

样例理论的发展及其争论*

禔宇明 傅小兰

中国科学院心理研究所(北京 100101)

摘要 不同的样例理论一般建立在不同的数学模型的基础上。情景模型(CM)是其中的一个经典的样例模型。该文首先介绍了从CM发展出来的泛化情景模型(GCM)和扩展泛化情景模型(EGCM),对情景模型的发展加以简单评述;其次,介绍了MINERVA 2模型;然后介绍了心理学界针对样例理论的争论以及认知神经科学的一些相关的研究证据;最后,该文指出,样例理论模型的发展规律是越来越注重对特征的加权,而从动态的角度来建立其数学模型是一个重要的发展方向。

关键词 样例理论, 样例模型, 情景模型, 泛化情景模型, 扩展泛化情景模型

分类号 B842.3

1 引言

样例理论是以相似性为基础的概念结构理论。样例理论在概念结构理论中占有重要地位,其对实验现象的解释能力已优于原型理论^[1,2]。样例理论认为,人们主要根据新样例与记忆中存储的先前碰到的一个或多个实例的相似程度来对新样例的范畴隶属进行判别。样例理论可以根据要求存储的实例的不同而分为以下三类:存储先前碰到的每一个实例,如近邻模型^[3];只存储最佳、最典型或者最常见的实例,如Smith和Medin的最佳实例模型^[4];在不同程度上,存储了大部分或者很多实例。大部分样例理论支持者都持最后这种观点^[5,6]。

不同的样例理论一般建立在不同的数学模型的基础上。一个经典的样例模型就是Medin和Schaffer提出的情景模型(Context Model, CM)^[5,7]。本文将首先介绍从情景模型CM扩展出来的两个模型,即泛化情景模型(Generalized Context Model, GCM)和扩展泛化情景模型(Extended Generalized Context Model, EGCM),对样例理论模型的发展做一个简单评述;其次,介绍MINERVA 2模型;然后,介绍近年来关于样例理论的新争论以及认知神经科学的一些研究成果;最后,本文将就样例理论模型的发展规律与发展方向发表意见。

2 情景模型的发展

2.1 泛化情景模型

Nosofsky认为,情景模型实际上是刺激识别的决策模型(Choice Model)的一个特例,而相似性的相乘关系则和多维标度(Multidimensional Scaling)理论有关^[6,8]。他把情景模型加以泛化,在泛化后的情景模型GCM中,每个样例可以视为多维空间中的一个点。

GCM有很多种表现形式,这里给出在两个备选类别(类别1和类别2)中对新样例*i*的隶属进行判断的数学描述。具体地说,新样例*i*被归为类别1的概率

收稿日期:2001-06-06

* 中国科学院生命科学与生物技术领域青年科学家小组资助和科技部资助(G1998030508)项目。

$$P(R_1 | S_i) = \frac{b_1 \sum_{j \in C_1} N_j h_{ij}}{b_1 \sum_{j \in C_1} N_j h_{ij} + (1 - b_1) \sum_{k \in C_2} N_k h_{ik}} \quad (1)$$

其中 b_1 表示做出类别 1 判断的偏向系数； N_j 表示样例 j 在学习过程中呈现的相对频率； h_{ij} 表示样例 i 和样例 j 之间的相似性，它是刺激 i 和刺激 j 之间的心理距离 d_{ij} 的负幂函数：

$$h_{ij} = e^{-cd_{ij}} \quad (2)$$

其中系数 c ($0 \leq c \leq \infty$) 反映了心理空间的整体可区分性，称为泛化系数。该系数对于分类有重要影响，因为它决定了两个刺激表征的相似性随差别而下降的速率。 c 越大则相似性下降得越快。

对于 n 维特征的刺激集合，刺激 i 和刺激 j 之间的心理距离

$$d_{ij} = \left(\sum_{k=1}^n w_k |x_{ki} - x_{kj}|^r \right)^{\frac{1}{r}} \quad (3)$$

其中 w_k ($0 \leq w_k \leq 1$ 且 $\sum_k w_k = 1$) 是第 k 维特征的权重参数，是个自由参数，反映在分类学习中选择性注意的作用； x_{ki} 表示刺激 i 在特征维度 k 上的心理值。当刺激的特征维度（如大小，形状等）是可分离的时候， $r = 1$ ；而当刺激的特征维度不可分（如颜色刺激的 RGB 维度）时， $r = 2$ 。

