

不同学习方式下归类不确定时的特征推理*

刘志雅 莫 雷

(华南师范大学心理应用研究中心, 广州 510631)

摘 要 采用学习-迁移模式, 探讨了同时学习和继时学习两种方式下归类不确定时的特征推理。共包括 2 个实验, 其中实验 1 探讨了固定学习轮次的情况, 实验 2 探讨了固定学习正确率的情况。实验结果表明: 同时呈现类别要素的同时学习方式下, 被试习得序列式的单类别表征(原型表征), 在归类不确定时的特征推理中按照“单类的 Bayesian 规则”进行特征推理, 即 $P(j|F) = P(k|F) \cdot P(j|k)$; 相继呈现类别要素的继时学习方式下, 被试习得并列式的多类别表征, 在归类不确定时的特征推理中按照“理性模型”进行推理, 即 $P(j|F) = \sum_k P(k|F) \cdot P(j|k)$ 。

关键词 类别学习; 特征推理; 单类说; 理性模型; 贝叶斯推理

分类号 B842

1 前言

不能完全确定某个事物归属于哪个类别的情境, 被称作“归类不确定的情境”, 而在这种情景下, 人们通常也会对该事物的某些特征作出推理。例如, 在野外不远的草丛里发现了一个动物, 你可能立刻就作出了该动物可能会伤人的特征推理。究竟作出这样的推理前, 是否先进行归类? 如果归类了, 是归到一个类别来进行推理, 还是归到多个类别中进行考虑, 引发了研究者极大的兴趣。

研究者们关注这种归类不确定时的特征推理究竟受什么因素的影响, 当前主要有两方面的观点:

第一, 以 Murphy 和 Ross 等(Murphy & Ross, 1994)为代表的提出了“单类说”。单类说认为, 当归类不确定时人们对事物特征的推理遵循“单类的 Bayesian 规则”, 用公式 $P(j|F) = P(k|F) \cdot P(j|k)$ 来表示。F 表示要推理的事物, k 表示该事物可以归入的类别, j 表示要推理的特征。也就是说, 如果存在着某个最可能归属的“靶类别”, 人们只会根据靶类别的信息作出推理, 而不会考虑其它非靶类别的信

息。所谓“靶类别”, 指的是人们推理某事物具有什么特征时, 会先推断该事物最可能属于什么样的类别, 这个最可能被确定的类别就是“靶类别”。如上例, 野外一个不确定类别动物的伤人概率, 等于该动物归到靶类别(食肉类动物)的概率 $P(\text{肉食动物} \setminus \text{动物})$ 与该类动物伤人概率的乘积 $P(\text{伤人} \setminus \text{肉食动物})$ 。

第二, Anderson (1991) 提出的理性模型, 该模型认为, 当归类不确定时人们对事物特征的推理遵循“Bayesian 规则”, 用公式 $P(j|F) = \sum_k P(k|F) \cdot P(j|k)$ 来表示。该模型主张, 归类不确定时的特征推理除了要考虑归类到靶类别的推理概率外, 还要加上归类为其它类别(非靶类别)的推理概率。如上例, 野外一个不确定类别动物的伤人概率, 除了包括该动物归到靶类别(食肉类动物)的概率 $P(\text{肉食动物} \setminus \text{动物})$ 与该类动物伤人概率的乘积 $P(\text{伤人} \setminus \text{肉食动物})$ 外, 还要加上该动物归到非靶类别(食草类动物)的概率 $P(\text{草食动物} \setminus \text{动物})$ 与食草类动物伤人概率的乘积 $P(\text{伤人} \setminus \text{草食动物})$, 并且存在着多少类非靶类别就增加多少次推理概率。公式中增加了 $\sum_k$ 来表示。

两种观点都认为, 归类不确定时特征推理都受

收稿日期: 2009-07-21

* 国家社会科学基金教育学一般项目(BBA100018); 国家自然科学基金(30870783); 教育部人文社会科学研究青年基金项目(08JCXLX004); 广东省高等学校人文社会科学研究基地项目(09JDXMXLX02)。

通讯作者: 刘志雅, E-mail: zhiyalu@scnu.edu.cn; 电话: 021-85217099

到两个主要的因素影响, 分别是归类概率 $P(k|F)$ 和类别内某特征概率 $P(j|k)$ 。Rosch 和 Mervis (1975); Murphy 和 Ross (1994, 2005) 把第一个因素称之为“类别典型性”, 指某个项目属于某个特定类别的概率。第二个因素称之为“特征典型性”, 指某个特征在某个特定类别中存在的概率。

不同的是, 理性模型主张多类别的 Bayesian 规则, 公式中用 $\sum k$ 来表示。如上例, 要判断野外一个不确定类别动物的伤人概率, 除了考虑该动物归到食肉类动物的情况外, 还要考虑该动物归到其它类动物(如食草类)的情况, 而且可能归属多少类别就计算多少类别的和。而单类说只考虑最可能归属的类别, 也就是靶类别这种情况。如图 1。

