

知識構造が獲得された概念の精度と多様性に及ぼす影響

Effect of Knowledge Structures on Accuracies and Diversities of Acquired Concept in Human Category Learning

松香敏彦[†], 森川彰博[†], 本田秀仁[†], 清河幸子[‡]
Toshihiko Matsuka, Akihiro Morikawa, Hidehito Honda, Sachiko Kiyokawa

[†] 千葉大学, [‡] 中部大学
Chiba University, Chubu University
matsuka@cogsci.L.chiba-u.ac.jp

Abstract

In the present study, we integrated Particle Swarm Optimization methods in a model of human category learning in order to investigate the effect of knowledge structure in learning a new concept. The result of simulation study showed that the likelihood of acquiring accurate and diverse knowledge was increased when knowledge was structured in such a way that 1) there were multiple independent clusters and 2) there was a focal “idea” within each cluster.

Keywords — cognitive model, categorization

1. はじめに

人間の認知的情報処理過程は、行動実験では統制やデータ収集が困難なことから、処理過程を数理モデル化し検証する研究がおこなわれてきた。とくに高次認知の基礎となる概念についてのモデルが開発され、概念獲得時の学習過程やこれに伴う選択的注意の過程に関わる仮説の検証もおこなわれている。これらのモデルの多くは、学習アルゴリズムとして勾配法が応用されてきたが、Matsukaら (Matsuka 2005; Matsuka, Sakamoto, Nickerson & Chouchourelou, 2008) は認知モデルとしての勾配法について問題点をいくつかあげ、解釈および説明性において、一般的な勾配法は確率的最適化法などに比べ劣ると議論している。

本研究ではこれらの問題点を踏まえ、より記述的な認知モデルの構築のため、既存の概念学習モデルに Particle Swarm Optimization (e.g. Engelbrecht, 2005) を学習アルゴリズムとして組み込み検証をおこなった。Particle Swarm Optimization (PSO) とは、小さな生物 (particle) が群集 (swarm) となって動き回り、最良の情報を収集・交換するシステムをモデル化した最適化手法である。

人間の高次認知モデルとしての PSO は、学習すべき係数の空間上で particle を多数配置し、有用な係数群を同時に学習する。解探索に用いられる解候補である particle を独立した方略、swarm を方略群または概念と解釈すれば、多数の方略を保持

することから成り立つこのアルゴリズムは、複数のアイデアを保持しながらアイデア間を相互参照しながら学習を行っていると考えられる。PSO は多様な方略を持つ学習のモデル化に適しており、概念獲得をモデル化する上での解釈性に優れていると考えられる。以上の点は PSO でなくとも、他の確率的最適化法 (e.g. Evolutionary Strategy) でも可能であることが示されている (Matsuka et al., 2008)。しかし PSO を用いることにより、他の確率的最適化法による認知モデルでは触れられていないアイデア間の構造もモデル化し検証をおこなうことが可能になる。既存のモデルでは全てのアイデアは同等の情報処理過程が適用されるが、PSO では通信構造の制約を設けることによって、アイデア間、つまり概念の構造が概念学習へおよぼす影響も同時に検証できる。通信制限を設けた構造の PSO 型アルゴリズムは、全相互通信的な従来の PSO 型のものに比べ、構造的に簡易であるとともに、概念学習の解釈の面でも優れたモデルとなることが期待できる。また、もし構造による差が顕著に現れた場合、解釈の上で学習アルゴリズムの構造が、人間の概念学習における認知メカニズムに影響を与えていると考えることができ、その構造の理解につながる。

2. 学習モデル

認知モデルにおける PSO 型のアルゴリズムとは、particle と呼ばれる解候補が、モデル係数空間上を移動し最適な解を探す手法である。一般的な PSO では、particle の軌道は 3 つのベクトルの和によって決まる。一つは各 particle が過去に探索した解候補のうち最良であった係数群 (personal best, **Pb**) で、そのうちで全体の最良の解候補となるベクトル **Gb** (global best) も軌道を定義するベクトルの一つである。最後のベクトルは、ひとつ前の学習時から、現在地に移動した際のベクトル v である。これら 3 つのベクトルの作用によって、次に進む方向と距離、すなわち次の解候補に移動するベクトルが決定される。ある particle n について、その

移動ベクトル v^n の更新方法は、係数空間上での現在いる座標のベクトルを θ^n とすれば

$$v_i^{(n)}(t+1) = v_i^{(n)}(t) + c_1 U * (Pb_i^{(n)} - \theta_i^n) + c_2 U * (Gb_i - \theta_i^n) \quad (1)$$

