

不同维度特征的共存对归类不确定性特征推理的影响*

刘志雅

(华南理工大学心理系,广州 510640)

摘 要 探讨在归类不确定的情境下,目标特征和预测特征的共存对特征推理的影响。共包括了三个实验,其中实验 1、2 考察了非靶类别中目标特征和预测特征的共存性对特征推理的影响,实验 3 考察了靶类别中目标特征和预测特征的共存性对特征推理的影响。三个实验五个分实验的结果一致支持了修正后的 Bayesian 规则,排除了“单类说”、“综合条件概率模型”的假设,并进一步修正了 Bayesian 规则为: $P(j/F) = \sum_k p(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k) \cdot (1 + AK)$ 。

关键词 归类,特征推理,特征共存,Bayesian 规则。

分类号 B842

1 前言

人们对事物进行观察的时候,通常会先对其进行归类,然后对其的某些特征作出推断,例如,在野外看见了一只动物,如果根据它的皮毛特征将它归为野鹿后,往往预测它具有不伤害人的特征;但倘若归为豹子,则须提防它具有攻击人的特征。然而,在许多情况下,人们不能完全确定所观察的对象属于哪一类,如在草丛中看到某一目标的时候,人们可能不能确定该目标是野鹿还是其他动物,这称为“归类不确定”的情境。然而即使是在这种无法确定归类的情境中,人们也会根据有限的信息,按照最可能的归类来识别出目标,并且对目标的其它特征作出预测^[1,2],我们将这种情况称为“归类不确定性特征推理”。

关于归类不确定时对目标的特征进行预测的信息加工过程,目前主要有三方面的观点:

第一,Anderson (1991)提出的理性模型^[3],该模型认为,当归类不确定时人们对事物特征的预测遵循 Bayesian 规则。假如给学习者呈现一个目标 F,该目标很可能可以归入某类别,问学习者该目标具有该类别的某种特征 j 的概率是多少,按照 Bayesian 规则,对这个问题的回答可以用以下公式来表达:

其中 F 是目标,k 表示观察者已知道的目标可能归属的所有类别,j 是要预测的特征,公式的含义是:某一目标 F 具有特征 j 的概率是该目标属于某类别的概率乘上该类别具有特征 j 的概率的积的总和,即个体根据多个类别的信息来对事物的特征作出预测。在目标可能归属的各种类别中,如果存在着最可能归属的类别,该类别则称为“靶类别”,其余称为非靶类别。个体虽然会考虑“靶类别”中的信息,但同时也会考虑其他非靶类别中的信息,其最后的决策是综合考虑多个类别的信息而得出的最优化结果。以 Murphy 和 Ross (1994)年的研究中所用的材料为例,如图 1 所示。

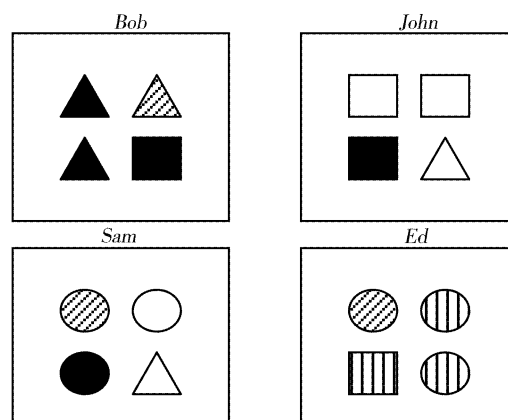


图 1 Murphy 和 Ross (1994) 研究实验 1 所用的材料样例

收稿日期:2006-11-13

*教育部哲学社会科学重大课题攻关项目(05JZD00034);广东省哲学社会科学规划心理学重点研究项目(05SXZ002)。

通讯作者:刘志雅, E-mail:liuzhiya@scut.edu.cn;电话:020-85848724

这些图形是四名儿童的图画,实质上代表四个不同的类别。如果要求被试判断一幅新的图形(如三角形)是具有某一种阴影(如黑色)的概率,由于被试不能完全确定目标(三角形)是由哪名儿童画的(即靶类别),因此,这个任务就是归类不确定性的特征推理任务。按 Bayesian 规则的计算方法,新的三角形是黑色阴影的概率为:三角形归属某类别的概率与该类别中黑色图形出现的概率的积之总和。即:

$$\begin{aligned} P(\text{黑色} \setminus \text{三角形}) &= \sum_k P(k \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus k) \\ &= P(\text{Bob} \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus \text{Bob}) + P(\text{John} \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus \text{John}) + P(\text{Sam} \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus \text{Sam}) + P(\text{Ed} \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus \text{Ed}) \\ &= (3/5) \cdot (3/4) + (1/5) \cdot (1/4) + (1/5) \cdot (1/4) + 0 \cdot 0 = 0.55 \end{aligned}$$

第二,以 Murphy 和 Ross 等为代表的单类说。单类说^[4~10]认为,如果存在着目标看起来最可能归属的“靶类别”,个体就会根据靶类别的信息作出决策,而不会考虑其他非靶类别的信息。如图 1 同样的问题,按照单类说,则新的三角形是黑色阴影的概率的计算方法是:

$$P(\text{黑色} \setminus \text{三角形}) = P(\text{Bob} \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus \text{Bob}) = (3/5) \cdot (3/4) = 0.45$$

