

# パターンベースド知能システム

## - 学習能力から見たシンボルグラウンディング問題の検討 -

山川宏\*1

Hiroshi Yamakawa

\*1 RWC Pつくば研究センタ

Real World Computing Partnership

あらまし シンボルをベースにして高次の知能を工学的に実現する手法は、従来からAIの分野で研究されているが、これを用いてパターンを主体とする現実世界からの情報を扱うことはあまり成功していない。これはシンボルグラウンディング問題とよばれ、パターンとシンボルの情報の違いがその原因であると考えられている。本論文ではこの問題に対し学習の面から検討を加え、問題の本質はパターン情報をシンボル化する部分で新たな内部表現を生成を含むような高次の学習を自律的に行えないことであるという見方を提案する。そうであるならば、現実世界に対応できるシステムを構築するにはパターンのみを用いて知的な処理を行う方法が有望である。さらにそのような方法では処理量の爆発や設計の困難さという課題あることを指摘した。

キーワード 自律的学習、相関、観測者、構造の学習、現実世界、人工知能、リアルワールドコンピューティング

### 1. まえがき

将来の知能システムには現実世界に柔軟に適應する能力が求められる。現実世界との直接相互作用の点では現在でもロボットによる認識や制御が現実的なスピードで可能となりつつあるが、その学習能力はパラメータチューニング程度で、人間の高次のレベルにおける柔軟な機能までは実現されていない。

パターンによる情報を扱うロボットは図1に示すように現実世界から取り込んだ情報を様々な処理空間に変換(例えば画像情報を距離や地図の処理空間に変換するなど)して目的を遂行する。一方、観測者は現実世界から取り込んだパターンによる情報から世界モデルを獲得する。さらに世界モデルに内在する相関の一部を意味を通じてリンクされたシンボル間の関係として保持している。動作時のロボット内部の処理空間を流れる情報はシンボルではないが、設計には観測者が持っているシンボル間の関係を、処理空間に対して与えられたシンボル(例えば"距離"とか"地図")を利用して関係を記述する。つまりこのシンボルを利用した設計では予めタスクに必要な処理空間を用意する必要があり、ロボットの学習能力において柔軟性が乏しくなる。

一方、高次の知的機能をシンボル情報の操作により実現しようというAIの研究が以前から続けられている。当初は簡単な問題で成功した技術を次第にスケールアップすれば、現実世界に適用できるだろうという期待が強かった。つまり、先述したパターンを扱うシステムの上位機構としてAI技術を搭載すれば、柔軟で高度な知能を持ちながら現実世界で動作する知能システムを実現できそうに思えた。しかし、飛躍的にコンピュータパワーが増大したにも関わらず現実世界に対応する知能システムが実現できない今日の下況下では、何らかの本質的な技術要素が欠如している可能性をも考慮する必要がある。この問題意識の存在は、人間と同じ原理で学習するニューラルネットワークが注目を集めたり、リアルワールド・コンピューティング・プロジェクトが進められていることによって明らかである。

現実世界に対応できる柔軟な知能を実現するためには、新たな技術の開発と同時に、問題の明確化も必要であろう。そのような意味で現実世界の情報であるパターンとAIで用いるシンボルとの情報の違いに着目したシンボルグラウンディング[Harnad, 齊藤]という問題の捉え方は重要なポイントである

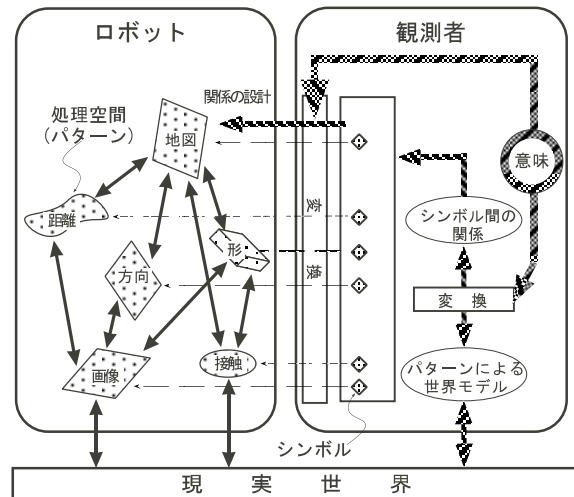


図1: ロボットの設計

と思われる。

本論文は独自の切り口でパターンとシンボルの情報の性質を学習能力の切り口から議論することで、シンボルをベースとした処理における問題点を指摘する。続く2章では本文でのパターンやシンボルなどの言葉の使用方法を定義する。3章では知能システムに望まれる学習能力を分類する。4章ではシンボルに基づくシステムの構成などを述べ、その能力的な限界がシンボル化の学習能力あることを指摘する。5章では限界を克服するためにシンボル化の学習を行わない超シンボル化知能システムについての考察を行う。6章では限界を克服するためにシンボル化自体を諦めてパターンで処理を行う知能システムについて考察を行う。7章でまとめ等を行う。

