

Asymmetries of Category-Based Induction: Models and Challenges*

Xunwei Sun¹, Peipeng Liang^{2,3#}

¹School of Psychology, Beijing Normal University, Beijing

²Xuanwu Hospital, Capital Medical University, Beijing

³Beijing Key Lab of Magnetic Resonance Imaging and Brain Informatics, Beijing

Email: xwsun0512@163.com, #ppliang1979@gmail.com

Received: Aug. 6th, 2013; revised: Aug. 18th, 2013; accepted: Aug. 22nd, 2013

Copyright © 2013 Xunwei Sun, Peipeng Liang. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract: Asymmetry is a typical mental phenomenon in category-based induction, i.e., exchange of premise category and conclusion category may lead to significantly different inductive strength. There are two kinds of cognitive models concerning asymmetry: similarity-based model and knowledge-based model. Similarity-based model includes similarity-coverage model (SCM), feature-based induction model (FBIM) and feature transfer model (FTM). Knowledge-based model contains hypothesis assessment model (HAM), the relevance theory and Bayesian model. The current paper reviews these models and presents their merits and demerits, and the future research directions of asymmetry in category-based induction are further discussed.

Keywords: Category-Based Induction; Asymmetry

类别归纳推理中的非对称性：模型与挑战*

孙洵伟¹, 梁佩鹏^{2,3#}

¹北京师范大学心理学院, 北京

²首都医科大学宣武医院, 北京

³磁共振成像脑信息学北京市重点实验室, 北京

Email: xwsun0512@163.com, #ppliang1979@gmail.com

收稿日期: 2013年8月6日; 修回日期: 2013年8月18日; 录用日期: 2013年8月22日

摘要: 非对称性是类别归纳推理中一种重要的心理现象, 即某些情况下交换前提类别与结论类别会导致显著不同的归纳力度。关于类别归纳推理非对称性的理论模型可分为两大类: 基于相似性的模型和基于知识的模型。其中, 基于相似性的模型包括相似覆盖模型、基于特征的模型和特征迁移模型; 基于知识的模型包括假设评价模型、关联理论和贝叶斯模型。本文对这些模型进行了综述, 并分别分析了其优缺点, 进而对类别归纳推理非对称性的未来研究进行了展望。

关键词: 类别归纳推理; 非对称性

1. 引言

归纳推理是在不确定条件下, 对结论进行扩展的

*国家自然科学基金青年基金项目(61105118)、北京市科技新星项目(Z12111000250000)、认知神经科学与学习国家重点实验室开放课题重点项目(CNKOPZD1001)。

#通讯作者。

推论过程(Holland, Holyoak, Nisbett, & Thagard, 1986); 是获得新知识, 产生新发现的过程(李红, 陈安涛, 冯廷勇, 李富洪, 龙长权, 2004)。例如, 我们见过的蜘蛛都能够织网, 进而就能够推断所有蜘蛛都能够织网; 再如, 我们知道麻雀的眼睛中有虹膜结构,

进而能够推断蓝雀眼睛内也有虹膜结构。通过归纳推理，我们能极大程度地利用已有的知识对未知的世界进行推测。

目前，在心理学领域中研究最多的归纳推理形式，是基于类别的归纳推理(category-based induction, CBI) (Heit, 2007; Sloman, 2005)，即将某类别拥有某种属性作为前提，推断其他类别也具有这种属性这一结论是否成立。结论成立的可能性大小就是归纳力度。在类别归纳推理中，前提和结论均由两部分组成：主语和谓语，主语即前提和结论中所描述类别，谓语即对属性的描述部分。类别归纳推理中的非对称性，最早由 Rips (1975)在对单前提论断的研究中提出。具体而言，即转换前提与结论中的类别会导致归纳力度的强弱发生变化。例如下述论断，对调前提与结论类别后，大多数人认为论断 1(a)的归纳力度更强 (Osherson, Smith, Wilkie, Lopez, & Shafir, 1990)。

老鼠有X属性/蝙蝠有X属性 1(a)

强于

蝙蝠有X属性/老鼠有X属性 1(b)

不仅是成年人群体，儿童群体也能表现出非对称性。Carey (1985)的研究表明，4~6岁儿童对于新奇的特征，更愿意做出从人类到非人类的归纳推理，而非反向的推理，即论断 2(a)是要强于论断 2(b)的。

人体内有网膜/狗体内有网膜 2(a)

强于

狗体内有网膜/人体内有网膜 2(b)

2. 非对称性的理论解释

2.1. 相似性解释模型

Rips (1975)将非对称现象归于典型性的差异，即个体更倾向于做出从一个典型的例子到非典型例子的归纳；而非从非典型例子到典型例子的归纳。相似性模型均是基于典型性对归纳推理的非对称性进行的解释。相似性模型的主要理论包括：相似覆盖模型 (Similarity-Coverage Model, SCM)，基于特征模型 (Feature-Based Induction Model, FBIM)，以及特征迁移模型 (Feature Transfer Model, FTM)。其中，SCM 以及 FBIM 均为可计算模型。

