

TOKYO  
UNIVERSITY  
OF  
INFORMATION  
SCIENCES

# 東京情報大学 研究論集

Vol.5 No.1 抜刷

## 特集

### 東京情報大学ハイテクリサーチセンター国際シンポジウム

- 石井 健一郎 人に近づくコンピュータ 人間を知り、人間に迫る 1
- 木ノ内康夫、小沼利光、石橋英水、田村祐一、松本直樹、佐生智一、稲林昌二  
イメージ間の反応に基づく情報処理系の構成 イメージで考えるコンピュータの実現に向けて 9
- 山崎和子 動的環境へのエージェントの適応 23
- 水谷正大、大森貴博、来住伸子、小川貴英  
検索エンジンを利用した日本語Webページ数の統計的推定の研究 33
- 井関文一、小畑秀文、大松広伸、柿沼龍太郎  
胸部CT画像からの肺野内3次元構造の抽出 47
- 田子島一郎、増田文夫、武井敦夫、原慶太郎、岡本眞一、田中ちえ、白川泰樹  
全球域3次元拡散モデルを用いた大気中の微量粒子の発生地域特定のための研究 57
- Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Atsuo Takei, and Fumio Masuda  
A Study on Numerical Methods for Air Quality Simulation 65
- Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Fumio Masuda, and Atsuo Takei  
A Study on the Atmospheric Dispersion over Complex Terrain 73
- N.W.Harvey and V.Chantawong  
Adsorption of Heavy Metals by Ballclay :  
their Competition and Selectivity 79
- A.Wangkiat, H.Garivait, N.W.Harvey, and S.Okamoto  
Application of CMB<sub>s</sub> Model for Source Apportionment in Bangkok Metropolitan Area 87

東京情報大学

2001.8

# イメージ間の反応に基づく情報処理系の構成

-- イメージで考えるコンピュータの実現に向けて --

木ノ内 康夫\* 小沼 利光\*\* 石橋 英水\*\* 田村 祐一\*\*  
松本 直樹\*\* 佐生智一\*\* 稲林 昌二\*\*\*

ハイテクリサーチセンタ構想の一環として、“考える”処理系の工学的実現をめざして研究を進め、ニューラルネットワークと類似の層構造を持つ適応型の情報処理アーキテクチャーを提案した。このアーキテクチャーは、イメージ間の連想、イメージ間の自律的な反応に基づく概念の生成、イメージの淘汰を主な機能として動作する。3層から構成され、層間を情報が順方向と逆方向の双方向に流れることで、イメージの反応、概念の生成等を行う。この構成は連想記憶機能を持つ処理系として、記憶内容相互の干渉が少ないため大容量化しやすく、イメージ情報へのアクセスが容易である。

## 1. はじめに

我々は、ハイテクリサーチセンタ構想の一環として、“考える”こと、それ自身を主要なモデルとして、類似の特性を持つ新しい情報処理系の工学的実現をめざして研究を進めてきた。具体的には、“イメージ”を処理の基本単位とし、イメージ間での連想や、複数のイメージから新たなイメージや原始的な概念を生成すること、さらには生成された概念を用いて行動を効率化する論理モデルの構成をめざして、そのアーキテクチャーや動作モデルを提案するとともに、シミュレーションを通じてその特性を検討してきている[1] - [5]。本論文では、これまでの検討を踏まえて、この新しいシステムの基本構成と、その機能・動作について考察し、部分的なシミュレーションの結果を報告する。[6]

日常、誰もが行っている“考える”という情報処理が、どのような機構や原理の上で行われているか、多くの観点から研究が進められている。この方法は敢えて大別すれば、生理学的事実を踏まえて、我々の脳がどのように働いているか計算論的な立場から明らかにする方法と、現実の脳とは別に、単に“考える”という処理の特性や特質を色濃く含む情報処理機構やアーキテクチャーを明らかにする方法とに分けられる。我々は、一貫して、後者の視点から新しい機構やアーキテクチャーを追求してきている。生理学的事実を参考にすることはあっても、あくまでも参考にとどめ、主な目的は、“考える”という特性を持った処理系の論理構造やアーキテクチャーを明らかにすることとしてきた。ただし、このような視点に立ったとしても、現実の“考える”ということそのものは極めて多岐に渡っている。意識的に頭の中で記号やシンボルを操作するような知的に高いレベルから始まり、風景から風景を連想するような、意識的ではなく、かつ記号やシンボルがほとんど現れない知的に低いレベルに至るものまで幅広く存在する。これに対して我々は、基本的に後者の低いレベルを対象としてきた。“意識的な思考”、“言葉を用いた思考”の世界は対象外としている。具体的には、赤ちゃんがハイハイしながら、自分でいろいろ動き回り、少しずつ知恵を獲得してゆく、そのような過程に注目している。生まれて間もない言葉を知らない赤ちゃんが、イメージから

\*東京情報大学教授

\*\*東京情報大学大学院経営情報学研究科博士前期課程

\*\*\*パシフィックシステム株式会社

イメージを連想することや原始的な概念形成を行っている想定し、それとほぼ同程度の低いレベルでの情報処理を検討対象とした。言葉を知らない赤ちゃんでも、原始的な概念や擬似的なシンボルを自ら生成しながら、その組み合わせや相互の関係として、外部への適応のための情報のモデル、世界を構成しているのではないかと考えている。ただし、ここでは、イメージとは、通常良く用いられる“図形”という意味ではなく、頭の中で思い描く“曖昧な状態”を想定している。哲学や心理学での、表象、心像（mental image）に近いものを想定した。[7]

本論文では、始めに2章で、既存のデジタルコンピュータからニューラルネットワークに至る様々な処理系について、考える系を創るという観点から整理を行う。これに基づいて、3章において、新しい処理系を構成する上での方針を具体化し、工学的な意味での目標を設定する。4章において、この目標に沿った新しい処理系の構成と動作を示し、5章においてはシミュレーションによる評価状況を示す。