从计算中我们可以看出, Bayesian 规则实际上考虑到了所有的四个类别中包含的信息,其结果是多个类别信息的综合。而按照单类说的观点,既然存在着靶类别(如图 1 中的 Bob),预测者就只会考虑靶类别中出现的信息,而不会考虑到其他的三个非靶类别。Murphy 和 Ross(1994)的研究对两种观点作了检验,如图 1,如果要求被试估计“三角形是黑色”的概率时, Bob 就成为靶类别,靶类别预测特征的基本概率是 $3/5 \cdot 3/4 = 0.45$,其他三个非靶类别预测特征的基本概率为 $(1/5) \cdot (1/4) + (1/5) \cdot (1/4) + 0 \cdot 0 = 0.1$;而如果要求被试估计“正方形是白色”的概率时, John 成为靶类别,靶类别预测特征的基本概率也是 $3/5 \cdot 3/4 = 0.45$,但其它三个非靶类别预测特征的基本概率则是 $0 \cdot (1/4) + (2/5) \cdot 0 + 0 \cdot 1/4 = 0$ 。由于上述两种条件下靶类别的预测特征的基本概率相同,因此,如果预测符合 Bayesian 规则,那么预测“三角形是黑色”概率应该显著高于“正方形是白色”的概率;如果遵从单类说的观点,那么被试在两种条件下的预测就没有明显差异。他们的实验结果支持了单类说。

第三,王墨耘等人提出的“条件综合概率模型”

认为^[11],归类不确定时,被试忽略类别界限,直接以预测特征相对于所有目标特征的综合条件概率 $P(U|F)$ 来预测目标最可能的特征及其可能性。例如图 1,在预测三角形的阴影时,有四个类别,共有 5 个三角形,5 个三角形中最多的阴影是黑色,有 2 个。这样,预测“三角形是黑色”概率和“正方形是白色”的概率均为 $2/5$,即 40%。Murphy 和 Ross(1994)的研究中,把这种策略称之为“联合策略”。

莫雷和赵海燕等研究^[12]发现,在非靶类别中,如果目标特征和预测特征是分离的,符合单类说;在非靶类别中,如果目标特征和预测特征是结合的,符合修正后的 Bayesian 规则,其中 A_k 为目标特征和预测特征在某个类别中结合的比例,如下面公式:

$$P(j|F) = \sum_k P(k|F) \cdot P(j|k) \cdot A_k \quad (1)$$

我们研究发现,莫雷和赵海燕提出的公式增加了“结合比例”的 A_k 因素后, A_k 由于指的是目标特征与预测特征在某个类别中的结合比例,这个比例都低于 1,相乘后总的预测概率会比原 Bayesian 规则低,原 Bayesian 规则计算概率均在 50% 左右。而实际上,莫雷和赵海燕 2002 年六个实验(12 个数据)的目标特征与预测特征的推理平均概率为 71%,王墨耘和莫雷 2005 年三个实验(9 个数据)的特征平均预测概率 64.8%,比原 Bayesian 规则的理论数据都大。而因此,我们设想,增加结合因素不应该以单纯的乘积方式,而应该是和 $1 + A_k$ 的乘积关系,这样,我们进一步修正 Bayesian 规则,不改变各因素作用关系情况下,使理论数值和实证数据更为吻合,表示为:

$$P(j|F) = \sum_k P(k|F) \cdot P(j|k) \cdot (1 + A_k) \quad (2)$$

这样,图 1 中预测黑色三角形的概率的计算变为:

$$\begin{aligned} P(\text{黑色} \setminus \text{三角形}) &= \sum_k P(k \setminus \text{三角形}) \cdot P(\text{黑色} \setminus k) \cdot (1 + A_k) \\ &= (3/5) \cdot (3/4) \cdot (1 + 2/4) + (1/5) \cdot (1/4) \cdot (1 + 0) + (1/5) \cdot (1/4) \cdot (1 + 0) + 0 \cdot 0 \cdot (1 + 0) = 0.825 \end{aligned}$$

我们认为,目标特征和预测特征在类别中除了结合关系以外,还有一种共存关系,共存关系是指目标特征和预测特征在某个类别中共同存在。我们设想认为,目标特征和预测特征在非靶类别结合的条件下,由于共存的程度不同,预测特征的概率也可能不同,即共存性显著影响特征的预测。如果出现这样的结果,“单类说”将无法解释,将会支持“修正

后的 Bayesian 规则”,后文所有提到的“修正后的 Bayesian 规则”均指公式(2)。如图 2。

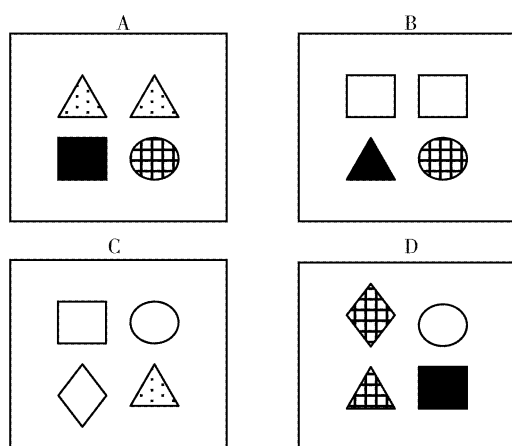


图 2 实验 2a 所用材料的一个样例

从图 2 可见,如果预测“三角形-圆点”的概率时,最可能的靶类别是 A,如果预测“正方形-空白”的概率时,最可能的靶类别是 B,根据修正后的 Bayesian 规则,在这两种情况下其靶类别的预测特征的基本概率及维度结合情况是一样的(靶类别的特征预测的基本概率都为 $2/5 \times 2/4 \times (1 + 2/4) = 0.375$,其非靶类别特征预测的基本概率不相同,预测“三角形-圆点”的非靶基本概率为 $1/5 \times 0 \times (1 + 0) + 1/5 \times 1/4 \times (1 + 1/4) + 1/5 \times 0 \times (1 + 0) = 0.0625$,预测“正方形-空白”的非靶基本概率为 $1/5 \times 0 \times (1 + 0) + 1/5 \times 3/4 \times (1 + 1/4) + 1/5 \times 1/4 \times (1 + 0) = 0.2375$ 。