SCM 认为归纳力度受两个因素影响：相似性和覆盖度。相似性即前提类别与结论类别的相似程度；覆盖程度则由两个类别的最小上位概念中的其他成员与类别的相似性决定 (Osherson et al., 1990)。因而当前前提与结论的主语部分相交换时，二者的相似性并未发生改变，但覆盖程度发生了变化。例如，论断 1 的前提类别为老鼠，结论类别为蝙蝠；论断 2 则相反。两者的最小上位概念为哺乳动物，此时在“哺乳动物”这一类别中，被试会容易想到马、羊、狗等类别成员，这些成员显然与老鼠更为相似，因而老鼠就有着更强的覆盖程度，其归纳力度也就更强。从可计算的角度分析上述例子。对于某个被试 S 来说，论断 1(a)的归纳力度为：

$$X_a(A/B) = \alpha \text{SIM}_S(A;B) + (1-\alpha) \text{SIM}_S(A;[A,B]) \quad (1)$$

同理，论断 1(b)的归纳力度可写为：

$$X_b(B/A) = \alpha \text{SIM}_S(B;A) + (1-\alpha) \text{SIM}_S(B;[B,A]) \quad (2)$$

在公式(1)(2)中，SIM(A;B)代表老鼠和蝙蝠两个类别的相似性，[A,B]代表老鼠和蝙蝠这两个类别的最小上位概念——哺乳动物。按照假设，无论是蝙蝠作为前提还是老鼠作为前提，二者的相似性是恒定的，因而 $\text{SIM}_S(A;B) = \text{SIM}_S(B;A)$ ；进而，由于老鼠与哺乳动物的相似性高于蝙蝠与哺乳动物的相似性，因此 $(1-\alpha) \text{SIM}_S(\text{老鼠}; \text{哺乳动物}) > (1-\alpha) \text{SIM}_S(\text{蝙蝠}; \text{哺乳动物})$ ，因此老鼠/蝙蝠的归纳力度强于蝙蝠/老鼠的归纳力度。总之，两个论断的归纳力度强弱，由 $\text{SIM}_S(A;B)$ 和 $\text{SIM}_S(A;[A,B])$ 的平均值决定；当相似性相同时，则只取决于 $\text{SIM}_S(A;[A,B])$ 和 $\text{SIM}_S(B;[B,A])$ 的大小，即 A、B 两个类别在其最小上位概念中的覆盖程度。

FBIM 的焦点由基于类别的典型性转移到了特征上，前提类别对结论类别的特征覆盖程度——结论类别的特征中有多少与前提类别相似——决定了归纳力度 (Sloman, 1993)。该理论假设，相比于前提类别的特征，结论类别的特征能更大程度上的影响归纳信心。进一步来说，归纳力度直接受结论类别的特征中有多少与前提类别的特征相似影响。例如，论断 1 为：老虎有特征 a，因而野牛也有特征 a；论断 2 为：野牛有特征 a，因而老虎也有特征 a。相比于论断 2，大多数被试认为论断 1 有着更强的归纳力度。具体来说，老虎的典型性更高，我们对老虎的了解往往较野牛更

深入，因而我们对老虎特征的了解更多，如我们知道老虎有 a、b、c、d、e 五个特征，但仅知道野牛有 a、f 两个特征。因而在论断 2 中，前提对结论的覆盖程度为 1/2，但在论断 1 中仅为 1/5，因而更多人认为论断 1 的归纳力度更强。

FBIM 用矢量 $F(A)$ 代表类别 A 的特征值， $F(A) = [f_1(A), \dots, f_n(A)]$ ，即 $F(A)$ 是一系列子特征的集合。同样采用上述例子，对于前提为 A 结论为 B 的归纳推理而言，其归纳力度可表示为：

$$\alpha_x(A/B) = F(A) \cdot F(B) / |F(A)|^2 \quad (3)$$

对于论断前提为 B 结论为 A 的论断而言，其归纳力度可表示为：

$$\alpha_x(B/A) = F(B) \cdot F(A) / |F(B)|^2 \quad (4)$$

从公式(3)(4)可知，两个论断的归纳力度只取决于 $F(A)$ 和 $F(B)$ 的大小比较。一方面而言，蝙蝠有着许多独特的特征，例如有翅膀，在夜间活动，住在山洞中。这些特征能够增加蝙蝠特征的丰富度。另一方面，我们对老鼠也十分熟悉，例如老鼠有长尾巴，吃奶酪：这些特征让我们相信老鼠有着我们熟知的哺乳动物的常见特征(例如：有常规的感觉和运动系统)。在这样的分析下， $F(A) \neq F(B)$ ，因而产生了非对称性。一定存在这样的情况，对于两个类别 D、E 而言，D 的特征表现较 E 更加丰富，而 E 在 D、E 的最小上位概念中典型性更高。此时，SCM 与 FBIM 所得到的结论就截然相反了。