### 2. 言葉の定義

本論文文中で使用する、“観測者”、“意味”、“パターン”、“シンボル”、“シンボル化”の言葉の定義を行う。なお、ここでの語法は必ずしも一般的ではないが、議論を明確にするために必要である。

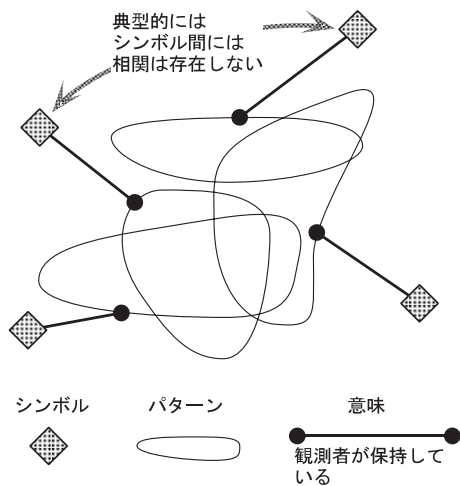


図 2: シンボルとパターン

## 2.1 意味

### 【意味の定義】

「意味は、通常複数の観測者により保持される人為的な相関である。」

パターンとシンボルを連結する情報である。例えば図 1 の例などでコンピュータのメモリあるアドレス上にあるデータを距離だと解釈するために必要。

## 2.2 観測者

### 【観測者の定義】

「観測者は現実環境と相互作用可能で、背景知識としてパターンによる世界モデル、意味、シンボル間の関係を持つ主体である。」

観測者は典型的には設計者やユーザなどの人間を想定しているが、宇宙人や知的ロボットをと考えても良い。

## 2.3 パターン

### 【パターンの定義】

「相関だけが有効な情報である。」

### 【パターンの性質】

1. 最小単位が存在しない  
分解すると次第に相関が減少し、有効性が減少。
2. 意味を解釈する観測者を仮定しない  
相関それ自体は解釈される必要が無い。
3. 特定の目的に対しては冗長
4. 実環境からの情報と同じ性質

パターンの例としては、システムが外界と入出力として交換するベクトルなど、観測者により意味が与えられていない情報である。例えば我々が眼球を通して物を見るときにその光の各部分が意味付けされているとは考えないだろう。

## 2.4 シンボル

### 【シンボルの定義】

「シンボルは、意味よりパターンに関係づけられる情報」

### 【シンボルの性質】

1. 最小単位が存在する  
観測者が意味を付加した最小単位が存在する。
2. パターンに比べてコンパクト
3. 実環境から直接得ることはできない  
実環境からのパターン情報とは性質が異なる。
4. シンボルは観測者が定義する  
シンボルの意味付けと、時にはシンボル間の関係をあらかじめ観測者が定義する必要がある。
5. 相関も有効であり得る  
パターンの持つような相関の性質も持ちうる。

シンボルは典型的には、数字などのように、現実世界の相関から行動に抽象化された人為的な情報である。また、図 1 の例などで距離という処理空間を利用したなら、その観測者の距離に対する知識が「意味」でありその軸に付けた 1 などの記号はシンボルである。

パターンとシンボルの関係のイメージを図 2 に示した。境界のないパターンのある部分に対して意味を介してシンボルが接続される。

さらに情報の性質をまとめた。

表 1: 情報の分類

	意味	相関
パターン	無し	重要
シンボル	有り	無くても良い

ここでの定義では観測者により意味付けがされた情報がシンボルである。また、シンボルであっても相関を持っている場合もある。象形的な記号などはシンボルでありながらパターンとの相関を持っていると言える。

