

三水平特征的家族相似性类别结构的分类和推理学习^{*}

刘志雅^{1,2} 莫雷^{**2}⁽¹⁾华南理工大学心理系, 广州, 510640) ⁽²⁾华南师范大学心理应用研究中心, 广州, 510631)

摘 要 采用学习迁移任务范式, 使用基于单一特征的类别判断技术, 比较了三水平特征的家族相似性类别结构下, 分类学习和推理学习的学习效率、学习过程与策略和学习结果。结果表明: 在学习效率上, 分类学习在达标率上优于推理学习, 而在速度上, 两者差异不显著。在学习的过程与策略上, 推理学习相对较快地从单维度策略转向使用规则加例外策略, 而分类学习表现出一定程度的潜伏学习, 并在高水平的信息整合策略使用上, 赶上了推理学习。在学习的结果上, 分类学习比推理学习更好掌握了类别的原型。

关键词: 类别学习 分类学习 推理学习 特征水平 原型

1 前言

在类别学习的实验研究中, 通常预先将所有刺激(如一些奇怪的虫子或几何图形)分为两个类别, 如A类、B类, 并逐个呈现完整刺激, 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); 通过多次尝试, 直到达到某个设定的学习标准(如90%正确率), 被试就在实验条件下学到了一个新的类别知识。学习结束后, 通过迁移探测, 了解类别知识的表征模型, 一般有规则、原型、样例、以及决策界限模型。以上模式可以称为分类学习模式。

以Yamauchi和Markman等为代表的研究者提出了一种新的推理学习模式^[1,2], 即: 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, 而是有一个缺失特征, 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新的类别知识。如图1:

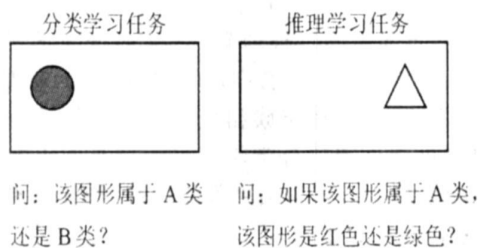


图1 Yamauchi和Markman 2002年实验1使用的分类学习和推理学习任务

Anderson等研究表明^[3], 类别表征的主要用途

是推理, 即推理某个新事物具有什么特征, 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Markman^[1,2], Anderson, Ross和Chin-Parker^[3], Chin-Parker和Ross^[4]对两种学习方式进行了深入的对比研究。

然而, 前人的研究, 均使用了两水平的特征的类别结构作为材料, 例如图1, 颜色特征具有两个水平: 红色和绿色。而实际的现实生活中, 更多的是多水平的特征, 如一个人的爱好, 可以爱好艺术, 文学或者体育, 这样才构成了丰富多彩的客观世界, 如表1。Ashby和Maddox认为, 在特征丰富领域进行类别学习研究, 是当前研究的趋势^[5]。Markman和Maddox研究了外观的多样性对类别学习的影响, 外观的多样性是指在特征水平不变的条件下, 特征的细节上出现一定程度的变化, 如同为四条腿的四只虫子, 爪子、长短上略有不同。结果表明, 外观多样性显著影响了类别学习的难度^[6]。

当前, 类别学习的研究, 已经深入到了类别的特征因素, 如特征的相似性程度, 特征诊断性, 特征维度数目, 特征间相关性等内部结构因素。但是, 前人的研究均集中在特征相对较贫乏的二水平特征上, 并且集中在分类学习的模式上, 为此, 我们采用三水平的家族相似性类别结构, 系统地比较分类和推理学习的学习效果、学习结果和学习策略。

2 方法

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

^{*} 教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目(05JZD00034)。广东省哲学社会科学规划心理学重点研究项目(05SXZ002)。华南理工大学人文社科基金项目(B18N7050480)。

^{**} 通讯作者: 莫雷, E-mail: molei@senu.edu.cn

2×2 混合设计, 变量为学习任务(被试间, 两个水平为分类学习、推理学习), 迁移任务(被试内, 两个水平为分类迁移、推理迁移)。各 24 人接受分类学习, 推理学习。学习完进行填充任务后, 每种学习任务的 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”。迁移包括原型迁移、旧样例迁移和特征类别判断, 均没有反馈。

