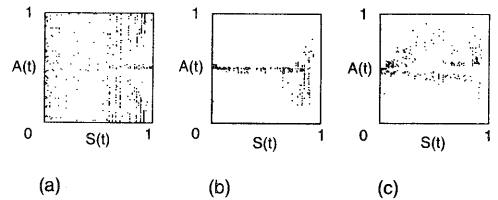


Figure 5: Maps from visual inputs to motor outputs recording during probabilistic navigation, (a), and navigation by constructed maps, (b) and (c), respectively.

ビゲーションのための入出力規則を更新していくことで、同一環境中で異なる行動様式を見せることが確認された。

5.2 入出力における変化

Figure 5 に、上で紹介した各時間帯においてエージェントによってとられた視覚入力と方向転換のデータを示す。横軸は視覚入力を実数で表現した値を示し、縦軸はその入力に対する反応としての進行方向変化を表す。この図では、縦軸の値が 0.5 であるとき、エージェントの方向転換が 0° であることを意味する。Figure 5(a) は、確率分布に従った移動における入出力データである。確率分布に従った方向選択を行うため、シェルターが近くに存在しない場合や視界中央にない場合においては、特に進行方向に対する選択性は観察されない。しかし、シェルターが十分近く視界中央に存在する場合では、進行方向が維持される傾向が強い。次に、Figure 5(b) では、Figure 5(a) と比較して顕著に進行方向を維持する傾向が見られる。同様に、Figure 5(c) では、出力値 0.5 付近の空白により示されるように、エージェントは大体全ての視覚入力に対して方向転換を行なっていることがわかる。これらの図によって示されるような局所的動作規則の相違により、シェルターに向かって直線的に移動する行動と、シェルターを迂回するような行動とが実現されているのである。

5.3 ダイナミクスの安定性とエージェントの行動

さて、このような行動様式の変更はどのような機構により促進されるのであろうか？Figure 2 に模式的に示されるように、不完全同定モデルによって入出力規則を構成すると、元になる入出力データの組合せによっては不連続な関数もたらされる。基本的にはこのことが、ダイナミクスの変更を担っていると考えられる。ここで、エージェントの経験に基づいて構成される入出力規則によるダイナミクスの安定性を推

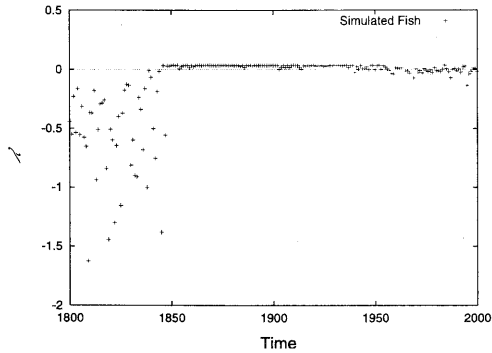


Figure 6: The $\bar{\lambda}$ value for maps constructed from the 1,800 th to the 1,999 th time steps.

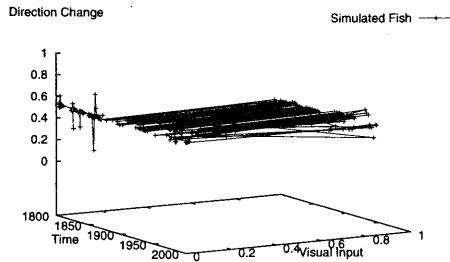


Figure 7: Transition of the relationship between visual input and direction change of the simulated fish in the same period as Fig.6

測するための量として、次式によって与えられる $\bar{\lambda}$ という数値を計算した。

$$\bar{\lambda}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log_2 \frac{df_t x_i}{dx_i} \quad (4)$$

ここで、 f_t は時刻 t においてエージェントが構成した入出力規則であり、 df_t は入力 x_i が dx だけ異なった場合の出力の差である。入力 x_i は区間 $[0, 1]$ 上に一様に分布する実数で、ここでは $N = 10,000$ とした。また、 $dx = 10^{-10}$ である。式 4 は、リヤプノフ指数の計算式と同じ形をしているが、本研究のエージェントが構成するのは入出力関数であり、リヤプノフ指数のように力学系の軌道の平均拡大率を与えるものではない。しかし、入出力とも正規化した値を用いているので、エージェントが経験に基づいて視覚入力に応じた行動決定を行うとき、視覚入力の微小な差異に対する反応の差異の統計的性質を与える量であると考えられる。しかし結果としては、この $\bar{\lambda}$ とエージェントの行

動様式の安定性との間には一意的な相関は見られなかった。

以下では、Figure 4(b), (c) で示した時間帯において見出された $\bar{\lambda}$ とエージェントの行動様式との関係性について見ていくことにする。Figure 6 は、Figure 4(b) に示した時間帯の一部における $\bar{\lambda}$ の時間変化を示している。ここで、 $\bar{\lambda}$ が正の値をとっているときは、エージェントが入力値の微小な差異に対して鋭敏であることを示している。同一の時間帯におけるエージェントへの視覚入力とそれに対する反応の時間変化 (Figure 7) を見てみると、コヒーレントな入出力関係が形成されていることが窺われる。この時間帯では、エージェントが進行方向を左右に変えながら一つのシェルターへと移動して行くのが観察されている。従って、このとき正の $\bar{\lambda}$ 値によって示される入力の差異に鋭敏な入出力関数が、シェルターへと向かう際の進行方向の微調整に利用されていることが示唆される。