GCM 可以很好地解释不同刺激和不同的分类和识别任务下的实验数据^[6, 9]。限于篇幅，这里仅给出一个例子：Nosofsky 让两名被试对不同大小（4 个水平）和不同倾斜角度（4 个水平）的半圆进行识别和分类，再用多维标度选择模型对被试的识别数据进行拟合，结果可以解释被试 99% 的反应变异；而 GCM 模型则能很好地拟合两名被试的分类结果，可以分别解释 96.6% 和 93.7% 的变异^[6]。

2.2 扩展泛化情景模型

Lamberts 以人脸示意图为实验材料，设计完成了三个实验，要求被试完成标准的二择一的分类任务，在迁移阶段设置了不同的反应时限，研究有时间约束条件下的快速分类问题。实验结果表明，反应时限影响了泛化水平和特征的加权分配。在短时限条件下，被试的泛化水平较高，特征加权更容易受特征本身的显著性的影响。而在无时间约束条件下，特征加权基本上只取决于范畴的结构。在此基础上，Lamberts 对 GCM 做了进一步扩展，提出了 EGCM 模型。对三个实验的数据的拟合结果表明，EGCM 能很好地拟合这些数据，分别可以解释 91.1%、94.3% 和 97.5% 的变异^[10]。

在 EGCM 中，相似性的计算是时间的函数，即

$$h_{ij}(t) = \exp \left[-c \sum_{k=1}^n i_k(t) u_k |x_{ki} - x_{kj}| \right] \quad (4)$$

其中 $h_{ij}(t)$ 是样例 i 和样例 j 在时刻 t 时的相似性； $i_k(t)$ 是时刻 t 时第 k 维特征的积累包含概率（cumulative inclusion probability） u_k ($0 \leq u_k \leq 1$ 且 $\sum_k u_k = 1$) 是第 k 维特征的效用（utility）。

其它符号含义同前。

比较公式(1)和公式(4)可以看出,GCM中的特征权重参数被EGCM中的累积包含概率和特征效用的乘积所替代。Lamberts认为,GCM中的特征权重反映了时间约束条件下的两个不同因素。要对相似性的计算做出贡献,某个特征值首先必须被正确识别并进行处理,然后才能和储存样例的相应特征值相比较。这需要花费一定的时间,因此在有时间约束时,这个过程不一定总能完成。 $i_k(t)$ 反映的就是时刻 t 或在 t 之前某特征值被包含入相似性计算的累积概率。效用值反映的是计算相似性时赋予某特征的重要性。如果某特征对分类任务来说具有较高的鉴别性,这个维度就被赋予较高的效用值。如果时间充裕,所有的特征都将被处理,这时所有的累积包含概率将接近于1,EGCM就和GCM一样了。在这个意义上,我们可以认为GCM是EGCM的一个特例。

2.3 对情景模型的发展的评述

从CM,GCM和EGCM的发展来看,样例理论模型的发展可以说是越来越复杂,需要估计的参数越来越多。CM只需要估计一组参数,即相似性参数 s_j ;GCM需要估计三组参数,即分类的偏向系数 b 、泛化系数 c 和权重系数 w_k ;而EGCM需要估计四组参数,即分类的偏向系数 b 、泛化系数 c 、累积包含概率 $i_k(t)$ 和特征效用 u 。但是,扩展的模型都比原来的模型对实验数据具有更强的解释和预测能力。

CM首先被提出来,其重大意义在于指出了物体之间的相似性不是不变的而是基于情景的。GCM的意义却在于,指出了基于情景的相似性的变化的根本原因在于选择性注意的作用导致了心理空间结构的变化。有关GCM的研究表明,在学习初期个体选择注意的特征维度是有很大差别的,但是多数被试通过个体的自适应学习过程最终趋向于最优反应策略,也就是说,被试对特征维度的注意分配朝最有利于做出正确分类的方向发展。但GCM中没有给出权重参数随时间的变化规律。而EGCM则进一步考虑了时间维度的影响。尽管EGCM对于描述分类过程的具体细节仍显得粗糙,用累积包含概率和特征效用的乘积来替代GCM的特征权重参数也没有很好地反应出学习对选择性注意的影响,但是,我们认为,从动态的角度来建立样例理论模型应该是一个非常值得我们关注的发展方向。

