

展望論文 (Reviews)

カテゴリ研究におけるモデルの競合と
統合化への動きの展望¹⁾

京 屋 郁 子

(立命館大学大学院文学研究科)

Competition among Various Models and Perspective on a Trend toward
Integration on Categorization Research

KYOYA Ikuko

(Graduate School of Letters, Ritsumeikan University)

Many categorization studies have been made in cognitive psychology so far. Various categorization models have been proposed in these researches. They were competitive against each other, especially validity of the prototype model and the exemplar model have been discussed enthusiastically recently. But, a trend of creating new model is coming about that try to integrate the existing models into a new model. This paper reviews such a competitive aspect and a trend toward integration among the models. And also this paper points out problems included in these studies and addresses some desirable directions that have to be examined in categorization research.

Key words : category, model, competition, integration

キーワード : カテゴリ, モデル, 競合, 統合

1. はじめに

人間の心的活動にとって、概念やカテゴリは基本的で重要な役割を果たしている。例えば、新しいものを見たときにそれが何なのかを認識するためには、既にもっている概念やカテゴリと照合することが必要である。また、認識の後、その対象がどのような性質をもっているのかを

推論するのに、既にもっている概念やカテゴリとの照合が必要となる。他にも問題解決や言語を用いた会話など、多くの人間の心的活動の基本となるのが概念やカテゴリである。心理学において概念やカテゴリは古くから大きなトピックとして扱われ、現在も多くの研究が行われている。本論文は、心理学、特に認知心理学におけるカテゴリ研究で提唱されている様々なモデルを概観し、さらにそれらのモデルの提唱をうけて最近ではどのような議論があるのか、またその議論も含めカテゴリ研究における問題点

1) 展望論文本文は尾田政臣文学部教授の指導のもと執筆されている。

と、今後望まれる研究の方向性を提示することを目的とする。なお、認知心理学では、概念とカテゴリという言葉は厳密に異なる意味をもつものとしては扱われておらず、ほぼ同義のものとして扱われることが多い。本論文では概念は内包的、カテゴリは外延的な側面をそれぞれ強調しているのものであると考え、以降で紹介し議論の対象とするモデルについては、カテゴリ化の実験データをもとに議論しているものが多いため、概念ではなくカテゴリという表現を使用することとする。

2. カテゴリモデルの変遷

カテゴリ研究は、一般にBruner (1956)からはじまるとされる。Bruner (1956)はいくつかの特徴次元を設定し、特徴次元でとりうる値を定め、それらの値を組み合わせることで事例を作成した。そしてそれらの事例を用いてあるルールを作成し、被験者は各事例がそのルールに合っているか反しているかのフィードバックを与えられる。その中で被験者はどのようにルールを仮定し、検証するのかを分析した。つまり、例えばいくつかの事例をまとめるものとして、丸くかつ赤いものというルールを作成したように、Bruner (1956)はカテゴリをルールのようなもので表現できることを想定していたとすることができる。Bruner (1956)が想定したカテゴリ化とは、そのカテゴリの成員となるための必要で十分な属性が事例にそなわっているかどうかを検証することであった。このようなカテゴリ化モデルは、後に定義的特徴モデルと呼ばれるようになった。

しかし、現実世界においてはそのようなカテゴリの成員となるための必要十分条件が全てのカテゴリに存在しているわけではない。例えば、犬というカテゴリでは、全ての犬が共通の特徴を持っているわけではない。4本足の犬もいれ

ば、事故や病気などで足を失った犬もいる。また、耳の立っている犬もいれば、立っていない犬もいる。このように、全ての成員が同じ特徴を持っているとは限らないことは明白である。

この問題を克服するために提唱されたのがプロトタイプモデルである(Posner & Keele, 1968; Reed, 1972; Rosch & Mervis, 1975など)。定義的特徴モデルが想定したカテゴリはwell-definedなカテゴリと呼ばれ、代わりにプロトタイプモデルが想定したカテゴリはill-definedなカテゴリと呼ばれる。彼らはカテゴリには必要十分な特徴が存在するのではなく、特徴的な傾向や中心性が存在するのであり、そのような中心的で典型的な要約表現であるプロトタイプが生成されカテゴリ化の参照元となるとする。例えば、鳥というカテゴリでは、全ての鳥に共通する特徴はないが、「羽がある」「くちばしがある」「さえずる」といった鳥のプロトタイプの特徴が各鳥に多かれ少なかれ備わっており、鳥のプロトタイプとよく似ているカモメはより鳥らしいと判断され、反対にあまり似ていないペンギンはあまり鳥らしくないと判断される。このようにプロトタイプモデルは、カテゴリにおける各事例が共通にもつ傾向をプロトタイプという形で要約し、それをもとにカテゴリ化が行われるとする。

一方、そのようなill-definedなカテゴリを想定しながら、Medinらはcontextモデルを提唱した(Medin & Schaffer, 1978; Medin & Schwanenflugel, 1981; Medin & Smith, 1981など)。彼らは決して「りんごは赤い、丸い、甘い……」といったカテゴリレベルの情報の存在を否定しないが、既に見たことのある全ての事例と新しい事例を比較することにより、カテゴリ化が決定されると主張する。つまり、contextモデルとは、学習時の事例の記憶が基本となっているモデルであると言える。また、それまでのプロトタイプモデルでは各事例における複数の特徴が独立的

