

# 归类不确定情境下特征预测的理性模型研究

张娟 莫雷\*

(华南师范大学心理系, 广州, 510631)

**摘要** 探讨了 Bayesian 规则计算公式的具体含义, 进而考察了归类不确定情境下的特征预测是否符合 Bayesian 规则。包括 2 个实验: 实验 1 探讨保持类别内目标成员中预测特征的比例不变, 而改变类别内所有成员中预测特征的比例是否影响特征预测。实验 2 探讨保持类别内目标成员中预测特征的比例不变, 进一步扩大类别内所有成员中预测特征比例差异是否会影响特征预测。结果表明: 类别内目标成员中预测特征的比例影响特征预测, 而类别内所有成员中预测特征的比例不影响特征预测。据此, 本研究认为, Murphy 对 Bayesian 规则计算公式的含义理解有偏差, 其由此提出的“单类说”值得商榷。

**关键词:** 归类 特征预测 Bayesian 规则

## 1 问题与目的

利用类别进行特征推理是类别的一个重要功能, 即使在无法确定目标归类的情境中, 人们也会按照最可能的归类来识别目标, 并且对目标的特征作出预测, 我们将这种情况称为“归类不确定时的特征预测”<sup>[1]</sup>。

关于归类不确定时对目标的特征进行预测的理论, 目前主要有两方面观点: 一种是 Anderson 提出的理性模型。该模型认为, 对物体未知特征的预测等价于以下情形:  $n$  个物体具有一个共同的可观察特征  $F_n$ , 现在要得到某一物体在某不可见维度  $i$  上具有特征  $j$  的可能性, 理想的做法是把这  $n$  个物体分割成不同的类别, 然后分别用每个类别内物体在维度  $i$  上具有特征  $j$  的概率乘以该类别出现的概率, 再把各个类别所得到的乘积相加, 用公式可表示如下:  $P_i(j|F_n) = \sum P(x|F_n)P_i(j|x) \cdots (1)$ , 其中  $P_i(j|F_n)$  表示具有特征  $F_n$  的物体在维度  $i$  具有特征  $j$  的可能性,  $P(x|F_n)$  表示具有特征  $F_n$  的物体属于类别  $x$  的可能性,  $P_i(j|x)$  表示类别  $x$  中具有观察特征  $F_n$  的物体在维度  $i$  上具有特征  $j$  的可能性。Anderson 指出以上算法是最理想的, 但由于类别  $x$  是由被试将  $n$  个物体进行分类形成的, 因此, 只有当  $n$  较小、分类方式较少的情况下, 人们的判断才会适合这种理想算法模式; 而  $n$  增大时, 分类方式将按照贝尔指数增加, 需要较大的认知消耗, 此时人们可能会按照另外的模式进行判断。

因此 Anderson 用人工智能里的迭代算法 (the Iterative Algorithm) 模拟了类别形成过程, 提出了理性模型的非理想算法。在这种算法下, 要预测某个具有已知特征  $F$  的物体在某维度  $i$  上具有特征  $j$  的可能性, 可根据以下公式计算:  $P_i(j|F) = \sum P(k|F) \cdot$

$P_i(j|k) \cdots (2)$ , 其中  $P_i(j|F)$  代表具有特征  $F$  的物体在某维度  $i$  上具有特征  $j$  的可能性, 公式右边第一项  $P(k|F)$  是具有观察特征  $F$  的某物体属于类别  $k$  的可能性, 与理想算法相同; 但是, 第二项  $P_i(j|k)$  则与理想算法不同, 它指的是类别  $k$  中所有物体在维度  $i$  上具有特征  $j$  的概率, 而不是类别  $k$  中具有观察特征  $F$  的物体在维度  $i$  上具有特征  $j$  的概率。Anderson 指出公式 (2) 与理想公式 (1) 相比损失了准确性<sup>[1]</sup>。