## 2.5 シンボル化

### 【シンボル化の定義】

「意味によりパターン内に存在する相関を、あるシンボルに結びつける作業」

## 3. 目指すべき学習能力とその分類

我々が実現しようとしている知能システムのイメージとしては、初めの段階では状況 A のように観測者と現実世界の両者との相互作用を通して共有するシンボルを学習するが、ある程度学習が進んだ後は現実世界ののみと相互作用しながら自律的に学習するシステムである。さらに状況 B においてシステムが未知の対象物体を見つけたならばそれを記憶・理解し、利用することが学習可能であり、さらには再び状況 A で観測者と接した際に既存のシンボルを用いてその対象物を説明できることが望ましい。(図 3)。

ここでは今後の議論のために、これらを実現する学習能力について二つの切り口から分類する(表 2 参照)。

### 3.1 自律的学習 vs. 非自律的学習

自律的学習は観測者不在の学習である。つまり、外部から正解を与えられない状況で機能する学習であり、観測者が教示するコストを軽減できる。しかし逆にシステム自身は試行錯誤を繰り返し、その結果と評価を利用して学習を行うことになり処理が増大する。強化学習などはこの例である。

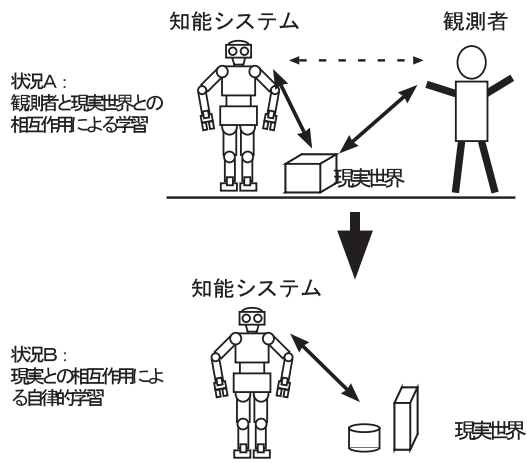


図 3: 自律的学習

表 2: 情報の分類

	自律的学習	非自律的学習
質的学習	処理空間の変更 ・生成を含む 自律的な学習	観測者が処理空間を教え込む
量的学習	固定的な処理空間の枠組みでの自律的な学習	ある量を教師有り学習で教える

一方、非自律的学習は教師としてサポートする観測者が存在する学習である。外部からあからさまに学習すべき関係をシステムに与えて覚え込ませるので、観測者は事細かに教示する必要がある。

### 3.2 質的学習 vs. 量的学習

質的学習とはシステム内部の処理空間の柔軟に変化による学習である。例えば、システムが与えられた課題の本質を明確にしたり課題解決のために工夫することは、処理空間の絞り込みや、既存の処理空間へ課題を割り当てることに対応するだろう。さらに、創造的な能力、例えば今まで”大きさ”と言う意味を使用していたが、新たに”色”と言うような意味を持った反応性を生成する能力は、新たな処理空間の生成である。この柔軟な質的学習能力を実現するには、データによる構造の記述などの、表現レベルでの可変性を必要とする。

対する量的学習はより狭い範囲の学習で、処理空間の変更を行わない。例えば”大きさ”の意味をあらかじめ持っていて、その”大きさ”の定量的な基準などが変化するだけで、その意味は変わらない学習である。つまり、量的学習は表現の意味が不変な学習である。

## 4. シンボルベースド 知能システム

### 4.1 構成

シンボルベースド 知能システムは図 4 に示す様に、シンボル化装置とシンボル処理装置により構成される。環境から取り込まれたパターン情報はシンボル化装置でシンボル表現に変換され、シンボル処理装置はその情報を利用して処理を行う。

破線を境にして、上の領域ではシンボルによる意味主動の

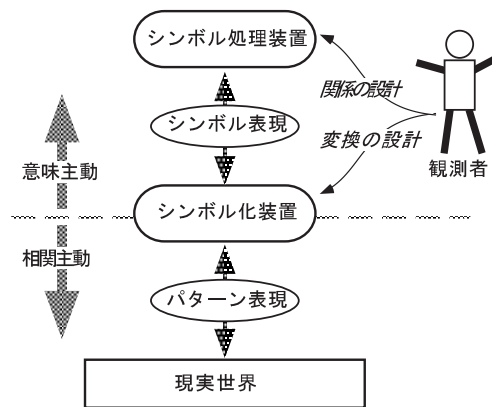


図 4: シンボルベースド 知能システム

表現と処理が為され、下の領域ではパターンによる関連主動の表現が為されている。シンボル化における変換とシンボル間の処理の設計は、観測者によって行われる。

### 4.2 物理記号仮説に立脚

シンボルベースド 知能システムは以下の物理記号仮説 [Newell] に基づいて構築されており、知的処理を行うにはパターンをシンボルに変換し、そのシンボルを知的動作の処理単位として用いる。