以上介绍的样例模型均侧重于描述分类过程,但实际上样例理论的核心内容除样例分类外,还有样例信息的存储和提取。下面我们介绍的MINERVA 2模型即试图说明样例信息的存储和提取问题。

3 MINERVA 2

Hintzman认为,新旧样例储存在不同级的记忆系统^[11]。记忆痕迹(旧样例)存储在二级记忆系统(secondary memory),而新样例存储在一级记忆系统(primary memory)。这一假设和CM及其扩展模型都不一样,因为CM认为不需要区分新旧样例。Hintzman认为,两级记忆系统之间通过以下两种简单操作进行沟通:(a)提取线索或者探测刺激(probe)被从一级记忆系统传送到二级记忆系统,并和所有记忆痕迹相比较。这种比较是一个并行的过程。记忆痕迹被激活的程度取决于探测刺激和痕迹之间的相似性;(b)二级记忆系统根据比较结果给一级记忆系统一个反馈。反馈包含两个方面,即反馈强度和反馈内容。反馈的强度取决于记忆痕迹被激活的程度:记忆痕迹和探测刺激越相似,相似的痕迹越多,

反馈的强度越大。反馈的内容指的是，探测刺激的原始属性之间由于所有记忆痕迹的反应而激活的模式。它反映的是所有记忆痕迹的总体贡献。假如有几个痕迹被强烈激活，那么反馈的内容反映的就是这几个痕迹之间的共同属性。

在 MINERVA 2 模型里，每个记忆痕迹均被视为特征列表，用一个向量来表示。向量的每个特征的取值可以是-1、0 或者+1。特征值为 1 表示该属性被激活，而-1 表示该特征被抑制，0 则介于两者之间。对于 n 维特征的向量，记忆痕迹和探测刺激之间的相似性

$$S(i) = (1/N_R) \sum_{j=1}^n P(j)T(i, j) \tag{5}$$

其中 $P(j)$ 表示探测刺激特征 j 的值， $T(i, j)$ 表示记忆痕迹 i 特征 j 的值； N_R 指相关的特征数，是非零的 $P(j)$ 或 $T(i, j)$ 的数目的总和。除以 N_R 的目的在于使 $S(i)$ 的值介于+1 和-1 之间。记忆痕迹 i 被激活的程度 $A(i)$ 是相似性的非线性函数：

$$A(i) = S(i)^3 \tag{6}$$

上式中三次方的作用在于增大信噪比（保证相似性大的记忆痕迹得到更大的激活）并保持 $S(i)$ 的符号。

反馈强度是所有 m 个记忆痕迹的激活程度的总和：

$$I = \sum_{i=1}^m A(i) \tag{7}$$

反馈的内容也是一个向量，其特征 j 被激活的程度

$$C(j) = \sum_{i=1}^m A(i)T(i, j) \tag{8}$$

反馈的内容反映的是记忆中很多项目的平均，可以认为是一种抽象。因此，从 MINERVA 2 这个模型中，我们看到了样例信息的另一种数学表征方式（向量），而且该模型可以从纯粹的样例信息中得到抽象信息。事实上，前面所介绍的 GCM 模型也可以从样例表征中计算出抽象表征。这些模型都认为，没有任何抽象信息（如类别信息）是独立于样例信息的。

Hintzman 用计算机模拟的方法对 MINERVA 2 模型进行了验证^[11]。所有的记忆痕迹和探测都是 23 维的向量。其中 10 个维度为范畴名称，其余维度为刺激模式。计算机先以随机方式产生三类范畴名称和范畴原型的模式，再按一定规律产生不同程度的变异模式成为范畴样例。测试的方法则是以不同的探测刺激来查看 MINERVA 2 的反馈。Hintzman 的计算机模拟得到了与以往以人为被试的有关原型的研究相吻合的结果，如对原型的记忆效果优于对旧样例的记忆效果，典型性效应（对原型的分类绩效最优，对低水平变异样例的分类次之，而对高水平变异样例的分类最差）和范畴大小效应（范畴样例越多，分类绩效越好）。

从以上所介绍的 3 个模型我们可以看到，样例理论认为识别和分类都只基于样例信息。但是，实验研究不仅发现了抽象信息存储的证据，而且还发现了分类和再认的分离现象，这两种现象导致了学术界有关样例理论的激烈争论。下面我们主要介绍一下近些年有关样例理论的研究对这两种现象的解释。