可见, 理性模型的计算公式 (通常称为 Bayesian 规则) 有两种, 一种是理想算法, 公式右边第二项  $P_i(j|x)$  指的是类别内具有观察特征  $F$  的物体 (简称“目标成员”, 下同) 在维度  $i$  上具有特征  $j$  的概率, 这种是在  $n$  比较小的情况下的精确性高的判断模式; 另一种算法是非理想算法, 公式右边第二项  $P_i(j|k)$  指的是类别内所有成员在维度  $i$  上具有特征  $j$  的概率, 这种是在  $n$  比较大的情况下人们可能采用的精确性低一些的判断模式。但是不管按照哪一种算法, 理性模型都认为人们在不确定归类情境下进行特征推理时会综合考虑了多个类别的信息。

而 Murphy 等人提出的单类说则认为不确定情境下的特征推理不需要考虑多个类别的信息, 而只需要根据已有特征考虑目标最有可能归属的类别即靶类别的信息即可。Murphy (1994) 通过研究证明了其单类说。实验材料如图 1 所示:

这些图形是 4 名儿童的图画, 要求被试回答两个问题: 第一, 如果有人新画了一个三角形, 这个三角形最可能是什么背景颜色? 概率有多大? 第二, 如果有人新画了一个正方形, 这个正方形最可能是什么背景颜色? 概率有多大? 这个任务就是归类不确定时的特征预测任务。按照研究者的假设, 在目标可能归属的各种类别中, 存在最有可能归属的类别, 称为靶类别, 其余称为非靶类别。如果被试的判

\* 通讯作者: 莫雷, 男, E-mail: molei@scnu.edu.cn

断符合理性模型,就会综合考虑靶和非靶类别的信息;反之,如果符合单类说,则只根据靶类别作出决策<sup>[2-9]</sup>。

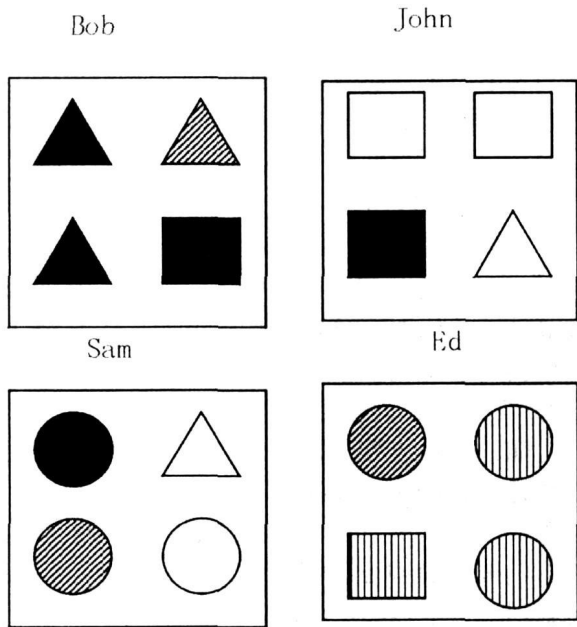


图1 Murphy(1994)研究所用材料样例

Murphy 对理性模型与单类说作了检验,在实验中设计了增加条件和中性条件来改变非靶类别中的信息,如图1,按 Bayesian 规则公式2的计算方法,如果要求被试估计“三角形是黑色”的概率时,Bob为靶类别,靶类别预测特征的基本概率是 $(3/5) \cdot (3/4)$ ,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为靶类别,靶类别预测特征的基本概率也是 $(3/5) \cdot (3/4)$ ,但其他三个非靶类别预测特征的基本概率则是 $0 \cdot (2/4) + (1/5) \cdot 0 + (1/5) \cdot 0 = 0$ 。非靶类别中预测特征的基本概率大于0和等于0的情况分别称为增加条件和中性条件。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,如果人们在预测特征时考虑了非靶类别的信息,那么增加条件下的预测概率应该比中性条件下的预测概率有显著的提高;如果被试遵从了单类说的观点,那么在两种条件下的预测就没有明显差异。其实验结果支持单类说。