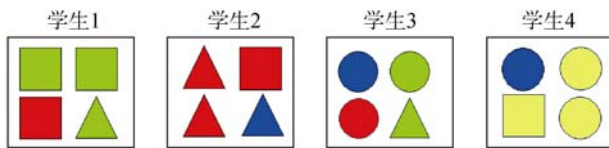


图 1 实验 1 材料

有 4 位学生画了一些彩色几何图形, 图 1 是这 4 位学生画的部分有代表性的图形, 要求被试学习了这 4 位学生画画的情况后, 判断一幅新的图形具有某种颜色的概率。4 位学生的图形代表 4 种类别, 由于新的图形(正方形)不知道是哪个学生画的, 因此, 这个任务就是归类不确定时的特征推理任务。

例如, 在推理正方形为绿色的概率时, 正方形属于学生 1 的概率 $P(\text{学生 } 1 | \text{正方形})$ 为 $3/5$, 学生 1 所画图形为绿色的概率 $P(\text{绿色} | \text{学生 } 1)$ 为 $3/4$; 正方形属于学生 2 的概率 $P(\text{学生 } 2 | \text{正方形})$ 为 $1/5$, 学生 2 所画图形为绿色的概率 $P(\text{绿色} | \text{学生 } 2)$ 为零; 正方形属于学生 3 的概率 $P(\text{学生 } 3 | \text{正方形})$ 为零, 学生 3 所画图形为绿色的概率 $P(\text{绿色} | \text{学生 } 3)$ 为 $2/4$; 正方形属于学生 4 的概率 $P(\text{学生 } 4 | \text{正方形})$ 为 $1/5$, 学生 4 所画图形为绿色的概率 $P(\text{绿色} | \text{学生 } 4)$ 为零。

在推理正方形为绿色的概率的以上例子中, 由于正方形为学生 1 所画的概率最大, 因此, 学生 1 就是“靶类别”, 其他学生则属于“非靶类别”。在每个非靶类别中, “类别典型性”和“特征典型性”其中一项为 0。Murphy 和 Ross (1994) 将这种条件称为“中性条件” (neutral condition)。

根据单类说, 可以得出正方形推理为绿色的概率 $P(\text{绿色} | \text{正方形}) = P(k | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | k) = P(\text{学生 } 1 | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | \text{学生 } 1) = (3/5) \cdot (3/4) = 0.45$

根据理性模型, 可以得出正方形为绿色的概率 $P(\text{绿色} | \text{正方形}) = \sum k P(k | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | k) = P(\text{学生 } 1 | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | \text{学生 } 1) + P(\text{学生 } 2 | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | \text{学生 } 2) + P(\text{学生 } 3 | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | \text{学生 } 3) + P(\text{学生 } 4 | \text{正方形}) \cdot P(\text{绿色} | \text{学生 } 4) = (3/5) \cdot (3/4) + (1/5) \cdot 0 + 0 \cdot (2/4) + (1/5) \cdot 0 = 0.45$

显然, 在归类不确定的情况下, 对于中性条件的推理, 单类说和理性模型得出的结论是相同的。

推理三角形为红色的概率时, 靶类别为学生 2, 其他学生则为非靶类别。显然, 在非靶类别中, “类别典型性”(三角形为该学生所画的概率)和“特征典型性”(该学生所画图形为红色的概率)不同时为 0。Murphy 和 Ross (1994) 把这种条件称之为“增加条件” (increasing condition)。

根据理性模型, 可以得出三角形为红色的概率 $P(\text{红色} | \text{三角形}) = \sum k P(k | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | k) = P(\text{学生 } 1 | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | \text{学生 } 1) + P(\text{学生 } 2 | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | \text{学生 } 2) + P(\text{学生 } 3 | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | \text{学生 } 3) + P(\text{学生 } 4 | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | \text{学生 } 4) = (1/5) \cdot (1/4) + (3/5) \cdot (3/4) + (1/5) \cdot (1/4) + 0 \cdot 0 = 0.55$

根据单类说, 可以推出三角形为红色的概率 $P(\text{红色} | \text{三角形}) = P(k | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | k) = P(\text{学生 } 2 | \text{三角形}) \cdot P(\text{红色} | \text{学生 } 2) = (3/5) \cdot (3/4) = 0.45$

显然, 在归类不确定的情况下, 对于增加条件的推理, 单类说和理性模型得出的结论是不同的, 基于理性模型的概率大于基于单类说的概率。

换一个角度看, 如果理性模型的解释是正确的, “中性条件”和“增加条件”的推理概率是不同的, “中性条件”的推理概率应小于“增加条件”的推理概率(如 0.45 & 0.55); 如果单类说的解释是正确的, “中性条件”和“增加条件”下推理概率应该是相同的(如 0.45 & 0.45)。