2.3 材料

表 1 材料的类别结构表

A					B				
	专业	爱好	政治面貌	性格		专业	爱好	政治面貌	性格
A1	3	1	1	2	B1	1	2	2	3
A2	1	3	2	1	B2	2	1	3	2
A3	1	2	3	1	B3	2	3	1	2
A4	2	1	1	3	B4	3	2	2	1
A0	1	1	1	1	B0	2	2	2	2

8 张卡片表示 8 个学生基本情况(如下图 2、3, 实际大小均为 7×10cm), 其中左半部分的学生将分配到 A 部门, 右半部分的学生分配到 B 部门。

工科	文科	文科	理科
体育	旅游	艺术	体育
党员	团员	群众	党员
稳重	热情	热情	勇敢
文科	理科	理科	工科
艺术	体育	旅游	艺术
团员	群众	党员	团员
勇敢	稳重	稳重	热情

图 2 分类学习的材料

体育	文科	理科
党员	旅游	群众
稳重	团员	稳重
文科、理科或工科?	勇敢、热情或稳重?	体育、艺术或旅游?

图 3 部分推理学习的材料(共 32 张)

2.4 程序

学习阶段: 告知被试有 8 张卡片表示了 8 个大学生的基本情况, 涉及专业(文科、理科和工科), 爱好(艺术、体育和旅游), 政治面貌(党员、团员、群众), 性格(热情、稳重和勇敢)四种特征。这些大学生将要参加某个社团, 并且根据他们的具体情况, 平均分到两个部门(A、B 部门)去参加工作, 每个部门 4 人。对于分类学习者, 告知会逐个呈现 8 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 8 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 8 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

每个学生的缺失了的情况, 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 8 个学生到两个部门的根据是什么。直到被试连续的 3 轮中的正确率达到 90%时停止学习, 即连续三轮的 24 次反应中低于或等于 2 次错误时停止学习。如果被试 30 轮仍然未能达到 90%的正确率标准, 也停止学习。

测试阶段: 分三种测试, 分别为分类测试、特征推理测试和特征概率判断测试。

分类和推理迁移测试: 学习完以后每个被试都要进行分类和推理迁移, 材料和学习阶段的样式一样, 增加了原型的迁移, 迁移阶段不予反馈。48 个被试中, 由于有 2 种学习条件(分类和推理), 在迁移的阶段, 让每种学习条件的一半被试先分类迁移后推理迁移, 另一半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 12 题, 每个特征各一题, 即文科、理科、工科、体育、艺术、旅游、党员、团员、群众、热情、稳重、勇敢各 1 题。例如问:“文科学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。

3 结果与分析

3.1 两种学习方式学习效率的比较

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, 全部 24 个被试在 30 轮内(含 30 轮)达到了连续四轮 90%正确率的学习标准, 24 个推理学习被试中, 有 18 个在 30 轮内达到了 90%正确率的学习标准, $\chi^2(1) = 6.857, p < 0.01$ 。结果说明在三水平特征的家族相似性类别的学习中, 分类学习比推理学习达到标准的被试多, 更多的被试达到 90%的学习标准。这个结果和 Yamauchi 和 Markman 在 2002 年在非家族相似性类别结构里的研究结果相同(分类学习在达标的人数上显著高于推理学习, 24 名分类学习者中有 22 人达标, 同样 24 名推理学习者有 17 人达标), 却和他们 1998 年在家族相似性类别结构的研究结果不同(推理学习比分类学习显著容易习得家族相似性类别结构)。这个结果可能说明, 特征水平对推理学习有更大的影响, 而对分类学习有相对较少的影 响, 但要下这个结论, 需要在同样实验条件下操纵特征水平来直接进行比较方可。

统计达到 90%学习标准, 在两种学习方式下需要的平均学习轮次, 分类学习达到 90%的正确率标准, 平均需要学习 14 轮, 而推理学习平均需要 14.83 轮, 差异不显著, $t(40) = -0.511, p > 0.05$, 表明了对于这种类别结构, 分类学习和推理学习几乎同时