然而,我们认为,尽管 Murphy 的研究表明归类不确定条件下特征预测不符合 Anderson 的理性模型,但是他们对 Bayesian 规则是用公式2(即非理想公式)来定义的。实际上,在 Murphy 等人的实验材料中,类别成员  $n$  是比较少的,并且分类的维度与特征也非常清晰,显然是更符合按照理想算法模型进行判断的条件。

如果对 Bayesian 规则按照公式1即理想算法进

行定义,第二项就应该是  $P_i(j|x)$ ,即类别内目标成员中预测特征的概率。这样,以图1中预测“三角形—黑色”为例, $P_i(j|x)$ 为类别内的三角形中黑色所占的概率,非靶类型 John 和 Sam 所画的图形中三角形中黑色的概率均为0,所以非靶类别中的  $P_i(j|x)$  均为0,故增加条件(三角形—黑色)下非靶类别预测特征的基本概率是0,靶类别预测特征的基本概率是 $(3/5) \cdot (2/3)$ 。同理可得中性条件(正方形—空白)下非靶类别预测特征的基本概率是也是0,靶类别预测特征的基本概率也是 $(3/5) \cdot (2/3)$ 。由此看来,如果用公式1来定义 Bayesian 规则, Murphy 等人所谓的增加条件其实就是中性条件,这两种条件下特征预测没有差异并不能推翻理性模型。

综上所述,要探讨不确定归类情境下的特征预测符合单类说还是理性模型,首先就要探讨被试在类似 Murphy (1994) 的实验材料的情境中的判断是遵循理想计算模型还是非理想计算模型。也就是说,首先就要确定应该用哪个公式来定义 Bayesian 规则。本研究的2个实验准备探讨这个问题,即探讨类别内目标成员中预测特征的概率影响特征预测还是类别内所有成员中预测特征的概率影响特征预测。

## 2 实验1

本实验准备固定类别内目标成员中预测特征的概率,变化类别内所有成员中预测特征的概率,考察特征预测是否会出现差异。

实验采用了与 Murphy (1994) 研究相似的几何图形材料,但设计成“高特征条件”和“低特征条件”两种条件。

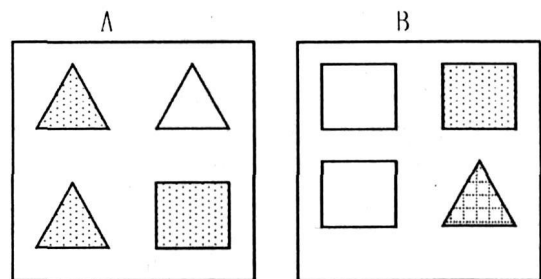


图2 实验1中所用材料的一个样例

如图2所示,要求被试估计“新画三角形是圆点图形(三角形—圆点)的概率时,靶类别是A。要求被试考虑“新画的正方形是空白图形(正方形—空白)”的概率时,靶类别则是B。两种图形靶类别中目标成员中预测特征的比例是相同的:A中具有圆点的三角形占A中三角形的 $2/3$ ,B中具有空白的正方形同样占B中正方形的 $2/3$ ,但是在A中圆点(预测特征)的比例为 $3/4$ ,而B中空白(预测特征)的比例为 $2/4$ 。如