目前, 两种理论的争论仍然继续, 最近, 国外较多的研究支持了单类说的结果 (Lagnado & Shanks, 2003; Murphy & Ross, 2005, 2010a; Verde, Murphy & Ross, 2005), 国内则较多的研究支持了理性模型的结果 (莫雷, 赵海燕, 2002; 刘志雅, 2008)。但是, 莫雷和赵海燕(2002), 刘志雅(2008)的研究仍未能从本质上批驳 Murphy 和 Ross (1994) 的实验 1 的研究结果, 特别是在二维特征在非靶类别分离的情况下, 均仍支持了单类说的观点 (莫雷, 赵海燕, 2002, 实验 1a; 刘志雅, 2008, 实验 1a)。莫雷和赵海燕(2002)甚至认为, 当二维特征在非靶类别分离的情况下, 支持单类说, 当二维特征在非

靶类别结合的情况下,支持理性模型。所谓二维特征在非靶类别分离,是指二维特征(如“正方形”和“绿色”)只在靶类别(如学生 1)结合,而在其它类别中均是分离的,也就是说,除了学生 1 有画绿色的正方形外,没有其他的学生画了绿色的正方形。

我们发现,前人的研究中,被试在推理前的类别学习过程,均采用同时呈现刺激的学习方式,即一张纸把 4 个类别的图片同时呈现。这种学习方式有两个特点,第一个特点是被试同时加工 4 个类别,认知负荷可能过大,可能采取抓重点的学习策略,从而忽略了次要类别的信息,故而导致了单类说的结果。van Merriënboer 和 Sweller (2005)研究表明,问题的呈现方式可以影响学习者的信心,进而影响其有效负荷的产生,以达到不同的学习效果。第二个特点是,同时学习有利于被试对某个类别的优势性信息进行整合(Yamauchi & Markman, 1998, 2000; Yamauchi, Love, & Markman, 2002; Yamauchi, 2008),例如高概率特征或者典型性特征。这也容易令被试锁定某个“靶类别”,就只注意该类别而忽略了其它类别,从而导致了单类说的实验结果。Stewart 和 Chater (2002), Chin-Parker 和 Ross (2004)的研究也表明,逐个和同时呈现刺激这两种类别学习方式下,被试会形成不同的类别表征,逐个呈现类别要素,被试容易习得不同类别中样例的个性,而同时呈现类别要素,被试容易习得不同类别中样例的共性。在这两种不同表征下,可以预测,如果同时呈现图 1 学习材料,被试会特别关注有高概率特征的靶类别(学生 1 和 2),形成单类表征,从而以单类说的预测进行特征推理;如果图 1 中 16 个几何图形逐个呈现给被试学习,被试会同等地看待四个类别,形成多类表征,进而以理性模型的预测进行特征推理。

莫雷和赵海燕(2002)研究表明,在二维特征在非靶类别结合时,似乎在“同时学习”条件下仍然出现理性模型假说的结果。我们分析认为,两种同时学习条件实质上是不同的学习方式,本研究同时学习指的是逐类呈现学习,每次呈现一个类别(4 个刺激)的刺激反应学习;而莫雷和赵海燕(2002)和前人的“同时学习”指的是全部呈现(16 个刺激)的观察学习,前者是逐类,后者是全类。这种全部呈现刺激的方式,如果被试只对有结合情况的类别进行学习,对没有结合情况的类别不学习,这样,当二维特征在非靶类别结合时就得到了理性模型的结果。

因此,莫雷和赵海燕(2002)的研究反而启示,学习可能是导致特征推理单类说和理性模型分歧的关键因素。Murphy 和 Ross (2010b)的研究也表明,通过指导语让被试在推理前先对四个类别进行概率估算,这样使被试对每个类别进行了学习,也得到了理性模型假说的结果。

因此,我们设想,单类说和理性模型的分歧,可能是类别学习方式不同造成的,在“同时学习”方式下,形成单类表征,而在“继时学习”方式下,可能将形成多类表征。

Ross 和 Gelman (2005), Erickson, Chin-Parker 和 Ross (2005)研究指出,人们运用类别知识进行特征推理时,需要考虑不同的类别学习方式。如果单类说和理性模型所预测的两种推理结果是由于不同的学习方式造成的,这样,其中的任何一种理论都只是部分正确的。

此外,探讨不同学习方式下归类不确定时的特征推理,还需要考虑不同的学习程度,实验 1 将通过固定学习轮次(四轮)来确定两种学习方式的学习程度,而实验 2 将通过固定学习正确率(80%)来确定学习程度。

2 实验 1

目的是探讨固定学习轮次(四轮)的学习程度下归类不确定时的特征推理。其中实验 1a 探讨同时学习条件下的特征推理;实验 1b 探讨继时学习条件下的特征推理。

2.1 实验 1a

探讨固定学习轮次(四轮),同时学习条件下,归类不确定时的特征推理。

2.1.1 方法

(1) 被试

选取某高校本科生 60 名,视力或矫正视力正常。

(2) 材料

学习材料如图 1,用 Eprime 1.1 编制好程序,在多功能心理学实验室里面进行实验。每次呈现一个学生画的 4 幅彩色几何图形,被试通过按键“1”“2”“3”“4”学习 4 位学生画画的情况,学习阶段予以反馈。

