

两种学习模式下类别学习的结果:原型和样例*

刘志雅 莫雷

(华南师范大学心理应用研究中心, 广州 510631)

摘要 利用“学习-迁移”的任务范式和单一特征类别判断技术,探讨了分类和推理两种类别学习模式的结果,比较了两种学习模式的效果和策略。研究表明:两种学习模式产生了不同的结果,分类学习的结果是样例,推理学习的结果是原型;在学习效果方面,分类学习比推理学习在达标比例上更高,但在进度上差异不显著;在策略运用方面,分类学习比推理学习更快地使用单维度策略,而在高水平策略的运用上,两者差异不显著。

关键词 类别学习; 归类; 分类; 推理

分类号 B842

1 前言

在类别学习实验研究中,通常预先设定把所有学习刺激分为两个类别(A或者B)。一般的学习过程是:逐个呈现所有的完整刺激(如奇怪的虫子或几何图形),要求被试判断该刺激属于哪个类别;被试每次判断后,主试即时给予反馈;通过多次的尝试后,直到达到某个设定的学习标准(如90%正确率),就认为在实验室的环境中获得了一个新的类别知识。在学习的基础上,通常会安排迁移任务进行探测,了解类别知识的表征是规则、原型、样例、还是决策界限模型。

以Yamauchi和Markman等(1998,2000,2002)为代表的研究者采用了一种特殊的学习模式做实验,提出了类别学习的推理模式。在他们的实验中,向被试逐个呈现所有的刺激和它所属的类别标签(A或者B),但每个刺激不是完整的呈现出来,而是隐晦了某个缺失的特征,要求被试推理该特征的属性。被试每次推理后,主试也即时给予正确或者错误的反馈;每个刺激的各个特征都经过推理后,并且所有的刺激经过多轮的推理后,也同样可以学习到了一个新的类别知识。如图1。

Anderson(1991)的研究表明,类别表征最佳作用是做推理,而先前关于类别学习的实验研究,主要关注了分类任务,忽视了推理任务。Yamauchi和

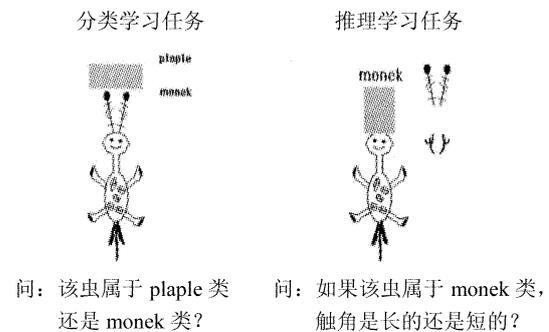


图1 Yamauchi和Markman(2000)实验使用的分类学习和推理学习任务

Markman(1998,2000,2002),Anderson、Ross和Chin-Parker(2002),Chin-Parker和Ross(2002,2004)对分类任务和推理任务进行了深入的研究。Yamauchi和Markman(1998)的研究表明,推理学习比分类学习容易。Yamauchi和Markman(2002)比较了不同类别结构对分类学习和推理学习的影响,发现在线性分离结构中,推理学习优于分类学习,而在非线性分离结构中,分类学习优于推理学习。Chin-Parker和Ross(2002,2004)的研究则表明,推理任务关注同一类别样例之间的共同性信息(即相同特征),而分类任务则关注不同类别样例之间的区分性信息(即不同特征)。

Anderson、Ross和Chin-Parker(2002)总结了前人关于两种学习模式的不同信息加工过程的研究,

收稿日期:2007-09-12

*教育部哲学社会科学重大课题攻关项目(05JZD00034);教育部人文社会科学研究青年基金(08JCXLX004)。

通讯作者:莫雷,E-mail:molei@scau.edu.cn;刘志雅,E-mail:zhiyalu@scau.edu.cn

提出两种任务可能产生不同的学习结果,并假设推理学习导致原型学习,分类学习导致样例学习。但当前仍没有一个有力的技术模型上对该设想做出检验。

刘志雅和莫雷(2006)的研究表明,推理学习更关注到同一类别样例之间特征的相关信息。如表1。

表1 刘志雅和莫雷(2006)实验材料的类别结构表

刺激	A				B			
	专业	性格	爱好	性别	专业	性格	爱好	性别
学习阶段								
A1	1	1	1	1	B1	0	0	0
A2	1	0	1	0	B2	1	0	1
A3	0	1	0	1	B3	0	1	0
A4	0	1	1	0	B4	1	1	0
A5	1	0	0	1	B5	0	0	1
A0	1	1	1	1	B0	0	0	0
迁移阶段								
A6	0	1	1	1	B6	1	0	0
A7	1	1	1	0	B7	0	0	0
					B8	0	0	1
					B9	1	1	0