果按照公式 1,类别内目标成员中预测特征的比例影响被试的特征预测,则靶类型中预测特征的基本概率:三角形一圆点和正方形一空白均为 $(3/4) \cdot (2/3)$ ;而非靶类型中的预测特征的基本概率:三角形一圆点和正方形一空白均为 $(1/4) \cdot 0=0$ 。如果按照公式 2,类别内所有成员中预测特征的比例影响被试的特征预测,则靶类别中预测特征的基本概率:三角形一圆点为 $(3/4) \cdot (3/4)=0.5625$ ,而正方形一空白为 $(3/4) \cdot (2/4)=0.375$ ,差别为 $0.5625-0.375=0.1875$ ,而非靶类型中的预测特征的基本概率:三角形一圆点和正方形一空白均为 $(1/4) \cdot (1/4)$ 。由此可见,不管是按照公式 1 还是公式 2 去定义 Bayesian 规则,在三角形一圆点和正方形一空白两种条件下的非靶类别预测特征的基本概率都是相等的,不管被试特征预测时有没有利用非靶类别中的信息,两种条件下的特征预测均不会因为非靶类别而产生差异。此时,如果三角形一圆点和正方形一空白的特征预测值差异不显著,就可以推知两种预测靶类型的贡献是相等的,证明被试是按照公式 1 的计算模式来进行判断的;如果三角形一圆点的特征预测值差异显著优于正方形一空白,则表明两种预测靶类型的贡献是不相等,则证明被试是按照公式 2 的计算模式来进行判断的,类别内所有成员中预测特征的比例影响被试的特征预测。由于 A 中圆点特征较 B 中空白特征概率高,我们称对三角形一圆点的预测为“高特征条件”下的特征预测,正方形一空白的预测为“低特征条件”下的特征预测。实验 1a 和 1b 之间的区别在于被试预测前是否先进行归类。

2.1 实验 1a

2.1.1 目的 探讨先确定靶类别的情况下,被试在高特征与低特征两种条件下所进行的特征预测是否有差异。

2.1.2 方法

被试 本科生 30 名,视力或矫正视力正常。  
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并回答后面的问题,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 2 是其中一个图形。每种图形均有两组正式问题,一组是高特征条件的问题,另一组是低特征条件的问题,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,只不过目标成员改为正方形和圆形,阴影改为条纹和方格。每组正式问题均包括 2 个题目,如图 2,问题如下。

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?

1 b. 你认为这名学生画这幅图画的概率是多少?

2 a. 你认为这幅三角形可能是什么阴影?

2 b. 这幅三角形是这种阴影的阴影概率是多少?

设计与实施程序 单因素被试内设计。发给被试测试册,要求先认真阅读指导语,然后答题。时间不限。

2.1.3 结果与分析

对被试回答第 1 个问题的结果进行统计,两种条件下正确确定靶类别的人数均为 90.0%,可见绝大多数被试均能够正确对目标进行归类,而且所有正确归类的被试归类概率均在 0.50 与 0.90 之间,符合“归类不确定”的条件。

对能正确归类的被试( $N=27$ )的特征预测情况进行统计,如表 1 所示,两种条件下的预测概率差异不显著。结果表明,类别内目标成员中预测特征的比例影响被试的特征预测,而类别内所有成员中预测特征的比例不影响特征预测,由此可见,被试是按照公式 1 的计算模式来进行判断的。

表 1 高特征条件与低特征条件下特征预测的情况比较

条件	正确预测特征 人数(%)	特征预测 概率(%)	统计检验
高特征条件	96.3%	$0.502 \pm 0.021$	$t = -1.63$
低特征条件	88.9%	$0.511 \pm 0.020$	$p = 0.12$

注:“特征预测概率”只统计能正确预测特征的被试( $N=24$ )的预测概率,下同。

2.2 实验 1b

2.2.1 研究目的 探讨不预先确定靶类别而直接进行特征预测时,高特征和低特征条件下被试的特征预测是否有差异。

2.2.2 研究方法

被试 本科生 29 名,视力或矫正视力正常。  
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。

设计与程序 同实验 1a。

2.2.3 结果与分析 如表 2 所示,正确预测特征的被试( $N=21$ )在两种条件下的预测概率差异不显著,进一步证明了实验 1a 的结果。

表 2 高特征条件与低特征条件下直接进行特征预测的情况比较

条件	正确预测特征 人数(%)	特征预测 概率(%)	统计检验
高特征条件	93.1%	$0.471 \pm 0.029$	$t = -0.94$
低特征条件	75.9%	$0.489 \pm 0.027$	$p = 0.36$

总的来看,实验 1a 和实验 1b 的结果表明类别内目标成员中预测特征的比例影响特征预测,而类别内所有成员中预测特征的比例不影响特征预测。但是这里有一个问题:本结论是通过差异检验不显