四位学生画画情况的呈现顺序是随机的,4 幅几何图形在屏幕的 4 个方位采用 ABCD、BCDA、CDAB、DABC 平衡方位效应(如图 2),这样,每轮有 16 个类别要素。

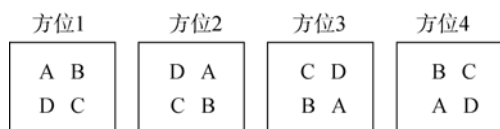


图2 同时学习中4个几何图形方位

学习结束后,所有的被试进行推理测验,在A4纸内纸笔完成。推理测验问题有中性条件问题、增加条件问题和插入问题,如图1:

1) 中性条件问题:

a 图形推颜色

现在其中一个学生又画了一个新的正方形,你认为可能是哪位学生画的?(1 2 3 4)

你认为这名学生画这幅图画的可能性是多少? _____(1~100%)

你认为这幅正方形可能是什么颜色?(红色、黄色、蓝色、绿色)

这幅正方形是这种颜色的可能性是多少? _____(1~100%)

b 颜色推图形

现在其中一个学生又画了一个新的绿色图形,你认为可能是哪位学生画的?(1 2 3 4)你认为这名学生画这幅图画的可能性是多少? _____(1~100%)

你认为这幅绿色图形可能是什么形状?(正方形、三角形、圆形)

这幅绿色图形是这种形状的可能性是多少? _____(1~100%)

2) 增加条件问题:

a 图形推颜色

现在其中一个学生又画了一个新的三角形,你认为可能是哪位学生画的?(1 2 3 4)

你认为这名学生画这幅图画的可能性是多少? _____(1~100%)

你认为这幅三角形可能是什么颜色?(红色、黄色、蓝色、绿色)

这幅三角形是这种颜色的可能性是多少? _____(1~100%)

b 颜色推图形

现在其中一个学生又画了一个新的红色图形,你认为可能是哪位学生画的?(1 2 3 4)

你认为这名学生画这幅图画的可能性是多少? _____(1~100%)

你认为这幅红色图形可能是什么形状?(正方形、三角形、圆形)

这幅红色图形是这种形状的可能性是多

少? _____(1~100%)

3) 插入问题,减少“中性问题”和“增加问题”概率推理问产生的干扰。例如在画画中,有几名学生画了圆形? 哪位学生画的圆形最多? 你认为圆形最可能是什么颜色? 不统计插入问题的回答情况。

正如前言公式计算部分所述,如果“单类说”正确,即如果被试在同时学习条件下形成单类表征,被试推理“中性条件”和“增加条件”的概率应该差异不显著,而且数值上大致均为 0.45。如果“理性模型”正确,即如果被试在同时学习条件下形成多类表征,被试推理“中性条件”和“增加条件”的概率应该差异显著,而且数值上“中性条件”大致为 0.45,“增加条件”大致为 0.55。

(3) 设计与程序

本实验是单因素被试内设计,每名被试都要接受所有的实验处理。团体实验,每人一台计算机,液晶屏幕,要求先认真阅读计算机屏幕上的指导语,学习完四轮后,即64次刺激反应学习后,回答桌面上的题册,必要时主试可以进行解释。答题的时间不限。

2.1.2 结果与分析 “中性条件”下正确确定靶类别的人数为 83.3%;“增加条件”下正确确定靶类别的人数达 80%;可见绝大多数被试均能够正确地为目标进行归类,即都能够正确地确定靶类别,两种条件下正确归类的人数比例差异不显著, $\chi^2=0.02$, $df=1$, $p>0.05$ 。另外,所有正确归类的被试的归类概率均在 0.25 与 0.90 之间,这符合本研究关于“归类不确定”的条件。

对能正确归类的被试在“中性条件”($N_1=50$)与“增加条件”($N_2=48$)下特征预测的情况进行统计,见表1。

表1 “中性条件”与“增加条件”下推理特征的情况比较

条件	正确特征推理人数(%)	特征推理概率(χ)
中性条件	78%	0.60±0.21
增加条件	83.3%	0.62±0.18
统计检验		$t=-0.43$

注:“特征推理概率”只统计能正确推理特征的被试的推理概率。下同。

我们对正确推理特征的被试在两种条件下的特征推理概率进行比较。从表1可见,被试在“中性条件”下特征推理概率与“增加条件”下的推理概率差异不显著, $t(38)=-0.43$, $p>0.05$ 。这个结果支持了“单类说”的假设,说明被试在同时呈现学习材料的