达到 90% 正确率标准。这个结果和前人研究均不同, 可能是中和了家族相似性和特征水平两种不同的效应, 其中家族相似性高有利于推理学习, 而特征水平多又不利于推理学习。

两种学习方式学习效率的比较说明, 分类学习在通过率上优于推理学习, 而在速度上, 两者差异不显著。

3.2 两种学习方式学习策略的比较

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 50%(4: 8)的正确率判断, 以规则加例外策略可以做出 75%(6: 8)的正确率判断, 以信息整合策略(如原型、两个维度的特征整合)可以作出 90% 以上的正确率。以学习单元为单位, 一个学习单元等于三轮, 通过比较两种学习在达到某种学习标准需要的学习单元的差异, 可以发现两种学习方式在学习过程中策略运用的差异。

表2 两种学习方式达到三种标准平均学习单元

	90%	75%	50%
分类学习	4.88	4.29	3.21
推理学习	5.28	3.06	2.61

结果表明, 两种学习在开始阶段、中间阶段和结束阶段均同样快地达到 50% 的正确率的标准, $t(40) = 1.114, p > 0.05$, 说明两种学习方式在开始阶段同样快的使用单维度的规则策略, 都是寻求一个绝对的标准, 如“外向性格的人是不是都是 A 部门的人”。但是随着学习的深入, 两种学习在规则加例外策略上出现差异, 推理学习更快地使用规则加例外策略, 即考虑了某个绝对的标准后, 记住某个例外的样例, $t(40) = 2.145, p < 0.05$ 。尽管分类学习在规则加例外策略的使用上比推理学习有所滞后, 但两种学习方式同样快地进入高水平的信息整合策略上, 分类学习表现出潜伏学习的特点, $t(40) = -0.745, p > 0.05$ 。如图 4:

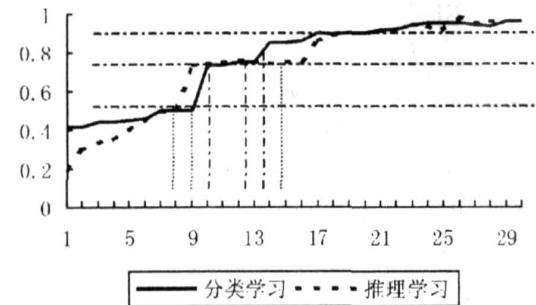


图4 两种学习在各轮次反应的平均正确率

由图 4 可以看出, 对于分类学习的被试, 学习过程可以分为三个阶段: 1—10 轮, 正确率从 40% 上升到 50%; 10—13 轮, 正确率稳定在 75%; 13—30, 正确率稳定在 90%。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—13 轮采用了“规则加例外的策略”, 在 13 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—8 轮, 正确率从 20% 上升到 50%; 8—9 轮, 正确率稳定在 50%; 9—16, 正确率稳定在 75%; 16—30, 正确率稳定在 90%。这说明推理学习的被试在 8 轮以前并没有采用特定的策略, 在 8—9 轮采用了“单一规则策略”, 在 9—16 轮采用了“规则加例外的策略”, 在 16 轮后采用了“信息整合策略”。

3.3 两种学习方式的学习结果分析

3.3.1 通过分类和推理迁移考察学习结果

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, 推理迁移使用例外特征原型一致性比率, 和所有样例特征一致性比率为因变量, 并进行显著性检验。计算 16 个例外特征迁移的原型一致性比率, 以判断两种学习在原型的掌握上是否显著不同。

分类迁移和推理迁移考察了学习样例和原型的迁移, 即 A1—A4、B1—B4, 原型 A0 和 B0, 原型只考虑分类迁移。如果学习是原型学习, 对原型的分类迁移的正确率就会高, 例外特征推理的原型一致性比率也会高。