注:高相似刺激 A3 和 A6、A2 和 A7、A5 和 B6、A3 和 B7、B2 和 B8、B3 和 B9

表1中 A1~A5 和 B1~B5 表示有 9 个学习样例,分为 A 和 B 两个类别,A0 和 B0 代表这两个类别的原型,每个样例由四个特征维度构成,每个特征维度有两个水平,用 0 或者 1 来表示。A6~A7 和 B6~B9 为学习后进行迁移的样例刺激。

表1可见,学习刺激维度一和四在 10 个学习样例中的特征相关系数为 0.6,其它维度间均为 0.2。在 B 类别的 5 个样例中,维度一和四相关是 1(表示在 B 部门里理科的学生都是女生)。结果表明,推理学习比分类学习更好的习得这种特征维度间的相关信息。

在比较两种学习模式形成的学习结果时,他们通过比较两种学习任务后在 A6~A7 与 B6~B7 之间的迁移差异。如果被试是习得原型,那么对 A6~A7 与 B6~B7 刺激之间迁移成绩应相同,因为两者与所属的类别原型具有相同的相似性;如果被试是习得样例,那么 A6~A7 的迁移成绩应高于 B6~B7 的迁移成绩,因为迁移刺激 A6~A7 只和本类别的学习样例高度相似(见表1脚注,两个样例之间如果四个特征中有三个是相同的为高相似样例),而

B6~B7 不仅和本类别的学习样例高度相似,而且和对立类别 A 中的学习刺激高度相似(A5 和 B6、A3 和 B7),如果是习得样例,B6~B7 的迁移就会受到这种 A 类学习样例的影响。结果表明,推理学习倾向于原型记忆,习得了原型,分类学习倾向于进行样例记忆,习得样例。

刘志雅和莫雷(2006)的研究在分离两种学习模式的学习结果(即原型和样例)时,用无差异效应来说明原型记忆(推理学习情况,A6~A7 和 B6~B9 迁移成绩差异不显著),但无差异效应不一定是原型记忆的结果,它还受到任务难度等的影响。本研究在原有研究的基础上,试图通过其他的效应来说明两种学习模式的差异,以求对两种学习模式产生的学习结果进行更准确的检验。

本研究在参照 Medin 和 Schaffer(1978),Nosofsky(1992),Smith 和 Minda(2000),Minda 和 Smith(2002),Rehder 和 Hoffman(2005)研究所使用技术模型的基础上,增加了推理学习模式,并借鉴刘志雅和莫雷(2006)使用的“社团成员分类”材料,进一步探索分类和推理学习中的原型和样例。“4/5 模型”材料的类别结构如表2。

表2 “4/5 模型”的类别结构表

刺激	A				B			
	专业	性格	爱好	性别	专业	性格	爱好	性别
A1	1	1	1	0	B1	1	1	0
A2	1	0	1	0	B2	0	1	1
A3	1	0	1	1	B3	0	0	0
A4	1	1	0	1	B4	0	0	0
A5	0	1	1	1				
A0	1	1	1	1	B0	0	0	0

注:相似刺激 A1 和 B1、A1 和 B2、A2 和 A1、A2 和 A3

对表2类别结构的材料进行分类学习,即随机逐个呈现 9 个样例刺激,被试对刺激属于什么类别(A 或者 B)进行判断,给予反馈。根据原型观的假设,对刺激 A1 的学习成绩会优于 A2。因为 A1(1110)和原型 A0(1111)有三个特征重叠,为高相似样例,而 A2(1010)和原型 A0 和 B0 都有两个特征重叠而具有相同的相似性。根据样例观的假设,刺激 A2 的学习成绩会优于 A1。因为 A2 和 A 类型中两个样例高相似(A1 与 A3),和 B 类型中所有样例都不相似。刺激 A1 和 A 类别中的一个样例 A2 高度相似,却和 B 类别中的 2 个样例相似(B1、B2)。

以往的分类学习研究结果均表明:A2 优于 A1,

证明了样例观的假设。我们设想,在推理学习的条件下,可能会出现相反的结果,即 A1 优于 A2,从而可以证明原型观的假设。

同时,我们将进一步探索被试在两种类别学习过程中运用的策略。Rouder 和 Ratcliff(2004)、Ashby 和 Maddox(2005)研究表明,类别学习中存在三种策略,一种是单维度规则策略,即寻求某个标准特征来对所有的样例进行归类;一种是规则加例外策略,寻求标准特征对绝大多数的样例进行归类,同时记住某些例外的样例,最后完全归类正确;一种是信息整合策略,通过多维度规则的整合或者特征的叠加,即前者形成联合规则或者后者抽象出原型,进而对所有的样例归类正确。我们设想在学习的进程中来探测学习者的是否运用了上述三种策略,两种学习模式的策略运用如何变化,以探索产生不同学习效果的内因。