## 2. “考える処理系”と既存処理系の関係

現時点での主要な情報処理機構である、(1)非記号的な処理系として代表的なニューラルネットワークと連想記憶、(2)自律的な処理系の例として遺伝的アルゴリズム、(3)ノイマン型デジタルコンピュータ、(4)その他、脳機能のマクロな模擬等、に注目し、それぞれの主な特徴と考える系を創るという観点から長短を示す。

また、これを踏まえて、“考える処理系”を構成する上での視点を示す。

### 2.1 ニューラルネットワークと連想記憶

記号化されていない情報を用いる情報処理の代表的なものとして、ニューラルネットワークが知られている。この中で、誤差逆伝播法を用いた多層のニューロンを用いる方法は、パターン認識や判断等に高い能力を持っていること、教師が付き、動作は定型的であるが、外界に対して自律的に動作（動作方法を学習）すること等、“考える処理系”としての大きな長所を持っている。[8]しかし、原理的に規制的な限界は無いと言われているが、現実には、大規模化や複合化は必ずしも容易でなく、機能の高度化に向けて大きな問題を持っている。

例えば、ニューラルネットワークにおいて、中間層等からシンボルや概念に相当するものを抽出するのが容易でないが、これは単体としてのニューラルネットワーク動作の把握を困難にするだけでなく、ニューラルネットワークを複合化したりする上で、大きな障害になっている。“考える処理系”としては、入力が記号以前の情報であったとしても、機構の内部では概念に類似するものを生成することが必要であると見ている。というのは、いわゆる概念というものを想定することによって、はじめて大きな論理的な構造を構成可能になると考えたためである。

また“考える”ということの中に、経験したことを思い出して、そこから新しいイメージを生成するということがあるが、ニューラルネットワークの構造は、記憶されたものの相互作用によって新しい記憶を生成するためには簡単過ぎる。デジタルコンピュータのような記憶の選択的な想起機能や記憶相互の作用を行わせる機能が全く無いからである。また、単に記憶系としてみたときも、記憶機能は分散化されており、特定の記憶のみが想起されることは無い。また、記憶内容相互の干渉は大きく、新しく記憶しようとする、既存の記憶内容の多くが変更されるという問題がある。

一方、ニューラルネットワークの一種として、入力パターンとプロトタイプパターンとの距離を

用いて識別するNN法 (Nearest Neighbor rule) [9][10] や、直接的に概念の形成をねらいとして、多様な入力パターンからプロトタイプパターンの生成をネットワーク構成で行う方法がある。これらは、プロトタイプによるパターン認識を実現したり、プロトタイプ概念の形成を行うと言う点で、誤差逆伝播法に比べ、明らかに特徴や概念の抽出・形成に優れている。しかし、プロトタイプパターンが事前に用意されていなければならず、厳密なアルゴリズムの下でプロトタイプが生成される必要がある等、制限が多い。またプロトタイプ間の関係を構築し、連想にまで発展させることは行われていない。このため我々の目指している“考える処理系”としては十分ではない。

また、連想機能を持つ記憶系についても、同様にニューラルネットワークに関連して、多くの手法が試みられてきているが、工学的な実現という見地に立つと、全体的に、情報の入出力が容易でない、記憶内容が相互に干渉し易い、大容量記憶の構成が困難、等の問題を抱えている。[11]

全体として、記号化されていない情報を扱い、自律的に動作することは、ニューラルネットワークの重要な長所である。しかし複数の記憶から新しい情報を生起しないこと等、概念形成という面からの能力が低く、記憶間の干渉が極めて大きいことは、“考える処理系”として十分ではない。

## 2.2 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムでは、記号化された情報を用いて、ランダム性を基礎とする進化論的な組み合わせを行い、生成された組み合わせが、環境への程度適応するかの度合いに応じて淘汰される。記憶は、個々の個体内に、遺伝子として記憶される。処理機能は個体単体での突然変異、個体相互の交差として、実現される。すなわち交差においては、記憶同士が相互に作用することで新しい情報を生成する。[12]

外界に対して自律的に動作する系であることは勿論であるが、それに加えて、我々が様々な想像を廻らすように、情報がある程度ランダムに結合して新しい情報を生成し、その中から有用な情報が淘汰を通じて残るといふ、遺伝的アルゴリズムが持つ特長は、意識的でない、原始的なレベルの思考を対象とした場合、“考える処理系”として重要と思われる。

ただし、遺伝的アルゴリズムを“考える処理系”として捉えた場合、個体が原理的にばらばらに動作するため、系全体として、経験やそれに基づくイメージを記憶することや、複数のイメージを想起して、新しいイメージ生成することは極めて難しい。

加えて、遺伝的アルゴリズムは、進化型計算とも呼ばれるように、基本的に進化論的なタイムスケールでの適応が基本になる。しかし、考えるということは、個体の一生というタイムスケールで環境への適応のための行為と見ることが出来、このため、通常の遺伝的アルゴリズムに比べて、はるかに高速に適応可能とすることも重要と見ている。

## 2.3 デジタルコンピュータ

以上の2つの方法に比べて、直感的に対極的な方式として、デジタルコンピュータがある。デジタルコンピュータは、デジタルな情報を扱い、扱う情報が原則、記号化されており、演算回数、記憶容量についての制限が原理的に無く、プログラムは巨大な論理構造を構成可能である。ただし、外界に対して自律的に動作せず、動作はプログラムで決定され、プログラムは人間に依存している。すなわち、他律的に動作する。

処理の方法としては、処理機能が演算部に集中しており、通常、2つの記憶内容が同時に想起されて、相互に作用しあって新しい情報を生成し、この際、処理系と記憶系の間で、情報を循環的に

移動させることで、処理が進行する。

記憶は局所記憶であり、ある記憶の変更を行う場合、対象とする記憶以外の記憶を変化させることなく変更可能である（番地方式）。このように記憶内容について、相互干渉の無い記憶方式を採用しており、大容量化が容易である。

情報が原則、記号化されていること、他律的であることは、我々が想定する“考える処理系”としては、大きな欠点である。しかし集中した処理機能を持ち、情報相互の作用により新しい情報を生成可能であるという点、記憶間の干渉が無く大容量化が容易であること、さらに巨大な論理構造を構築可能であることは“考える処理系”を考える上で、可能な限り取り込むことが必要な長所であると見ている。