表3 两种学习方式分类迁移的标签一致性和推理迁移的原型一致性

学习方式	分类迁移	
	原型	所有样例
分类学习	0.750	0.879
推理学习	0.528	0.628

学习方式	推理迁移	
	例外特征原型一致性	所有样例特征一致性
分类学习	0.365	0.560
推理学习	0.175	0.649

结果和前人的实验结果不同, 在这种类别结构里, 对原型 A0(1, 1, 1, 1), B0(2, 2, 2, 2) 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), 分类学习比推理学习在原型的分类迁移正确率上高, 75% 比 52.8%, 并且差异检验显著, $t(40) = 2.071, p < 0.05$ 。说明了分类学习反而在这种类别结构里比推理学习更容易形成原型。另外, 如果是习得的是原型, 对于缺失的例外特征进行推理, 就会更容易把这个缺失特征判断为原型特征, 结果也表明, 分类学习比推理学习更倾向于把缺失特征判断为所属类别的原型特征, $t(29) = 2.684, p < 0.05$ 。

3.3.2 通过单一特征类别判断考察学习结果

除了 4 种例外特征,统计不同学习条件下 8 种单一特征的类别判断的比例,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。不统计例外特征的类别判断。

单一特征类别判断是,被试学习完后,逐个询问 4 个维度的各 2 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方式更容易掌握类别原型,那么这种学习方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 原型 A0(文科、体育、党员、热情),B0(理科、艺术、团员、稳重),掌握原型越好的被试,就更容易把文科、体育、党员、热情特征的学生分到 A 类别,理科、艺术、团员、稳重的学生分到 B 类别,就可以更为直接的探测两种学习方式是否在原型的掌握上存在差异。

表 4 两种学习方式单一特征类别判断平均正确率和信心等级

学习方式	单一特征类别判断正确率	5 级信心评价
分类学习	0.625	3.25
推理学习	0.460	2.95

在单一特征类别判断的正确率上,和前人的实验结果不同,分类学习反而显著比推理学习高, $t(40) = 2.285, p < 0.05$,说明分类学习在这种类别结构下,比推理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,两种学习方式差异不显著, $t(40) = 1.422, p > 0.05$ 。

4 讨论

两种学习方式学习效果比较结果表明,分类学习在达标率上优于推理学习,而在速度上,两者差异不显著。结合前人的研究,学习材料决定了分类学习和推理学习的学习效率,推理学习比分类学习更利于学习低水平特征(如两水平特征),高类别典型性(如 3/4)的类别。然而现实生活中,更多的是高水平特征和低典型性的类别,可以认为,人们更习惯使用分类学习来习得类别知识,因此达标率较高,但是一旦正确地使用了推理学习的方式,和分类学习的学习效率差异不显著。

两种学习方式学习进程中的策略比较结果表明,推理学习和分类学习同样快地使用高水平的信息整合策略以达到目的。当成员特征构成复杂,典型性较低的时候,推理学习相对较快地从单维度策略转向使用规则加例外策略,但分类学习也表现出一定程度的潜伏学习,最后在高水平的信息整合策略使用上,赶上了推理学习。这个结果说明,推理学习比分类学习更快地觉察到单维度规则的局限性,进而需求更合适的策略来解决问题。莫雷和陈战胜的研究也表明^[7],当规则易掌握的时候,人们倾向使用规则策略,当规则不易掌握的时候,人们倾向使用

样例策略。可以认为,类别学习是多阶段、多策略的学习过程。人们在学习的起初总是倾向选择简单易行的策略,如单一规则策略。随着学习要求的提高,一种策略不能达到目的的时候,可以转变策略,形成更复杂的策略,如规则加例外策略和信息整合策略。

两种学习方式学习结果比较的结果表明,和 Yamauchi 和 Markman 的研究^[1,2]结果不同,分类学习比推理学习更好掌握了类别的原型。本研究使用了三水平的特征,使用了 2/4 的类别典型性,出现了分类学习比推理学习效果好,并且更好的掌握了原型。莫雷和常建芳的研究表明,类别典型性影响了两种学习的效果^[8]。可以认为,两种类别学习方式各有优劣,除了类别结构影响两种学习的效果以外,学习的样例特征水平,类别典型性等均对两种学习的效果产生影响。