4 有关样例理论的争论

很多有关原型理论的研究发现,被试更容易对原型进行分类,即使原型从来就没有呈现过^[12]。这些结果曾经被用来支持原型理论。而样例理论对此却有较好的解释:因为原型与所在范畴中的很多成员都相似,而与其他范畴的成员很不相似,因此原型总是能被正确地分类。

Palmeri 和 Nosofsky 最近提出,把原型视为范畴的中心有时并不合适,而是应该把原型视为其他范畴的心理极点(extreme points),也就是说原型与其他范畴成员的差异最大^[13]。他们采用和 Posner 和 Keele 的经典实验相似的实验范式,让被试先学习从良好结构的点阵模式(原型)变异出来的各种点阵模式,然后进行迁移测试,最后对点阵的相似性进行两两对比。多维标度分析结果表明,原型是心理极点而不是向心趋势。用 GCM 不仅可以解释实验数据 97.1% 的变异,而且可以准确地预测出对原型的分类正确率在所有样例中是最高的。而原型模型对实验数据的解释比 GCM 模型差。GCM 对另外两个实验结果的解释也都优于原型模型。

神经心理学家 Knowlton 则从分类和再认的分离角度对样例理论提出了质疑。从记忆系统的角度来说样例模型是一种单系统的模型,确切地说是基于陈述性记忆系统的模型,因为样例理论认为人们仅凭借记忆中的旧样例信息就可以对新样例的范畴隶属进行判别。健忘症患者的陈述性记忆严重受损,因此在样例学习中应该有很大的障碍。但实验结果发现,健忘症患者在相同实验范式下的分类任务中(如对点阵模式的分类)表现出来的绩效并不比正常人差^[14]。Nosofsky 和 Zaki 却认为,Knowlton 等人的结果并不能有力地反对样例理论。使用和 Knowlton & Squire 一样的实验材料,通过修改模型的参数,GCM 成功地模拟了 Knowlton 等人的结果,即只需要用一点点样例知识就可以得到和常人无显著差别的分类结果^[15]。也就是说,只要健忘症患者还残存着一点陈述性记忆,他们就可以正常地完成分类任务。

Knowlton 等人找到了一个陈述性记忆彻底受损的人 E. P.。在分辨新旧点阵模式时,E. P. 表现出来的只是几率水平,也就是说对已经见过的点阵模式没有任何记忆;但在完成点阵模式的分类作业时,E. P. 的表现却和常人一样^[16]。Nosofsky 和 Zaki 仍然认为,E. P. 尚残存有一点陈述性记忆,不然 E. P. 连实验任务的要求都无法记住^[17]。

Knowlton 还从 Parkinson 患者身上找到了证明陈述性记忆和分类不存在必然联系的证据^[18]。在概率分类任务(线索和结果之间的关系是概率关系,如乌云和雨天)中,健忘症患者表现正常;而 Parkinson 患者则表现正好相反,即 Parkinson 患者可以记住训练的内容,但是却很难推断出线索和结果之间的关系。Knowlton 据此认为,陈述性记忆和分类之间存在双重分离的关系。但是 Nosofsky 和 Zaki 认为, Parkinson 病人虽然有可能记住训练的内容,但在测试阶段他们有可能采取了非最优的反应策略,从而导致完成概率分类任务的成绩不佳。

Knowlton 等人采用过度学习的范式,发现在概率分类任务中,虽然前 50 次试验中 Parkinson 病人和正常人仍有显著差别,但在 100 - 150 次试验中 Parkinson 病人的绩效和正常人已没有显著区别了^[19]。Nosofsky 和 Zaki 却认为,出现这种现象原因可能是, Parkinson

病人的反应策略已从非最优策略逐渐变化到了最优策略^[17]。

Knowlton 和 Nosofsky 的上述争论的主要分歧在于：Knowlton 认为，由于多重记忆系统的存在，人的概念学习也应有不同的类型。该观点得到了脑成像研究方面的证据支持，研究者们发现完成两种分类任务时人脑的活动区域是不一样的：完成点阵模式任务时观察到的是大脑后部皮层的活动^[20]，而完成概率分类任务时激活的是尾状核^[21]。Knowlton 据此认为象样例理论这样的单系统模型是没有理论基础的。而 Nosofsky 则认为，建立单系统的数学模型的方法不失为检验理论假设的好方法，这样做不仅可以显示单系统模型的缺陷（假如真的存在的话），也可以说明不同的系统对人完成认知任务的贡献^[9,17]。