但在预测“三角形-圆点”的概率时,非靶类别 C 的两个维度(三角形与圆点)是结合的, B、D 既无结合也无共存,我们称之为“结合-低共存”条件;而对“正方形-空白”的特征预测时,非靶类别 C 的两个维度(正方形与空白)是结合的, D 是共存的,因此,对“正方形-空白”的特征预测是“结合-高共存”条件。通过对“结合-低共存”与“结合-高共存”两种条件下被试特征预测概率的比较,进一步探讨非靶类别中特征维度的共存性对被试的特征预测概率的影响。如果是根据“单类说”的观点,由于不考虑非靶类别的基本概率,预测“三角形-圆点”和“正方形-空白”的概率差异不显著,但如果根据 Bayesian 规则,两者的差异将显著。

同时,分析共存与结合的逻辑关系中发现,结合一定是共存的,而共存却不一定处于结合状态,并且目标特征和预测特征在靶类别一定是结合的,这样才能够锁定目标类别,而在非靶类别目标特征和预

测特征却不一定表现结合状态。因此,在靶类别中,目标特征和预测特征的共存表现出两种状态,即“结合-高共存”和“结合-低共存”,而在非靶类别中,则有四种状态,结合-高共存、结合-低共存、分离-高共存,分离-低共存。这样, Murphy 和 Ross 的 1994 年的研究只是比较了“分离-高共存”和“分离-低共存”两种条件下的特征预测,结果两种条件下特征预测差异不显著,进而提出了“单类说”,批驳了原 Bayesian 规则。而莫雷和赵海燕的 2002 年的研究修正了原 Bayesian 规则,并用新的公式解释了 Murphy 和 Ross 的 1994 年的研究结果。然而,王默耘和莫雷 2005 年的研究又提出了一个新模型,条件综合概率模型,来解释上述研究的结果。因此,当前对该问题的研究仍然存在着较为严重的分歧,我们试图控制其中一个因素,目标特征和预测特征的共存性,实现对“单类说”,“新 Bayesian 规则”和“条件综合概率模型”三种主要观点的检验。

2 实验 1

2.1 实验 1a

探讨目标特征和预测特征在非靶类别中“分离-高共存”和“分离-低共存”对特征推理的影响。

如果根据“单类说”的假设,两种条件下对特征推理的概率差异将不显著,且两种条件下期望推理概率都为 0.25(如图 3)。

如果根据“原 Bayesian 规则”的假设,两种条件下特征推理的概率差异将显著,且两种条件下期望推理概率分别为 0.583 和 0.375。

如果根据“新 Bayesian 规则”的假设,两种条件下特征推理的概率差异将不显著,且两种条件下期望推理概率分别都为 0.563。

如果是根据“条件综合概率模型”,两种条件下特征推理的概率差异将不显著,且两种条件下期望推理概率分别都为 0.333。但是,如果根据“条件综合概率模型”,不考虑类别,那么在“分离-高共存”条件下要求他们回答“三角形可能是什么阴影”时,由于图 3 上共有两个圆点的三角形,又有两个方格的三角形,这样,他们回答三角形的阴影时选择是“圆点”(称为关键特征)的人数与选择是“方格”(称为竞争特征)的人数应该大致相等。在“分离-低共存”条件下甚至应该是选择竞争特征的更多,因为图上只有两个正方形是空白(关键特征)的,却有 3 个正方形是圆点(竞争特征)的。

表 1 两种条件下的理论期望推理概率

条件	单类说	原 Bayesian	条件综合 概率模型	新 Bayesian
分离 - 高共存	0.250	0.583	0.333	0.563
分离 - 低共存	0.250	0.375	0.333	0.563

2.1.1 方法

2.1.1.1 被试

选取广州市某中学高中生 30 名,视力或矫正视力正常。

2.1.1.2 材料

向每个被试提供一本试题册,第 1 页是指导语,告诉被试将要看到一些学生用计算机绘图程序画的图,要求他们看了图之后认真思考后面的问题,并作出回答,同时向被试讲述 0 ~ 100% 概率的分级标准。第 2 页、第 3 页各有一个图形与两组正式问题,图 3 是其中一个图形。每种图形均有两组正式问题,一组是“分离 - 高共存”条件的问题,另一组是“分离 - 低共存”条件的问题,两组正式问题之间插进 1 组无关的填充问题。两个图共 4 组正式问题,一半采用“ABBA”顺序,一半采用“BAAB”顺序。第 2、3 页的两个图形设计思路一样,只不过具体的特征不同,并且一个图形是以形状为目标,预测形状的阴影(特征);另一个图形则以阴影为目标,预测阴影的形状(特征)。每组正式问题均包括 2 个题目,如图 3,其中“分离 - 高共存”的问题如下:

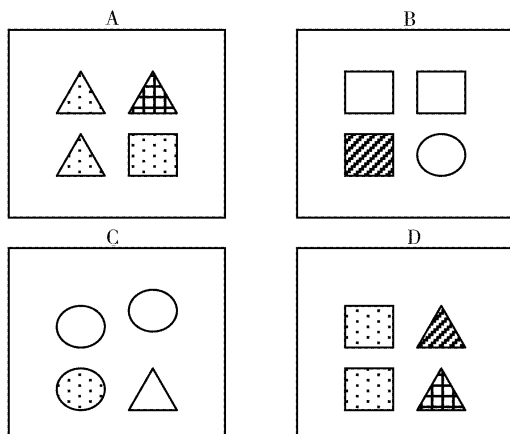


图 3 实验 1a 所用材料的一个样例

1) a. 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?

b. 你认为这名学生画这幅图画概率是多少?

