

不完全事例をともなうカテゴリ学習の認知プロセス： 行動実験と計算機シミュレーションによる検討

Cognitive Processes in Learning Categories with Incomplete Information: Empirical and Computational Studies

吉川詩乃, 本田秀仁, 松香敏彦
Shino Yoshikawa, Hidehito Honda, Toshihiko Matsuka

千葉大学
Chiba University

{shino, hito, matsukat}@muscat.L.chiba-u.ac.jp

Abstract

In the present research we extended Medin and Schaffer's classical category learning experiment (1978) by using more natural tasks, and by employing a computer interface that collects information on participants' patterns of attention allocation during learning trials. The empirical data indicated there were two groups of participants who differed their categorization strategies. The results of simulations showed that both groups were better accounted by a prototype model that was sensitive to covariations among feature dimensions than traditional prototype and exemplar models.

Keywords — category learning, cognitive modeling, connectionists

1. はじめに

カテゴリ学習に関する先行研究の多くは、すべての情報を得ることができる限られた数の刺激を用いて多くの研究が行われる。しかし、これらの刺激を用いた実験では、刺激のカテゴリ構造の学習ではなく、刺激の一对一の同定にとどまる可能性が考えられる。また、実際の環境では、人間は必ずしも対象の刺激についての完全な情報を得ているとは限らない。これらの問題点を解消するために本研究では、刺激の情報が完全には得られない事例が学習時に含まれている場合のカテゴリ学習の認知プロセスについて、行動実験と計算機シミュレーションを実施して検討を行った。

2. 行動実験

2.1 方法

大学生27名が実験に参加した。行った課題は、学習課題と判断課題である。学習課題では、頭(楕円, 円)・目(赤・緑)・胴体(長い・短い)・足(太い・細い)、4つの次元から特徴付けられる虫A・Bに関して実験参加者は学習した。学習課題時に呈示された事例は、Medin & Schaffer (1978) の5-

4刺激セットを参考にして、完全刺激9刺激と完全刺激をもとに作成した不完全刺激28刺激、計37刺激から構成されていた。不完全刺激とは、1次元を「???'と表示することで情報を得られなくしたものである。これらの刺激から、完全事例9刺激、不完全刺激7刺激を組み合わせたものを1ブロックとし、計8ブロックの学習を実験参加者は行った。判断課題では、ある特徴を見せる虫がA・Bどちらの虫であるかを判断することが求められた。この課題では学習課題時学習した完全事例9刺激と、学習時には呈示されていない完全な事例からなる7刺激が2回ずつ呈示された。本研究ではこれらの課題を遂行する際、クリックしている間だけその次元の特徴を見ることができ MouseLab (Matsuka & Corter, 2008)を用いて、学習・判断をする際の、各次元への注目時間を測定した。

2.2 結果と考察

学習試行最終ブロックで正答率7割以上の実験参加者25名のデータを解析の対象とした。最終ブロックの選択的注意をもとにクラスター分析をおこなった結果、参加者は2つのグループに分けることができた。学習試行の注視時間割合を見ると、グループ2 (G2) は、どの次元も平均的に見ているのに対し、グループ1 (G1) は試行が進むにつれて、次元間の値に差が生じた。表1にあるように、G1は第2次元への選択的注意が減少している。これは、G1の成員は、第2次元以外の3次元の情報によりカテゴリ判断が可能であるということや、カテゴリ判断のための情報の重要度が次元によって違うということを経験し、カテゴリ化の方略にもちいたと考えられる。

正答率に関しては、G1が約90%に対しG2が約80%であった。また、判断課題においても、汎化パターンが異なっていた。G1が両極的な反応を示すのに対し、G2は事例による差異がみられた。これらの結果は、一見「学習の速いG1」と「学習の

遅いG2」と解釈可能のようだが、G2の最終ブロックの正当率と同等の正当率を示すG1のブロックを比較すると、明らかに選択的注意のパターンが異なっており、グループの差異は学習の速度のみとは考え難い。正当率や汎化パターンの差はむしろカテゴリ化や学習の方略の差によって生まれたものと考えられる。次に、複数のカテゴリ学習モデルを用いた計算機シミュレーションをおこない、方略の差について検証する。