に扱われ、事例をまたいで各特徴次元の値がカテゴリ内で要約されるとしていた。それに対し contextモデルでは、各事例における特徴は切り離すことは不可能で非独立であり、あくまでその事例において特定の特徴がセットであらわれる、ということに重点を置いている。そしてその特徴のセットが事例そのものであり、それら事例情報によってカテゴリ化は決定される、としている。さらに、NosofskyはMedinらの contextモデルを拡張したGCM (generalized context model) を提唱し、様々な研究結果を報告している (Nosofsky, 1984, 1986, 1988など)。これらの事例情報をもとにカテゴリ化が行われるとするカテゴリモデルは、総じて exemplarモデルと呼ばれている。²⁾

プロトタイプモデルにおいては、プロトタイプはカテゴリ内の事例の中心性をあらわすものであることから、カテゴリ内の事例情報によって規定されると言え、さらにカテゴリ化はそのプロトタイプとの距離で決定されるとする。一方、exemplarモデルはカテゴリ内の事例情報そのものとの比較によってカテゴリ化を決定する、としている。このように、両者はともにカテゴリ内の事例情報がカテゴリ化を規定するという点において非常に類似したモデルであると言える。しかし、両者の大きな違いは事例間の要約表現を必要とするか否かという点にある。先述のとおり、exemplarモデルは事例から抽象されたカテゴリレベルの情報、すなわち要約表現の存在を完全に否定するわけではないが、カテゴリ化においては必ずしも要約表現が有効であるというわけではなく、むしろ学習時の各事例情報そのものが有効なのであ

る、ということを主張しているのである。

以上のモデルは一貫して事例から帰納推論をへてカテゴリ学習が行われる、という立場であり、ボトムアップ的な処理方向に重点を置いている。それに対し、トップダウン的な処理方向に重点を置いた理論ベースモデルが提唱されるようになった (Murphy & Medin, 1985など)。彼らはそれまでのカテゴリモデルを知覚的な類似性によってでしかカテゴリ化を説明していないと批判し、カテゴリ化は人間が既に持っている知識や状況によってアドホックに変化するものであるとした。例えば、シマウマと床屋のサインポールの類似度と、シマウマと牛の類似度を比較した場合、人々は後者の組み合わせの方がより似ていると答えるだろう。これは既に人間は動物という知識をもっており、その枠組みによって類似度を判断しているからである。このように理論ベースモデルは、カテゴリは背景知識 (background knowledge) によって凝集性が与えられ、非常に流動的なものであることを示した。

上記で示したとおり、定義的特徴モデル・プロトタイプモデル・exemplarモデルと理論ベースモデルの間には非常に大きな視点の転回がみられる。両者は着目する処理方向が異なっているが、正面から拮抗するような類のものではなく、むしろ両者はともにカテゴリ化を決定する重要なプロセスである。Wisniewski & Medin (1994) は2つのカテゴリからなる子供が描いた人の絵を用いて、両者が相互に関係しあいながらカテゴリ化が行われることを示した。一方のグループは都会の子供の描いた絵で、もう一方のグループは農村の子供の描いた絵である、と被験者に伝え、伝える前は「都会の服である」と評価されていた絵が「農村の服である」と評価しなおされ、各絵の特徴の認識のされ方が変化した。また、各グループがどのような子供によって描かれたのかを伝えられる

2) 日本で広く使用される「範例モデル」という訳語では、「お手本」や「見本」という意味合いが強く感じられ、このモデルの事例情報の有益さを示すという意義とは異なる印象を与える表現であると考えられるので、本論文ではexemplarモデルと表記することとする。

Table 1 Medin & Schaffer(1978)実験1の学習で使用された刺激セット

A	1	2	3	4
1	1	1	1	1
2	1	0	1	0
3	0	1	0	1

B	1	2	3	4
4	0	0	0	0
5	1	0	1	1
6	0	1	0	0

と、はじめに被験者がおこなっていた各グループのルールや評価が変化した。このように、Wisniewski & Medin (1994) はカテゴリ化におけるボトムアップ処理とトップダウン処理は相互作用的に働いていることを示し、両者の立場の統合への足がかりとも言える結果を示した。しかし、このような両者の立場を統合するような研究は非常に少ない。今後は両者を結ぶ統合的なモデルが提唱される必要があろう。

3. プロトタイプモデルとexemplarモデルの競合

2. で示した各モデルは、それぞれがそれまでのモデルのもつ問題を克服しながら議論を進展させた。それと同時に、どのモデルが最もよくカテゴリ化を説明するのか、というモデル間の競合がみられるようになった。モデルの妥当性を検証するためには、各モデルの基本的な考え方が実際に人間のカテゴリ判断においてみられるのか否かを実験をとおして検証するものと、各モデルを数式であらわし、その数式でシミュレーションして得られる予測値と実際の実験で得られる観測値との合致度によって検証する、という主に2つの手法が用いられる。後者の手法はすなわち、実際に実験で得られた人間のデータを数式によるモデルでいかに正確に予測し得るか、ということを経験にモデルの妥当性を検証するものである。これらの手法を用い、近年競合状況が激化しているのが、プロトタイプモデルとexemplarモデルである。Smith et al. (1997) は、それまでexemplarモデルを支持する結果を得ている研究は、使用している刺激

の構造によるものであると主張した。この研究を発端として、プロトタイプモデルとexemplarモデルとの競合が激しくなった。また、どちらのモデルがより妥当なのかを検証するには、上記の2つの手法を併用し検証しているが、後者の手法の方をより重視しているように見受けられる。すなわち、数式化されたモデルによって得られるデータと、実際に実験で得られるデータとの一致度を分析することにより、プロトタイプモデルとexemplarモデルのどちらが実際に行われる人間のカテゴリ化をより正確に予測できるのかを検証している。