## 2.4 脳機能のマクロな模擬

より積極的に脳機能をマクロな形で模擬し、考える機能を実現しようとする試みがHaikonen[13]によりなされている。脳の認知系全体をモジュール構造で構成し、連想をはじめ、内語までを説明できるモデルとして提案されている。しかし、概念生成やイメージの形成については、具体的に示されていない。

## 2.5 “考える処理系”構築に向けての視点

前節に示した既存処理系やこれまでの検討の特徴から、“考える処理系”として、以下に示す望ましい特性を抽出し、新しくこれらを同時に実現可能とする処理系の構築を目指した。

- (1) イメージを情報処理の基本的な単位として、記号化される以前の形で情報を取り扱うことが可能とする。すなわち、イメージを単位として情報を記憶、操作可能とする。
- (2) “考える”ことは、外界への自律的な適応行動であるとし、処理系は外界に対して自律的な動作をとることを基本とする。
- (3) 記憶されているイメージ群から新イメージを自律的に生成可能とする。すなわち記憶内容が相互に作用しあって新しい情報、特に有用で核になるイメージとして“概念”を生成する。ただし“考える”ことは、遺伝的アルゴリズムが基本とする“進化”に比べて、個体がリアルタイムで外界に適応するための手段であると捉えた。このため、遺伝的アルゴリズムに比べて、より迅速に環境に適応する方法でなければならないとし、素速く、効率的に有用なイメージ・概念を生成可能とする。
- (3) 概念間の連想等、概念を要素とした概念間の関係付けを行い、処理系内部に、“イメージ、概念による外界のモデル”を構成可能とする。この際、記憶されるイメージ相互の干渉が小さく、規模の大きな構造を構成可能とする。

以上の視点に立つて、工学的には次のような方向から、構成の具体化を進めた。

- (1) “特徴または擬似的な特徴の集合”としての、“イメージ”の具体化。
- (2) 連想記憶としてのイメージ間の関係付け。
- (3) 連想記憶におけるイメージ間の相互作用（反応）の実現とそれによる概念の形成。
- (4) 外界への適応のための情報モデルの自律的な構築。  
(適応を通じた概念の生成と、その組み合わせによる行動決定)

### 3. イメージとその処理系の基本構成

#### 3.1 イメージ・概念の設定

本論文では、以下、イメージについては、処理系が環境を通じて得た“特徴または擬似的な特徴の集合”とし、概念とは、“行動決定に有効な特徴に限定された特徴の部分集合であり、加えて効率的に記憶可能で、操作しやすい等の性質を持ったイメージの一種（有効な特徴群の部分集合）”とする。

このような条件を設定した理由は、情報の表現単位が次の条件を満足する必要があると考えたためである。

はじめに、イメージは、単に外部からの刺激が信号に変換されたものであるだけではなく、前章までに示した視点から、自律的な動作を可能とする処理単位でなければならないことによる。これは、相当程度ランダムに処理単位を分割したり、逆に分割された要素を相当程度ランダムに組み合わせたとしても、そこで生成されたイメージが、それなりの意味を持たなければいけないことを意味する。また、表現の少しの変形によって、意味が大きく変化しては、安定な系は構成できない。“特徴または擬似的な特徴の集合”は、分割や組み合わせにおいても、常にその構成する特徴からなる意味を持ち続けることができ、少ない変形に対しては、その意味は入れ替えされた特徴についての意味の変化だけであり、比較的安定である。

次に、“特徴または擬似的な特徴の集合”は、少数の情報の組み合わせや、組み替えにより、処理系からみた外界の姿を極めて効率的にモデル化できることによる。自律的な系が外界に適應する場合、何らかの形で外界の姿を、系内でモデル化・構造化する必要がある。適應は処理系内部のモデルに応じて行われるが、外部からの信号入力そのものを用いたモデル化ではなく、特徴のレベルでモデル化を行うことにより、少ない情報量でこのモデル化を行うことができる。

#### 3.2 イメージ処理系の基本構成

イメージ処理系の全体構成を図1に示す。大きく前処理系とイメージリアクタで構成されるとした。前処理系は、外部環境からの感覚入力に対して定型的な特徴抽出を行い、特徴群（個々の特徴の有無や強度）に変換して、イメージリアクタの入力としている。この部分は、経験、記憶によって変化することなく、生物で言えば、進化論的な時間で変化する部分と考えている。前処理系の出力が、イメージリアクタの入力イメージになる。ここで想定しているモデルでは、外部環境から  $t_1, t_2$  と時間的に継続して感覚情報が入力され、それに応じて特徴群としてのイメージも、イメージリアクタに継続的に入力される。イメージリアクタ (image reactor) は、イメージの反応炉という意味で我々がネーミングしたものであり、経験を蓄積し、その蓄積内容によって機能が変化する。広い意味で、個体が一生の間に学習を行う部分と考えている。

イメージリアクタは、入力イメージに基づいて連想処理を行い、その結果1個のイメージを決定する。この選択されたイメージが、行動を選択し、この結果を外部環境に働きかける。イメージ処理系は、外部環境の判定・報酬に基づいて、イメージの生成やイメージの選択・淘汰を行う。これ

