

各特徴の出現頻度がカテゴリ学習と典型性評定に与える影響

The influence of the appearance frequency of each attribute on category learning and typicality ratings

京屋 郁子, 尾田 政臣
Ikuko Kyoya, Masaomi Oda

立命館大学文学部
College of Letters, Ritsumeikan University
ikyoya-a@st.ritsumeikan.ac.jp

Abstract

This study investigated the influence of the appearance frequency of each attribute under each category on category learning and typicality ratings. The experiment revealed that participants learned not only the attribute that appeared frequently under each category but also the one that appeared less frequently, and that the former attribute influenced typicality ratings. These results suggest that category knowledge is obtained by not only efficiently compressing information but also processing a variety of information.

Keywords — categorization, category learning, typicality ratings

1. はじめに

人間は、日常生活において様々な事物に出会っているが、全ての事物をそのままの形で保持していると、情報量が莫大になってしまう。そこで、人間はカテゴリを形成することによって、大量の事例情報を圧縮して効率的に知識を構築し、様々な情報処理の情報源として用いている。つまり、認知的経済性の観点からも、カテゴリ形成は知識の構築に不可欠な情報処理であるということができる。

一方で、カテゴリを規定するための必要最小限の特徴のみがカテゴリ学習されるわけではなく、それ以上の特徴も学習されることを示した研究や (Bott, Hoffman, & Murphy, 2007; Hoffman & Murphy, 2006)、カテゴリを規定しない特徴がカテゴリ化に影響を与えることを示した研究がある (Allen & Brooks, 1991; Regehr & Brooks, 1993)。これらの研究から、我々は単に効率の良さだけでカテゴリを形成しているわけではなく、多くの様々な情報を学習していることが分かる。また、

Hoffman & Murphy(2006)では、人間は必要最小限の特徴のみをカテゴリ学習するのではなく、本能的に多くの情報を学習しようとする、とも述べられている。

そこで本研究は、Bott et al.(2007)の刺激構造を参考に、家族的類似構造をもつカテゴリ刺激を作成し、カテゴリの傾向を強く示す特徴のみが学習されるのか、あるいは、カテゴリの傾向をそれほど強く示さない特徴も学習されるのか、について実験的な検証を行う。具体的には、各特徴の出現頻度を変化させることにより、確率的にカテゴリの傾向を強く示す特徴と弱く示す特徴を設定し、それぞれの特徴がどの程度学習されるか、また、後のカテゴリ運用にどの程度影響を与えるか、ということを検証する。また、出現頻度が最も高い特徴として、カテゴリ間で相互に異なる特徴が各カテゴリの全事例に出現する特徴、すなわちカテゴリを完全に区別できる特徴を設定した場合、それ以外の特徴も学習されるのか否か、ということもあわせて検証する。

2. 方法

参加者 38名の大学生が実験に参加した。そのうち、質問紙の記入に不備があった6名を除き、32名が分析対象者となった。

刺激 視覚的人工カテゴリで、6特徴次元(頭、体、足、触角、目、羽)をもつ架空の虫の線画であった。各特徴次元には3値を用意し、以降、この3値を0, 1, CA (common attribute)と表記する。

学習時に呈示する学習刺激 (old) の構造例を表

表1 学習 (old) ・新奇 (new) 刺激構造例

カテゴリー	old/new	刺激No	特徴次元					
			6	5	4	3	2	1
A	old	1	0	0	0	CA	CA	CA
		2	0	1	0	CA	CA	CA
		3	0	0	1	CA	CA	CA
		4	0	0	1	0	CA	CA
		5	0	0	0	0	0	CA
		6	0	0	0	0	0	0
A	new	13	0	0	0	0	CA	CA
		14	0	1	0	CA	0	CA
		15	0	0	1	CA	CA	0
		16	1	0	1	0	CA	CA
		17	0	1	0	0	0	CA
		18	0	0	1	0	0	0
B	old	7	1	1	1	CA	CA	CA
		8	1	0	1	CA	CA	CA
		9	1	1	0	CA	CA	CA
		10	1	1	0	1	CA	CA
		11	1	1	1	1	1	CA
		12	1	1	1	1	1	1
B	new	19	0	1	1	CA	CA	CA
		20	1	0	1	1	CA	CA
		21	1	1	0	CA	1	CA
		22	1	1	0	1	CA	1
		23	1	1	0	1	1	CA
		24	1	0	1	1	1	1