表 1 行動実験結果：2 グループの選択的注意

| | Dim1 | Dim2 | Dim3 | Dim4 |
|----|--------|--------|--------|--------|
| G1 | 0.3317 | 0.0825 | 0.2679 | 0.3179 |
| G2 | 0.2613 | 0.2644 | 0.2342 | 0.2401 |

3. 計算機シミュレーション

本シミュレーションでは次の3つのモデルを用いた。1) 事例モデルALCOVE (Kruschke, 1992)、2) ALCOVEを簡素化したPrototype Model、3) 特徴次元間の相関にも選択的注意を向けるプロトタイプモデルOEDIPUS (Matsuka, 2006)。

3.1 手続き

シミュレーションの手続きは、基本的に行動実験の手続きを模倣した。各モデルのパラメタは、確率的最適化法をもちいて、モデルの予測値と、1) 判断課題の汎化パターンと、2) 最終ブロックで記録されて選択的注意のパターンの誤差を最小化したものを使用した。

3.2 結果と考察

表 2 計算機シミュレーションの結果 (誤差)

| 対象 | ALCOVE | Prototype | OEDIPUS |
|----|--------|-----------|---------|
| G1 | 0.0412 | 1.5940 | 0.0353 |
| G2 | 0.2706 | 0.5665 | 0.1526 |

表 2 に予測値と実測値の誤差を示した。一般的なプロトタイプモデルは、明らかに行動実験で得られたデータを説明できていなかった。事例モデルと次元間の相関に注意を向けるプロトタイプモデル (OED) では、G1に関しては差はあまりない。

しかし、G2の汎化および選択的注意のパターンに関しては、OEDの予測値は事例モデルの予測値に比べて約45%誤差が少ない。

図1は、各モデルの汎化パターン (上段) と選択的注意 (下段) を表している。定性的汎化パターン (ランクオーダー) および選択的注意パターン共にOEDが事例モデルより正しく再現できていた。G1に対しての予測値の差は少ないが、両グループ共にOEDの説明率が高いことから、グループ間の違いは内部表象の差によるものではなく、その他のカテゴリ化や学習方略の差によって生じた可能性が高いと考えられる。最適化されたOEDのパラメタを比較すると、G1においては決断力に関するパラメタ値が高く、G2においては次元間の相関に対する選択的注意の学習率が高いことがわかった。つまり、G2はカテゴリ内共分散構造を含むカテゴリ学習を試みたと解釈できるに対し、G1はその汎化パターンから、不完全事例があるにも関わらず、個々の事例や次元間の相関パターンを用いた同定学習をおこなったものと解釈できる。また、G1は過剰一般化的傾向があるととも解釈でき、G2の正当率の低さは過剰一般化の抑制が引き起こしたとシミュレーションの結果が示唆している。

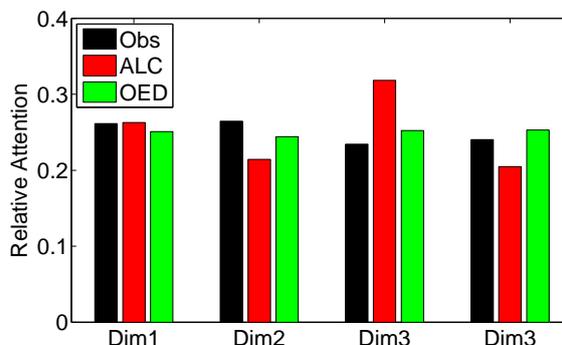
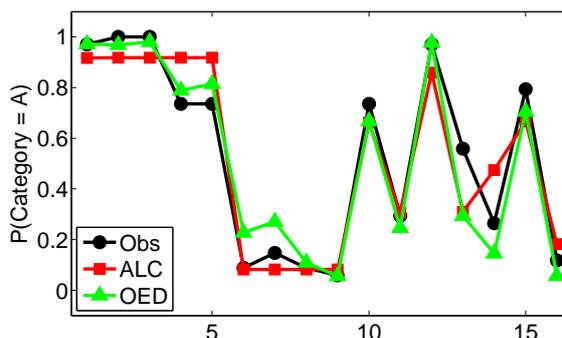


図 1 シミュレーション結果。上段：汎化パターン。下段：選択的注意。Obs：実測値、ALC：事例モデル、OED：次元間の相関に注意を向けるプロトタイプモデル。