2 实验 1

2.1 被试

48 名本科生参加了本实验并获得了报酬,其中男女各 24 人。

2.2 设计

采用 2×2 混合设计。变量一为学习任务,被试间变量,两个水平为分类学习、推理学习;变量二为迁移任务,被试内变量,两个水平为分类迁移、推理迁移。由于变量一的学习任务是被试间变量,因此各有 24 人接受分类学习和推理学习。为排除变量二迁移任务带来的顺序效应(无关变量),学习结束进行填充任务后,每种任务的 24 名被试各有 12 名接受“先推理迁移后分类迁移”和“先分类迁移后推理迁移”。迁移刺激包括原型、学习样例,均没有反馈。共有两种迁移任务,即推理迁移和分类迁移,通过迁移任务,和特征类别判断可以探测被试学习后形成的学习结果。

2.3 材料

材料类别结构如上表 2。

9 张卡片表示 9 个学生基本情况(如下图 2、3,实际大小均为 $7\text{cm} \times 10\text{cm}$),其中图中上半部分学生将分配到 A 部门,下半部分学生分配到 B 部门。

如表 2,如果原型 $A_0(1,1,1,1)$ 中的 1 值代表(文科、内向、体育、男生),那么 $B_0(0,0,0,0)$ 中的 0 就相应表示为(理科、外向、艺术、女生)。如果固定使用这样的材料,被试学习中可能发现,A 部门有很多爱好体育的男生,B 部门有很多爱好艺术的女生。



图 2 分类学习的材料



图 3 部分推理学习的材料(共 36 张)

这样,可能会根据“特征关联”进行学习,从而影响了实验结果。前人的研究一般不考虑特征关联这个无关因素,所谓特征关联,指的是某些特征值之间关联性强,而某些特征值之间关联性弱,从而影响的实验结果。通常,女生和艺术关联性强,女生和体育的关联性弱。本研究考虑了不同的特征组合情况,排除了这种特征关联作用,同时也排除了被试对某些特征可能产生不同的偏爱,确保了各维度特征值的独立性。

把 8 种具体的特征值(文科、理科、体育、艺术、内向、外向、男生、女生)赋予类别结构表 2,四种维度,两种水平的类别结构可以形成 16 种不同的特征组合($2 \times 2 \times 2 \times 2 = 16$),由于 A 类和 B 类相应的特征是互补的,但当使用某组特征组合为类别 A 的原型时如(文科、内向、体育、女生),这时 B 的原型特征就为对立特征,即(理科、外向、艺术、男生)。因此,16 种特征组合下,减半可以形成 8 种不同的原型(A_0 、 B_0),原型的具体特征值确定了,材料也就确定了。具体 8 种原型如下。

原型一: A_0 (文科、内向、体育、女生); B_0 (理

科、外向、艺术、男生)。

原型二: A0(理科、内向、体育、男生); B0(文科、外向、艺术、女生)。

原型三: A0(文科、外向、体育、女生); B0(理科、内向、艺术、男生)。

原型四: A0(理科、外向、体育、男生); B0(文科、内向、艺术、女生)。

原型五: A0(文科、内向、艺术、男生); B0(理科、外向、体育、女生)。

原型六: A0(理科、内向、艺术、女生); B0(文科、外向、体育、男生)。

原型七: A0(文科、外向、艺术、男生); B0(理科、内向、体育、女生)。

原型八: A0(理科、外向、艺术、女生); B0(文科、内向、体育、男生)。

由于有 8 种不同的原型,也就是说有 8 种不同特征组合的学习材料,在每个学习组的 24 人中,有 3 个学生需要接受相同原型的材料。

2.4 程序

学习阶段:告知被试有 9 张卡片,分别表示 9 个大学生的基本情况,包括专业(文科、理科),性格(外向、内向),爱好(艺术、体育),性别(男、女)四个方面的特征。这些大学生将要参加某个社团,有关部门根据他们的情况,将他们分到 A、B 两个部门参加工作。

对于分类学习者,告知会逐个呈现 9 个学生的基本情况(如图 2),需要他们一个个地猜测到底分配到哪个部门,通过主试的反馈进行学习,直到学习掌握了实验者安排这 9 个学生到两个部门的根据是什么。对于推理学习者,告知会逐个呈现 9 个学生的四个基本情况中的三个情况(如图 3),并且同时告诉该学生分配到了哪个部门工作,需要被试猜测每个学生的缺失情况,通过主试的反馈进行学习,也是直到学习掌握了实验者安排这 9 个学生到两个部门的根据是什么。

直到被试连续 4 轮中的正确率达到 89% 时停止学习,即连续 4 轮的 36 次反应中低于或等于 4 次错误时停止学习。如果被试 40 轮仍然未能达到 89% 的正确率标准,也停止学习。