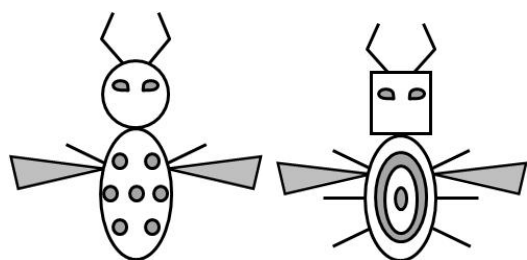


図1 刺激例

表1の特徴次元6=頭, 5=体, 4=足, 3=触角, 2=目, 1=羽とした場合。左は表1のNo.1, 右はNo.7。

1, また, 刺激例を図1に示す。学習刺激 (old) は各カテゴリ6事例で, 計12事例であった。カテゴリAは0, カテゴリBは1をとりやすいカテゴリとし, CAは両カテゴリに同頻度で出現する特徴として設定した。特徴次元6は各カテゴリの値(カテゴリAであれば0, カテゴリBであれば1)が学習事例の6事例全てに出現し, 同様に, 特徴次元5は5事例, 特徴次元4は4事例, 特徴次元3は3事例, 特徴次元2は2事例, 特徴次元1は1事例に出現するように設定した。なお, 特徴次元5, 4は他方カテゴリの値が出現するが, 特徴次元3~1は両カテゴリともにCAが出現す

るように設定した。よって, 特徴次元6は単独で完全にカテゴリを区別できる特徴次元として機能すると考えられる。また, 確率的なカテゴリの傾向をあらわす強さは, 特徴次元6, 5, 4, 3, 2, 1の順となる。

さらに, 各特徴次元がカテゴリ運用にどの程度影響を与えるかを検証するために, 学習事例の各特徴次元の値を1つだけ他方カテゴリの値かCAに入れ替えた事例を, 新奇事例 (new) として作成した(表1参照)。新奇事例 (new) は各カテゴリ6事例, 計12事例であった。例えば, カテゴリAでは刺激No.4の特徴次元6の値を他方カテゴリに入れ替えた事例は刺激No.16となり, この両者での反応の差を算出することによって, 特徴次元6がカテゴリ運用に与える影響を検証することができる。同様に, 特徴次元5の影響は刺激No.5と17, 特徴次元4は刺激No.6と18, 特徴次元3は刺激No.1と13, 特徴次元2は刺激No.2と14, 特徴次元1は刺激No.3と15, の差を算出することによって検証可能となるようにした。なお, 刺激構造は2種類用意し, 参加者をランダムに割り当てた。

手続き 実験はA4サイズの質問紙によって行われた。質問紙は学習フェーズ, 挿入課題, テストフェーズから構成された。学習フェーズでは, ページの上方にはカテゴリA, 下方にはカテゴリBに属する全学習事例 (old) がそれぞれのカテゴリラベル (AかB) とともに記載されていた。このページを3分間眺めた後, 挿入課題を3分間行い, テストフェーズのページに進んだ。テストフェーズは2種類の課題からなり, ①全ての虫の特徴(6特徴次元×3値=18特徴)を個別にひとつずつランダムに呈示し, それらの各特徴についてA, Bのどちらのカテゴリにあてはまる特徴だと思うか, というカテゴリ判断と, その判断に対する確信度評定(1;全く確信がない~7;とても確信がある)を求め, その後, ②全学習事例と全新奇事例の計24事例の虫の全体像(事例)をひとつずつランダムに呈示し, それぞれの事例について典型性評定(-5;とてもAらしい~5;とてもBらしい, 0;

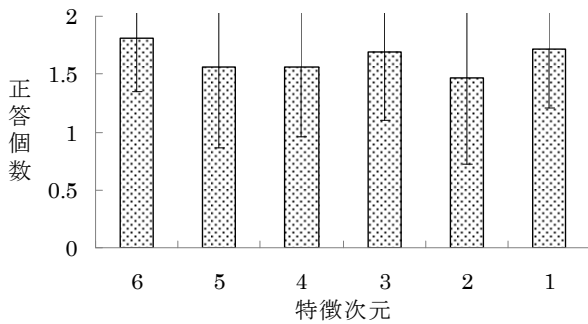


図2 特徴次元別特徴正答個数

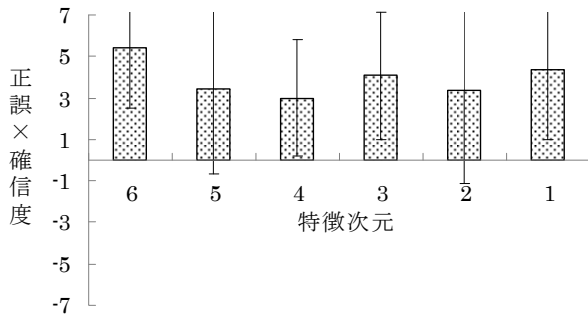


図3 特徴次元別正誤×確信度

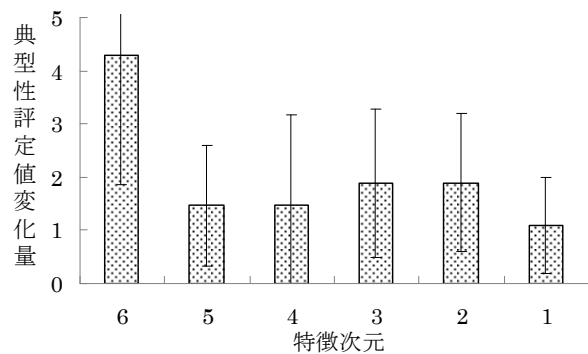


図4 特徴次元別典型性評定値変化量

どちらとも言えない) を求めた。①②ともに各刺激は1回ずつ呈示し、回答時間の制限は設けなかった。

3. 結果

各特徴を個別に呈示した①のテストフェーズのカテゴリ判断において、CA を分析対象外とし、各特徴次元別で平均正答個数を算出した(図2参照; CA を分析対象外としたことにより、最大正答個数は2, 最小正答個数は0となる)。平均正答個数のチャンスレベル(正答個数1)との差をt検定によって分析した結果、全ての特徴次元でチャンスレベルよりも有意に高かった($p < .01$)。また、各参加者について、正答個数の値を条件間で