#### 【物理記号仮説】

知的行動を創り出すのに必要な処理は物理記号の集まり及びそれらの記号から構築される一連の構図を生成する機構の集合によりシミュレートできる。

### 4.3 特徴

シンボルベースド 知能システムの特徴としては以下のようなものがあるだろう。

1. 観測者に理解しやすい  
観測者が意味付したので当然である。
2. 分化の進んだ処理機構  
意味に応じて処理を設計するので処理効率が向上するのでヘテロなシステムが構築される。
3. 処理システム自身は意味を解釈できない  
処理の背景にある意味は観測者が持っているのでシステムはそれを知り得ない。
4. 関連の削減による情報サイズの減少  
パターンをシンボル化する際に処理目的以外の多くの相関が失われ、その処理に必要な相関だけが強調されて、情報サイズが小さくなる。よって、特定の処理には効率的だが、他の目的の処理には使用できない。

### 4.4 設計

シンボルベースド 知能システムの設計としては、主に次の二つが考えられる。

1. 新たなシンボル関係モデルの記述  
観測者がシンボル自体を作成し、同時にそのシンボル間の関係に基づく処理を決定する。
2. 既存のシンボル処理系の利用  
数学、コンピュータ言語など既存の処理系にあわせて観測者がシンボル化を決定する。

#### 4.5 処理機構

シンボルベースド知能システムの構成要素について以下に説明する。

##### 4.51 シンボル処理装置

###### 4.511 機能と設計

この装置は、前節の二つの方法に基づいて設計され、予め定義されたシンボルとそれらの関係を利用し、シンボル入力に対しシンボル出力を行う。

###### 4.512 学習

###### 1. 学習の性質

シンボル処理装置の学習はシンボル間学習で、定義されたシンボル間の新たな関連・処理を学習や既存シンボルの組合せによるシンボルの再定義などが可能である。つまり、観測者が考慮した枠組み内においては自由度が高く、様々な学習が可能である。

###### 2. 分類による評価

シンボル間の学習は表 3 に示すように、以下の分類のいかなる、場合でも実現可能である。

	自律的学習	非自律的学習
質的学習		
量的学習		

表 3 シンボル処理装置のシンボル間学習能力

###### ● 自律的-質的学習

経験から幾つかのシンボルを組み合わせて新たなシンボルを作ることなどが可能。この学習はシンボルの組合せにより処理が大きくなるが、システムに組み込まれた意味の構造を手がかりとして、その組合せを削減できる可能性がある。