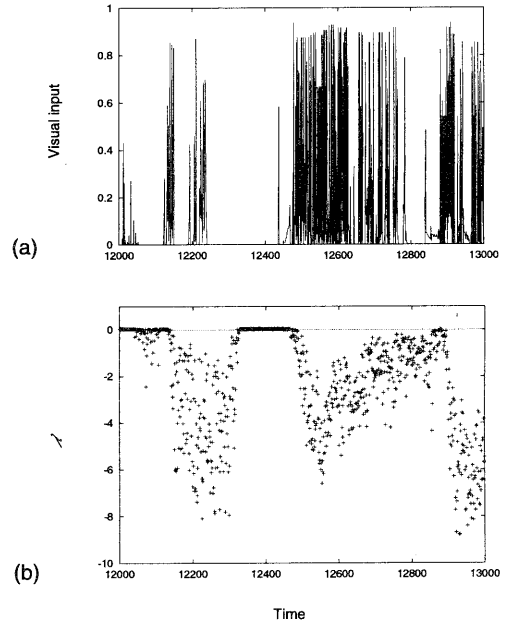


Figure 8: Visual inputs for the simulated fish (a) and $\bar{\lambda}$ value for the maps constructed in the same period (b).

一方、Figure 4(c) で示された時間帯においては、エージェントへの視覚入力によって入出力関数が安定化されるという様相が観察された (Figure 8)。この時間帯では、視覚入力 (Figure 8(a)) がない場合 $\bar{\lambda}$ が正の値をとっている。逆に視覚入力の到来にやや遅れるかのように $\bar{\lambda}$ が負の値をとるようになり、入

出力関数のダイナミクスは安定化する方向へ向かう。これらの二つの例は、エージェントが構成する入出力関数が不安定なダイナミクスを保持することで、行動様式自体を安定化するという能動的な側面と、外部入力によりダイナミクスが安定するという受動的な側面とを併せ持つことを示している。言い換えれば、エージェントが経験に基づいて構成した認知機構は、入力の変動に鋭敏に反応することで行動様式を維持し、一方で、そうした反応性を決定する機構が入力値によって決定されるという両義性を持つ。このような両義性が、エージェントにダイナミクスを変更させるような潜在的な柔軟性を認知機構に与えているものと考えられる。

6 おわりに

本研究では、人工エージェントの行動における多様性を、エージェントに付与する認知機構の特性によって実現することを試みた。不完全同定モデルを用いることで、エージェントが自身の経験に基づいて環境内を移動するための入出力規則を決定する際に、不可避免的に自己の経験の文脈を決定するという操作が導入される。そのため、設計者が意図的に行動のスイッチのための機構を埋め込むことなしに、行動様式を変更することが可能となる。そのとき、同一の環境に対する異なる解釈がエージェントによって示され、エージェントの環境適応的な行動を階層的に自己組織化するための基盤が与えられるのではないだろうか？

ダイナミカルシステムズアプローチにおいては、エージェントと環境との局所的な相互作用による行動パターンの創発を標榜するために、同一環境下での相反する行動パターンを選択肢として用意することが困難である。一方、動物は時としてそうした行動のバリエーションを示せることが示唆されるため、意識的思考の有無を巡った論争が繰り返されている [3]。人工エージェントにおいて意識的思考とは、環境と自身の運動の明示的な記述に基づいたタスクの達成と位置付けられるであろう。エージェントの行動を明示的に表現することなく相反する行動パターンの選択肢を提供するためには、不完全同定モデルのような柔軟性を持つシステムによって認知機構を構築することが有効であると考えられる。

本研究の一部は、日本学術振興会未来開拓学術研究推進事業「創発的シンセシスの方法論」(96P00702)の援助によるものである。記して謝意を表す。

References

[1] R.D. Beer, *Intelligence as Adaptive Behavior: An Experiment in Computational Neuroethology*, Academic Press, San Diego, CA, (1990)

[2] R.D. Beer, *A Dynamical Systems Perspective on Agent-environment Interaction*, *Artificial Intelligence*, Vol.72, pp.173-215, (1995)

[3] J.L. Gould and C.G. Gould, *Animal Mind*, Scientific American Library, New York, (1993)

[4] Y.-P. Gunji and Y. Kusunoki, *A model of Incomplete Identification Illustrating Schooling Behavior*, *Chaos, Soliton and Fractals*, Vol.8, No.10, pp.1623-1630, (1997)

[5] M. Migita and K. Ueda, *Coherence in the Interaction between Agent and Environment*, in *Proceedings of International Workshop on Emergent Synthesis*, Kobe, pp.99-104, (1999)

[6] T. Moriyama, *Discovery of Intelligence - Beyond Discrimination between Artificial and Natural*, in *Proceedings of the 3rd International Symposium on Artificial Life and Robotics*, pp.466-469, (1998)

[7] B. Poucet, *Spatial Cognitive Maps in Animals: New Hypothesis on Structure and Neural Mechanisms*, *Psychological Review*, Vol.100, No.2, pp.163-182, (1993)

[8] T. Smithers, *Quantitative Performance Measures of Robot Behaviour*, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol.15, pp.107-133, (1995)

[9] T. Smithers, *Autonomy in Robots and Other Agents*, *Brain and Cognition*, Vol.34, pp.88-106, (1997)