迁移阶段包括分类测试和推理测试,以及特征概率判断测试。学习完以后,每个被试都要进行分类测试和推理测试,材料和学习阶段的样式一样,对原型刺激也进行测试,不予反馈。连同原型和原来的学习样例,共 11 个迁移样例。

在学习阶段,由于有 2 种学习条件(分类和推理),并且有 8 种材料组合,这样,48 个被试中有 3 个被试会接受相同的材料并且以相同的方式学习。在迁移的阶段,让其中的一个被试先分类迁移后推理迁移,另一个被试先推理迁移后分类迁移。

特征概率判断测试:迁移测试完成后,马上进行特征概率判断。呈现一张 A4 纸,特征类别判断共有 8 题,每个维度每个特征各一题,如问:“男生最有可能分配到哪个部门工作? 概率是多少?”。并进行 5 级信心评判。

2.5 结果与分析

2.5.1 两种学习模式的学习结果分析 比较两种学习模式在 A1 和 A2 的分类和推理迁移的正确率,如表 3:

表 3 两种学习模式 A1 和 A2 的分类和推理迁移的正确率

学习模式	分类迁移		推理迁移	
	A1	A2	A1	A2
分类学习	0.55	0.85	0.59	0.90
推理学习	0.83	0.42	0.96	0.50

首先,比较两种学习的分类迁移情况,如表 3 左侧。显著性检验表明,在 A1 和 A2 的分类迁移差异检验上,两种刺激分类迁移主效应差异不显著, $F(1,30) = 0.2, p > 0.05$;两种学习模式的分类迁移主效应差异不显著, $F(1,30) = 0.56, p > 0.05$;交互作用差异显著, $F(1,30) = 7.65, p < 0.01$ 。进一步简单效应检验表明,对于分类学习的被试,A2 的分类迁移显著好于 A1 的分类迁移, $Z = -1.897, p = 0.058$ (Wilcoxon 检验边缘显著),结果和 Medin 和 Schaffer (1978), Nosofsky (1992), Smith 和 Minda (2000), Minda 和 Smith (2002) 的结果一致,符合了样例观的假设。而对于推理学习的被试,两种刺激的分类迁移差异显著, $Z = 2.12, p < 0.05$, A1 的分类迁移显著好于 A2 的分类迁移,说明了推理学习是原型学习。

其次,比较两种学习在推理迁移上的情况,如表 3 右侧。在 A1 和 A2 的推理迁移差异检验上,两种刺激推理迁移主效应差异不显著, $F(1,30) = 0.27, p > 0.05$;两种学习模式的推理迁移主效应差异不显著, $F(1,30) = 0.01, p > 0.05$;交互作用差异显著, $F(1,30) = 7.66, p < 0.01$ 。进一步简单效应检验表明,对于分类学习的被试,A1 的推理迁移和 A2 的推理迁移差异不显著, $t(19) = 1.51, p > 0.05$,而对于推理学习的被试,两种刺激的推理迁移差异显著,

$t(11) = -5.01, p < 0.01$, A1 的推理迁移显著好于 A2 的推理迁移,说明了推理学习是原型学习。

上述对 A1 和 A2 的比较中,推理迁移的正确率是使用特征一致性比率,即对缺失特征的推理是否和原样例特征一致。为更直接比较两种学习在原型上的掌握,考察两种学习模式在所有学习刺激,原型 A0 和 B0 上的迁移结果,特征推理上我们使用原型一致性比率,即对缺失特征的推理是否和原原型特征一致,结果如表 4。

表 4 两种学习模式分类迁移的标签一致率和推理迁移的原型一致率

学习模式	分类迁移		推理迁移	
	原型	所有刺激	原型一致性	特征一致性
分类学习	0.67	0.81	0.55	0.64
推理学习	0.89	0.58	0.76	0.81

对原型 A0、B0 的分类迁移,如果学习的结果是形成了原型,那么对这两个原型的分类迁移会显著产生作用,提高原型分类的正确率。推理学习显著比分类学习在原型的分类迁移上有更高的正确率, $t(30) = -2.45, p < 0.05$,说明推理学习在这种类别结构里比分类学习更容易形成原型。另外,如果根据原型理论的假设,对于某个缺失特征进行推理,就会更容易把这个缺失特征判断为原型特征,结果也表明,推理学习比分类学习更倾向于把缺失特征判断为所属类别的原型特征, $t(30) = -4.59, p < 0.01$,说明推理学习是一种原型学习。