なお、システムが自律的に生成した新たなシンボルの意味は観測者が指定するまで確定しない意味の不定性を持つ。その意味が不定なシンボルに対する処理の決定は難しくなる。

###### ● 量的学習

シンボル処理における量的学習は、既に存在するシンボルの関連を新たに生成させたり変化させる。

##### 4.52 シンボル化装置

###### 4.521 機能と設計

観測者が保持している意味に基づきパターンからシンボルへの変換を行う装置なので、設計は観測者により行われる。

###### 4.522 学習

###### 1. 学習の性質

シンボル化装置での学習はシンボル化学習である。変換のルールは観測者が決めるので、観測者不在の自律的学習においては、全く新しいシンボルは定義できない。

###### 2. 分類による評価

シンボル化の学習は表 4 に示すように、自律的・質的学習以外が可能である。

	自律的学習	非自律的学習
質的学習	x	
量的学習		

表 4 シンボル化装置のシンボル化学習能力

- 非自律的学習非自律的な学習では観測者が意味を与えることができるので、質的学習、量的学習とも可能である。



シンボル化では片方しか実現し得ない

図 5: シンボル化の二者択一

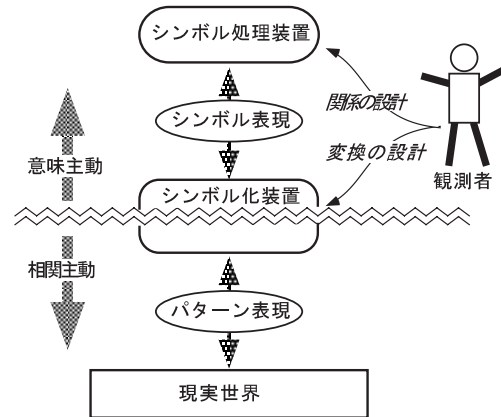


図 6: パターンとシンボルのギャップ

- 自律的・質的学習この学習は不可能。以下にその論拠を示す。【論拠】

1. 質的学習を行うには新たなシンボルの定義が必要
2. シンボルを定義するには観測者が必要
3. 自律的学習には観測者は不在である
4. シンボル化装置は、質的かつ自律的学習を行うことはできない

結局、「シンボル化においては質的学習、自律的学習の両立は不可能である。」このことを図 4 に示した。つまり、シンボル化においては、自律的学習か質的学習のどちらかを諦めざるを得ない。

- 自律的・量的学習

意味が不変な範囲で、シンボルとパターンの関係を自律的に変化させる学習。例えば、大きいというシンボルの量が変化するファジー変数の学習など。

#### 4.6 全体としての学習能力

##### 4.61 学習能力とその限界

シンボルベースド知能システムの学習能力は、シンボル処理装置とシンボル化装置の学習能力が組み合わされた能力で、表 5 となる。

つまり、シンボル化学習における自律的かつ質的学習以外は可能である。

	自律的学習	非自律的学習
質的学習	制限される	
量的学習		

表 5 シンボルベースド知能システム学習能力

つまり、シンボルベースド知能システムには、以下のような学習の限界がある。

## 【シンボルベースドシステムの限界】

「シンボルベースド 知能システムでは、シンボル化において、自律的学習と質的学習を両立することはできない。」

例えば、シンボルに「赤い」、「チューリップ」と言うシンボルが予め定義されていれば、「赤いチューリップ」ということは学習できるが、「赤い」ということ自体を新たに学習することはできない。

### 4.62 シンボルグラウンディング問題とは何だったのか

ここでの見方では、シンボルグラウンディング問題は、シンボル化装置に自律的かつ質的学習能力を要求する際に、シンボルとパターン間に発生するギャップであると考えられる(図4)。

つまり、シンボルベースド知能システムを研究を進めると、(1) 非自律的・質的学習能力を持つシステムに自律性を導入しようとしたり、(2) 自律的かつ量的学習を持つシステムに質的学習を導入しようすると、このギャップが現れるであろう。

### 4.7 限界を超えるには

我々の目的は自律的かつ質的学習の可能な知能システムである。この限界を乗り越えるには、次の二つの方法があると思われる。

1. シンボル化の学習を諦める  
シンボル化における学習を諦める方法がある。次の5章では超シンボル化知能システムとして説明する。
2. シンボル化それ自体を諦める  
さらに、進めてシンボル化をやめてしまうと、パターンで総てを処理する必要がある。6章ではこれをパターンベースド知能システムとして説明する。

## 5. 超シンボル化知能システム

超シンボル化知能システムはシンボルベースド知能システムの基本構成を壊さないままに、シンボル化の学習を止めた知能システムである。

### 5.1 構成

超シンボル化知能システムは学習を行わない完全シンボル化装置とシンボル処理装置により構成される(図7)。環境から取り込まれたパターン表現による情報は完全シンボル化装置でシンボル表現に変換され、シンボル処理装置はその情報を利用して処理を行う。