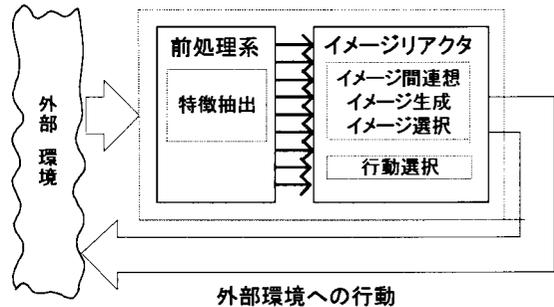


図1 イメージ処理系 概念図

ら、イメージの生成・淘汰は自律的に行われる。イメージ処理系は、与えられた外部環境の中で、環境とやりとりを行いながら、その環境に適応するシステムである。

前処理系は、定型的な処理を行う部分であり、その機能は環境とのやりとり、言い換えれば経験、記憶等によって変化しない。これに対して、イメージリアクタは、個々の経験をイメージとして原始的な形で蓄積し、その蓄積内容に応じて機能を変化させる。我々を含む、動物を情報処理系として見た場合、各個体が行う、情報处理的な観点からの環境への適応はイメージリアクタ相当の部分により行われていると考えている。前処理系が具体的にどのような特徴抽出を行うかは、イメージ処理系全体として大きく影響することは確かであるが、本論文で対象としている“考える”という情報処理行為は、図2の構成において、イメージリアクタに集約されている。(前処理系は、我々動物において、進化論的な時間の中で変化してきたものとみている。)このため、以下、本論文では、外部環境から何らかの形で特徴抽出がなされることを前提として進め、前処理系の処理内容についての議論は行わない。

## 4. イメージリアクタの構成と動作

### 4.1 イメージリアクタへの設定条件

工学的な情報処理系を構築することを目的に、以下のような仮定、及び条件を設定した。

- (1) 前処理系から出力される特徴の全体を集合Sで表したとき、個々の特徴を要素とするSの部分集合をイメージの内容とする。概念は、更にイメージの部分集合であり、活性の度合いや有用性が高く、相対的に高い頻度で使用されるようなイメージとする。

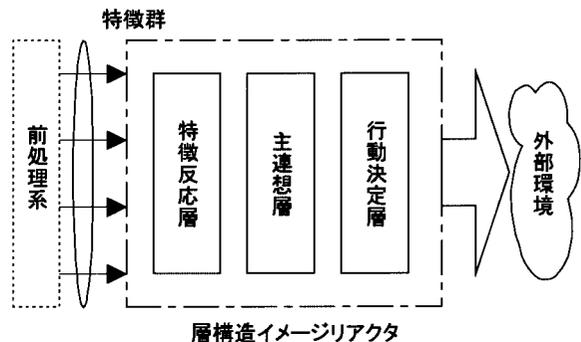


図2 層構造イメージリアクタの基本構成

- (2) イメージは、それ自身の内容と同時に他のイメージとの関係が表現される必要がある。

イメージ間関係については、次の2つの面から反映可能とする。

特徴要素をどの程度共有するかという、イメージ間の類似性に基づく関係。

個々の処理系(動物の場合は個体)が、それぞれの固有の経験に基づいて生じる、個体に固有の関係。

ここで、は“リンゴ”と“なし”は、どの処理系(個体)にとっても形が似ており、イメージ間関係は同様になる。これに対して、はある処理系(個体)の経験では、“ベルの後で餌がよくなる”、としても、他の個体においては、“赤いランプ点灯の後で餌がよくなる”、場合がある。イメージの要素となる特徴からは拘束されず、環境や個体固有の経験によって異なるイメージ間関係である。

- (3) 既存の連想記憶系をイメージリアクタに適用した場合、以下のような問題があると見ている。記憶内容相互の干渉が大きく、記憶系としての読み書きに強い制限が付く。簡単には、新しくイメージの記憶内容を変更または追加しようとしたとき、既に記憶されている他のイメージの

記憶内容が変化を受ける場合が多い。同様のことが、連想機能の基本となる記憶内容間の関係についても生じている。

この結果、パターンの一部からパターン全体を想起できるような連想機能が極めて簡単な構造で実現されるとしても、大容量化が難しく、制御が容易でないという状態を生じている。(当然のことであるが、通常のノイマン型デジタルコンピュータのメモリでは、記憶内容の相互干渉は全く無い。)

記憶系に対する入出力インタフェースが複雑であり、記憶系として、その出力を他の系の入力するなど、複数のモジュールを連結した複合システムが構成しにくい。

以上の問題に対応するため、本論文で示す連想記憶系では、記憶内容と記憶間の関係について、相互の干渉は可能な限り低減することを目指した。また記憶系に対する読み書きのインタフェースを明確にするとともに、インタフェースそのものの単純化を目指した。

#### 4.2 基本構成

層構造イメージリアクタは、基本的に、特徴反応層、主連想層、行動決定層の3層から構成され、各層にはノードが平面的に配置される。基本構成を図2に示す。また層と層の関係を含めた構成を図3に示す。この中で、特徴反応層と主連想層の2層とその間を結合するリンクが連想記憶系を構成する。特徴反応層上のノードは、主連想層上の全てのノードと連結している。より詳細な連想記憶系の内部構成を図4に示す。

前処理系から、時刻 $t$ に入力される $n$ 個の特徴からなる特徴群の状態を $X(t) = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$ で表す。ここで $x_i$ は、“1”、“0”、“#”の3つの状態のいずれかを取る。特徴 $i$ が有る場合を、1、有ってはいけない場合を0とし、さらに特徴 $i$ の有無には関係ない場合を#で表現する。

#### 4.3 基本動作

(1) 前処理系からの特徴群 $X(t)$ を入力として、特徴反応層は $R(t) = (r_1, r_2, \dots, r_i, \dots, r_m)$ を主連想層に出力する。 $r_i$ は、 $i$ 番目のノードの出力を示し、はじめに $x_i = r_i$ を出力する。すなわち、特徴反応層の各