3-1. プロトタイプモデル支持の研究の主張

Smith et al. (1997) の主張によると、exemplarモデルを支持する研究結果はカテゴリ構造が非常に弱く、事例数も少ない刺激セットを学習時に使用しており、このことが必然的に学習時の事例を覚えるという方略を導いたのだ、という。exemplarモデル提唱の発端となったMedin & Schaffer (1978) の実験1の学習時で使用された刺激セットをTable 1に示す。列は特徴次元を、行は刺激(事例)を表しており、カテゴリAは刺激No.1~3、カテゴリBは刺激No.4~6からなっている。第1特徴次元は形、第2特徴次元は大きさ、第3特徴次元は色、第4特徴次元は刺激の位置で、それぞれ2種の特徴が与えられている。第1特徴次元は二等辺三角形と丸、第2特徴次元は赤と緑、第3特徴次元は大と小、第4特徴次元は左端と右端からなっており、それぞれの特徴の前者を1、後者を0と表すとす。各刺激はこれらの4特

Table 2 Smith et al.(1997)実験2で使用された刺激セット
 上段＝特徴次元数、事例数が少なくカテゴリ構造の弱い刺激セット
 下段＝特徴次元数、事例数が多くカテゴリ構造の強い刺激セット

A	1	2	3	4	B	1	2	3	4
1	0	0	0	0	5	1	1	1	1
2	0	0	0	1	6	1	0	1	0
3	0	1	0	0	7	0	1	1	1
4	1	0	1	1	8	1	0	0	0

A	1	2	3	4	5	6	B	1	2	3	4	5	6
1	0	0	0	0	0	0	8	1	1	1	1	1	1
2	1	0	0	0	0	0	9	0	1	1	1	1	1
3	0	1	0	0	0	0	10	1	0	1	1	1	1
4	0	0	1	0	0	0	11	1	1	0	1	1	1
5	0	0	0	0	1	0	12	1	1	1	0	1	1
6	0	0	0	0	0	1	13	1	1	1	1	1	0
7	1	1	1	1	0	1	14	0	0	0	1	0	0

特徴次元においてどちらかの特徴を与えられている。例えば刺激No.1であれば、特徴次元1から順に【1 1 1 1】となっているので、二等辺三角形・大・赤・左端という特徴を持つ刺激となる。³⁾ カテゴリAとカテゴリBはそれぞれ特定の傾向を持つように設定されている。すなわち、カテゴリAは1をとりやすく、カテゴリBは0をとりやすいカテゴリとなっている。しかし、カテゴリAの刺激No.2・3は4特徴次元のうち半数しか1をもたず、またカテゴリBの刺激No.5は1が3つとむしろカテゴリAに近いものとなっている。つまり、カテゴリとしてのまとまりが弱く、事例数が少ないがゆえに事例をそのまま記憶しカテゴリ判断に使用するしかなかった、というのである。そこでSmith et al. (1997) は、カテゴリとしてのまとまりのよさ（以下カテゴリ構造の強さと表記する）と学習時の事例数、さらに特徴次元数を変化させ、

学習時のカテゴリ化の様子を分析した。実験2の学習で使用された刺激セットをTable 2に示す。特徴次元数、事例数が少なくカテゴリ構造の弱い刺激セットとして、初期のexemplarモデルを支持する研究であるMedin & Schwanenflugel (1981) の実験2で使用された刺激セットが使用され (Table 2 上段参照)、さらに新たに特徴次元数、事例数が多くカテゴリ構造の強い刺激セットが作成された (Table 2 下段参照)。刺激は無意味つづりが用いられ、各特徴次元には2種類の文字が設定された。無意味つづりは4種類用意されたが、そのうちの1種類を例にあげると、上段の第1特徴次元は「b」(Table 2においては0と表記)と「k」(Table 2においては1と表記)という2種の文字が設定され、同様に第2特徴次元は「u」(0)と「y」(1)、第3特徴次元は「n」(0)と「p」(1)、第4特徴次元は「o」(0)と「a」(1)と設定された。例えば、刺激No.1は【0 0 0 0】なので「buno」という無意味つづりの刺激である。また、下段の特徴次元も上段と同様に4種類の無意味つづりが用いられ、そのうちの1

3) カテゴリ研究においては、このように各特徴次元における特徴を0・1と表現することが多い。なお、Table 1の刺激構造をもとに刺激を再現し、本文末に付録として記しているの、参照されたい。

種類を例にあげると、第1特徴次元は「h」(0)と「n」(1)、第2特徴次元は「a」(0)と「i」(1)、第3特徴次元は「f」(0)と「v」(1)、第4特徴次元は「u」(0)と「e」(1)、第5特徴次元は「d」(0)と「t」(1)、第6特徴次元は「o」(0)と「y」(1)と設定された。例えば、刺激No.1は【0 0 0 0 0 0】なので「hafudo」という無意味つづりの刺激である。Smith et al. (1997) は、このような刺激セットを用い、被験者に刺激を1つずつランダムに呈示してAカテゴリかBカテゴリかの判断を求め、正誤のフィードバックを与えることにより、カテゴリA・Bを学習させた。そしてその際の、特徴次元数、事例数が少なくカテゴリ構造の弱い刺激セットのカテゴリ化のされ方、および特徴次元数、事例数が多くカテゴリ構造の強い刺激セットのカテゴリ化のされ方と、プロトタイプモデル、exemplarモデルによる予測値とを比較し、合致度を分析した。その結果、特徴次元数、事例数が少なくカテゴリ構造の弱い刺激セットにおいては、16人中13人のデータがexemplarモデルによる予測値によりよく合致した。一方、特徴次元数、事例数が多くカテゴリ構造の強い刺激セットにおいては、プロトタイプモデル、exemplarモデルともに同程度の合致度であった。このことより、カテゴリ構造が弱ければexemplarモデルが有利になることを示した。