2) a. 你认为这幅三角形可能是什么阴影?

b. 这幅三角形是这种阴影的阴影概率是多少?

根据按照 Murphy 和 Ross 的观点,上面第 1 题是要求被试对某目标进行归类(1a),亦即要求被试确定靶类别,同时对归类概率作出判断(1b);第 2 题则要求被试预测该目标的特征(2a),并判断目标具有这种特征的概率(2b),通过对这个概率的分析,就可以看出被试在预测特征是否受非靶类别的信息的影响。在本实验中,两种维度之间的关系是对称的,可以从阴影中预测图形,也可以从图形预测阴影,这样我们可以对每一种关系检验两次。

2.1.1.3 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。实验分小组进行,发给被试测试册,要求先认真阅读指导语,然后答题,必要时主试可以进行解释。时间不限。

2.1.2 结果与分析 对被试回答第 1 个问题的结果进行统计,“分离 - 高共存”条件下正确确定靶类别的人数达 96.7%;“分离 - 低共存”条件下正确确定靶类别的人数达 90%;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,卡方检验的独立性检验结果表明,两种条件下正确归类的人数比例差异不显著, $\chi^2(1) = 1.071, p > 0.05$ 。另外,所有正确归类的被试的归类概率均在 0.45 与 0.84 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“分离 - 高共存”条件($N_1 = 29$)与“分离 - 低共存”条件($N_2 = 27$)下特征预测的情况进行统计,见表 2。

表 2 “分离 - 高共存”条件与“分离 - 低共存”

条件	正确预测特征人数(%)	特征预测概率(χ)
分离 - 高共存	86.2%	0.68 ± 0.21
分离 - 低共存	81.5%	0.70 ± 0.21

注:“特征预测概率”只统计能正确预测特征的被试的预测概率。

首先,根据表 2 中两种条件下正确预测特征的人数比例,可以认为被试的判断不符合王墨耘提出的“条件综合概率模型”。因为,按照“条件综合概率模型”的观点,在本实验的条件下,被试在预测目标的特征时对关键特征和竞争特征的选择比例应该是大致相近的。而实际结果是,被试在“分离 - 高共存”条件下选择关键特征的人数比例为 86.2%,选择竞争特征的只有 13.8%,卡方检验的独立性检验结果表明两者差异显著, $\chi^2(1) = 8.854, p < 0.01$;在“分离 - 低共存”条件下选择关键特征的人

数比例是 81.5%, 选择竞争特征的只有 18.5%, $\chi^2(1) = 6.025, p < 0.05$ 。这显然与“条件综合概率模型”的假设不相符。

进一步,我们对正确预测特征的被试在两种条件下的特征预测概率进行比较。如果被试的特征预测符合“单类说”,被试只考虑靶类别的信息,由于两种条件下的靶类别中预测特征的基本概率是相同的,因此,被试对目标的特征预测在两种条件下应该没有差异;如果被试的特征预测符合“原 Bayesian 规则”,由于“分离-高共存”条件下非靶类别的特征基本概率比“分离-低共存”条件要高(0.21 - 0 = 0.21),因此,被试在“分离-高共存”条件下对特征预测的概率应该高于“分离-低共存”条件;如果被试的特征预测符合“新 Bayesian 规则”,由于非靶类别中目标特征和预测特征的结合比例为 0,既 $A_k = 0$,因此被试特征预测应该和“单类说”的假设一致,两种条件下没有显著差异。从表 1 可见,被试在“分离-高共存”条件下特征预测概率与“分离-低共存”条件下的预测概率差异不显著, $t(24) = 0.35, p > 0.05$ 。这个结果支持了“单类说”和“新 Bayesian 规则”。

两种条件下特征推理概率分别为,68% 和 70%,比较表 1 的理论预期概率,更接近“新 Bayesian 规则”理论下的期望概率情况,两条件差异不显著且更均接近 56.3%。实验结果与“单类说”、“原 Bayesian 规则”和“条件综合概率模型”理论期望概率差别更大。

然而,该实验有一个的问题是,由于本实验是要求被试先分类,再进行特征预测,这是否会对被试产生了暗示作用,暗示其只根据靶类别的信息进行判断,因而表现出先归类的效应。因此,实验 1b 则要求被试直接对特征的概率进行预测,从而对以上可能作出检验。

2.2 实验 1b

探讨被试不预先确定靶类别而直接进行特征预测,目标特征和预测特征在非靶类别中“分离-高共存”和“分离-低共存”对特征推理的影响。

2.2.1 方法

2.2.1.1 被试

选取广州市某中学高中生 36 名,视力或矫正视力正常。

2.2.1.2 材料

与实验 1a 基本相同,区别在于每组正式问题中省略了原来的第 1 个问题,不要求被试进行归类,而

要求他们直接预测目标的特征并给出概率判断。如图 3,“分离-高共存”条件的问题如下:

a. 现在其中一个学生又画了一个新的三角形,你认为这幅三角形可能是什么阴影?

b. 这幅三角形是这种阴影的概率是多少?