シンボル化の学習を行わないにも関わらず、完全な自律的・質的学習を確保するために、ここでのシンボル化装置は、予め十分なシンボル化の能力を備えていなければならない。

### 5.2 学習

学習はシンボル処理装置のみで行われるので、その能力は以前説明した場合同様である(表6の様)。

	自律的学習	非自律的学習
質的学習		
量的学習		

表6 超シンボル化知能システムの学習能力

### 5.3 問題点

このシステムの問題は、学習をしなくても十分な完全シンボル化装置を予め用意することが困難な点である。その原因として、次の二つが揚げられる。

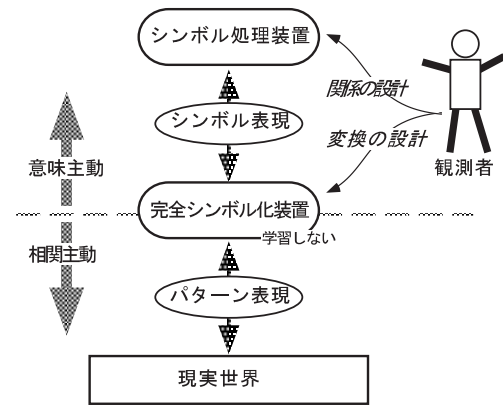


図7: 超シンボル化知能システム

1. 必要なシンボルの未知性  
観測者は設計時に将来必要な全てのシンボルを知ることができないので、完全なシンボル化を定義できない。
2. シンボルセットの肥大化  
実用上十分なシンボルのセットを定義できたとしても、それが元のパターン情報よりも大きくなる危険性がある。つまり、多様な状況と処理を考慮して多種多数のシンボルを用意した結果、表現がコンパクトであるというシンボルのメリットが失われてしまい兼ねない。

システムに高度の柔軟性を要求するほどシンボルの未知性の問題は深刻になるので、超シンボル化システムによるアプローチには限界があると考えている。

## 6. パターンベースド知能システム

パターンベースド知能システムはシンボルを使用しない単純な構成により限界を克服する。それにも関わらず、あまり研究・開発が進んでいないのは、このシステムの実現には幾つかの課題が存在するためだと思われる。本章では課題の指摘と同時に、その解決の方向性についても検討する。

### 6.1 構成と機能

パターンベースド知能システムは、図8に示すようにパターン処理装置のみにより構成され、環境から取り込まれたパターン情報はその相関に基づいてパターン処理装置で処理される。

パターン処理装置の機能は、入力パターンに内在する相関を利用して処理を行いパターンを出力をすること。

### 6.2 相関情報仮説に立脚

パターンベースド知能システムが従う仮説として、物理記号仮説の代わりに相関情報仮説を提案する。つまり、システムはパターン内の相関に注目して知的処理を行う。

### 【相関情報仮説】

システムが利用できるのは情報内の相関のみであり、システムはその他の情報(例えば、観測者により付加された意味など)を利用することはできない。

### 6.3 特徴

現段階で予想されるパターンベースドシステムの特徴について述べる。

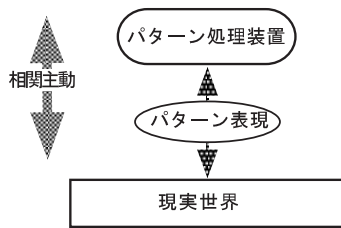


図 8: パターンベースド知能システム

#### 1. 関連情報の有効利用

システム外に保持される意味を仮定しないので、パターン内の相関を有効に利用する必要がある。

#### 2. 事象の独立性と階層性の利用

有限の処理能力しか持たないシステムを現実的な速度で動作させるためには、環境の事象の独立性と階層性を有効に利用した処理構造を構築し、その時毎に関連する情報だけにアクセスする必要がある（シンボルベースド知能システムでも同様）。すると、エージェントの集合による階層的なシステム構成となるであろう。

#### 3. 均一化の進んだ処理エージェント

パターン情報には個々の特殊性が無く、質的学習では自律的に新たなエージェントを生成する。これらから設計の段階で基本構造が異なる処理エージェントを作れず、比較的均質な処理エージェントの集合体となる。

#### 4. 自律的・質的学習の制限がない

シンボル化を行わないので、自律的・質的学習能力の制限がなく、新たな抽象的内部表現を生成しうる可能性を持つ。

#### 5. 観測者に理解しづらい

システム内の情報が意味付けされていないのでシステムを理解するには観測により挙動を調べなければならない。

#### 6. シンボル・グラウンディング問題が発生しない

シンボルを利用しないので当然である。

#### 7. 設計と学習の接近

処理の設計は処理エージェントが均一なので小さい。一方、設計段階における関係の記述と学習により蓄積された関係の記述の形式は同様になる。

### 6.4 設計

前節で示した特徴からパターン処理装置は、全体の枠組みの中に均一性の高い高機能の処理エージェントの集合体を組み込まれた構成となる。設計には以下の二つのステップがある。

