

# 表象と表象のない知識の相互作用による問題解決

--インデキシング脳の考察--

Problem Solving with Representation and Non-representation

- Indexing Brain Model -

瀧寛和\*<sup>1</sup> 三浦浩一\*<sup>1</sup> 松田憲幸\*<sup>1</sup> 曾我真人\*<sup>1</sup> 安部憲広\*<sup>2</sup>  
Hirokazu Taki Hirokazu Miura Noriyuku Matsuda Masato Soga Norihiro Abe

\*<sup>1</sup> 和歌山大学システム工学部  
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

\*<sup>2</sup> 九州工業大学情報工学部  
Faculty of Information Engineering, Kyushu Institute of Technology

This paper describes a multiple indexing generation memory model (Indexing Brain Model). It makes multiple indexes for each memory. An image index associates other images. A symbolic index also associates images. Images are recognized into indexes. A problem solving system selects symbolic knowledge which is generated the recognition function as symbolic index. The selfish inference system selects only necessary symbolic information for managing inconsistency.

## 1. はじめに

人工知能の長い歴史の中でさまざまな知識やそれを利用した問題解決の方法が提案されてきた。しかし、人の部分的な問題解決や推論方法についての解決を見たが、総合的な問題解決の方法ははまだ未知数である。記号的知識に基づく推論では、矛盾や知識の不足があるともはや推論を継続することはできない。仮説推論を利用した仮説の生成や構成的帰納推論による属性の追加など知識の不足への対処も非常に狭い範囲の問題にしか対応できていない。仮説の生成もあらかじめ、仮説集合を容易しなくてはならない、あるいは、発想に必要な知識を準備する必要がある。帰納推論における学習バイアスの不足を補う属性の追加をみても、やはり、属性集合をあらかじめ準備しておき、その属性を選ぶ機能が重要視されている。そこで、問題解決を動的な知識の利用で捕らえなおしたのが、本研究で提案する「インデキシング脳」である。

本研究の課題は、人の知識と技能をうまく融合する記憶モデルを導くことである。まず、技能[曾我 05]の伝達に関して、「知識の転写問題」で異なるニューラルネットワーク間での知識の移動について研究した。これは、人が事象を学習記憶する際に、1次記憶(海馬での短期記憶など)を2次記憶(長期記憶)に転写する方法に関して考察したものである。ここでの仮説は、事象の認識、1次記憶、2次記憶とシリーズに情報が伝達されて、記憶(学習)が進むということが前提である。このような機能が要求されるのは、知識や技能の伝達においても発生する。異なる人間の間の技能の伝達では、「技を見せる」などの例示での伝達が多く利用されるが、この方法が知識転写問題における効率的な例の生成でも活用されている。

しかし、事象の認識後に、複数の記憶箇所(脳の多くの部位)に、同時に、異なる状態で記憶されるということが新たな仮説として考えられる。本研究では、後者の複数の認識処理により生成された情報(インデックス情報と以下称す)が、オリジナルの認識情報(いわゆる生データのようなもの)と関係付けられて記憶されるモデルを提案する。このモデルでは、記号レベルに認識されたインデックス情報、部分イメージや縮小イメージによるイ

メージインデックス情報などのインデックス情報を扱う。この記号レベルインデックス情報は、従来の記号による問題解決に利用される。イメージ表現のインデックス情報は、他のインデックス情報の連想やオリジナルイメージの想起に利用される。また、イメージ情報は、イメージの認識機能により、インデックス情報に変換できるものとして扱う。

このような記号レベルのインデックス情報は、定まった表現を持つ表象であり、イメージそのものやイメージ表現のインデックスは、表象の無い情報として扱う。これらを混在して、問題解決を行うには、表象を持つ知識が、イメージの認識で追加されることで、非単調な推論系となる。また、認識の方法により、表象を持つ知識(記号)に矛盾が発生しうるオープンな問題解決の仕組みを提供しなければならない。場合によっては、いかような結論も導ける状態ともなりえるが、これは、我々が日常経験する問題解決において、遭遇する場面である。

## 2. 知識転写モデルと問題点

### 2.1 知識転写による知識の格納・蓄積

例示生成による学習状態の効率的転写問題とは、下記の定義の転写において、効率的な $(x_i, y_i)$ の組(例示)を生成する問題である。

[定義] オリジナルシステムの機能を $f$ 、ターゲットの機能を $g$ とし、 $f$ への入力  $x$  と出力 $y$ の組を $(x_i, y_i)$ で表すと  
 $y_i = f(x_i)$ を満足するすべての $(x_i, y_i)$ の組に対して、  
 $y_i \neq g(x_i)$ のときに、誤差  $ek = |y_i - g(x_i)|$  の  
 $ek$  を減少させる  $g_{k+1}$  に変形させ、  
 $k \rightarrow \infty$ において、 $e_\infty = 0$ となる $g_\infty$ を得ることである。

### 2.2 例示生成による効率的転写

人が知っていることを例にして、他人に伝達する場合、その目的は、その例から導かれる一般的な知識を伝達・教育するのが目的である。この場合、良い例は、学習を促すが、悪い例は学習をうまく促進できない。つまり、例の生成が知識の転写の効率を左右することになる。ニューラルネットワークの場合を考えると、転写したいものは、ニューラルネットにより弁別される超空間の分離関数(分類基準)である。定性的に考えると、まず、どのような超空間を分断するのかが伝達する必要があり、空間の分離の精度を上げるには、その分離基準付近の情報が必要とな

る。オリジナルシステムの内部構造が未知で、その表象もないとすれば、最初の(x0,y0)の組は、ランダムな組として求めるしかない。しかし、分離される空間の異なる部分空間の例の組が発見されると、その2つの組から分離基準の存在可能領域が狭められる。この性質を利用することで、分離基準の付近の存在領域を狭めるとともに、分離曲線(分離直線、境界線)の方向を導くことができれば、ターゲットシステムの学習速度を上げ、精度を向上させる例示生成を行うことができる。