条件下,习得单类别表征,并且只根据靶类别的特征情况进行推理。

2.2 实验 1b

探讨固定学习轮次为 4 轮,继时学习条件下,归类不确定时的特征推理。

2.2.1 方法

(1) 被试

选取某高校本科生 64 名,视力或矫正视力正常。

(2) 材料

学习材料类似于实验 1a,不同的是采用继时学习方式,逐个呈现图 1 的几何图形,如图 1,每次呈现 1 个几何图形,一共有 16 个几何图形,这样,也形成了每轮 16 个不同的刺激,也是通过 Eprime 程序随机呈现。每个刺激呈现后要求被试判断这一个图形是哪个学生画的,并通过按键“1”“2”“3”“4”学习 4 位学生画画的情况,学习阶段予以反馈。推理测验问题和实验 1a 一样。

(3) 设计与程序

类似实验 1a,学习完四轮后,即 64 次刺激反应学习后,回答桌面上的题册。

2.2.2 结果与分析 “中性条件”下正确确定靶类别的人数为 82.8% (53/64);“增加条件”下正确确定靶类别的人数达 75% (48/64);可见绝大多数被试均能够正确地对目标进行归类,即都能够正确地确定靶类别,两种条件下正确归类的人数比例差异不显著, $\chi^2=0.14$, $df=1$, $p>0.05$ 。另外,所有正确归类的被试的归类概率均在 0.33 与 0.8 之间,这符合本研究关于“归类不确定”的条件。

对能正确归类的被试在“中性条件” ($N_1=53$)与“增加条件” ($N_2=48$)下特征预测的情况进行统计,见表 2。

表 2 “中性条件”与“增加条件”下推理特征的情况比较

条件	正确特征推理人数(%)	特征推理概率(χ)
中性条件	77.4%	0.50±0.20
增加条件	68.8%	0.60±0.18
统计检验		$t=2.21^*$

注: * $p<0.05$

对正确推理特征的被试在两种条件下的特征推理概率进行比较,如表 2,被试在“中性条件”下特征推理概率与“增加条件”下的推理概率差异显著, $t(26)=2.21$, $p<0.05$ 。这个结果支持了“理性模型”的假设,说明被试在继时呈现学习材料的条件下,习得多类别表征,在进行特征推理时考虑了非靶类

别特征的情况。

实验 1 的结果表明,同时呈现类别要素进行类别学习时,被试习得了单类的类别表征,进而特征推理时只考虑靶类别的特征情况,而逐个呈现类别要素进行类别学习时,被试习得多类别的类别表征,进而特征推理时全盘考虑各类别的特征。

然而,实验 1 在平衡两种学习方式的学习程度时采用了固定 4 轮的学习方式,虽然都学习了 4 个轮次(每轮 16 次共 64 次刺激反应学习),可能不能确保两种学习方式具有相同的学习程度。因为继时学习方式下,学习者每个图形总共学习过 4 次;而在同时学习方式下,由于每次呈现一名学生画的 4 幅图象,结合 4 种不同方位,学习者每个图形总共学习过 8 次。同时学习方式下的每轮学习中,虽然也是每轮 16 次刺激反应学习,但实际上是每名学生画的 4 幅图型重复呈现 4 次,只不过变换了方位而已。统计同时学习方式(实验 1a)和继时学习方式(实验 1b)4 轮学习后最后一轮的正确率分别为 75% 和 60%,结果发现,同时学习方式比继时学习方式的分类正确率高, $t(122)=6.28$, $p<0.01$ 。

为此,实验 2 我们采用固定学习正确率的方式,进一步平衡两种学习方式的学习程度,进行相同的实验。

3 实验 2

目的是探讨固定正确率为 80%的学习程度下归类不确定时的特征推理。其中实验 2a 探讨同时学习条件下的特征推理;实验 2b 探讨继时学习条件下的特征推理。

3.1 实验 2a

探讨固定学习正确率为 80%,同时学习条件下,归类不确定时的特征推理。

3.1.1 方法

(1) 被试

选取某高校本科生 60 名,视力或矫正视力正常。

(2) 材料

学习材料和推理测验问题和实验 1a 一样。

(3) 设计与程序

类似实验 1a,不同的是学习正确率达到 80%后,即每轮的 16 个刺激正确反应 13 个或者 13 个以上时,停止学习。学习正确率指类别判断,即每个刺激呈现后判断该图是 4 个学生中哪个学生画的。学习结束后回答桌面上的题册。

3.1.2 结果与分析 “中性条件”下正确确定靶类别的人数为 81.7% (49/60); “增加条件”下正确确定靶类别的人数达 86.7% (52/60); 可见绝大多数被试均能够正确地对目标进行归类, 即都能够正确地确定靶类别, 两种条件下正确归类的人数比例差异不显著, $\chi^2=0.05$, $df=1$, $p>0.05$ 。另外, 所有正确归类的被试的归类概率均在 0.30 与 0.9 之间, 这符合本研究关于“归类不确定”的条件。对能正确归类的被试在“中性条件” ($N_1=49$) 与“增加条件” ($N_2=52$) 下特征预测的情况进行统计, 见表 3。

表 3 “中性条件”与“增加条件”下推理特征的情况比较

条件	正确特征推理人数(%)	特征推理概率(χ)
中性条件	71.4%	0.60±0.21
增加条件	76.9%	0.62±0.23
统计检验		$t=0.424$