#### ● エージェントの設計

各エージェントは基本的な処理単位であり、他のエージェントと情報を交換する。同様に設計されたエージェントが必要に応じて様々な機能を発現しなければならないという課題がある。

#### 一般処理機構設計の課題

#### ● 関係の設計

シンボル間の関係と異なりパターン間の関係では予め存在する処理体系を利用するケースは少なく、観測者がエージェント間の関係の記述を試みるのが主体となる。しかし、システム内部に意味を表す記述がないので、観

測者はシステムの一部を見て理解できない。このことにより、観測者による関係の記述は非常に困難になる。

#### 関係記述設計の課題

### 6.5 学習

#### 1. 学習の性質

ここでのパターン間学習はシンボル間学習と同様に、パターン間の新たな関連・処理を学習したり、新たなパターンの生成など、原理的には様々な学習が可能である。

#### 2. 分類による評価

パターン間学習は表 7 に示すように、以下の分類のいかなる、場合でも実現可能である。

	自律的学習	非自律的学習
質的学習		
量的学習		

表 7 パターン処理装置のパターン間学習能力

#### ● 非自律的学習

シンボルベースド知能システムと異なり観測者に理解しづらいために、設計と同様に難しい。

#### ● 自律的・量的学習

既に存在するシステム構造の量的変化を自律的に行う。シンボル間処理と同様に学習可能である。

#### ● 自律的・質的学習処理エージェントの集合体という構造は実行時には有効だが、その質的学習には大きな自由度を決定するために、膨大な空間の検索が必要とされる。これがパターンベースド知能システムにおける最大の課題であろう。

#### 自律的・質的学習の処理爆発の課題

同様の問題はシンボル間学習でも起こるが、シンボルの場合に比べ、(1) シンボル化に対しても学習する必要がある、(2) 意味を利用して組合せを削減できない、(3) 情報表現が冗長であること、などが問題を深刻化している。

### 6.6 課題の整理と解決の指針

#### 6.6.1 課題の整理

これまでの議論で、パターンベース知能システムにおける課題として少なくとも以下の三つが存在することが示された。

1. 自律的・質的学習における処理爆発の課題
2. 一般処理機構設計の課題
3. 関係記述設計の課題

#### 6.6.2 課題の解決に向けて

これらの、課題の解決策は検討段階であるが、考えうる幾つかの指針について言及する。

#### 1. 自律的・質的学習における処理爆発の課題の対策

この課題は本質的に難しく、組合せを削減する決定的な対策はおそらく存在しない。さらに、シンボルに比べてパターンの方が有利な点も特にないだろう。ここでは単に幾つかのヒントを列挙するととどめる。

##### a) 最適解を追求しない

常にベストを追求するのは現実的には不可能なので、処理削減のためにある程度のとこで妥協する。

b) 決めうちの制御

情報が不十分な場合には、可能性の高い方だと仮定して処理を進めてゆくような、確率的予測やインテンションなどを利用した、処理の削減。

c) 変動部分に注目

典型的には画像情報の内で動いている部分への注目など。拡張すればシステムが持っているモデルから予測可能な結果から外れた情報に注目する。(理解不可能性に基づく注意)

d) 補助的信号

ある時点で考慮すべき情報を指し示すための注意信号や、探索の順番を制御するプレファレンスの自動生成とその利用など。

e) 教育的環境

人間の学習を考えると、文化的な環境で適切な教育を受けなければ、知的能力を十分に伸ばすことはできない。教育的環境では、システムの内部に教師信号を与えなくても、外部から与える注意信号や動作の制限などを用いて、システムの探索空間を削減できる。

f) 階層性を利用

必要な情報の探索において優先順位を決定する手がかりとして、環境の階層性を利用する。

2. 一般処理機構設計の課題の対策

パターンに対する一般的な処理機構をどの様に設計するかは今後の課題である。

この課題の解決には処理エージェント間で交換される情報について、補助的信号等を含めて整理することが、設計指針の決定に有効と思われる。シンボルに比べて情報の多様性が減少したのは幾分設計を容易にするかもしれない。一般処理機構は、少なくとも以下の様な特徴を持つ必要があるだろう。

a) マルチエージェント構造

情報の階層性を利用するために処理モジュールの集合体による構成となる。

b) 強化学習

自律的に合目的行動を学習するために強化学習を利用することになる。遅れをもつ強化信号に対応する価値観の生成は別途用意する必要がある。

c) リアクティブ動作とプランニング動作の融合

各エージェントがリアクティブ動作とプランニング動作が可能で、かつエージェント間で協調できる能力。

d) 補助的信号を取り扱える

前記の注意信号などを扱える能力。

3. 関係記述設計の課題の対策

a) 関係記述手法の確立

関係記述の手法を確立して、その負荷を減らす方法。システムのインプリメントには、意味が存在しなくても、観測者の理解を容易にする為には意味の存在が必要である。そこで例えば、意味により関係の記述を作成し、これを関係記述に変換する方法など。