著证明的,是否因为由两种条件下类别内所有成员具有预测特征比例的差异造成的预测特征的基本概率差异不够大,以致没有引起被试注意。那么是否当两种条件下由类别内所有成员中预测特征比例的差异造成的预测特征的基本概率差异提高到一定程度时,被试的特征预测在这两种条件下就可能会出现差异呢。因此实验2进一步提高两种条件下由类别内所有成员中预测特征比例差异造成的预测特征的基本概率差异,考察被试在两种条件下的特征预测是否出现差异。

### 3 实验2

实验材料如图3所示,如果预测“正方形一圆点”(高特征条件)和“圆形一方格”(低特征条件)的概率时,不管是按照类别内目标成员中预测特征的比例影响被试的特征预测还是类别内所有成员中预测特征的比例影响被试的特征预测去理解 Bayesian 规则,两种条件下非靶类别的预测概率都是 $(1/5) \cdot 0$ ,所以无论按照哪种理解,非靶类别的信息都不会引起两种条件下的特征预测产生差异。如果类别内目标成员中预测特征的比例影响被试的特征预测,则两种条件下靶类别中目标成员具有预测特征的比例均为 $3/4$ ,靶类别预测特征的基本概率均为 $(4/5) \cdot (3/4)$ ,故特征预测不会有差异。如果类别内所有成员中预测特征的比例影响被试的特征预测,则高特征和低特征条件下靶类别中所有成员具有预测特征的比例分别为 $5/6$ 和 $3/6$ ,靶类别预测特征的基本概率分别为 $(4/5) \cdot (5/6)$ 和 $(4/5) \cdot (3/6)$ ,差别为 $0.267$ ,比实验1的差别要大,特征预测会有差异。实验2a和2b之间的区别在于被试预测前是否先进行归类。

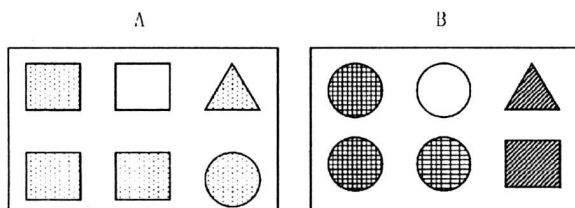


图3 实验2中所用材料的一个样例

#### 3.1 实验2a

**3.1.1 目的** 探讨在类别内所有成员中预测特征比例差异造成的预测特征的基本概率差异进一步加大的情况下,高特征和低特征条件下的特征预测是否有差异。

##### 3.1.2 方法

被试 本科生30名,视力或矫正视力正常。

材料 如图3所示。

设计与程序 同实验1a。

**3.1.3 结果与分析** 对被试回答第1个问题的结果进行统计,两种条件下正确确定靶类型的人数分别为90.0%和93.3%, $t(29)=1.00$ , $p=0.33$ ,差异不显著,可见绝大多数被试均能够正确地对目标进行归类,且所有正确归类的被试的归类概率均在0.45与0.90之间,符合“归类不确定”的条件。

对能正确归类的被试( $N=27$ )的特征预测情况进行统计,如表3所示,两种条件下被试的预测概率差异仍不显著。

表3 高特征条件与低特征条件下特征预测的情况比较

条件	正确预测特征 人数(%)	特征预测 概率(x)	统计检验
高特征条件	96.3%	$0.629 \pm 0.021$	$t = -1.57$
低特征条件	96.3%	$0.615 \pm 0.023$	$p = 0.13$

#### 3.2 实验2b

**3.2.1 研究目的** 探讨在类别内所有成员中预测特征比例差异造成的预测特征的基本概率差异进一步加大的情况下,直接进行特征预测时两种特征条件特征预测是否有差异。

##### 3.2.1 研究方法

被试 本科生29名,视力或矫正视力正常。

材料 与实验2a基本相同,区别在于不要求被试先进行归类。

设计与程序 同实验2a。

**3.2.3 结果与分析** 如表4所示,正确预测特征的被试( $N=26$ )在两种条件下的特征预测概率差异不显著。

表4 高特征条件与低特征条件下直接特征预测的情况比较

条件	正确预测特征 人数(%)	特征预测概率	统计检验
高特征条件	93.1%	$0.596 \pm 0.034$	$t = -0.92$
低特征条件	93.1%	$0.573 \pm 0.034$	$p = 0.37$