结合前人的研究,可以初步认为,分类学习是一种自下而上的归纳加工方式,对个别性的特征信息进行加工,进而习得一般性的类别知识;而推理学习是一种自上而下的演绎加工方式,先对一般性信息和若干个别性的特征信息进行加工,进一步推导某些个别性的特征信息。前者有利于广度大的知识学习,而后者有利于深度高的知识学习。

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的正确率标准。

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 50% 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,然后进行单维度特征分类判断,并且进行概率估计。两个实验均发现两种学习方式在单特征分类的概率判断上差异不显著,而且均接近 50%。补充实验 1 分别为推理学习 50%,分类学习 51.5%;补充实验 2 分别为推理学习 48.3%和分类学习 51.4%。如果某一种学习方式一开始就使用高水平策略,特征概率的判断要么显著和 50% 的刺激特征概率差异显著,要么两种学习方式在特征概率的判断下差异显著。

另外,本研究没有操纵学习样例的特征水平,来直接探讨学习样例特征水平对两种学习方式的影

响。本研究虽然表明了分类学习比推理学习更好的掌握了原型, 但要进一步归因于学习样例的特征水平, 仍需要进一步的研究。

综合上述, 比较两种类别学习方式的结果表明, 类别表征受到不同学习方式的影响, 同时还受到学习材料的特征水平、典型性的影响。单一的原型观、样例观和决策界限理论无法解释不同的学习方式或者学习材料对类别学习产生的不同影响⁹。而支持多任务、多情景的解释观^[10] 相对更好地解释本研究的结果。

5 结论

5.1 在学习效率上, 分类学习在达标率上优于推理学习, 而在速度上, 两者差异不显著。

5.2 在学习的过程与策略上, 推理学习相对较快地从单维度策略转向使用规则加例外策略, 但分类学习也表现出一定程度的潜伏学习, 最后在高水平的信息整合策略使用上, 赶上了推理学习。

5.3 在学习结果上, 在三水平特征的家族相似性类别结构上, 分类学习比推理学习更好掌握了类别的原型。

6 参考文献

- 1 Yamauchi T, Markman A. Category learning by inference and classification. *Journal of Memory and language*, 1998, 39: 124—149

- 2 Yamauchi T, Love B, Markman A. Learning nonlinearly separable categories by inference and classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 2002, 28: 585—593
- 3 Anderson A, Ross B, Chin—Parker S. A further investigation of category learning by inference. *Memory & Cognition*, 2002, 30: 119—128
- 4 Chin—Parker S, Ross B. Diagnosticity and prototypicality in category learning: A comparison of inference learning and classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 2004, 30(1): 216—226
- 5 Ashby F, Maddox W. Human category learning. *Annual Review of Psychology*, 2005, 56: 06. 1—06. 30
- 6 Markman A, Maddox W. Classification of exemplars with single— and multiple— feature manifestations: The effects of relevant dimension variation and category structure. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 2003, 29(1): 107—117
- 7 莫雷, 陈战胜. 规则策略和样例策略在归类过程中的运用. *心理学报*, 2003, 35(1): 29—36
- 8 莫雷, 常建芳. 类别特征的相似性与竞争性对归类的影响. *心理学报*, 2003, 35(5): 628—635
- 9 Markman A, Ross B. Category use and category Learning. *Psychological Bulletin*, 2003, 129(4): 592—613
- 10 刘志雅, 莫雷. 类别研究中基于解释的观点. *心理科学*, 2005, 28(2): 318—320

The Classification and Inference Learning in the Three-level-feature Category

Liu Zhiya^{1,2}, Mo Lei²

(¹ Department of Psychology, South China University of Technology, Guangzhou, 510640)

(² Center for Studies of Psychological Application, South China Normal University, Guangzhou, 510631)

Abstract Using the learning-transfer task paradigm and feature category detecting, this study explored in the three-level-feature category the two kinds of category learning, classification and inference learning. The results showed that inference learning was less efficient than classification learning in meeting the learning requirement and switching strategies: classification learning was better than inference learning in prototype integrating.

Key words: category learning, classification, inference, feature, prototype.