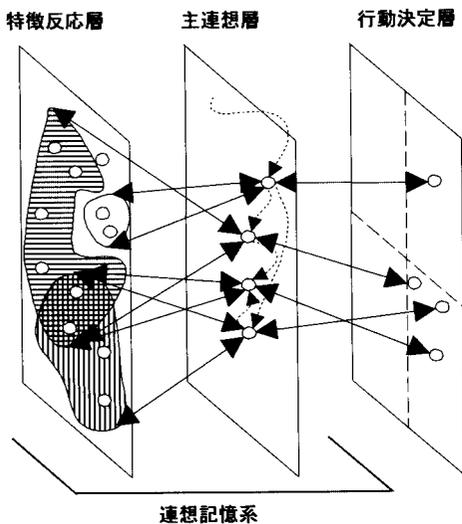


図3 層構造イメージリアクタの構成

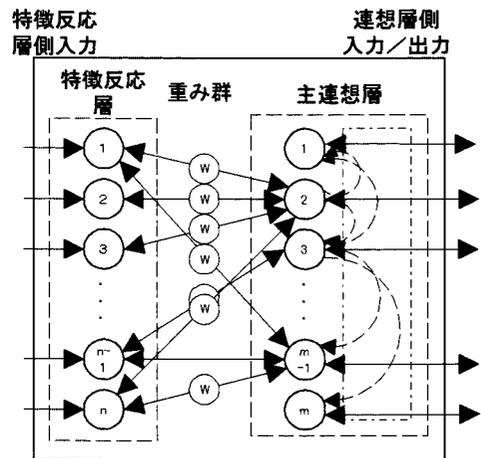


図4 連想記憶系の内部構成

ノードは、前処理系からの入力と同じ状態を主連想層に出力する。 $R(t)$ は、重み $W = w_{ij}$  ( $i=1, n, j=1, m$ ) を介して主連想層上の全てのノードに接続されており、基本的にKohonenのSOM [14]、GrossbergのART [15] に準じた方法により、主連想層上のノードの状態を決定する。ここで、特徴反応層の $i$ 番目のノードと主連想層の $j$ 番目のノードを結ぶリンク上の重みを $w_{ij}$ とする。 $w_{ij}$ の値は、 $X$ 、 $R$ と同様に“1”、“0”、“#”のいずれかを取る。

主連想層上のノード $j$ への総入力  $E_j$ は、

$$E_j = \left( r_i * w_{ij} \right) \quad (i=1, n)$$

で算出され、最も大きな値 $E_j$ をとるノード $j$ がただ一つ興奮する。演算“\*”は、2入力中のいずれれもが1または0の場合は、一致したときのみ1を、他の場合は0を出力する。また2入力中のいずれかに#が有る場合は常に1を出力する。#は、相手に拘わらず、状態が一致したと見なす状態であり、 $E_j$ は $R$ と $W$ の一致の程度を示す。これらの処理を通じて、入力 $X$ 、 $R$ に対して、最も類似した重みを持つ主連想層上のノードが一つ選択される。

次に、最も大きな値 $E_j$ をとるノードを  $k$ としたとき、 $w_{ik}$ 、 $r_i$  となる重みに対して、あらかじめ設定された確率 $p$ で  $w_{ik} = r_i$ と変更し、 $1 - p$ で 変更しない。すなわち、主連想層上で興奮したノード $k$ に接続されている重みの値は、特徴反応層上で同一の $R$ が繰り返して与えられると、その状態  $R$ に近づく。(最も極端なケースとして、確率 $p = 1$ としたときは、ノード $k$ の一度の興奮で、重み $w_{ik}$ は $R$ に置き換わる。)これら一連の動作を通じて、個々の入力イメージ毎に特定の主連想層上のノードを興奮させるようになる。また特徴反応層と主連想層を接続するリンクの重みが、入力イメージの値に近づき、イメージを記憶するようになる。

(3) 主連想層上のノードの興奮信号は行動決定層に伝えられる。行動決定層は領域毎に行動内容があらかじめ決められている。主連想層上のノードと行動決定層上のノードは、当初はランダムに結合されているが、行動した結果が適切であったか、不適切であったかに応じて学習を行い、その結果として、主連想層上の各ノードは、行動決定層上の特定領域のノードと結合を強める。すなわち、主連想層上のノード毎に行動内容が決定されるようになる。

#### 4.4 イメージ間の連想

基本動作においては、イメージが与えられてから行動決定まで、ストレートに実行する場合を示したが、イメージからイメージへの連想の後に行動決定する場合については、以下の2つの方法を併せて用い、その結果として、最も大きな入力となる主連想層上のノード $k$ が選択されるものとした。

##### (1) 特徴反応層上の類似性に基づく関係

主連想層上のノード $j$ の総入力 $E_j$ は、特徴反応層上の状態 $R$ との類似の程度に応じて高い値をとる。このため、最も高い値をとったノード $k_i$ の選択を保留し、それより低い値のノードを選択するよう、他の条件を考慮した複合的な条件を設定することで、類似性に基づく、より深い連想を実現できる。この方法により、類似性に基づく関係については、ノード間で明示的にリンクを設定することなく反映される。

##### (2) 主連想層上のリンク設定に基づく関係

先に示したように、イメージ間の類似性に基づく関係とは別に、固有の環境、経験に基づいて生じる関係がある。この関係は、主連想層上のノード間のリンクにより明示的に設定されるとした。

図5の主連想層内の一点鎖線で囲んだ部分のリンクが、それを示す。これらリンクが、イメージ間の論理的な関係や因果関係に相当するものを示すと考えている。このリンクの生成は、原則、Hebb則に基づいて行う。

#### 4.5 反応による新しいイメージ・概念の生成

本論文では、次の2タイプのイメージ、または原始的な概念の形成をねらいとした。

典型的、平均的なパターンを示すイメージ。例えば、赤くて丸い典型的なリンゴのイメージであり、本論文ではプロトタイプイメージと呼ぶ。

複数のイメージに共通の特徴のみを持つイメージ。例えば、リンゴや梨、桃等に共通の丸い果物という概念であり、本論文では抽象化イメージと呼ぶ。

これらのイメージは、意識的な操作を必要とせずに自律的に相互に関係しあって生成されるとしたが、単にイメージ群がランダムに関係しあっても無意味なイメージが多量に生成されてしまう。これを回避するためには、同じ意味、または対象とするある範囲内の意味のイメージ間で反応させることが重要である。ここで、イメージの意味とは何かが問題となる。本論文では、この場合“イメージは主連想層上のノードで特定され、そのノードに接続されるリンクの重みで表されるものであり、意味とは行動決定層で決定された行動である。”とした。すなわち、主連想層上のノードA、ノードBの刺激で重みを通じて興奮するイメージが、イメージリアクタに同様の行動決定を導いた場合、イメージリアクタにとっては、同じ意味を持つ。”と考える。