总的来看,实验2a和实验2b的结果表明在由类别内所有成员中预测特征比例差异造成的预测特征的基本概率差异进一步加大的情况下,仍然是类别内目标成员中预测特征的比例影响特征预,而类别内所有成员中预测特征的比例不影响特征预测。

## 4 总讨论

总结实验1和2,可以得出在归类不确定情境下,类别内目标成员中预测特征的比例影响特征预测,而类别内所有成员中预测特征的比例不影响特征预测。

Murphy的研究把 Bayesian 规则理解为非理想算法是不合适的,其实验结果并不能支撑单类说,但

其通过中性条件和增加条件的特征预测结果对比来检验 Bayesian 规则的逻辑思路对我们仍具有很大的启发意义,这里关键就是要创设真正的增加条件,欲要使非靶类型中预测特征的基本概率不为 0,就必须使其至少有一个非靶类型中的目标成员具有预测特征的比例不为 0,莫雷<sup>[9]</sup>(2002)做了这方面的研究,图 4 是其研究所采用材料。

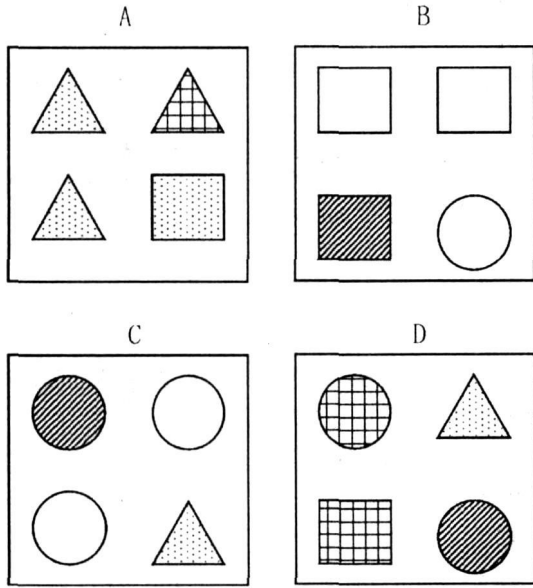


图 4 莫雷(2002)研究所用材料的样例

如图 4 所示,按照 Bayesian 规则的理想算法,预测“三角形—圆点”和“正方形—空白”的概率时,靶类别的特征基本概率均为 $(3/5) \cdot (2/3)$ ,但非靶类别预测特征的基本概率不相同,对“三角形—圆点”的特征预测是属于增加条件,其非靶类别预测特征的基本概率是: $0 \cdot 0 + (1/5) \cdot 1 + (1/5) \cdot 1 = 0.40$ ;而对“正方形—空白”的特征预测是中性条件,其非靶类别预测特征的基本概率是: $(1/5) \cdot 0 + 0 \cdot 0 + (1/5) \cdot 0 = 0$ 。结果表明被试在两种条件下的特征预测差异显著,被试利用了非靶类别的信息,支持理性模型。

Murphy 根据其 1994 年的研究结果提出,人们在归类不确定时进行特征预测时,其行为可能不符合 Anderson 提出的 Bayesian 规则,而是遵从单类说。

对于 Murphy 的研究结果与结论,本研究从三个层次进行了探讨:第一个层次我们深入分析了 Bayesian 规则中对 $(P_i(j|k)$ 或 $P_i(j|x))$ 的两种理解,并结合 Murphy 1994 年研究所使用的材料对 Murphy 采用的 Bayesian 规则的非理想算法提出疑问。第二个层次是本研究的核心,我们通过实验 1 和 2 证明了在 Murphy (1994)的材料中对 Bayesian