2.2.1.3 设计与程序

与实验 1a 相同。

2.2.2 结果与分析 表 3 的结果进一步表明被试的判断不符合“综合条件概率模型”,被试在“分离-高共存”下选择关键特征的人数比例是 83.3%,选择竞争特征的只有 16.7%,卡方检验的独立性检验结果表明两者差异显著, $\chi^2(1) = 9, p < 0.01$;在“分离-低共存”条件下选择关键特征的人数比例是 80.6%,选择竞争特征的只有 19.4%, $\chi^2 = 7.41, df = 1, p < 0.01$,显然也是与“综合条件概率模型”的假设不相符。

表 3 “分离-高共存”和“分离-低共存”条件下直接预测特征的情况比较

条件	正确预测特征百分数(%)	特征预测平均概率
分离-高共存	83.3%	0.62 ± 0.19
分离-低共存	80.6%	0.65 ± 0.18

注:“特征预测概率”只统计能正确预测特征的被试($n = 27$)的预测概率。

表 3 的数据表明,正确预测特征的被试(两种条件都正确的被试有 27 人),在“分离-高共存”条件($N_1 = 30$)下对特征的预测概率与“分离-低共存”条件($N_2 = 29$)下的预测概率没有显著差异, $t(26) = -0.82, p > 0.05$ 。这个结果否证了实验 1a 的结果是由于事先确定了靶类别而产生暗示所造成的假设,进一步证明了非靶类别目标特征和预测特征分离的情况下,被试的特征预测符合“单类说”和“新 Bayesian 规则”。

两种条件下特征推理概率分别为,62% 和 65%,更接近“新 Bayesian 规则”理论下的期望概率情况,两条件差异不显著且更均接近 56.3%。实验结果与“单类说”、“原 Bayesian 规则”和“条件综合概率模型”理论期望概率差别更大。

总的来看,尽管具体的预测概率和“新 Bayesian 规则”最接近,但实验 1a 和实验 1b 的差异性比较结果表明,目标特征和预测特征在非靶类别分离的情况下,它们的共存性不影响特征的推理,这个结果“单类说”似乎可以解释。我们进一步探讨目标特征和预测特征在非靶类别结合的情况下,共存性对

特征推理的影响,依此来进一步验证“单类说”和“新 Bayesian 规则”之间的正确性。

3 实验 2

3.1 实验 2a

探讨目标特征和预测特征在非靶类别中“结合-高共存”与“结合-低共存”对直接进行特征推理的影响。

3.1.1 方法

3.1.1.1 被试

选取广州市某中学高中学生 40 名,视力或矫正视力正常。

3.1.1.2 材料

材料设计方式与实验 1b 基本相同,让被试直接进行特征预测,不同的是实验的图形与问题构成的是“结合-高共存”条件与“结合-低共存”条件,图 2 是所用图形之一。从图 2 可见,预测“三角形-圆点”的概率时,非靶类别 C 的两个维度(三角形与圆点)是结合的, B、D 既无结合也无共存,构成“结合-低共存”条件;而对“正方形-空白”的特征预测时,非靶类别 C 的两个维度(正方形与空白)是结合的, D 是共存的,构成“结合-高共存”条件。分析各理论的期望概率,如表 4。

表 4 两种条件下的理论期望推理概率

条件	单类说	原 Bayesian	条件综合 概率模型	新 Bayesian
结合-高共存	0.250	0.450	0.600	0.613
结合-低共存	0.250	0.300	0.600	0.438

3.1.1.3 设计与程序

与实验 1b 相同。

3.1.2 结果与分析

表 5 比较非靶类别“结合-高共存”与“结合-低共存”条件下直接预测特征的情况

条件	正确预测特征人数(%)	特征预测平均概率
结合-高共存	70	0.70 ± 0.21
结合-低共存	72.5	0.55 ± 0.21

注:“特征预测概率”只统计能正确预测特征的被试($n = 25$)的预测概率。

据表 5 可见,两种条件下绝大多数被试都能正确预测目标的关键特征,结果进一步表明被试的判断不符合“综合条件概率模型”。被试在“结合-高共存”下选择关键特征的人数比例是 70%,选择竞

争特征的只有 30%,卡方检验的独立性检验结果表明两者差异边缘显著, $\chi^2(1) = 3.33, p = 0.07$;在“结合-低共存”条件下选择关键特征的人数比例是 72.5%,选择竞争特征的只有 17.5%, $\chi^2(1) = 4.27, p < 0.05$ 。

表 5 结果表明,正确预测特征的被试在“结合-高共存”条件($N_1 = 28$)下特征预测概率高于“结合-低共存”条件($N_2 = 29$)下的预测概率,差异达到显著水平, $t(24) = 2.52, p < 0.05$ 。其结果进一步证明,在非靶类别中两个特征维度结合的情况下,被试进行特征预测时会运用了非靶类别的信息,符合“原 Bayesian 规则”和“新 Bayesian 规则”的观点。结合实验 1 的结果说明,只有“新 Bayesian 规则”同时支持上述实验的结果,“单类说”的实验证据,只是“新 Bayesian 规则”的一个特例而已,既目标特征和预测特征处于分离状态,公式(1)中 $A_k = 0$ 的情况,而“原 Bayesian 规则”则没有考虑目标特征和预测特征的结合因素。为了进一步检验该结论,我们在实验 2b 中比较目标特征和预测特征在非靶类别中“结合-低共存”和“分离-高共存”条件下对特征推理的影响。

两种条件下特征推理概率分别为,70% 和 55%,比较表 4 各理论预期概率,实验结果最接近“新 Bayesian 规则”理论下的期望概率情况,两条件差异显著且分别为 0.61 和 0.44。实验结果与“单类说”、“原 Bayesian 规则”和“条件综合概率模型”理论期望概率差别很大。

3.2 实验 2b

探讨目标特征和预测特征在非靶类别“结合-低共存”与“分离-高共存”条件下对直接进行特征推理的影响。

3.2.1 方法

3.2.1.1 被试

选取广州市某中学高中学生 42 名,视力或矫正视力正常。

3.2.1.2 材料

本实验的材料设计方式与实验 2a 基本相同,让被试直接进行特征预测,不过本实验的图形与问题构成的是“纯结合”条件与“纯共存”条件,图 4 是所用图形之一。

图 4 是实验 2b 所用材料的样例。从图 4 可见,在预测“三角形-圆点”的概率时,非靶类别的两个维度(三角形与圆点)是结合的,如 C 和 D 中各有一个带有圆点图案的三角形,构成“结合-低共存”条