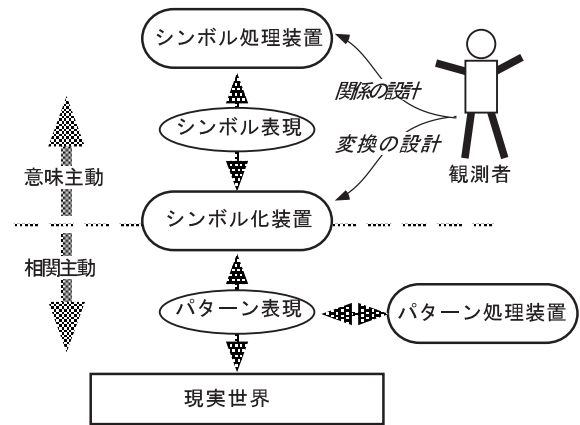


図 9: 統合知能システム

b) 学習を中心にする

関係を設計する段階でシステムに知識を埋め込むことを極力避け、良好な教育的環境を設定することで、システムの効率的な学習を目指す方法。勿論、学習段階でのシステムの負荷は増大するが、作成者の負荷は減少する。この方法では環境の差異によりシステムごとに固有の知識が蓄積されて個性豊かになる。

6.7 統合知能システム

パターンベースド知能システムが実現できたとしても、依然としてシンボルにより効率的な処理を行える問題も多い。最終的には、人間も電卓を持っていた方が便利のように、図9に示すようにシンボルベースドのシステムと融合させた統合型のシステムが、優れているだろう。

7. おわりに

本論文では現実世界と直接に相互作用する知能システムは少なくとも、(1) 観測者のサポート無しに現実世界からの情報であるパターンと直接的に相互作用できる能力、(2) 観測者による教師信号によらない自律的な学習能力、(3) 構造変化や新しい表現などを学習できる質的学習能力、三つの能力が必要であると考えた。次に議論を進めるため必ずしも一般的ではないがシンボルやパターンなどの言葉を再定義した。その定義の基、典型的な知能システムの実現例であるシンボルベースド知能システムでは自律的・質的学習能力において限界があることが明確にされた。この限界は、おそらく従来より指摘されていたシンボル・グラウンディング問題とも関連が深いと思われる。

以上の考察が正しいとすれば、現実世界に柔軟に適応するシステムを構築するには、シンボルによる処理を導入するより、ロボットのようなパターンベースドのシステムの学習能力を高度化することを目指すのが良いだろう。具体的な研究方向としては、例えば移動ロボットの内部に地図に相当する処理空間を自律的に生成させる等の、内部表現の生成や変更に関する技術(柔軟な処理空間)が必要となる。このパターンベースド知能システムの学習能力を高度化する研究方向では、本文中で指摘したように処理量の爆発や設計の困難さなどの課題が発生するが、その多くは AI においてもすでに指摘されているので、その本質をパターンの中で利用していくことが必要であろう。

なお、シンボルグラウンディング問題のような漠然としたテーマでは様々な見方や立場をとることが可能であり議論の基

盤を確実にすることは非常に困難である。よって本論文での主張も一つの見解であるが、何らかの結論が得られたことはおそらく有意義であり、今後のリアルワールド・コンピューティング技術等の研究開発に役立つ可能性がある。

## 参考文献

- [1] Harnad, Stevan. "The Symbol Grounding Problem." *Physica D* 42 (1990): 335-346.
- [2] Newell, A. "Physical symbol systems." *Cognitive Science* 4.2 (1980): 135-183.
- [3] 齊藤康己. "Symbolizer Hypothesis." *人工知能研究会* 71-1-4 (1990):
- [4] 齊藤康己. "シンボル・グラウンディング問題とは何か." *言語* 23.8 (1994): 58-65.