また、Smith et al. (1997) では特徴次元数、事例数、カテゴリ構造の強さを同時に変化させていたが、この検証の仕方では、厳密にこの3つの要因のうちどの要因がexemplarモデルの妥当性を高めたのが不明確である。そこで、Minda & Smith (2001) は特徴次元数、事例数、カテゴリ構造の強さの影響を別々に取り扱い、プロトタイプモデルとexemplarモデルの予測値との比較を行った。その結果、特徴次元数、および事例数を増やすとプロトタイプモデルの

方がexemplarモデルよりも合致した。

他にも、Smith & Mindaによって、exemplarモデルよりもプロトタイプモデルの方が実際の実験で得られたデータと比較して予測率が良いとする研究がいくつか報告された (Smith & Minda, 1998; 2000; 2002)。

3-2. exemplarモデル支持の研究の主張

以上のようなプロトタイプモデル支持の立場からのexemplarモデル批判に対し、Nosofskyらを中心に反論がなされた。Nosofsky & Zaki (2002) は、前述のSmith et al. (1997) のカテゴリ構造の強い刺激セット (Table 2 下段) を学習させ、各特徴次元の全ての組み合わせの刺激を転移テスト⁴⁾として呈示した。Table 2 下段にあるように、カテゴリAの刺激No.7とカテゴリBの刺激No.14はそれぞれ属するカテゴリとは反対のカテゴリのプロトタイプ (カテゴリAのプロトタイプは刺激No.1、カテゴリBのプロトタイプは刺激No.8) により近い。これらの刺激を例外として扱い、これらの刺激と1特徴次元のみ異なる周辺刺激 (例えばカテゴリAでは【0 1 1 1 0 1】【1 0 1 1 0 1】、カテゴリBでは【1 0 0 1 0 0】【0 1 0 1 0 0】などの刺激) のカテゴリ化がどのようになされるかを分析した。その結果、例外の周辺刺激は学習時の例外と同じカテゴリにカテゴリ化されやすく、さらにexemplarモデルの予測値が観測値とよく合致した。すなわち、プロトタイプとの比較によってカテゴリ化が行われるのだとすれば、例外周辺の刺激は学習時とは反対のカテゴリにカテゴリ化されるはずであるが、例外周辺の刺激が例外刺激と同じカテゴリにカテゴリ化されたということから、exemplarモデルが支持されたと結論付けた。

4) カテゴリ学習をさせた後に、学習時では呈示されていない事例をカテゴリ化させるテスト。学習した事例を含むことも多くある。

他にも、プロトタイプモデル支持の立場からのexemplarモデル批判研究に対し、exemplarモデルの有用性を主張する研究がいくつかなされている（Stanton et al., 2002; Zaki & Nosofsky, 2004）。

3-3. 様々な実験手法と解釈

上記のようなプロトタイプモデルとexemplarモデルとの競合的な研究の展開は、実に様々な方法を用いて行われており、それぞれの研究がお互いに少しずつ異なった手法や分析を行っている。例えば、プロトタイプモデル支持の研究では主に転移テストを行わず学習時のカテゴリ化のされ方を分析している（Smith et al., 1997; Smith & Minda, 1998; Minda & Smith, 2001）のに対し、exemplarモデル支持の研究では主に転移テストのカテゴリ化のされ方を分析している（Nosofsky & Zaki, 2002; Stanton et al., 2002; Zaki & Nosofsky, 2004）。また、前述のとおり、モデルの妥当性を検証する際には実験で得られたデータが各モデルで説明し得るものであるかを検証するか、あるいはモデルを数式化し、その数式によって得られる予測値と実際の実験で得られるデータによる観測値との間の合致度を検証するか、という2つの手法がある。これら手法の違いに伴って、従属変数として扱うデータの種類も研究によって様々である。例えば、前者のような実験結果を各モデルで説明するタイプの手法であれば、実験で得られたデータの正答率や確信度を分析するが、後者のような数式によって予測値を算出する場合は、それらの実験データとモデルによる予測値との合致度を分析する。またその合致度の算出の仕方も、RMSD (root mean square deviation) や $-\ln L$ (negative log likelihood) など、多様である。このように、両者は多様な手法を用いながら議論を展開させているのが現状である。これらに関する問題点は5-1. で述べる

こととする。

4. カテゴリモデルの統合

3. で述べたプロトタイプモデルとexemplarモデルとの競合的な議論に典型的にみられるように、これまで提唱されたカテゴリモデルの間では互いのモデルを批判的に議論する形で様々な研究がなされてきた。一方、ひとつのカテゴリモデルで全てのカテゴリ化を説明するのは無理のある議論の進め方であるという指摘もある（Murphy, 2002）。そこで、ひとつのシステムでカテゴリ化を説明するのではなく、いくつかのカテゴリ化のシステムを統合したカテゴリモデルを提唱しようとする動きがある。つまり、複数のカテゴリ表象を仮定し、それらを統合的に判断してカテゴリ化が行われるとする立場である。

4-1. プロトタイプモデルとexemplarモデルの統合

カテゴリ化にはプロトタイプ情報と学習時の事例情報のどちらも使用されている、という立場でプロトタイプモデルとexemplarモデルを統合したモデルが数種提唱されている。