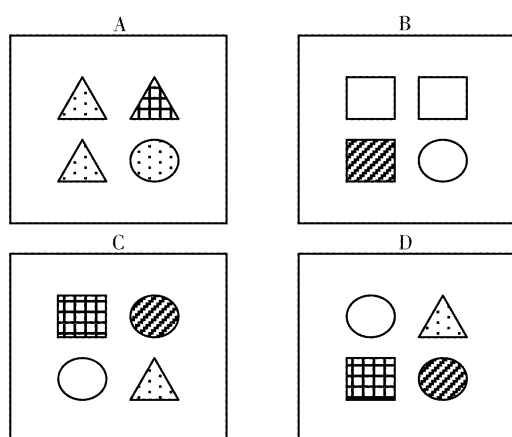


图4 实验2b所用材料的一个样例

件,B 无结合也无共存;而对“正方形-空白”的特征预测时,非靶类别的两个维度(正方形与空白)是分离的,A 无结合也无共存,因此,对“正方形-空白”的特征预测是“分离-高共存”条件。分析各理论的期望概率,如表6。

表6 两种条件下的理论期望推理概率

条件	单类说	原 Bayesian	条件综合 概率模型	新 Bayesian
结合-低共存	0.300	0.400	0.800	0.800
分离-高共存	0.300	0.400	0.400	0.775

3.2.1.3 设计与程序

与实验2a 相同。

3.2.2 结果与分析 表7 列出了被试在“结合-低共存”与“分离-高共存”条件下预测特征的情况。

表7 “结合-低共存”与“分离-高共存”条件下直接预测特征的情况比较

条件	正确预测特征人数(%)	特征预测平均概率
结合-低共存	95.2%	0.81 ± 0.14
分离-高共存	85.7%	0.69 ± 0.12

注:“特征预测概率”只统计能正确预测特征的被试($n=31$)的预测概率。

据表7 可见,两种条件下绝大多数被试都能正确预测目标的关键特征,被试在“结合-低共存”条件下选择关键特征的人数比例为95.2%,选择竞争特征的只有4.8%,卡方检验的独立性检验结果表明两者差异显著, $\chi^2(1)=21.61, p<0.01$;在“分离-高共存”条件下选择关键特征的人数比例是85.7%,选择竞争特征的只有14.3%, $\chi^2(1)=12.28, p<0.01$ 。这显然与“条件综合概率模型”的

假设不相符。

正确预测特征的被试在“结合-低共存”条件($N_1=40$)下特征预测概率高于“分离-高共存”条件($N_2=36$)下的预测概率,差异达到显著水平, $t(30)=3.48, p<0.01$ 。其结果进一步证明,在非靶类别中两个特征维度结合的情况下,被试进行特征预测时会运用了非靶类别的信息。实验的结果仅支持“新 Bayesian 规则”,不支持“单类说”和“原 Bayesian 规则”。

两种条件下特征推理概率分别为81%和69%,比较表6 各理论期望推理概率,实际结果更接近“新 Bayesian 规则”理论下的期望概率情况,两条件差异显著且分别为0.8 和0.775。实验结果与“单类说”、“原 Bayesian 规则”理论期望概率差别很大,但和“条件综合概率模型”的预测有所接近。

我们研究“新的 Bayesian 规则”的公式(1)中还发现,目标特征和预测特征在靶类别的结合程度会影响特征的推理,莫雷和赵海燕(2002)的研究也证明了这一点。我们感兴趣的是,目标特征和预测特征在靶类别中的共存性,是否会影响特征的推理,并依此从另外一个角度排除“条件综合概率模型”的假设。

4 实验3

探讨目标特征和预测特征在靶类别的“结合-高共存”和“结合-低共存”条件对特征直接推理的影响。

4.1 方法

4.1.1 被试 选取广州市某中学高中学生46 名,视力或矫正视力正常。

4.1.2 材料 本实验的材料设计方式与实验2a 基本相同,只不过本实验的图形与问题构成的是靶类别“结合-高共存”和“结合-低共存”条件,两种条件的靶类别与非靶类别的预测特征基本概率相同,非靶类别两种维度结合的程度也相同,图5 是所用图形之一。

表8 两种条件下的理论期望推理概率

条件	单类说	原 Bayesian	条件综合 概率模型	新 Bayesian
结合-高共存	0.375	0.375	0.333	0.563
结合-低共存	0.375	0.375	0.5	0.563

