

# 個人の多様性が導く社会知識の有用性

On the relationship between individual differences and utility of acquired knowledge in a society

松香敏彦\*1      本田秀仁\*2  
Toshihiko Matsuka      Hidehito Honda

\*1千葉大学

\*2国立情報学研究所

Department of Cognitive and Information Science, Chiba University

National Institute of Informatics

Categorically organized knowledge is the main vehicle in high-level cognitive processes. The previous empirical and theoretical studies on categorization paid almost exclusive attention to how individuals learn categorical knowledge. In the real world, however, people acquire knowledge not only through individual learning, but also through interacting with others. In the present study using computational modeling, we explored how social interactions would produce unique dynamics of knowledge acquisition that cannot be examined by studies on micro level processes. The results of simulation studies showed that when there were several clusters of individuals in a society where individuals held different beliefs about what constitutes "good" knowledge, then the society as a whole formed Pareto-optimal knowledge. That is, there was no cluster of knowledge that was simultaneously worse in two important aspects of knowledge (i.e., accuracy and simplicity) as compared with those of other clusters.

## 1. はじめに

思考やコミュニケーションなど、人間の hochi 認知においては高いレベルで抽象化されたカテゴリー情報が、知識の単位であると考えられている。その重要性から、カテゴリー化およびカテゴリー学習に関わる認知過程の解明の為、様々な研究が行われてきた。行動実験を用いた先行研究では、教師有り学習、教師無し学習にかかわらず、ほとんど全ての実験で、個人がどのようにしてカテゴリー化・学習をしているかに焦点があてられていた。数理・計算モデルを用いた理論研究においても、行動実験の結果や傾向を利用するため、主に個人の認知メカニズムやプロセスを検証している。しかし、現実には、人間は個人の学習のみによってカテゴリーを形成しているわけではなく、他者との交流やコミュニケーションを介して学習していると考えられる。

本研究では、社会における学習といったマクロレベルの研究を行なうことによって、個人学習といったマイクロレベルの研究では解明できない、カテゴリー学習のダイナミクスを計算機シミュレーションを用いて探索的に検証することを目的とする。

## 2. モデル

### 2.1 カテゴリー化モデル

カテゴリー化モデルとして事例モデルである ALCOVE [Kruschke, 92] を用いた。ALCOVE では、 $I$  次元からなる入力刺激  $x$  と個人が過去に経験した  $J$  個の事例  $\psi_j$  との心理的類似性を基に、カテゴリーノード  $k$  が活性化 ( $O_k$ ) される。

$$O_k^{(n)}(x) = \sum_{j=1}^J w_{kj}^{(n)} \left[ \exp \left( -\beta \cdot \sum_{i=1}^I a_i^{(n)} |\psi_{ji} - x_i| \right) \right] \quad (1)$$

ここで  $\beta$  は刺激スペース全体における類似性の勾配であり、 $a_i$  は次元  $i$  に向けられる選択的注意である。この選択的注意に

連絡先: 松香敏彦, 千葉大学文学部, 263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1.33, 043.290.3578 (Voice), 043.290.2278 (Fax), matsuka@cogsci.L.chiba-u.ac.jp

よって、物理・論理スペースを心理的スペースに転換し、指数関数を用いて、心理距離と心理的類似性の関係を表している。

入力刺激を、カテゴリーノードの活性化をもとに、以下の式で確率的にカテゴリー  $C$  に分類する。

$$P(C|x) = \frac{\exp(\phi \cdot O_c^{(\nu)}(x))}{\sum_k \exp(\phi \cdot O_k^{(\nu)}(x))} \quad (2)$$

ここで  $\phi$  は決定の意思の強さを表し、この数値が大きければ少しの活性化の差でも意志決定の差が大きくなる。

### 2.2 社会の構造

本研究では社会の構造に関して2つの仮定を設けた。1つは、個人差である。ここでの個人差とは、カテゴリーに関する知識に対し「何が有用であるか」といった各人の信念の多様性である。もう一つは、同類性の原理である。ここでの同類性の原理とは、知識に対する「何が有用であるか」といった信念が似た者同士は深い交流を持つといったものである。本研究では、社会には信念を共有したクラスターがあり、個人はクラスター内の他者とのみ意見交換をおこなうとした。つまり、上記2つの仮定から、社会には信念を基に独立したクラスターがあるといった構造を用いた。また、社会における学習アルゴリズムは Evolutionary Strategy (ES) を用いた。ES では、まず、ある個人は同一のクラスターに存在する他者と交流し、意見を交換し、カテゴリーに対する新たな知識を構築する。この構築は必ずしも正確に行なわれるものではなく、誤差を含むことがあると仮定した (ES における突然変異)。構築された知識は、クラスター内で評価され、有用と認識された知識は保持され、そうでないものは忘れられると仮定した。なお、クラスター内では、知識に対する「何が有用であるか」といった信念は共有されるが、クラスター間では異なる信念を持つと仮定した。本研究では、知識には2つの重要な要素があり、それらの相対的な重みによって個人差を再現した。重要な2つな要素とは、正確性を複雑性である。