为了进一步强化研究结论,统计不同学习条件下 8 种单一特征类别判断的比例,以及平均信心评定等级,比较单一特征分类迁移和完整特征分类迁移情况。

单一特征类别判断是,被试学习完后,逐个询问 4 个维度的 8 个特征,最可能属于哪个类别。如果两种学习中有某一种学习模式更容易掌握类别原型,那么这种学习模式的被试在单一特征的类别判断上就有更高的正确率。如图 2 显示的原型 A0(文科、内向、体育、女生),B0(理科、内向、艺术、男生),掌握原型越好的被试,就更容易把文科、内向、体育、女生分到 A 类别,其它分到 B 类别,就可以更为直接的探测两种学习模式是否在原型的掌握上存在差异。由于在 B 类别里第二维度上没有典型特征(如图 2B 类别中性格内向和外向的样例同样多),所以除去询问第二维度,变为 6 个问题,结果如表 5。

表 5 两种学习模式单一特征类别判断平均正确率和信心等级

学习模式	单一特征类别判断正确率	5 级信心评价
分类学习	0.65	4.5
推理学习	0.87	3.78

在单一特征类别判断的正确率上,推理学习显著比分类学习高, $t(30) = -2.57, p < 0.05$,说明推理学习在 4/5 类别结构下,比分类学习更容易掌握原型。在单一特征类别判断的 5 级信心评定等级上,两种学习模式差异不显著, $t(30) = 2.04, p > 0.05$ 。

2.5.2 两种学习模式学习效率的比较 统计达到 90% 学习标准,在不同学习条件下达到标准被试的数目。24 个分类学习被试中,有 20 个被试在 40 轮内(含 40 轮)达到了连续四轮 89% 正确率的学习标准,24 个推理学习被试中,有 12 个在 40 轮内达到了 89% 正确率的学习标准。卡方检验表明,两种学习模式从达到该标准人数上差异显著, $\chi^2 = 5.67, df = 1, p < 0.05$ 。说明分类学习比推理学习更容易达到学习的标准。这个结果和 Yamauchi 和 Markman(2002)的研究结果相一致,说明了在非线性分离类别结构(类别内各样例和原型的相似性不均等),分类学习比推理学习更容易达到学习的标准。但是,统计达到 89% 学习标准,两种学习模式下需要的学习轮次,显著性检验表明两种学习差异不显著, $t(30) = 0.87, p > 0.05$ 。分类学习达到 89% 的正确率标准,平均需要学习 14.45 轮,而推理学习平均需要 13.17 轮。由此说明,在高的学习标准的达标上,尽管分类学习比推理学习更多的人达标,但在达标的进度上,两种学习没有显著差异。

产生这个结果的原因可能是,推理学习者比分类学习者更难形成有效的策略,但是,一旦推理学习者开始运用策略,在学习的速度上,和分类学习无显著差异。为此,我们进一步进行策略的比较。

2.5.3 两种学习模式策略的比较 从学习材料的特征概率上看,以单维度策略(规则策略)可以做出 69% 的正确率判断(特征概率判断在各个维度不均等,这样考虑所有特征维度的单特征维度概率),以规则加例外策略可以做出 83% 的正确率判断,以信息整合策略(如原型、三个维度的特征整合)可以作出 89% 以上的正确率。以学习单元为单位,一个学习单元等于四轮,通过比较两种学习在学习进程中,比较达到某种学习标准需要的学习单元的差异,可

以发现两种学习模式在学习过程中策略运用的差异。

表 6 两种学习模式达到三种标准平均学习单元

学习模式	89%	83%	69%
分类学习	5.10	4.20	2.50
推理学习	4.67	4.17	3.67

结果表明(表 6),学习模式和在学习的开始阶段,分类学习比推理学习更快地达到 69% 的正确率标准, $t(30) = 2.59, p < 0.05$,表明分类学习在学习的初始阶段更倾向使用单维度策略。随着学习的深入,两种学习在中间阶段和结束阶段都同样快地达到 83% 和 89% 的正确率的标准; $t(30) = 0.05, p > 0.05$; $t(30) = 0.44, p > 0.05$,说明两种学习在高水平策略的运用上差异不显著,推理学习呈现出潜伏学习的效果,如图 4。

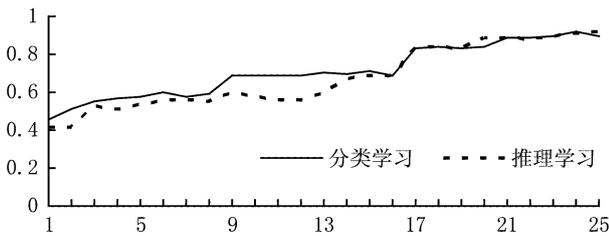


图 4 两种学习在各轮次反应的平均正确率

从图 4 学习的进程我们可以看到,两种学习在 69%、83% 和 89% 三种正确率标准时均表现出平稳的态势。对于分类学习的被试,学习过程可以分为三个阶段:(1)1~9 轮,正确率从 46% 上升到 69%;(2)10~17 轮,正确率稳定在 69%;(3)18~20 轮,正确率稳定在 83% (4)21~25 轮,正确率稳定在 89%。这说明分类学习的被试在 10 轮以前并没有采用特定的策略,在 10~17 轮采用了“单一规则策略”,在 18~20 轮采用了“规则加例外的策略”,在 21 轮后采用了“信息整合策略”。