また、プロトタイプイメージとは、意味の同じ複数のイメージに平均的に含まれる特徴を構成要素とするイメージとした。また抽象化イメージとは、類似した意味を持つイメージに共通の特徴要素を持つイメージと考えた。

以上の原始的な概念を生成するため、層構造イメージリアクタでは、以下の2つの方法をとっている。

(1) 行動決定層から主連想層、更に特徴反応層へと逆方向の信号伝播

(2) 特徴反応層上でのイメージ間反応

図4, 5に示すように、行動決定層から主連想層、更に特徴反応層へと、逆方向の信号の流れを取り入れた。これにより、はじめに行動決定層上の一つのノードに注目し、このノードを興奮させる主連想層上の複数のノードを同時に興奮させ、次に主連想層上の複数のノードがその興奮に関係した特徴反応層上のノードを興奮させることができるとした。行動決定層のノードは、場所に応じて決定する行動を決められているため、その領域がある範囲の内容Aを意味していたとすれば、結果として、特徴反応層上でそのときに興奮している特徴は、内容Aを引き起こした、ほとんどの特徴を網羅したものになる。

このとき、全ての主連想層上のノードから、同時に信号を受けている特徴反応層上のノード、すなわち図4の特徴反応層上でクロスハッチングがかかっている部分は、内容Aを実現する上で常に必要な特徴である。このクロスハッチの部分だけをイメージとして抽出し、改めて、重みを介して主連想層上のノードを興奮させると、この主連想層上のノードは、ある範囲の内容Aの抽象化イメージに対応する。

表1 反応関数(例)

入力		出力	
入力 $r_i$	入力 $r_j$	和	積
0	0	0	0
0	1	#	#
1	0	#	#
1	1	1	1
0	#	0	#
#	0	0	#
1	#	1	#
#	1	1	#
#	#	#	#

また特徴反応層上で平均的にハッチングがかかっている部分をイメージとして抽出して、同様に重みを介して主連想層上のノードを興奮させると、このノードがプロトタイプイメージに対応する。(ここで、クロスハッチ部分や平均的にハッチのかかっている部分等の選択的な抽出は、特徴反応層ノードの興奮に対する閾値の制御で可能と考えている。)

すなわち、逆方向の信号伝播とそれに基づく特徴反応層上でのノードの興奮により、概念生成に必要な“特徴要素についての集合演算”が可能になる。

具体的な反応の方法としては、種々のものが考えられるが、表1に示す2入力の間数、積と和を中心に検討している。表1の各値は、特徴要素の値に対応している。ここで、和は主として、プロトタイプイメージの生成をねらいとし、積は抽象化イメージの生成をねらいとした演算である。

## 5. 多層イメージリアクターの特徴

主な特徴は以下の通りである。

(1) 外部環境から入力されたイメージは、特徴反応層と主連想層間の重みとして記憶され、それぞれ独立に主連想層上のそれぞれのノードに対応する。このため記憶内容間での干渉はほとんどない。原理的には特徴反応層と主連想層の並列度を向上させることで大規模化、大容量化が可能となる。(ただし、特徴反応層の全てのノード出力が主連想層上のノード全てに接続されている必要があるため、重みの数は容量に応じて大きくなる。)

(2) 連想記憶の全ての内容に対して、特徴反応層側から特徴群による刺激が、または主連想層側から単一ノードの刺激で、直接にアクセス可能である等、アクセスが容易である。特に主連想層側からのアクセスは、単一の刺激で特徴反応層にイメージを想起でき、イメージの操作性が高く、制御し易い。シンボルや記号の特徴の一つが操作性の高さや制御のし易さであることを考えると、特徴反応層から主連想層への変換において、シンボル化、記号化に準じたことが行われているとみている。(連想記憶系が、パターン的なイメージとシンボル・記号的なイメージの相互変換を行っている。)

また、主連想層側をインタフェースとして使用することにより、より高度な機能をめざした、複数の連想記憶系の統合が容易になる。

(3) 連想機能の中でも、特徴群の類似性に基づく部分は、記号間の明示的なリンクとしてではなく、特徴反応層上のイメージパターンの重なりに依存した。これにより、あらかじめ算出や探索することなく、類似性に基づく連想が可能になる。

同様に特徴反応層はイメージ相互の特徴要素の集合演算を“反応”という形で実現しており、適応型連想記憶系としての演算部としての役割を果たしている。

なお、層構造イメージリアクターで、逆方向の信号伝播を想定したが、工学的にも必ずしも自然な方法ではない。これについては、特徴反応層、主連想層を、2面構成とし、コピー面を作成することで、一方向の信号伝達で同一の機能を実現できる。煩雑になるため本論文では、説明を省略した。

## 6. 部分シミュレーションによる評価

前章までにイメージ間の反応を基本とする適応型の連想記憶系について、構成と動作の概略を述べた。現在、シミュレーションによる評価を行うため、その構成を詳細化中であるが、構成が複雑

なため、並行して、反応に焦点をあてた部分的なシミュレーションを先行して実施してきている。本章では、これらシミュレーションの結果を簡単に紹介する。

### 6.1 反応シミュレータによる評価

イメージ間の反応について、反応の具体的な関数形やイメージの生成・消滅のトレードオフ等を明らかにするため、イメージリアクタを簡単なパターン認識システムと見なして、プロトタイプイメージの生成を中心にシミュレーションしている。

#### (1) デジタルタイプ

4章までに示したように、イメージを1、0、#で表現し、記憶は図5 aに示すようなバッファで行う。

入力イメージが提示されると、バッファ中の全イメージと照合され、一致度が算出される。一致度と各イメージが保持する重み(イメージの有効度)の積から得点を算出し、最も高い得点のイメージがカラム内に記憶しているクラスを認識結果として回答する。回答が正しければ、重みを増加し、その位置をバッファ中の最上位に変更する。

同一クラスに属すイメージが選択され、反応により新しいイメージを適宜生成してゆく。(反応は表1に示した関数に基づく)入力パターンは順次バッファに格納されたため、一定期間内使われないイメージはバッファから削除される。これらの処理を通じて生成されるプロトタイプイメージを求めることは、入力イメージ群とそのクラスをブール関数と見なしたとき、加法標準形の推定を行うことに相当する。図6に評価例を示す。正解率そのものはそれほど高くないが、2000回の試行程度で、プロトタイプイメージが発生してきている等、反応の有効性が現れている。