规则的采用非理想算法是不合适的,因而其研究并不能推翻理性模型。第三个层次我们在 Bayesian 规则理想算法的基础上,按照 Murphy 研究的逻辑思路,对莫雷(2002)的研究进行了回顾和分析,从而对 Bayesian 规则进行考察。结果表明,在类别不确定情境的特征预测中,被试将会利用非靶类别信息,符合 Anderson 的理性模型。

## 5 结论

本研究结果表明:归类不确定情境下的特征预测受类别内目标成员中预测特征的概率影响,而不受类别内所有成员中预测特征的概率影响,对 Bayesian 规则计算公式中的第二项 $(P_i(j|k)$ 或 $P_i(j|x))$ 应理解为某类别  $k$  中的目标成员在维度  $i$  上具有特征  $j$  的概率。

## 6 参考文献

- 1 Anderson JR. The adaptive nature of human categorization. *Psychological Review*, 1991, 98(2): 409-429
- 2 Murphy GL, Ross BH. Predictions from uncertain categorization. *Cognitive Psychology*, 1994, 27(1): 148-193
- 3 Murphy GL, Ross BH. Category-based predictions influence of uncertainty and feature associations. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 1996, 22(3): 736-753
- 4 Malt BC, Murphy GL, Ross BH. Predicting features for members of natural categories when categories is uncertain. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 1995, 21(3): 646-661
- 5 Verde MF, Murphy GL, Ross BH. Influence of multiple categories on the prediction of unknown properties. *Memory & Cognition*, 2005, 33(3): 479-487
- 6 McClelland JL, Rumelhart DE. An interactive activation model of context effects in letter perception; Part 1. An account of basic findings. *Psychological Review*, 1981, 88: 375-407
- 7 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
- 8 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
- 9 常建芳,莫雷.类别不确定时的预测推理研究述评. *心理科学*, 2003, 26(1): 159-160

(下转第 53 页)

17 Donchin, E. Surprise! Surprise? Psychophysiology, 1981, 18; 493—513

18 Lichtenstein S, Fischhoff B, Phillips L S. Calibration of probabilities: The state of the art to 1980. In: D. Kahneman, P. Slovic, & A. Tversky. (Eds.). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. Cambridge: Cambridge University Press, 1977

19 Nelson T O. A comparison of current measures of the accuracy of feeling — of — knowing predictions. Psychological Bulletin, 1984, 95; 109—133

20 Matthew R K, James S N. von Restorff revisited: Isolation, generation, and memory for order. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 2001, 27 (1); 54—66

Effects of Isolation in Judgment of Learning

Chen Gongxiang<sup>1,2,3</sup>, Fu Xiaolan<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> Institute of Psychology, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100101)

(<sup>2</sup> School of Political Science and Public Administration, University of Ji'nan, Ji'nan, 250022)

(<sup>3</sup> Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100049)

**Abstract** Two experiments were conducted to investigate the influence of perceptual and semantic isolation on judgment of learning (JOL) and its accuracy. The major findings were as follows: perceptual isolation had no influence on JOL; however, the effect of semantic isolation was influenced by the position of critical items; and participants were inclined to be overconfident in judgment.

**Key words:** judgment of learning (JOL), isolation effect, perceptual isolation, semantic isolation

(上接第 44 页)

Rational Model of Feature Predictions in Uncertain Circumstances of Classification

Zhang Juan, Mo Lei

(Department of Psychology, South China Normal University, Guangzhou, 510631)

**Abstract** We first explored the precise meaning of the Bayesian Rule, and then investigated whether feature predictions in uncertain circumstances of classification complied with the rule. Two experiments were designed. Experiment 1a and 1b explored if the feature predictions were different when we kept the feature proportion of the objective members in categories constant and changed the feature proportion of all the members in categories. Experiment 2a and 2b enhanced the difference of the feature proportion of all the members in categories and also kept the feature proportion of the objective members in categories constant. The results showed that, not the feature proportion of all the members in categories but the feature proportion of the objective members in categories had influence on the feature predictions. From experiment 1 and experiment 2, we found that Murphy misunderstood the meaning of the Bayesian Rule, so his single category view lacked support.

**Key words:** classification, feature prediction, Bayesian Rule