Homa et al. (1981) は、学習時の事例数と、学習時の事例とテスト時の事例との類似度を操作し実験を行った。その結果、事例数が少ない場合よりも多い場合の方がプロトタイプの正答率が高く、事例数が多い場合よりも少ない場合の方が学習時の事例と近い事例は正答率が高かった。これらの結果とモデルによるシミュレーションの結果も含め、事例数が多く情報の抽象化が必要な場合にはプロトタイプモデルが、事例数が少なく情報の抽象化が最小限に抑えられる場合にはexemplarモデルがより適合するという結果を得ている。これらのことより、Homa et al. (1981) はプロトタイプモデルと

exemplarモデルの両方を統合したmixed prototype modelの必要性を主張した。

また、Medin et al. (1984) は、カテゴリ学習時に事例のみを使用する群と、事例による学習に各カテゴリのプロトタイプの情報を与える群とを用いし、転移テストにおけるカテゴリ化を分析した。その結果、前者は事例によるカテゴリ化、後者はプロトタイプによるカテゴリ化を示した。さらに、学習時の事例との類似度とプロトタイプとの類似度とに、最終的なカテゴリ判断に対する有効性の配分比率を表す変数をかけ、両者を統合するmixture modelを提唱した。Homa et al. (1981)のmixed prototype modelでは具体的にexemplarモデルとプロトタイプモデルをどのように統合するのかというところまでは明確に示されていないが、Medin et al. (1984) のmixture modelでは、事例との類似度に変数 t ($0 \leq t \leq 1$) をかけ、一方プロトタイプとの類似度には $1 - t$ をかけるという明確な統合の仕方が示されている。Medin et al. (1984) はmixture modelにおける変数を上記の実験で得られたデータから最も良く合致するよう推測した結果、事例のみによってカテゴリ学習を行った群は $t = 1$ となり、事例情報のみ使用していることが示され、一方、プロトタイプ情報も与えた群では t は約0.6という値をとり、プロトタイプ情報も使用していることが示された。これらのことより、プロトタイプモデルとexemplarモデルの両者を統合したモデルの妥当性を示唆した。

また、Smith & Minda (1998, 2000) やMinda & Smith (2001) もプロトタイプモデルとexemplarモデルとを統合したmixture modelを提唱している。彼らは、学習時の事例情報は学習した事例と一致する場合にのみ使用され、それ以外の新奇事例に対してはプロトタイプとの比較によってカテゴリ化が決定されるというモデルを提唱した。すなわち、上記のMedin et

al. (1984) のように、プロトタイプモデルとexemplarをどの事例にも同じように統合するのではなく、学習済みの事例なのか新奇事例なのかによって使用する情報を変えて、用いるモデルを決定するのである。彼らはこのようなmixture modelによる予測値と実際の実験データとの合致度を算出し、プロトタイプモデルやexemplarモデルの合致度と比較することにより、mixture modelの妥当性を主張している。

4-2. ルールと事例の統合

プロトタイプではなく、明確なルールと事例との統合モデルも多々存在する。

Nosofsky et al. (1994) や Nosofsky & Palmeri (1998) はルールと例外事例とを統合したRULEX (rule plus exception) モデルを提唱している。彼らはexemplarモデルに対し、非常に大きな記憶資源を必要とするという点において批判的な立場をとっている。すなわち、全ての事例を保持しそれら全てとの比較のうえでカテゴリ化が決定されるというのは負荷が高すぎるというのである。そのような負荷を軽減するため、全ての事例でなくとも大部分の事例を正しくカテゴリ化し得るルールを作り、そのルールでは正しくカテゴリ化できない事例を例外として記憶する。このように、RULEXは全ての事例を記憶するのではなく、ルールを作ることによって情報量を軽減しながら、そのルールを適用できない例外事例は事例情報をそのままの形で記憶するという、認知的経済性の観点を保持しながらexemplarモデルを組み込んだモデルであると言える。彼らは、それまでになされた研究結果や新たな実験で得られたデータとRULEXでの予測値を比較し、非常に良い合致を得ている。

また、Erickson & Kruschke (1998) も ATRIUM (attention to rules and instances in a unified model) というルールと事例とを統合したモデ

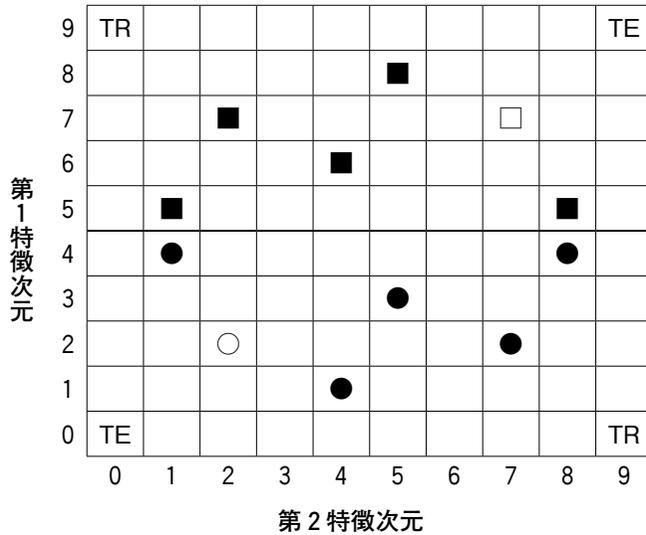


Figure 1 Erickson & Kruschke(1998)実験1で使用された刺激セットの構造
 ●= 4以下カテゴリ ■= 5以上カテゴリ
 ○= 4以下の例外カテゴリ □= 5以上の例外カテゴリ