#### (2) アナログタイプ [16]

上記と同様に、バッファ構造でのイメージ反応について、アナログ数値で試みている。この場合、バッファ構造は図5 bに示すとおりであるが、別の見方をすると、順次入力されるイメージから、自動的に適切な数のプロトタイプを生成する一種のNN法に準じるパターン認識機構となっている。プロトタイプは重みの大きさに応じた領域を持ち、自律的な反応によりプロトタイプ間の併合・生成を試みる。生成されたプロトタイプの中でも不適切なものは、不正解を回答することで、重みが減少され消滅する。図7にプロトタイプイメージの生成状況を示す。ここで有効イメージとはクラ

行番号	特徴群	クラス	重み	一致度
1	10111#001#001#0	1	45	86
2	#0100011#001110	1	76	50
	⋮			
m	1110011#0011#000	0	12	29

a. デジタルタイプ

行番号	特徴群		クラス	重み	得点
	x	y			
1	0.764	0.542	1	0.284	0.173
2	0.5894	0.157	0	0.08	0.751
m	0.143	0.374	0	0.214	0.246

b. アナログタイプ

図5 反応シミュレータのバッファ構成

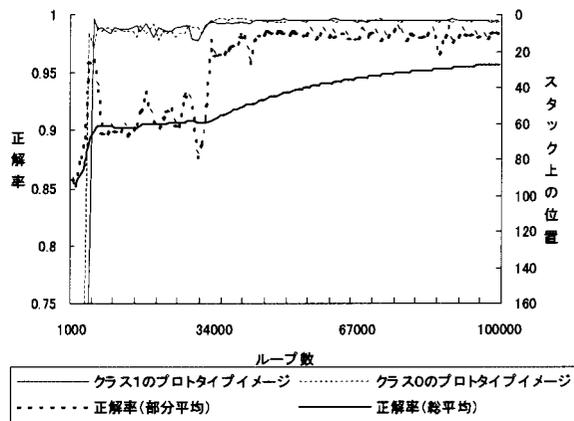


図6 プロトタイプイメージの生起状況と正解率

スの判定に寄与するイメージであり、正解率を維持しながら、イメージ反応を通じて有効イメージ数が減少するのが明確に現れている。

### 6.2 ロボットモデルによる評価

イメージリアクタを用いて、食料や毒がある簡単な箱庭の中で動き回る仮想ロボットをシミュレーション中である。箱庭の各場面のシーンを入力イメージとして、その時点で見ている箱庭のシーンから、以前に見たイメージを連想し、その連想されたイメージに結びついている行動を実行する。

ロボットが食料を探す場合に、目印となるイメージ（プロトタイプイメージ）はロボットの行動の中で生成されるとする。このイメージは、食べ物 の 所在 や 近 さ を 示 す 目 印 で あ っ た り す る 訳 で あ る が、ロボットの行動の中でイメージの反応を通じて自律的に生成されることを期待している。現在、役立つ目印としてのプロトタイプイメージの生成を目指して試行中である。図8, 9に結果の一例を示す。図8はロボットが当初、経験に伴って様々なイメージを入力、生成するが、イメージの淘汰に伴い、有用なイメージが次第に残り、イメージ数は減少することを示している。また図9に示すように、毒を摂取する比率は、イメージ数の減少とともに低下している。

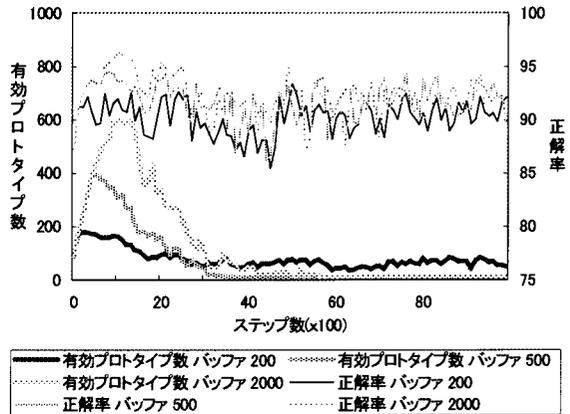


図7 プロトタイプイメージの生成状況

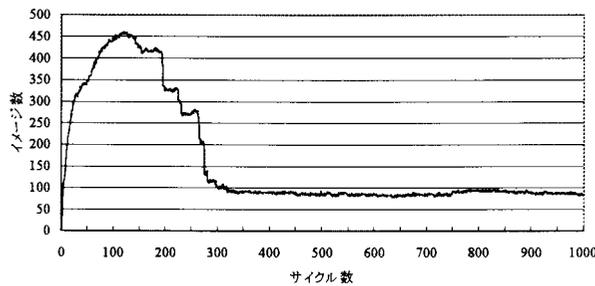


図8 サイクル数の増加に伴うイメージ数の変化

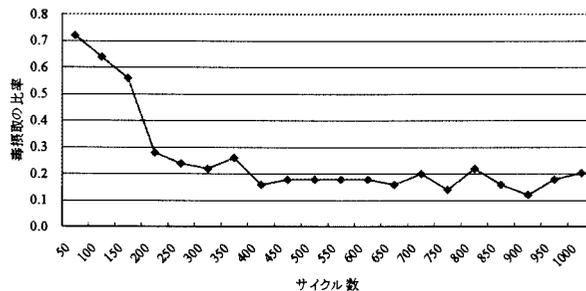


図9 毒摂取の比率

## 7. まとめ

“考える”ように動作する情報処理機構の工学的な実現に向けて、層構造のイメージリアクタを提案し、その機能と動作を示すと共に、部分的なシミュレーションの結果を示した。層構造のイメージリアクタは、層間で順逆双方向の信号のやりとりを通じてイメージ間の反応（特徴要素に対する、ある種の集合演算）を実現すると共に、大容量で制御し易く適応機能を持った一種の連想記憶システムを構成する。簡単な構成ではあるが、非記号的な特徴信号群から、原始的な形の概念を自律的に生成し、それをを用いて行動決定を行う。