对于推理学习的被试,学习过程可以分为四个阶段:(1)1~14 轮,正确率从 40% 上升到 69%;(2)15~16 轮,正确率稳定在 69%;(3)17~19 轮,正确率稳定在 83%;(4)20~25 轮,正确率稳定在 89%。这说明推理学习的被试在 14 轮以前并没有采用特定的策略,在 15~16 轮采用了“单一规则策略”,在 17~19 轮采用了“规则加例外的策略”,在 20 轮后采用了“信息整合策略”。

3 实验 2

为了进一步研究两种学习不同的学习结果,我们使用了另一个非线性分离类别结构,以及另一种原型和样例分离技术。

3.1 被试、设计和程序

同实验 1。

3.2 材料

除了类别结构(表 7)和实验 1 不同外,其它同实验 1。

表 7 实验 2 的类别结构表

刺激	A				B				
	专业	性格	爱好	性别	专业	性格	爱好	性别	
A1	1	1	1	1	B1	1	1	0	1
A2	1	1	0	0	B2	0	1	1	0
A3	0	0	1	1	B3	1	0	0	0
A0	1	1	1	1	B0	1	1	0	0

注:相似刺激 A2、B0

如表 7,刺激 A2 是 A 类的成员,却是 B 的原型。如果推理的学习是原型学习,即学习的结果是形成原型,那么接受推理学习的被试,迁移时,对 A1 的分类要优于 A2;如果分类学习是样例学习,那么接受分类学习的被试在 A1 和 A2 的分类成绩上应该差异不显著。

3.3 结果与分析

统计分类学习和推理学习的迁移,其中分类迁移使用标签一致性反应比率为因变量,推理迁移使用特征一致性比率为因变量,并进行显著性检验。

分类迁移和推理迁移考虑了学习样例,即旧样例的迁移以及原型的迁移,即 A1 - A3、B1 - B3、A0、B0 的迁移。如果学习的结果是原型学习,A1 的分类和推理迁移(特征一致性)的正确率会显著高于 A2 的分类和特征一致性推理迁移,因为 A2 和类别 B 的原型相同,尽管原型 B0 不是学习刺激,如果学习形成了原型,将会对 A2 的分类和推理迁移产生影响,导致其正确率下降。如果类别学习的结果没有形成原型,A1 和 A2 的分类和推理迁移将差异不显著。

表 8 两种学习模式对 A1 和 A2 的分类和推理迁移

学习模式	分类迁移		推理迁移	
	A1	A2	A1	A2
分类学习	0.86	0.76	0.78	0.76
推理学习	0.84	0.42	0.88	0.65

显著性检验表明,在 A1 和 A2 的分类迁移差异检验上,两种刺激分类迁移主效应显著, $F(1,30) = 11.97, p < 0.01$;两种学习模式的分类迁移主效应差异不显著, $F(1,30) = 2.58, p > 0.05$;交互作用差异显著, $F(1,30) = 4.77, p < 0.05$ 。进一步简单效应检验表明,对于推理学习的被试,A1 的分类迁移显著好于 A2 的分类迁移, $t(18) = 3.62, p < 0.01$,而对于分类学习的被试,两种刺激的分类迁移差异不显著, $t(21) = 1, p > 0.05$,说明推理学习是原型学习,学习的结果是形成原型,而分类学习是非原型学习。

在 A1 和 A2 的分类迁移差异检验上,两种刺激分类迁移主效应显著, $F(1,30) = 6.23, p < 0.05$;两种学习模式的分类迁移主效应差异不显著, $F(1,30) = 0.02, p > 0.05$;交互作用差异显著, $F(1,30) = 4.24, p < 0.05$ 。进一步简单效应检验表明,对于推理学习的被试,A1 的推理迁移显著好于 A2 的推理迁移, $t(18) = 2.5, p < 0.05$,而对于分类学习的被试,两种刺激的推理迁移差异不显著, $t(21) = 0.44, p > 0.05$,也说明了推理学习是原型学习,而分类学习是非原型学习。

4 讨论

以往关于分类和推理的类别学习研究侧重于对学习的外在效果的比较,如学习的难易,并取得了较多的成果。本研究通过创设新的实验技术模型,从学习的内在结果上比较两种类别学习模式的差异。