ルを提案している。彼らは、各カテゴリに例外を1事例含む2カテゴリからなる刺激セットを用意し、その2カテゴリと例外も1つのカテゴリとして扱い、計4カテゴリのカテゴリ学習を行った。用意した2カテゴリは2特徴次元の刺激セットで、2特徴次元のうち1特徴次元に着目すれば（以降このカテゴリ化に必要な特徴次元を第1特徴次元と呼び、もう一方の特徴次元を第2特徴次元と呼ぶ）容易に正しくカテゴリ判断が可能なルールを作成できるものであったが、例外の1事例はそのルールでは正しくカテゴリ判断ができないものであった。Figure 1に刺激セットの構造図を示す。第1特徴次元が4以下なのか5以上なのかでカテゴリ判断が可能になっており、一方例外はその判断では4以下のカテゴリか5以上のカテゴリということになるが、それぞれ独立した4以下の例外カテゴリ、あるいは5以上の例外カテゴリとして学習を行った。もしルールでのみカテゴリ判断をするのであれば、転移テストでFigure 1のTRやTEという事例が呈示されれば両者が4以下カテ

リ、5以上カテゴリにカテゴリ化される割合は同じになるはずである。しかし事例によってカテゴリ判断をするのであれば、例外事例に近いTEはTRよりも例外カテゴリとしてカテゴリ化される確率が高くなるはずである。分析の結果、TEおよびTRが例外カテゴリにカテゴリ化される割合に差はなかった。しかし、第2特徴次元が例外事例と同じ事例より、第1特徴次元が例外事例と同じ事例の方が例外カテゴリにカテゴリ化されることが示された。このことより、ルールによる判断において重要であった特徴次元が事例による判断に影響を与えたと言え、ルールベースの判断と事例ベースの判断は完全に独立ではなく、何らかの相互作用が存在していると主張した。また、学習時に呈示する頻度を変化させた場合に、高頻度で呈示された事例の周辺の事例は低頻度で呈示された事例の周辺事例よりもその事例と同じカテゴリにカテゴリ化されやすいという結果を得ている。このように呈示頻度がカテゴリ化に影響を与えたことから、完全にルールでカテゴリ化を行っているのでは

なく、事例情報もカテゴリ判断に影響を与えることを示唆した。これらの結果から、Erickson & Kruschke (1998) はカテゴリ化にはルールと事例の両方の表象が含まれることを主張し、ATRIUMモデルを提唱した。ATRIUMでは、ルールモジュールとexemplar (事例) モジュール、両者を統合する競合的ゲートメカニズム (competitive gating mechanism) を想定している。競合的ゲートメカニズムでは、ルールモジュールとexemplar (事例) モジュールによる判断に対し、合計で1となるように変数をかけ、両者を統合する。Erickson & Kruschke (1998) は彼らが行った実験結果をATRIUMで予測したところ、実際の実験データとの違いが小さかったことから、ATRIUMの妥当性を主張している。

さらに、Vandierendonck (1995) のPRAS (parallel rule activation and rule synthesis) もルールと事例を統合したモデルである。PRASは、新奇事例に出会ったときに、参照できる既存の情報が出会った事例の記憶しかなければ新奇事例は既存の事例情報との比較でカテゴリ化が行われるが (primary generalization)、もし記憶された事例からルールが抽象され新奇事例がそのルールでカテゴリ化できるのであればそのルールを適用する (secondary generalization)、という考えをモデル化したものである。Vandierendonck (1995) は、カテゴリ学習を行い、ルールでカテゴリ化されると仮定した場合と事例でカテゴリ化されると仮定した場合とではカテゴリ化の結果が変わる新奇事例を用意し、転移テスト時に呈示した。その結果、そのような新奇事例はルールでカテゴリ化されていることが確認され、また、学習時のデータを使ってPRASにおける変数に最適な値を与え転移テストの結果を予測したところ、primary generalizationだけではなくsecondary generalizationも行っているとした

方が転移テストの実験データとよく合致した。これらのことより、Vandierendonck (1995) は事例情報だけではなく、事例情報から抽出したルールもカテゴリ化には使用されているとした方が良いとした。

4-3. 言語・意識的システムと無意識的システムの統合

Ashby et al. (1998) によって提唱されたCOVIS (competition between verbal and implicit systems) は、他の統合モデルとは違った2つのシステムを仮定し、それらを統合している。彼らは、カテゴリ化には明確なルールなどによって意識的に言語化できるカテゴリ化の方略と、専門家がカテゴリ化の方法を明確に言語化できないように、無意識的で言語化の難しい手続き的なカテゴリ化の方略の2つを別のシステムとして扱う。前者のような明確なカテゴリ化方略は1特徴次元のみによってルールを作成しカテゴリ化を行う場合にみられるとし、後者のような手続き的なカテゴリ化方略は2特徴次元を統合してカテゴリ化を行う場合にみられるとして、過去の研究結果をCOVISで予測したり、新たな実験を行ってCOVISの妥当性を主張している。また、新奇事例はより明確にカテゴリ化される方の方略でカテゴリ化が行われ、両方のシステムからの情報を統合してカテゴリ化が行われるのではなく、どちらかの方略が選ばればもう片方の方略は使われない、という二者択一の方法で両者を統合する手法をとっている。

5. カテゴリモデルを検証するにあたっての問題点と望まれる研究の方向性

5-1. 問題点

3-3. でも述べたように、各研究で使用されている実験手法や解釈は実に様々である。

まず、刺激は無意味な文字列やランダムドッ

トパターンなどの非日常的なものから、顔や虫といった日常的なものに即して作成されたものまで存在する。また刺激構造も、Table 1, 2のような各特徴次元のとりうる値が2値であるものからFigure 1のような量的に変化するものまで、様々なものが存在する。このように刺激が変化することでカテゴリ化のされ方が変わることは、3-1. で示したSmith et al. (1997) や Minda & Smith (2001) のカテゴリ構造を変化させてカテゴリ学習の分析を行った研究結果からも明らかである。このように様々な刺激をもって様々な研究結果が得られている現状は、初期のexemplarモデルに対してSmith & Mindaらが批判したように、各研究で主張される結果やモデルは刺激の特性に依存しているからであると言うこともできる。