如图5 所示,当预测“正方形-空白”的概率时,构成“结合-低共存”条件;当预测“三角形-圆

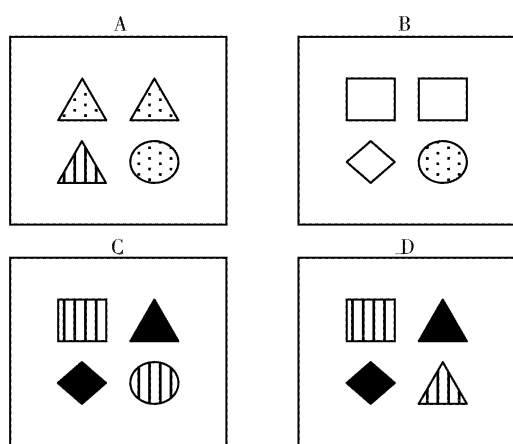


图5 实验3所用材料的一个样例

点”的概率时,构成“结合-高共存”条件。分析各理论的期望概率,如表8。

4.1.3 设计与程序 与实验2a相同。

4.2 结果与分析

“结合-高共存”和“结合-低共存”两种条件下特征预测情况见表9。

表9 “结合-高共存”和“结合-低共存”下直接特征推理的情况比较

条件	正确预测特征百分数(%)	预测的平均概率判断值
结合-高共存	71.8%	0.51 ± 0.27
结合-低共存	69.6%	0.46 ± 0.18

注:“特征预测概率”只统计能正确预测特征的被试($n=29$)的预测概率。

从表9可见,两种条件下绝大多数被试都能正确预测特征,被试选择“关键特征”的比例都高于选择“竞争特征”的比例,与“条件综合概率模型”的假设不相符。被试在“分离-高共存”下选择关键特征的人数比例是71.8%,选择竞争特征的只有29.2%,卡方检验的独立性检验结果表明两者差异显著, $\chi^2(1)=4.56, p<0.05$;在“分离-低共存”条件下选择关键特征的人数比例是69.6%,选择竞争特征的只有30.4%, $\chi^2(1)=3.66, p=0.056$,边缘显著。

正确预测特征的被试在“结合-高共存”($N_1=33$)和“结合-低共存”($N_2=32$)条件下直接特征推理概率,差异不显著, $t(28)=1.20, p>0.05$ 。这一结果表明,当靶类别特征结合程度相同,Bayesian概率也相同的情况下,被试特征预测的概率差异不显著,符合“新Bayesian规则”的假设,结果不支持“条件综合概率模型”的假设。

两种条件下特征推理概率分别为,51%和46%,比较表8各理论期望推理概率,实际结果最接近“新Bayesian规则”理论下的期望概率,两条件理论概率均为0.56。实验结果与“单类说”(两种条件都为0.38)、“原Bayesian规则”(两种条件都为0.38)和“条件综合概率模型”(两种条件分别为0.5和0.33)理论期望概率差别很大。

5 讨论

关于类别在知识表征和特征推理的作用,一直是当前研究的热点。研究者关注,知识的表征和存储,或者特征的推理,是否依赖类别,是分类存储(Collins和quillian的层次网络模型,1968)还是点阵存储(Collins和Loftus的层次网络模型,1975);特征推理,特别是归纳推理,是否依赖类别进行^[12]。本研究创设了类别不确定的情景,探讨了特征推理是否依赖类别来进行,特别是目标类别外信息是否影响特征推理。

我们操纵了目标特征和预测特征的共存性,研究了目标特征和预测特征在类别存在方式对特征推理的影响,并依此检验了当前四种主要的理论观点,分别为“单类说”、“原Bayesian规则”、“新Bayesian规则”和“条件综合概率模型”,3个大实验5个小实验结果均一致支持了“新Bayesian规则”,“单类说”和“条件综合概率模型”无法全面地解释这种特征推理活动。

“单类说”试图认为,人们对归类不确定的事物进行特征推理时,当锁定了最有可能的类别后,仅仅利用该类别的所有信息进行推理,省略掉该类别以外的其它信息,以达到更高的效率。例如,当在野外看到一只“四条腿且毛茸茸的动物”时,先把它归类到最可能“野兽”类(如狼),并根据该类别的典型特征推断它有“攻击人”的特征,而其它类别,如“野外的牲口”(如鹿)虽然也有“四条腿且毛茸茸的动物”,但不影响人们的推理。本研究的结果表明,实际上人们的推理并不如此,其它的可能类别的信息也会影响着人们的推理,特别是当预测的特征和已知的特征以结合的方式出现在这个类别的时候,例如,很多草食类动物也同时具有“四条腿且毛茸茸”的特征,而这些信息也将成为人们决策的依据。实际上,当两个特征从不以结合方式在某个类别出现的时候,特征推理才符合“单类说”的假设。实验1探讨的目标特征和预测特征分离的条件下,目标特征和预测特征正在非靶类别“分离-高共存”和“分离

-低共存”(实验 1a、1b)对特征推理的影响,恰好检验了上述的推测。

“条件综合概率模型”似乎走向了“单类说”的另外一个极端,该理论试图认为,人们对归类不确定的事物进行特征推理时,无需锁定了最有可能的类别,仅仅利用特征与特征之间的关联进行推理,以达到更高的效率。然而本研究 5 个实验的结果均排除了这种可能性,表明了人们在特征推理时,仍然很好且优先使用类别知识。可能在无法确定最可能的类别时,才表现出“条件综合概率模型”的假设,但该结论有待进一步的研究。

综合上述,人们在归类不确定的特征推理时可能是这样的一个过程,首先估算“目标特征”最可能的类别(靶类别)概率,随后估算等待推理的“预测特征”在这个靶类别的典型性,然后估算这个类别内“目标特征”与“预测特征”的结合比率,最后逐个类别进行估算得出总概率,进行推理,见公式(2)。然而,特征推理是一个及其复杂的思维过程,通过一个简单公式说明一个复杂过程,仍然需要继续深入研究。

本实验是在莫雷和赵海燕 2002 年研究目标特征和预测特征“结合性”对特征推理的影响的基础上,进一步考察了“共存性”对特征推理的影响。结合前人的研究表明,目标特征和预测特征“结合性”对特征推理有直接的作用,而“共存性”则不一定影响特征的预测,特别是在目标特征和预测特征“结合性”不变的条件下(如实验 1a, 1b, 3)。因此,可以认为,“共存”在“结合”的条件下才对特征推理起作用,“结合”是影响特征推理的充分条件,而“共存”则是必要条件。