通过两种类别结构的原型和样例分离技术,我们发现,分类学习是以样例为学习结果的学习模式,而推理学习是一种以原型为学习结果的学习模式。前者记录了每个学习样例的具体特征,而后者则抽象了学习材料的典型特征。莫雷(1996)的研究表明,人类的学习存在着两种类型的学习机制,一种是联结式学习,另外一种为运算式学习。联结性学习机制是指个体将同时出现在工作记忆的若干客体的激活点联系起来而获得经验的心理机制;运算性学习机制是指有机体进行复杂的认知操作(即运算)而获得经验的心理机制。可以认为,分类和推理学习可能启动了联结和运算两种不同的学习机制,导致了前者形成了样例,后者形成了原型的学习结果。具体的表现为:分类学习把学习刺激的各个具体特征以点阵的形式进行类别存储,当对一个新的刺激进行归类的时候,把这个新的刺激的各个具体特征和原已形成的记忆结果进行点对点的联结比较,如

果相似即予以激活,这样,新刺激激活了哪个类别的记忆点最多,就会把新刺激归类到这个类别之中。推理学习把学习刺激的各个具体特征抽象后以原型的形式进行类别存储,当对一个新的刺激进行归类的时候,把这个新的刺激的各个具体特征和不同类别的原型进行相似性比较,如果和哪个类别原型最相似,就归类到这个类别之中。

以达到某个比例的正确率为标准来推断类别学习进程中的策略还产生了一个问题,就是可能被试开始并没有使用低水平的单维度策略,而是直接使用高水平的信息整合策略,只不过是使用错了,或者特征信息整合错误,这样,也会导致不同的策略达到共同的标准,或者高水平的策略出现低正确率标准。我们通过两个方法排除这种可能性,第一,把若干学习轮次合起来作为学习单元,使到学习者在连续的若干轮次上成绩达到一定的稳定性。第二,我们使用了相同的材料补充了两个实验,方法和前文实验一样,不同的是补充实验 1 的学习者达到 69% 的正确率立刻停止学习,补充实验 2 学习完 1 个学习单元后立刻停止学习,然后进行单特征维度分类判断,并且进行概率估计。两个实验均发现两种学习模式在单特征分类的概率判断上差异不显著,而且均接近 69%。补充实验 1 分别为推理学习 69%,分类学习 70.7%;补充实验 2 分别为推理学习 67.3% 和分类学习 70.4%。如果某一种学习模式一开始就使用高水平策略,特征概率的判断要么显著和 69% 的刺激特征概率差异显著,要么两种学习模式在特征概率的判断下差异显著。

综合上述,类别学习是一个复杂而又重要的心理过程,和知识的表征、记忆、篇章的阅读、推理等有紧密的联系。知识的表征上存在着陈述性知识和程序性知识的划分,篇章的阅读也存在“以记忆为基础的文本加工观”和“建构主义理论”之间的争论,推理上更是明显地表现出演绎加工和归纳加工上的思维差异(刘志雅,2005)。这种差异究竟是来源于心理机制本身,还是决定于外在的学习形式,或者两者同时作用,一直是当前认知心理学苦苦求索的问题。本研究的结果一定程度上探索了这个至关重要的问题。基于前人的研究结果和本研究的结果,我们进一步设想,分类学习反映了类别学习的归纳思维,而推理学习反映了类别学习的演绎思维。因此,在教学的实践,特别是概念学习上,当要求从广度上掌握概念,适合采用分类学习模式;当要求从深度上掌握概念,更适合使用推理性学习。