また、どのモデルが実験で得られたデータをよく説明するか、ということについても、各研究で根拠が異なっている。3. においても述べたように、詳細な数式によるモデルではなく、カテゴリ学習や転移テストの実験を行って、それらの結果と各モデルとの一致不一致を各モデルの基本的な考えにのっって検証を行うというタイプと、過去の研究や新たに行ったカテゴリ学習や転移テストの実験データに、数学的にモデル化したカテゴリモデルを当てはめ、実際のデータとカテゴリモデルによる予測との合致度を検証する、という主に2つのタイプが存在する。どちらも検証するという研究も多々あるものの、それぞれの研究で重視する根拠は異なっているのが現状である。

さらに、数式で具体的にモデル化して各モデルの妥当性を検証することには、大きく3つの問題があると考えられる。1つは、特に3. で述べたプロトタイプモデルとexemplarモデルとの競合において顕著であるが、実際に得られた実験データとモデルによる予測値との合致度の差は各モデル間では微々たるものであること

が多く (Olsson et al., 2004), そのような僅差が実際の間が行っているカテゴリ化活動との程度関わりをもっているのか、ということである。2つめに、モデルを検証する際に用いる変数の数が各研究によって変動するということである。用意する変数が多ければ多いほど、それだけモデルが柔軟になるのであるから、実際の観測したデータに適合するモデルが得やすくなる。ゆえに、変数の数を統制することなく各モデルの妥当性を検証することは、厳密には避けられるべきであると考えられる。3つめに、多くの研究は実際の実験データに最も適合するような変数の値をモデルに与えるが、この値から実験で被験者が行った認知的処理を説明しようとする傾向がある点である。例えば、4-1. で示したMedin et al. (1984) では、exemplarモデルによる判断に与えた変数の値から被験者は事例情報のみを使用したのか、あるいはプロトタイプ情報も使用したのか、ということを予測し、彼らの統合モデルの妥当性を主張している。しかし数式によってあらわされたモデルが、どの程度実際の実験によって得られたデータを予測しうるのかを検証することは、あくまでもそのモデルの予測の良さを検証することにすぎない。そのモデルと同程度に、あるいはそれ以上の予測の良さを示すモデルが存在する可能性は常に否定できない。先述のMedin et al. (1984) のモデルでは、事例による情報に t 、プロトタイプによる情報に $1-t$ という変数を与え両者を統合しているが、比例配分的な方法が人間の思考過程を表現する最良の方法という保証はなく、他のモデルの提案もありうる。このように、モデル自身の妥当性が保証されなまま、実験データとの比較によって最も適合度が高くなるように変数に与えられた値が、実験において被験者が行った認知的処理を表しているとするのは、厳密には避けるべきである。

5-2. 望まれる研究の方向性

Murphy (2002) が指摘したように、ひとつのモデルですべてのカテゴリ化が説明できるわけではないのは明らかであろう。また、そのような観点から4. で紹介したような様々な統合モデルが提案されてきているのも事実である。しかし結局は、実験結果から、あるいは実験結果と数式によってシミュレーションして得られた予測値との差を比較することによって各モデルの妥当性を議論している、という点においては同じである。このような各モデルの妥当性を競わせるような議論の展開が進めば、更に新たなモデルが登場し、それまでのモデルに加え新たなモデルに対しても緻密な比較が行われることになり、状況は複雑になる一方であろう。

今後カテゴリ研究に必要な観点は、プロトタイプモデルやexemplarモデルなどの個別のモデルのみならず統合モデルも含め、それらのモデルの適合度のみを検証することではなく、どのような場合にどのようなカテゴリ化が行われるのか、その場合分けの詳細な検討であろう。刺激の種類や構造、学習や転移テストの行い方を変化させ、カテゴリ化がいかに変化するのかを詳細に検証することで、カテゴリ化を可能にしている人間の基本的な認知的処理を明らかにすることができるはずである。このような研究の方向性が、今後のカテゴリ研究には望まれる。カテゴリ構造を変化させてカテゴリ学習の分析を行ったSmith et al. (1997) や Minda & Smith (2001)、学習の進み具合によってカテゴリ化が違ってくことを指摘したJohansen & Palmeri (2002)、フィードバックで与える情報が詳細か否かによってカテゴリ化が変化することを示したJuslin et al. (2003) などの研究は、そうした意味で今後のカテゴリ研究において非常に重要な知見を示していると言える。

また、これまで行われてきたカテゴリ研究では、自然カテゴリや人工カテゴリを使用するも

のがほとんどであった。上記で紹介した数々のカテゴリ研究もそのようなカテゴリを使用し、議論を進めている。一方、我々は日常生活においてそのような具体性の高いカテゴリだけではなく、「愛」や「勇気」といった抽象度の高い概念も理解し、使用している。しかし、そのような抽象度の高い概念は研究が立ち遅れていることがMedin et al. (2000) で指摘されており、現在もその状況はほぼ変わっていない。自然カテゴリや人工カテゴリで得られた知見が抽象度の高い概念においても適用できるのか否かも含め、今後は抽象度の高い概念も念頭に置いたカテゴリ研究が行われる必要がある。