という関係で書くことができる (i は各係数を示す)。ここで、 U は一様分布従う乱数をであり、 c_1, c_2 はそれぞれのベクトルの振る舞いを決める定数である。位置の更新は次式に従う。

$$\theta_i^{(n)}(t+1) = \theta_i^{(n)}(t) + v_i^{(n)}(t+1) \quad (2)$$

3. シミュレーション

本研究では、学習アルゴリズムに階層構造を取り入れた認知モデルと独立した複数方略群を持つ認知モデルを比べた。対象となる行動実験は Matsuka & Corter (2008) の概念学習である。行動実験の重要な結果は以下の通りである。1) 最終的に同等の情報を持つ、次元1と次元2のどちらか一方のみに注意を向けるようになるが、どちらの次元に注意を向けたかに個人差がみられた。また実験後のインタビューにより、2) 注意を向けなかった次元が手がかりとして有効であることを認識していた参加者がいた。

手続き: シミュレーションに用いるモデルとして以下の4つのモデルを用意した。従来の全particleが相互に通信可能な学習アルゴリズムを備えたALPS、ひとつのparticleに主導権を与えた中央集権的通信構造のCEPS、複数の独立PSクラスターを持ち各particleが全相互的に通信可能な学習アルゴリズムを備えたMALPS、複数の独立PS内クラスター内で中央集権的に通信構造をもつMCEPSである。シミュレーションは訓練試行として300ブロックの学習を行い、最終的な結果はその訓練後に行った100回のカテゴリ弁別の繰り返しにもとづいたものである。PS型学習アルゴリズムのそれぞれのパラメーターは、多様性を強調する値にならない様に $c_1 = c_2 = 0.5$ と設定した。

カテゴリー化モデル: 本研究では、カテゴリー化モデルとしてALCOVE (Kruschke, 1992) を用いた。入力 x に対してのカテゴリー k の活性度は次式で求められる:

$$O_k^{(n)}(x) = \sum_j w_{kj}^{(n)} \left[\exp \left(-\beta \sum_i a_i^{(n)} (\psi_i - x_i)^2 \right) \right] \quad (3)$$

ここでは、 ψ は記憶された事例、 a_i は特徴次元 i に向けられた選択的注意、 β は全体的な刺激の勾配、 w_{kj} はカテゴリー k と事例 j の関連性である。ALCOVEでは w_{kj} および a_i が学習の対象になる。つまり、本研究では、 w_{kj} および a_i がparticleにあたる (i.e., $\{w_{kj} a_i\} \in \theta$)。

3.1 結果

選択的注意においての個人差は (特徴次元1もしくは次元2を重視する傾向)、全てのモデルで再現できた。多様性のある概念の獲得を再現できたかを結果を表1に示した。ここでの多様性とは、次元1と次元2への注意において、行動に顕在化したparticleとは逆の次元を重要視する方略を持つparticleの中で、顕在化した次元とは逆の次元への選択注意の強さを表したものである。また顕在的な方略の正答率とは、行動に現れた特徴次元を使用する方略をとらせたparticleに従った際のカテゴリ弁別学習の正答率である。それに対して、潜在的な正答率は多様性を計る際に用いたparticleを用いた場合の正答率のことである。言い換えれば、顕在化したparticleが利用した特徴次元とは異なる次元への方略をもつparticleの中で、顕在化したparticleと最も特徴次元の距離があるparticleを用いた際の正答率のことである。

表1の結果から、いずれのモデルも課題を100%学習することができた。ALPSは潜在的な概念が欠如しており、多様性のある概念は獲得することができなかった。CEPSに関しても多様性をえられた「被験者」はいたが、基本的には多様性は獲得できていない。MALPSはCEPSに比べれば、多様性を獲得できている「被験者」は多かったが、潜在的な正答率も高くない。MCEPSは4つの中ではもっとも多様で有用な概念を獲得していることが示された。

全体としては、複数独立クラスターを含むPSO型アルゴリズムを用いた場合が、より多様性のある概念を獲得できたといえる。中央通信構造と複数独立クラスターをあわせ持つMCEPSが、解釈の面でもより「自然」と考えられ、最もよく学習を再現できたといえる。これらのことから、知識構造が概念学習にとって重要な役割を担っていることが示唆されたのみならず、知識の構造を理解することが記述的認知モデルを開発するにあたり重要であることが示された。

表1 方略の多様性に関するシミュレーション結果

	ALPS	CEPS	MALPS	MCEPS
正答率(顕在)	1.00	1.00	1.00	1.00
正答率(潜在)	0.98	0.85	0.80	0.90
多様性(平均)	0.00	0.08	0.35	0.58
多様性(最大)	0.05	1.00	1.00	1.00