6 结论

目标特征和预测特征的共存间接地对归类不确定特征推理产生影响,只有在非靶类别和目标特征和预测特征结合的情况下,共存性才对特征推理产生影响,在靶类别或者目标特征和预测特征分离的情况下,共存性不对特征推理产生影响。其影响的效果,符合修正后的 Bayesian 规则,排除了“单类说”和“综合条件概率模型”的假设。修正的 Bayesian 规则为: $P(j \setminus F) = \sum_k P(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k) \cdot (1 + Ak)$ 。

参 考 文 献

- 1 Gelman S. The development of induction within natural kind and artifact categories. *Cognitive Psychology*, 1988, 20(1): 65 ~ 95
- 2 Gelman S, Markman E. Categories and induction in children. *Cognition*, 1986, 23(1): 183 ~ 208
- 3 Anderson J. The adaptive nature of human categorization. *Psychological Review*, 1991, 98(2): 409 ~ 429
- 4 Murphy G, Ross B. Predictions from uncertain categorization. *Cognitive psychology*, 1994, 27(1): 148 ~ 193
- 5 Malt B, Ross B, Murphy G. Predicting features for members of natural categories when categories is uncertain. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 1995, 21(3): 646 ~ 661
- 6 Ross B, Murphy G. Category based predictions: Influences of uncertainty and feature associations. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 1996, 23(3): 736 ~ 753
- 7 Murphy G. The downside of categories. *Trends in Cognitive Science*, 2003, 12(7): 513 ~ 514
- 8 Chen L, Mo L, Liu Z Y, Xu M H. The Development of the Single - category View When Categorization Is Uncertain. *Advances in Psychological Science*, 2007, 15(1): 64 ~ 70 (陈琳,莫雷,刘志雅,徐明慧. 归类不确定时特征推理的单类说理论. *心理科学进展*, 2007, 15(1): 64 ~ 70)
- 9 Murphy G, Ross B. The two faces of typicality in categorybased induction. *Cognition*, 2005, 95(2): 175 ~ 200
- 10 Verde M, Murphy G, Ross B. Influence of multiple categories on the prediction of unknown properties. *Memory & Cognition*, 2005, 33 (3): 479 ~ 487
- 11 Wang M Y, Mo L. An over all conditional probability model of feature reasoning in uncertain categorization. *Acta Psychologica Sinica*, 2005, 37(4): 482 ~ 490 (王墨耘,莫雷. 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*, 2005, 37 (4): 482 ~ 490)
- 12 Mo L, Zhao H Y. Inference of association and separation in the dimensions on the predictions in the uncertain circumstance of classifying. *Acta Psychologica Sinica*, 2002, 34(5): 470 ~ 479 (莫雷,赵海燕. 维度的结合与分离对归类不确定性预测的影响. *心理学报*, 2002, 34(5): 470 ~ 479)
- 13 Liu Z Y. *Thinking psychology*. Jinan University Press, 2005. 10 (刘志雅.思维心理学.暨南大学出版社, 2005. 10)

Influence of the Coexistence of Dimensions in Feature Predicting when the Categories are Uncertain

LIU Zhi-Ya

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

Abstract

In this paper, we study the influence of the coexistence of two dimensions (Target Feature and Prediction Feature) in feature predicting under uncertain categorizing circumstances. Experiments 1 and 2 explore whether the coexistence of the two dimensions within the non - target categories promotes the use of the non - target category information. On the other hand, Experiment 3 explores whether the coexistence of the two dimensions within the target categories promotes the use of non - target category information.

Anderson (1991) provided a Bayesian analysis of feature predicting; if an object contains feature F and belongs to category k , one can predict a novel feature j by using the following formula: $P(j/F) = \sum_k p(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k) \cdot (1 + AK)$. This is one method for calculating how likely the object is to be in each category k and how likely that category is to contain the property. Thus, one should consider all the categories in order to make the prediction. In short, the analysis suggests that people use multiple categories to make predictions when categorizing is uncertain.

Murphy & Ross (1994) suggested that people make feature predictions on the basis of a single category when categorization is uncertain. They found that even if the participants gave a fairly low rating of confidence in categorizing, they did not use multiple category information to make predictions.

Wang Moyun & Mo Lei (2005) presented another viewpoint - feature predicting is based on overall conditional probability instead of the probability of categorizing.

Molei & Zhao Haiyan (2002) found that the association or separation of the two dimensions would influence feature predicting under uncertain categorizing circumstances. The results suggested that the proportion of the association of the object and the feature (A_k) be incorporated into the Bayesian formula: $P(j/F) = \sum_k p(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k) A_k$.

However, we found that most previous experimental data were significantly higher than the value of the two - formula theory. We revised the formula as follows: $P(j/F) = \sum_k p(k \setminus F) \cdot P(j \setminus k) \cdot (1 + AK)$. In addition, we manipulated one factor to test the new formula.

The results in Experiments 1 and 2 show that when the two feature dimensions are not in conjunction with non - target categories, raising the proportion of the coexistence of the dimensions within the non - target categories will not enhance the feature prediction probability. When two feature dimensions are in conjunction in non - target categories, raising the proportion will enhance the feature prediction probability. The results are not consistent with Murphy & Ross's single - category viewpoint and Anderson's Bayesian Rule.

Accordingly, this study introduces the proportion of conjunction of the two feature dimensions as a multiplicative variable into the formula of the Bayesian rule. The result of Experiment 3 is consistent with that of the study and shows that raising the proportion of the coexistence of the two feature dimensions within the target category will not improve the probability of feature prediction.

The experimental outcomes are consistent and a better fit with our new, revised Bayesian rule. The coexistence of the two dimensions within the non - target categories promotes the use of non - target category information; the coexistence of the two dimensions within the target categories promotes the use of non - target category information.

Key words classification, feature prediction, feature coexistence, Bayesian rule.