对正确推理特征的被试在两种条件下的特征推理概率进行比较, 如表 3, 被试在“中性条件”下特征推理概率与“增加条件”下的推理概率差异不显著, $t(44)=0.424$, $p>0.05$ 。这个结果支持了“单类说”的假设, 和实验 1a 的结果一致, 说明被试在同时呈现学习材料的条件下, 习得单类别表征, 在进行特征推理时只考虑了靶类别特征的情况。

3.2 实验 2b

探讨固定学习正确率为 80%, 继时学习条件下, 归类不确定时的特征推理。

3.2.1 方法

(1) 被试

选取某高校本科生 60 名, 视力或矫正视力正常。

(2) 材料

学习材料和推理测验问题和实验 1b 一样。

(3) 设计与程序

和实验 1b 一样, 不同的是学习正确率达到 80% 后, 即每轮的 16 个刺激正确反应 13 个或者 13 个以上时, 停止学习并回答桌面上的题册。

3.2.2 结果与分析 “中性条件”下正确确定靶类别的人数为 86.7% (52/60); “增加条件”下正确确定靶类别的人数达 81.7% (49/60); 可见绝大多数被试均能够正确地对目标进行归类, 即都能够正确地确定靶类别, 两种条件下正确归类的人数比例差异不显著, $\chi^2=0.05$, $df=1$, $p>0.05$ 。另外, 所有正确归类的被试的归类概率均在 0.4 与 0.8 之间, 这符合本研究关于“归类不确定”的条件。对能正确归类的被试在“中性条件” ($N_1=52$) 与“增加条件” ($N_2=49$) 下特征预测的情况进行统计, 见表 4。

表 4 “中性条件”与“增加条件”下推理特征的情况比较

条件	正确特征推理人数(%)	特征推理概率(χ)
中性条件	78.8%	0.46±0.20
增加条件	81.6%	0.54±0.26
统计检验		$t=1.77$

对正确推理特征的被试在两种条件下的特征推理概率进行比较, 如表 4, 被试在“中性条件”下特征推理概率与“增加条件”下的推理概率边缘显著, $t(38)=1.77$, $p=0.085$ 。这个结果支持了“理性模型”的假设, 说明被试在继时呈现学习材料的条件下, 习得多类别表征, 在进行特征推理时考虑了非靶类别特征的情况。

同实验 1, 比较同时学习(实验 2a)和继时学习方式下平均学习轮次分别为 8.56 和 10.2 轮, 两者差异不显著, $t(118)=1.67$, $p>0.05$ 。

4 讨论

实验 1a、2a 的结果表明, 同时呈现类别要素的类别学习方式, 习得单类的类别表征, 在归类不确定时的特征推理中, 只考虑靶类别的特征情况, 按照“单类的 Bayesian 规则”进行特征推理; 实验 1b、2b 的结果表明, 逐个呈现类别要素的类别学习方式, 习得多类的类别表征, 在归类不确定时的特征推理中, 不仅考虑靶类别的特征情况, 也考虑非靶类别的特征情况, 按照“多类的 Bayesian 规则”进行推理。

由此可见, 同时学习的类别学习方式下, 学习者似乎只关注该类别的最典型的特征, 而对其它非典型的特征却不予关注, 这样, 当类别之间相似性较低, 即类别间没有太多共同的典型特征时, 这种学习方式容易忽略非典型特征, 因此不利于习得类别之间的关系。而继时学习的类别学习方式下, 学习者不仅关注了各类别的最典型特征, 而且还学习了其它的非典型特征, 并借此习得了类别之间的联系。

此外, 前人研究表明, 类别学习后的类别表征主要有两种, 分别是原型表征和样例表征。原型表征指的是, 学习者以最典型的特征(原型)来表征类别知识, 当需要对一个新成员进行归类时, 仅仅通过新成员和原型进行相似性比较就可以完成, 这个过程也即是本研究的靶类别的确定过程。而样例表征指的是, 学习者习得了各个类别的每个样例, 当对一个新成员进行归类时, 需要通过新成员和各类别每个样例进行相似性比较才可以完成, 要完成这

个过程,必须习得非靶类别的特征信息。由此可见,在本研究的两种学习方式下,被试均能较好地锁定了靶类别,也就是较好地习得了类别的原型(如图1,四名学生的类别原型分别为绿色正方形、红色三角形、绿色原型和黄色原型),但在非靶类别的信息利用的显著差异表明,两种学习方式在样例表征的形成上出现差异。可能是这方面表征上的差异,决定了特征推理上的差异。