5 结论

分类学习条件下,类别学习是一种以样例为学习结果的学习;推理学习条件下,类别学习是一种以原型为学习结果的学习。

在学习的效率上,分类学习比推理学习在达标人数的比例上更高,但在进度上两者差异不显著。

在学习进程的策略上,分类学习比推理学习更快地使用单维度策略,而在高水平的策略的运用上,两者差异不显著。

参 考 文 献

- Anderson, A. L., Ross, B. H., & Chin-Parker, S. (2002). A further investigation of category learning by inference. *Memory & Cognition*, 30, 119–128.
- Anderson, J. R., (1991). The adaptive nature of human categorization. *Psychological Review*, 98, 409–429.
- Ashby, F. G., & Maddox, W. T. (2005). Human category learning. *Annual Review of Psychology*, 56, 06.1–06.30.
- Chin-Parker, S., & Ross, B. H. (2002). The effect of category learning on sensitivity to within-category correlations. *Memory & Cognition*, 30, 353–362.
- Chin-Parker, S., & Ross, B. H. (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.
- Liu, Z. Y. (2005). *Thinking Psychology*. Guangzhou, China: Jinan University Press.
- [刘志雅. (2005). *思维心理学*. 广州:暨南大学出版社.]
- Liu, Z. Y., & Mo, L. (2006). A comparison study on two kinds of category learning: classification and inference learning. *Acta Psychologica Sinica*, 38, 824–832.
- [刘志雅, 莫雷. (2006). 类别学习中两种模式的比较研究: 分类学习和推理学习. *心理学报*, 38, 824–832]
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification. *Psychological Review*, 85, 207–238.
- Minda, J. P., & Smith, J. D. (2002). Comparing Prototype-Based and Exemplar-Based accounts of category learning and attentional allocation. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28, 275–292.
- Mo, L. (1996). Learning theory. *Educational Research*, 6, 46–51.
- [莫雷. (1996). 论学习理论. *教育研究*, 6, 46–51]
- Nosofsky, R. M. (1992). Exemplars, prototypes, and similarity rules. In A. Healy, S. Kosslyn, & R. Shiffrin (Eds.), *From learning theory to connectionist theory: Essays in honor of William K. Estes* (Vol. 1). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Rehder, B., & Hoffman, A. B. (2005). Thirty-Something Categorization Results Explained: Selective Attention, Eyetracking, and Models of Category Learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 5, 811–829.
- Rouder, J. N., & Ratcliff, R. (2004). Comparing Categorization Models. *Journal of Experimental Psychology: General*, 1, 63–82.
- Smith, J. D., & Minda, J. P. (2000). Thirty categorization results in search of a model. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26, 3–27.
- Yamauchi, T., & Markman, A. B. (1998). Category learning by inference and classification. *Journal of Memory and language*, 39, 124–149.
- Yamauchi, T., & Markman, A. B. (2000). Inference using categories. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26, 776–795.
- Yamauchi, T., Love, B. C., & Markman, A. B. (2002). Learning nonlinearly separable categories by inference and classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28, 585–593.

Prototype and Exemplar on Classification and Inference Learning

Liu Zhi-Ya, Mo Lei

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

Abstract

In this paper, we compare classification learning with another mean of learning categories: inference learning. In inference task, participants predict the value of a missing feature of an item given its category label and other feature values. In the classification task, participants predict the category label of an item given its feature values. Yamauchi and Markman (1998, 2000, 2002) showed that these two types of learning do not result in the learning of equivalent knowledge. Categories defined by a family resemblance structure were more easily learned by inference learning than by classification learning, whereas categories defined by a nonlinearly separable structure were more easily learned by classification learning than by inference learning. Chin-Parker and Ross (2002, 2004) found that Classification learners

were highly sensitive to diagnostic features but not sensitive to nondiagnostic, but prototypical, features. Inference learners were less sensitive to the diagnostic features than were classification learners and were also sensitive to the nondiagnostic, prototypical, features. The "5-4" category structure from Medin and Schaffer (1978) has played an important role in the recent dominance of exemplar/instance-based category representation over prototype/central-tendency based representation. Yamauchi and Markman (1998) argued that the type of category representation subjects use, prototypes or exemplars, depends on how they learn the categories, but they did not strongly support this claim with formal models of the representations. This study contrasts the learning results of training subjects on the 5-4 category structure using either standard classification or feature inference. The research further systematically explores the two learning tasks that might lead to differential learning efficiency, strategy and outcome.

Chin-Parker & Ross (2002, 2004) pointed out Yamauchi & Markman's two precursory studies that 1998's ignored irrelative transfer effects and 2002's was less learning exemplars. We improved Yamauchi & Markman 2002's experiment by designing a "student coming into social group", using 5-4 category structure, learning-transfer task paradigm and feature category detecting method, and explored learning results in different way at classification and inference learning. One hundred and forty-four volunteers who participated for partial credit at an introductory psychology course at South China University of Technology took part in the experiments (ninety-six for other two complementary experiments).

For participants given classification learning the study found that they classified/inferenced transfer stimuli A2 more accurately than they did the transfer stimuli A1. In contrast, participants given inference classified/inferenced transfer stimuli A1 more accurately than they did the transfer stimuli A2. The study also showed that inference learning was better than classification learning to catch the category prototype. At classify transfer phase, inference learners were more accurately than classification learner classified the two category prototypical stimulus. At inference transfer phase, inference learners were more likely to infer the absent feature as the prototypical feature than classification learner did. At single feature classifying, inference learners showed more accurately than classification learner did. There are more participants to reach the 89% learning criterion in the classification learning than in the inference learning. However, for the participants reached 89% learning criterion, study also found that those in the classification learning condition ($M = 13.17$) were not required significantly more blocks than those in the inference learning condition ($M = 14.45$).

The results are consistent with the hypothesis that inference learning induces prototype representation and classification learning induces exemplar representation. Classification learning was better than inference learning at prototype integrating. Classification learner was more quickly to use the single dimension strategy than inference learner did, but at high level strategy, inference learner kept same pace with classification learner and showed potential learning effective.

Key words category learning; categorization; classification; inference