1位から6位まで順位づけ(同順位の場合は平均順位とした)、フリードマン検定を行った結果、特徴次元によって有意な差は認められなかった($\chi^2(5)=6.35, p=.27$)。さらに、確信度については、カテゴリ判断が誤答だった場合は-1をかけて、平均値を算出した(図3参照)。この値について特徴次元を独立変数として分散分析を行った結果、特徴次元の主効果は有意傾向で($F(5,155)=2.14, p=.06$)、特徴次元6が他の特徴次元よりもやや高い傾向を示した。

また、全体像(事例)を呈示した②のテストフェーズの典型性評定値については、2.方法の刺激で述べたように、各学習事例につき1特徴次元の値を入れ替え、新奇事例を作成したので、この対応する学習事例と新奇事例との典型性評定値の差の絶対値をとって、各特徴次元の典型性評定値の平均変化量を算出した(図4参照)。この値について特徴次元を独立変数として分散分析を行った結果、特徴次元の主効果が有意に認められ($F(5,155)=16.35, p < .01$)、特徴次元6が他の特徴次元よりも有意に高かった($p < .05$)。

4. 考察

各特徴次元で、各カテゴリに特有の特徴が出現する頻度を操作し、高い頻度で特有の特徴が出現する特徴次元と、低い頻度で特有の特徴が出現する特徴次元がカテゴリ化に与える影響を検証した。

テストフェーズで、各特徴を個別に呈示してカテゴリ判断を求めた結果、全ての特徴次元でチャンスレベルよりも有意に高い正答個数を示した。このことから、カテゴリを完全に区別できる特徴(特徴次元6)だけではなく、その他の特徴も学習されており、カテゴリ化に必要な最小限の特徴のみが学習されるわけではないことが示された。また、各特徴次元で正答個数に差は認められなかったことから、出現頻度に関わらず、全ての特徴がほぼ同等にカテゴリ学習されていたことも示された。一方、誤答の場合は-1をかけて確信度の平均値を算出したところ、特徴次元6がやや他の特徴次元よりも高い値となっていた。このことから、

カテゴリ学習はどの特徴次元もほぼ同等に行うが、確信度という主観的な印象評定では、カテゴリを完全に区別できる特徴次元6が他の特徴よりもやや強くカテゴリの傾向を示すもの、と捉えられていた可能性が示唆された。

また、各学習事例の1特徴次元のみの値を入れ替えて新奇事例を作成し、その対応する事例間で、全体像（事例）を呈示して求めた典型性評定値の差を算出したところ、カテゴリを完全に区別できる特徴次元6の値を入れ替えた場合、他の特徴次元の値を入れ替えた場合よりも変化量は大きかった。このことから、出現頻度によって、特徴が典型性評定値に与える影響に差があらわれることが示された。

これらの結果から、以下のように解釈することができる。カテゴリ化に必要な最小限の特徴のみが学習されるわけではなく、多くの情報を学習しようとするが、その学習されたカテゴリに関する知識は、運用の段階では同等に使用されるのではなく、カテゴリの傾向を最も良く示す特徴は他の特徴よりも大きく影響を与える。すなわち、カテゴリ運用の際にはカテゴリの傾向を良く示している特徴が他の特徴よりも影響を与えるが、その他の特徴は全く学習されていないわけではなく、潜在的にどちらのカテゴリの特徴なのか、という知識として蓄積されていると考えられる。また、どの特徴がどのカテゴリの特徴なのか、という情報だけではなく、どの特徴がどの程度カテゴリをよく示しているか、ということもあわせて学習されている、ということができる。これらのことから、カテゴリ知識は単純に効率良く圧縮された情報ではなく、むしろ、かなり豊富な情報をもつものとして機能していると考えられる。また、このような情報の豊富さが、推論などにみられるように、カテゴリを用いた様々な心的処理を可能にしていると考えられる。

5. 参考文献

[1] Allen, S. W., & Brooks, L.R. (1991).
Specializing the operation of an explicit

rule. *Journal of Experimental Psychology: General*, 120, 3-19.

[2] Bott, L., Hoffman, A. B., & Murphy, G. L. (2007). Blocking in category learning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 136, 685-699.

[3] Hoffman, A. B., & Murphy, G. L. (2006). Category dimensionality and feature knowledge: When more features are learned as easily as fewer. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 32, 301-315.

[4] Regehr, G., & Brooks, L. R. (1993). Perceptual manifestations of an analytic structure: The priority of holistic individuation. *Journal of Experimental Psychology: General*, 122, 92-114.