可以初步设想,单类说所主张的单类表征,可能是一种序列式表征,类别知识以逐帧或者逐类的模式出现在工作记忆之中,一次只能对一类的信息进行加工。在同时学习方式下,刺激以逐类的形式提供给被试进行学习,可能被试形成了在加工某个类别信息时,把其它类别信息推进了长时记忆进行存储的模式。这样,同时学习方式下的被试就形成了单类说所假定的序列式表征。因此,在学习后的特征推理时,被试只能依赖工作记忆中的一个类别信息(通常是靶类别信息)进行推理,就出现了单类说所假定的推理结果。陈琳、莫雷和刘志雅(2007)的综述基本上也支持了这种单类别表征的信息加工方式。理性模型所主张的多类表征,可能是一种并列式表征,类别知识以点阵或者全类的模式出现在工作记忆之中,信息可以在多个类别间通达。在继时学习方式下,刺激以逐个的形式提供给被试进行分类学习,被试可能习得了某个刺激同属于不同的类别,最可能属于什么类别,较少的可能属于什么类别。这样,继时学习方式下的被试就形成了理性模型所假定的并列式表征。因此,在学习后的特征推理时,被试可以通达多个类别信息进行推理,就出现了理性模型所假定的推理结果。常建芳和莫雷(2003)的综述基本上也支持这种多类表征的信息加工方式。

本研究存在的不足表现在三个方面。

第一,产生本研究的实验结果,可能是学习策略问题,同时学习,认知负荷可能较大,需要采取忽略策略,而继时学习,认知负荷可能较小,可能采用了全盘学习策略。但目前没有有力的证据说明两种学习方式下认知负荷有显著差异(Sweller, 2009)。

第二,本研究结果分析更多的是质的推论,没有进行量的分析。同时学习条件下2个实验的特征推理平均概率为0.61,与刘志雅(2008)提出的“新 Bayesian 公式”的预测值较为一致。刘志雅(2008)研究发现,莫雷和赵海燕(2002)6个实验12个数据

的目标特征与预测特征推理平均概率为0.71,王墨耘和莫雷(2005)3个实验9个数据的特征平均预测概率0.65,比原 Bayesian 规则的理论数据0.45都偏大。刘志雅(2008)通过操纵二维特征的共存性,结果发现,结合因素 Ak 应该以 $1+Ak$ 的乘积影响特征推理,进一步修正 Bayesian 规则为: $P(j \setminus F) = \sum_k P(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k) \cdot (1+Ak)$ 。这样,“新 Bayesian 公式”的推理平均概率为增加为0.68,与本研究特征推理的平均概率较为接近。虽然“新 Bayesian 公式”一定程度解释了国内研究数据偏大现象,但以 $(1+Ak)$ 的乘积影响特征推理仅是猜想,例如4个图形全部结合,增加量就不仅仅 $1+Ak = 2$ 倍了。另外也可能是中国被试在概率推理上出现高估现象。

第三,要解决两种学习方式导致不同的类别表征这个重大问题,还需在多种类别结构的条件下进行比较,例如维度特征结合条件、维度特征共存条件等。这些问题,还有待进一步研究。

5 结论

同时呈现类别要素的类别学习方式,习得单类的类别表征,在归类不确定时的特征推理中按照“单类的 Bayesian 规则”进行特征推理,即 $P(j \setminus F) = P(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k)$ 。

逐个呈现类别要素的类别学习方式,习得多类的类别表征,在归类不确定时的特征推理中按照“理性模型”进行推理,即 $P(j \setminus F) = \sum_k P(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k)$ 。

参 考 文 献

- Anderson, J. (1991). The adaptive nature of human categorization. *Psychological Review*, 98, 2, 409-429.
- Chang, J. F., & Mo, L. (2003). The review of prediction when categorization is uncertain. *Psychological Science*, 26, 159-160.
- [常建芳, 莫雷. (2003). 类别不确定时的预测推理研究述评. *心理科学*, 26, 159-160.]
- Chen, L., Mo, L., & Liu, Z. Y. (2007). The development of the single-category view when categorization is uncertain. *Advances in Psychological Science*, 15, 64-70.
- [陈琳, 莫雷, 刘志雅. (2007). 归类不确定时特征推理的单类说理论. *心理科学进展*, 15, 64-70.]
- Chin-Parker, S., & Ross, B. (2004). Diagnosticity and prototypicality in category learning: A comparison of inference learning and classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 30, 216-226.
- Erickson, J., Chin-Parker, S., & Ross, B. (2005). Inference and classification learning of abstract coherent categories. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 31, 86-99.
- Lagnado, D., & Shanks, D. (2003). The influence of hierarchy