### 2.3 機械と人との例示生成効果の違い

機械学習(ニューラルネットの学習など)では、上記の分離基準付近の例示を探索することで、知識転写を効率化することができた[瀧 08]。しかし、簡単な実験により、同じ例示を行っても人は分離基準に利用する属性の優先順位が大きく異なっていることがわかった。

**実験1:** 正例、負例で簡単な図形の配置の差を述べさせるこれにより、どのような属性に注目しているかがわかる。結果: 人の属性選択は個人に大きく依存している[高松 09]。

**実験2:** 正例、負例を見たときにどのような属性を生成しているかの予備の実験で、インデックスとなる情報を無意識下でどのようなものを生成しているかを調べた。結果: 同時に複数のインデックスを生成している可能性がある[高松 09]。

### 2.4 知識転写モデルの問題点

知識転写モデルによる記憶に関する仮説は、事象の認識、1次記憶、2次記憶とシリーズに情報が伝達されて、記憶(学習)が進むということが前提である。実験2から同時に複数のインデックスを生成している可能性があり、複数の知識の転写を行う知識の記憶や技能の伝達も考慮する必要があることがわかった。

## 3. インデックス脳

同時に複数のインデックスを生成して記憶することで、短期記憶から長期記憶への知識の転写を、インデックス生成を短期記憶として考え、同時に別の場所へのオリジナルの認識データを記憶すれば、インデックスにより知識(事例)をアクセスすることができる。インデックスが失われるとアクセスできない(忘却状態)となる。インデックス生成と事例の関係は、事例ベースの蓄積と同じである。

### 3.1 記憶とインデキシング

感覚器官が認識したイメージ情報は、認識により複数のインデックスが生成される。たとえば、駅舎のイメージから、記号レベルのインデックスとして、「改札口」「切符売り場」などが生成される。また、図の部分イメージをインデックスとして、「改札部分画像」「切符売り場画像」「待合室画像」が作られる。さらに、縮小画像がサムネールのようなインデックスとして生成される。当然、オリジナル画像イメージも記憶される。

### 3.2 イメージの再認識

記号処理による問題解決には、記憶からの新たな情報を抽出して、記号レベルのインデックスを追加生成することが必要となる。フレーム理論のデーモンの IF-NEEDED の発想のように再認識による情報抽出のメカニズムを利用する。

記号レベルのインデックスは、ある記憶に同時に含まれることで、AND、OR関係を持つことができ、動画のように記憶の前後による時間的な因果関係を抽出できる。記号レベルのインデックスを記号処理による問題解決に利用できる。表象の無いイメージは、イメージ間の連想想起により、問題解決の一部を担う。

## 4. インデックス脳による問題解決

### 4.1 オープンな推論系

イメージを認識した際に、記号レベルのインデックスが生成されると、その情報は、記号処理部に追加できる。また、結果を導くために不足している情報や仮説を既知のイメージから知識を生成することで、On-demand 型の再認識を考える。

事実や知識がクローズな環境で推論が行われるのではなく、推論課程で非単調に知識の追加がイメージの再認識により発生する。矛盾が発生する中での一貫した結論を導く推論系が必要となる。

### 4.2 利己的推論

矛盾は動的に回避、希望する結論に有用な事実や知識を優先することで、組合せ爆発を防ぐ方式を提案する。

インデックス(事実や関係)の導入時に矛盾が発生すると、その事実か、既知の事実かどちらかを排除、排除基準は、有益な方になる、選考したい解答を導く推論を提案する。これを利己的推論と呼ぶ。

## 5. まとめ

記憶のモデルとして、インデックス脳を提案し、そのモデル上での利己的推論方式を提案した。今後は、実際の問題に、このモデルに基づく知識と技能を融合した問題解決方式を適用することである。本研究は、科学研究費補助金萌芽研究「シナプス可塑性を学習するニューラルネットワークの研究」の支援を得てなされた。

### 参考文献

- [瀧 08] 瀧, 曾我, 三浦, 松田, 堀, 安部: 身体知伝達のための例示の生成, 1B2-7, 人工知能学会全国大会予稿集, 2008.
- [高松 09] 高松: 学習バイアス構築の為の人の注目する属性についての研究, 和歌山大学システム工学部卒業論文, 2009.
- [曾我 05] 曾我 真人・瀧 寛和・松田 憲幸・高木 佐恵子・吉本 富士市 533 スキルの学習支援と学習支援環境, 人工知能学会誌, Vol. 20 No. 5, pp.533-540, 2005

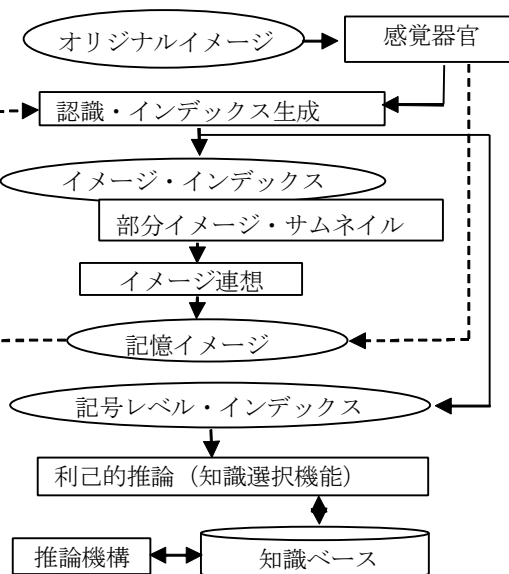


図1. インデックス脳による記憶