ただし、本論文で示したものは、基本構成と部分評価に留まっており、シミュレータ等の引き続き開発を通じて、より詳細な構成や動作特性を明らかにして行く予定である。

### 謝辞

当初より一貫してご指導頂き、今年3月急逝された 小田稔 東京情報大学学長に深く感謝いたします。貴重な助言を多数いただいた早稲田大学 橋本周司教授、Pitoyo Hartono 氏、鈴木健嗣氏、国際電気通信基礎技術研究所 酒井保良副社長、並びに種々ご教示頂いたパシフィックシステム株式会社郡司隆充氏に感謝いたします。

本研究は文部科学省ハイテクリサーチセンタ構想に基づく援助を受けて行われました。東京情報大学を始め、関係の皆様方に感謝いたします。

### 参考文献

- [ 1 ] 木ノ内康夫、野口敏久、水谷正大、稲林昌二、イメージ間の反応を用いた適応型システムへの考察、信学技報 [ 思考と言語 ], TL98-20-29, pp.43- 50(1999)
- [ 2 ] Y.Kinouchi , M.Mizutani , and S.Inabayashi , An Architecture for an Adaptive Associative Memory System Based on Autonomous Reactions between Images. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks '99 (IJCNN'99) No.774 (1999)
- [ 3 ] Y. Kinouchi, M. Mizutani, S. Inabayashi, A Satou, F. Shoji, An adaptive associative memory system based on autonomous reaction between image memories, Artificial Life and Robotics, Springer Vol. 4, pp.53 - 56(2000)
- [ 4 ] Y. Kinouch, N. Matsumoto, M. Mizutani and S. Inabayashi, Characteristics of adaptive associative memory system based on autonomous image reaction, Proceedings of The 5th International Symposium On Artificial Life and Robotics (AROB 5th),Vol.2, pp.547 - 550(2000)
- [ 5 ] Y.Kinouchi, N.Matsumoto, T.Sasho, A.Tsukagoshi, T.Nonaka, M.Mizutani and S.Inabayashi, A Neural Networks System with a Variable Structure based on Autonomous Reaction between Nodes, Proceeding of the 7th International Conference on Neural Information (ICONIP 2000), Vol.1, pp.451 - 456(2000)
- [ 6 ] 木ノ内康夫、小沼利光、石橋英水、田村祐一、松本直樹、水谷正大、稲林昌二、イメージ相互の反応を用いた適応型情報処理系の構成と動作、信学技報 [ 思考と言語 ], TL2000-20-24, pp.1-8(2000)
- [ 7 ] Aristotle, The Metaphysics, Penguin Classics 1998
- [ 8 ] J.A.Anderson,, An Introduction to Neural Networks, MIT press (1995).
- [ 9 ] B. Dasarathy, Nearest Neighbor (NN) Norms: NN pattern Classification Techniques, IEEE Press (1991)
- [ 10 ] C. Chang, Finding Prototypes for Nearest Neighbor Classifiers, IEEE Transactions on Computers, Vol.C-23, No. 11, November 1975, pp.1179-1184
- [ 11 ] M.H.Hassoun, Associative Neural Memories - Theory and Implementation, Oxford University Press(1993).
- [ 12 ] D.Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley ( 1989 )
- [ 13 ] P.O.A.Haikonen,, A Modular Neural System for Machine Cognition, Proceedings of the International joint Conference on Neural Networks ( 2000 )
- [ 14 ] T. Kohonen, Self-Organizing Maps Springer ( 1997 )

## 22 イメージ間の反応に基づく情報処理系の構成

- [ 15 ] G. A. Carpenter, S. Grossberg, Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks, MIT Press ( 1991 )
- [ 16 ] 小沼利光、田村祐一、木ノ内康夫、プロトタイプ間の反応を用いた概念形成法の一考察、信学技報 [ 思考と言語 ] TL2000-37, NLC2000-72, pp.25-32 ( 2001 )

---

# Journal of Tokyo University of Information Sciences

Reprinted from Vol.5 No.1

---

## Symposium

- Kenichiro Ishii  
Computers and Humans Coming Together  
- Understanding and Approaching Humans - 1
- Yasuo Kinouchi, Toshimitsu Onuma, Hidemi Ishibashi, Yuuichi Tamura  
Naoki Matsumoto, Tomokazu Sasho, and Shoji Inabayashi  
An Architecture of an Information Processing System Based on Image Reactions  
- From Digital Processing to Image Reactions - 9
- Kazuko Yamasaki  
Adaptation of Agents against the Dynamic Environments 23
- Masahiro Mizutani, Takahiro Ohmori, Nobuko Kishi, and Takahide Ogawa  
On the Amount of Japanese Webpages Estimated by Means of Web Search Engines 33
- Fumikazu Iseki, Hidefumi Kobatake, Hironobu Omatsu, and Ryutarou Kakinuma  
Extraction of 3D Structure in Lung Area from Chest X-ray CT Images. 47
- Ichiro Tagoshima, Fumio Masuda, Atsuo Takei, Keitarou Hara, Shin'ichi Okamoto,  
Chie Tanaka, and Yasuki Shirakawa  
Development of 3-Dimensional Global Dispersion Model  
for Simulating Atmospheric Trace Substances 57
- Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Atsuo Takei, and Fumio Masuda  
A Study on Numerical Methods for Air Quality Simulation 65
- Shin'ichi Okamoto, Keitarou Hara, Fumio Masuda, and Atsuo Takei  
A Study on the Atmospheric Dispersion over Complex Terrain 73
- N.W.Harvey and V.Chantawong  
Adsorption of Heavy Metals by Ballclay:  
their Competition and Selectivity 79
- A.Wangkiat, H.Garivait, N.W.Harvey, and S.Okamoto  
Application of CMBs Model for Source  
Apportionment in Bangkok Metropolitan Area 87



2001.8

Published by Tokyo University of Information Sciences

---