- on probability judgment. *Cognition*, 89, 157–178.
- Liu, Z. Y. (2008). Influence of the coexistence of dimensions in feature predicting when the categories are uncertain. *Acta Psychologica Sinica*, 40, 37–46.
- [刘志雅. (2008). 不同维度特征的共存对归类不确定性特征推理的影响. *心理学报*, 40, 37–46.]
- van Merriënboer, J. J. G., & Sweller, J. (2005). Cognitive load theory and complex learning: Recent developments and future directions. *Educational psychology review*, 17(2), 147–177.
- Mo, L., & Zhao, H. Y. (2002). Inference of association and separation in the dimensions on the predictions in the uncertain circumstance of classifying. *Acta Psychologica Sinica*, 34(5), 470–479.
- [莫雷, 赵海燕. (2002). 维度的结合与分离对归类不确定性预测的影响. *心理学报*, 34(5), 470–479]
- Murphy, G., & Ross, B. (1994). Predictions from uncertain categorization. *Cognitive psychology*, 27, 148–193.
- Murphy, G., & Ross, B. (2005). The two faces of typicality in category-based induction. *Cognition*, 95(2), 175–200.
- Murphy, G., & Ross, B. (2010a). Category vs. object knowledge in category-based induction. *Journal of Memory and Language*, 63, 1–17.
- Murphy G., & Ross, B. (2010b). Uncertainty in category-based induction: When do people integrate across categories? *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 36, 263–276.
- Rosch, E., & Mervis, C. (1975). Family resemblance: Studies in the internal structure of categories. *Cognitive Psychology*, 7, 573–605.
- Ross, B., Gelman, S., & Rosengren, K. (2005). Children's category-based inferences affect classification. *British Journal of Developmental Psychology*, 23, 1–24.
- Stewart, N., & Chater, N. (2002). The effect of category variability in perceptual categorization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28(5), 893–907.
- Sweller, J. (2009). Cognitive bases of human creativity. *Educational Psychology Review*, 21, 11–19.
- Verde, M., Murphy, G., & Ross, B. (2005). Influence of multiple categories in inductive inference. *Memory & Cognition*, 33(3), 479–487.
- Wang, M. Y., & Mo, L. (2005). An overall conditional probability model of feature reasoning in uncertain categorization. *Acta Psychologica Sinica*, 37(4), 482–490.
- [王墨耘, 莫雷. (2005). 归类不确定情景下特征推理的综合条件概率模型. *心理学报*, 37(4), 482–490]
- Yamauchi, T., & Markman, A. (1998). Category learning by inference and classification. *Journal of Memory and Language*, 39, 124–149.
- Yamauchi, T., & Markman, A. (2000). Inference using categories. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26(3), 776–795.
- Yamauchi, T., Love, B., & Markman, A. (2002). Learning nonlinearly separable categories by inference and classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28, 585–593.
- Yamauchi, T. (2008). Linking syntax and inductive reasoning: Categorical labeling and generic noun phrases. *Psychologia*, 51, 1–13.

Influence of Category Learning in Feature Predicting When Categories Are Uncertain

LIU Zhi-Ya; MO Lei

(Center for Studies of Psychological Application, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

Abstract

This paper studies how feature prediction is influenced by two types of category learning at uncertain classifying circumstance. One type of learning is stimulus by stimulus and another is category by category. Anderson (1991) provided a Bayesian analysis on feature predicting when categories are uncertain. For each object containing features F and each category k , one can predict the presence of a novel feature j by using the formula: $P(j|F) = \sum_k P(k|F) \cdot P(j|k)$. That is, one calculates for the object how likely it is to be in each category k and how likely that category is to contain the property in question. Then one sums across all the categories in order to make the prediction. In short, this proposal is that people use multiple categories to make predictions when the categorization is uncertain. Murphy & Ross (1994) argued that people make category-based inductions basing on only one category, even when they are not certain that the object is in that category. They found that even if participants give a fairly low rating of their confidence in the category it does not lead them to use multiple categories at making prediction. That is, one can predict the presence of a novel feature j by using the formula: $P(j|F) = P(k|F) \cdot P(j|k)$.

The experiments used the learning-transfer-paradigm which has three phases: learning phase, filler phase

and transfer phase. 244 participants took part in two experiments. In experiment 1, participants stopped learning until they completed 4 blocks (64 trials), and in experiment 2 until they reached an accuracy of combination of 80%. In learning phase there were two learning ways: one was stimulus by stimulus (experiment 1b and 2b) and another was categories by categories (experiment 1a and 1b) and participants reacted basing on conditions and received feedback from tester. In transfer phase participants conducted same task as learning phase except that no feedback was given during transfer.

The results in experiment 1a and 2a showed that in category by category learning way the neutral condition was rated 78% and 71.4%, comparing to 83.3% and 76.9% for the adding condition. The difference between two conditions was not significant and “*t*” equal to -0.43 and 0.424 , $p > 0.05$. The results in experiment 1b and 2b showed that in stimulus by stimulus learning way the neutral condition was rated 77.4% and 78.8%, comparing to 68.8% and 81.6% for the adding condition. The difference between these conditions was significant and “*t*” equal to 2.21 and 1.77 , $p < 0.05$.

The study demonstrated that two ways of category learning led to different category representations: in way of learning category by category participants tended to focus on information of single category and their subsequent prediction conformed to the formula: $P(j|F) = P(k|F) \cdot P(j|k)$. Whereas in way of learning stimulus by stimulus participants tended to focus on information of multiple categories, and their subsequent prediction conformed to the formula: $P(j|F) = \sum_k P(k|F) \cdot P(j|k)$. This observation is part of general trend that is concerned with how category learning influences category representation.

Key words category learning; feature predicting; single category; multiple categories; Bayesian rule.