表 1: 計算機シミュレーションに用いたカテゴリ刺激

Cat	D1	D2	D3	D4
A	1	1	1	0
A	1	0	1	0
A	1	0	1	1
A	1	1	0	1
A	0	1	1	1
B	1	1	0	0
B	0	1	1	0
B	0	0	0	1
B	0	0	0	0

### 2.3 知識の有用性

本研究では獲得された知識の正確性（不正確性） $E$ を以下の式と定義した。

$$E(\theta^{(m)}) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left[ d_k^{(n)} - P(k|x^{(n)}) \right]^2 \quad (3)$$

ここで  $\theta$  は学習の対象のパラメータ ( $a_i$  と  $w_{kj}$ ) の集合であり、 $m$  は社会の中のある個人を指し、 $d$  は目的とされる値である。

また、獲得された知識の複雑性は以下の2つの式で定義した。

$$Comp_w^{(m)} = \sum_{kj} \left( w_{kj}^{(m)} \right)^2 \quad (4)$$

$$Comp_a^{(m)} = \sum_i \frac{\left( a_i^{(m)} \right)^2}{\left( a_i^{(m)} \right)^2 + \sum_{l=1}^I \left( a_l^{(m)} \right)^2} \quad (5)$$

各カテゴリノードと事例ノードの結びつきの強さを表す  $w_{kj}$  に対する複雑性はそれらの数値の絶対値によって定義されるのに対し、選択的注意  $a_i$  に対する複雑性は相対的な値で定義することによって注視する次元の数の多さと対応させている。

知識の正確性を複雑性をもとに、以下の式を知識獲得の目的関数とし計算機シミュレーションをおこなった。

$$F(x^{(m)}) = v^\kappa E(x^{(m)}) + (1 - v^\kappa) \left( Comp_w^{(m)} + Comp_a^{(m)} \right) \quad (6)$$

ここで  $\kappa$  は社会の中のクラスターを示し、 $v^\kappa$  はクラスター  $\kappa$  内で共有される、知識の有用性における正確性と複雑性のトレードオフに対する信念である。

## 3. 計算機シミュレーション

本研究では、表1にあるカテゴリ学習研究で著名な Medin らの [Medin 78] の 5・4 刺激を用いて計算機シミュレーションをおこなった。図1は異なる信念を持つ50クラスター、計500名（各クラスターは10名の個人で形成されている）からなる社会がコミュニケーションを介して獲得した知識の特徴を表している。図1では、X軸は知識の複雑性を示し、Y軸は値知識の不正確性を示している。社会全体では個人差が大きく、ある個人は複雑性を「犠牲」にして正確な知識を獲得しているが、一方で、正確性を犠牲にして簡素な知識を獲得している個人もいる。社会全体で見ると、どの個人も複雑

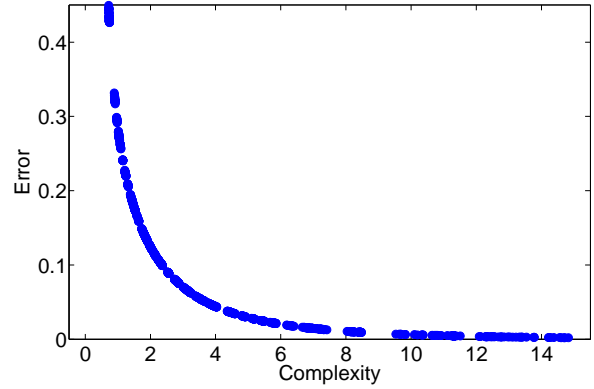


図 1: シミュレーションの結果. 社会全体が獲得した知識の特徴を表している。X 軸は知識の複雑性を示し、Y 軸は値知識の不正確性を示している。

性と不正確性の一方の特徴においては他の個人に劣るが、もう一方の特徴においては、他方で劣っていた個人にくらべると優れた知識を獲得している。例えば、個人 A の知識は正確性においては個人 B より劣るが、簡便性においては A の知識は B の知識より優っている。この傾向は全ての個人にあてはまり、2つの特徴が同時に他の知識（解）に優る知識（解）はないといったことになる。このような解の集合は pareto-optimal と呼ばれる。今回のシミュレーションの結果から、社会における個人差と同類性の原理は、pareto-optimal とした強固な解集合を導くことが示された。

今回用いたシミュレーション・パラダイムは、社会における学習のダイナミクスを検証するだけでなく、カテゴリ構造の解析的利用法も考えられる。カテゴリの構造やカテゴリ化のメカニズムを基に、カテゴリの複雑度を求め、そのカテゴリに対する学習の負荷を理論的に求める研究が行われてきたが、今回の我々のパラダイムを用いても同様にカテゴリ化・学習に必要な認知的負荷を求めることができる。Shepard ら [Shepard 61] の 6 つの複雑性の異なるカテゴリを社会に学ばせたと、先行研究で示された理論的複雑性とほぼ一致した 6 つの pareto-optimal な解集合が獲得され、上記に挙げた本シミュレーション・パラダイムの解析的利用法の妥当性を示すことができた。

## 参考文献

- [Kruschke 92] Kruschke, J. K.: ALCOVE: An exemplar-based connectionist model of category learning. *Psychological Review*, 99, 22-44. (1992).
- [Medin 78] Medin, D. L. & Schaffer, M., M.: Context Theory of Classification Learning. *Psychological Review* 85, 207-238. (1978)
- [Shepard 61] Shepard, R. N., Hovland, C. L. & Jenkins, H. M., Learning and memorization of classifications. *Psychological Monographs* 75 (1961).