5 结束语

综上所述，样例理论认为，认知系统中存储的是一系列的具体的例子和情景，这些例子和情景是认知系统进行编码的基础，而抽象是在提取和决策时进行的操作，并不是存储和编码的基础。基于上面所介绍的样例理论模型的近期发展和针对样例理论展开的激烈争论，我们就样例理论模型的发展方向提出以下四点意见：

（1）样例模型越来越注重对特征的加权，其特征加权与选择性注意理论密切相关。事实上，假如不对特征加权进行约束的话，世界上的任何两样东西既可判断为相似也可以判断为不相似。

（2）要提高模型的先验能力，样例模型应该发展相应的规则以限制模型的自由参数的取值。上面提到的选择性注意理论就可以在在一定程度上限制特征的加权参数。

（3）现有的样例模型和一些新发展出来的多系统模型都可以对现有的实验现象和数据做出较好的解释，因此不仅应该设计新的实验来区分比较样例模型和其他的分类模型，而且应该不断用新发展的数学工具来验证比较样例模型与其他模型的适用性。

（4）从动态的角度来建立数学模型以描述人的认知过程是一个重要的发展方向。动态意味着考虑到时间维度的影响。EGCM 的发展代表了这一方向。

参考文献

- [1]Komatsu L K. Recent views of conceptual structure. *Psychological Bulletin*, 1992, 112 : 500-526
- [2]韩劼, 莫雷. 分类研究中的原型与样例观. *心理学探新*, 2000, (2) : 12-16
- [3]Reed S K. Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychology*, 1972, 3 : 382-407
- [4]Smith E E, Medin D L. *Categories and concepts*. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1981
- [5]Medin D L, Schaffer M M. Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 1978, 85 : 207-238
- [6]Nosofsky R M. Attention, similarity, and the identification-categorization relationship. *Journal of Experimental Psychology: General*, 1986, 115 : 39-57
- [7]唐雪峰, 赵海燕, 莫雷. 归类及推理研究的几个数学理论模型. *心理学动态*, 2000, 8(3) : 56-60
- [8]Nosofsky R M. Choices, similarity, and the context theory of classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition*, 1984, 10 : 104-114
- [9]Nosofsky R M, Johansen M K. Exemplar-based accounts of "multiple-system" phenomena in perceptual categorization. *Psychonomic Bulletin & Review*, 2000, 7 : 375-402

- [10] Lamberts K. Categorization under time pressure. *Journal of Experimental Psychology: General*, 1995, 124 : 161-180
- [11] Hintzman D L. "Schema abstraction" in a multiple-trace model. *Psychological Review*, 1986, 93 : 411-428
- [12] Posner M I, Keele S W. On the genesis of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, 1968, 77 : 353-363
- [13] Palmeri T J, Nosofsky R M. Central tendencies, extreme points, and prototype enhancement effects in ill-defined perceptual categorization. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 2001, 54A (1) : 197-235
- [14] Knowlton B J, Squire L R. The learning of categories: parallel brain systems for item memory and category knowledge. *Science*, 1993, 262 : 1747-1749
- [15] Nosofsky R M, Zaki S R. Dissociations between categorization and recognition in amnesic and normal individuals: An exemplar-based interpretation. *Psychological Science*, 1998, 9 : 247-255
- [16] Squire L R, Knowlton B J. Learning about categories in the absence of memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, 1995, 92 : 12470-12474
- [17] Nosofsky R M, Zaki S R. Math modeling, neuropsychology, and category learning: Response to B. Knowlton (1999). *Trends in Cognitive Sciences*, 1999, 3 : 125-126
- [18] Knowlton B J. What can neuropsychology tell us about category learning? *Trends in Cognitive Sciences*, 1999, 3 : 123-124
- [19] Knowlton B J, Mangels J A, Squire L R. A neostriatal habit learning system in Humans. *Science*, 1996, 273 : 1399-1402
- [20] Reber P J, Stark C E L, Squire L R. Cortical areas supporting category learning identified using functional MRI. *Proceedings of the National Academy of Sciences USA*, 1998, 95 : 747-750
- [21] Poldrack R A, Prabhakaran V, Seger C A, et al. Striatal activation during acquisition of a cognitive skill. *Neuropsychology*, 1999, 13 (4) : 564-574