引用文献

- Ashby, F. G., Alfonso-Reese, L. A., & Turken, U., & Waldron, E. M. (1998) A neuropsychological theory of multiple systems in category learning. *Psychological Review*, 105 (3), 442-481.
- Bruner, J. S., Goodnow, J. J., & Austin, G. A. (1956) A study of thinking. John Wiley and Sons.
(ブルーナー, J. S. 岸本弘・岸本紀子・杉崎恵義・山北亮 (訳) (1969) 思考の研究. 明治図書)
- Erickson, M. A., & Kruschke, J. K. (1998) Rules and exemplars in category learning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 127 (2), 107-140.
- Homa, D., Sterling, S., & Trepel, L. (1981) Limitations of exemplar-based generalization and the abstraction of categorical information. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7 (6), 418-439.
- Johansen, M. K., & Palmeri, T. J. (2002) Are there representational shifts during category learning? *Cognitive Psychology*, 45 (4), 482-553.
- Juslin, P., Jones, S., Olsson, H., & Winman, A. (2003) Cue abstraction and exemplar memory in categorization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 29 (5), 924-941.
- Medin, D. L., Lynch, E. B., & Solomon, K. O. (2000) Are there kinds of concepts? *Annual Review of*

- Psychology*, 51, 121-147.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978) Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85 (3), 207-238.
- Medin, D. L., & Smith, E. E. (1981) Strategies and classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7 (4), 241-253.
- Medin, D. L., & Schwanenflugel, P. J. (1981) Linear separability in classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7 (5), 355-368.
- Medin, D. L., Altom, M. W., & Murphy, T. D. (1984) Given versus induced category representations: use of prototype and exemplar information in classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10 (3), 333-352.
- Minda, J. P., & Smith, J. D. (2001) Prototypes in category learning: The effects of category size, category structure, and stimulus complexity. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 27 (3), 775-799.
- Murphy, G. L. (2002) The big book of concepts. MIT Press.
- Murphy, G. L., & Medin, D. L. (1985) The role of theories in conceptual coherence. *Psychological Review*, 92 (3), 289-316.
- Nosofsky, R. M. (1984) Choice, similarity, and the context theory of classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10 (1), 104-114.
- Nosofsky, R. M. (1986) Attention, similarity, and the identification-categorization relationship. *Journal of Experimental Psychology: General*, 115 (1), 39-57.
- Nosofsky, R. M. (1988) Similarity, Frequency, and category representation. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14 (1), 54-65.
- Nosofsky, R. M., Palmeri, T. J., & McKinley, S. C. (1994) Rule-plus-exception model of classification learning. *Psychological Review*, 101 (1), 53-79.
- Nosofsky, R. M., & Palmeri, T. J. (1998) A rule-plus-exception model for classifying objects in continuous-dimension spaces. *Psychonomic Bulletin & Review*, 5 (3), 345-369.
- Nosofsky, R. M., & Zaki, S. R. (2002) Exemplar and prototype models revisited: response strategies, selective attention, and stimulus generalization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28 (5), 924-940.
- Olsson, H., & Wennerholm, P., Lyzzèn, U. (2004) Exemplars, prototypes, and the flexibility of classification models. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 30 (4), 936-941.
- Posner, M. I., & Keele, S. W. (1968) On the genesis of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, 77 (3), 353-363.
- Reed, S. K. (1972) Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychology*, 3, 382-407.
- Rosch, E., & Mervis, C. B. (1975) Family resemblances: Studies in the internal structure of categories. *Cognitive Psychology*, 7 (4), 573-605.
- Smith, J. D., Murray, M. J., Jr., & Minda, J. P. (1997) Straight talk about linear separability. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 23 (3), 659-680.
- Smith, J. D., & Minda, J. P. (1998) Prototypes in the mist: the early epochs of category learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 24 (6), 1411-1436.
- Smith, J. D., & Minda, J. P. (2000) Thirty categorization results in search of a model. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26 (1), 3-27.
- Smith, J. D., & Minda, J. P. (2002) Distinguishing prototype-based and exemplar-based processes in dot-pattern category learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28 (4), 800-811.
- Stanton, R. D., Nosofsky, R. M., & Zaki, S. R. (2002) Comparisons between exemplar similarity and mixed prototype models using a linearly separable category structure. *Memory & Cognition*, 30 (6), 934-944.
- Vandierendonck, A. (1995) A parallel rule activation and rule synthesis model for generalization in category learning. *Psychonomic Bulletin & Review*, 2 (4), 442-459.
- Wisniewski, E. J., & Medin, D. L. (1994) On the interaction of theory and data in concept learning.

Cognitive Science, 18 (2), 221-281.

Zaki, S. R., & Nosofsky, R. M. (2004) False prototype enhancement effects in dot pattern categorization. *Memory & Cognition*, 32 (3), 390-398.

付録

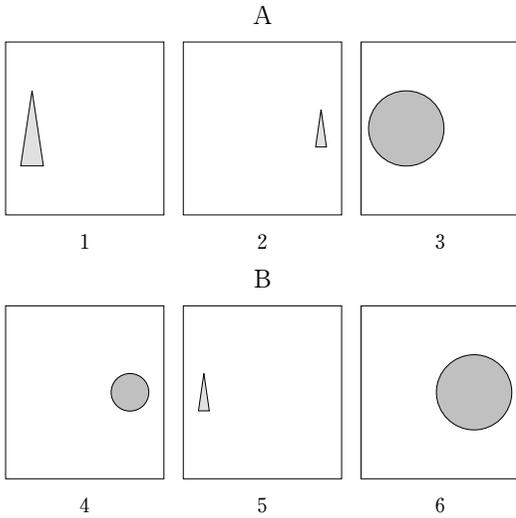


Table 1 の刺激 (実際には, 1・2・5の薄い
灰色は赤, 3・4・6の濃い灰色は緑である)

(2006. 10. 30 受稿) (2006. 12. 21 受理)