FTM 认为，特征归纳实质上是一个归纳特征由前提类别到结论类别的迁移过程，根据前提类别中已知特征迁移出现在结论类别中的可能性，推断归纳特征由前提类别迁移到结论类别的可能性(李有禹，王墨耘，2007)。而这种迁移是单向非对称的过程，由于作为新特征的特征由前提类别迁移到结论类别的可能性，应当符合前提类别特征样本中迁移到结论类别的特征比例，因而才出现了非对称性。举例来说：由于老虎的典型性较高，而野牛的典型性较低，除了二者都具有哺乳动物的一般属性外，野牛还有着许多独特的、非典型的特征。已知老虎具有特征 a, b, c；野牛具有特征 a, b, d, e, f, g。所以若老虎具有新特征 x，野牛也有 x 特征的概率等同于从已知特征样本(3 个)中迁移出野牛中的特征(2 个)的比例，即为

2/3；同理，若已知野牛具有特征 x，其迁移比例为 2/6。根据前提类别到结论类别的特征迁移比例的大小，就能够预测老虎到野牛的归纳要强于野牛到老虎的归纳。按照 FTM 的解释，老虎的已知特征样本中迁移到野牛的特征比例要高于野牛的已知特征样本中迁移到老虎的特征比例。所以可以推理出老虎向野牛的归纳要强于野牛到老虎的归纳。

2.2. 相似性解释的评价

作为非对称性较早提出的解释，相似性解释存在一些比较明显的问题。首先，也是最根本的问题，相似性该如何定义？这是该类模型至今都无法回答的问题。其次，相似性并非像 SCM 提出的那样是绝对对称的，很明显的一个例子如：可以说儿子像父亲，但不能说父亲像儿子。第三，属性以及与属性相关的背景知识的作用是不可忽略的。相似性理论能够解释归纳推理的许多基本现象，如：相似性效应，典型性效应和多样性效应。但却不能解释基于事物间联系和与事物具体知识相关的推理现象。在相似性解释的研究中，实验几乎都采用“空白(blank)”属性，以保证被试对此没有先验的信念(经验)。但实际上，对于不同类别的空白属性，其先验概率可能并不相等。例如，假定我们人类对自己十分了解，那么人类作为前提时拥有某种“空白”属性的先验概率，应该低于其他前提拥有相同属性的先验概率。换句话说，我们听到人类体内有“网膜”的惊讶程度是很高的，这会削弱归纳信心，造成归纳推理的非对称性。更为重要的是：在现实生活中，我们的推理过程显然更多涉及的是具体属性，是要根据对具体属性的知识来对论断的力度进行评估的。因而许多研究者开始使用“非空白”属性，探究知识和经验对归纳推理的影响(Heit & Rubinstein, 1994; Ross & Murphy, 1999; Smith, Shafir, & Osherson, 1993)。

第四，对前提、结论类别的知识也会影响类别归纳推理的非对称性。例如，当论断的前提-结论的类别间不存在相似性，但存在因果关系时，这种因果关系通常会被当做是推理的基础而优先采纳，其归纳力度不弱于、甚至强于前提-结论的类别间不存在因果关系，但存在高相似性的论断(Medin, Coley, Storms, & Hayes, 2003; Lassaline, 1996; Rehder, 2006)。而这种因

果联系也能够产生非对称性。例如：

胡萝卜内有维生素X/兔子体内有维生素X 3(a)

强于

兔子体内有维生素X/胡萝卜内有维生素X 3(b)

在这一例子中，论断 3(a) 被判断为强于论断 3(b)。但无论我们运用哪一种相似性解释的模型，都不能很好的解释这一现象，这是因为被试使用了关于胡萝卜和兔子的因果知识(食物链关系)。

上述因素使得相似性解释受到了制约，特别是后两项约束直接催生了知识性的解释。

2.3. 知识性解释模型

第二类理论解释强调关于前提-结论的知识和经验对于非对称性形成的影响，即以知识作用为基础的模型。知识基础的解释模型主要包括假设评价模型(Hypothesis Assessment Model, HAM)、关联理论(Relevance Theory)以及贝叶斯模型(Bayesian Model)。其中，贝叶斯模型为可计算模型。

McDonald 等提出的 HAM 认为，归纳力度取决于前提是否对结论类别提供替代的竞争假设解释，替代的竞争假设解释会削弱归纳力度(Macdonald, Samuels, & Rispoli, 1996; Macdonald, Fran, Samuels, & Castillo, 2012)。HAM 的核心假设是：个体在遇到不确定的情形时，首先会建构出可能的假设，进而根据可得证据和知识，评估各个假设成立的可能性。可能性的评估过程，就是对归纳推理结论的解释过程(Hayes, Heit, & Swendsen, 2010)；结论的可能性越高，归纳推断的力度也就越强。HAM 提出了四种可能影响归纳力度的因素：1) 根据前提产生的假设数量：假设数量越多，假设间的竞争就越强，就越容易削弱结论的归纳力度。2) 前提与结论之间逻辑的一致性。3) 目标结论本身的易得性。4) 需要被泛化的范围：泛化的范围越大，论断的归纳力度越小。当前提与结论对调时，以上四种因素均会发生变化，进而归纳力度也会发生变化，因而产生了非对称性。

Medin 等提出的关联理论认为，前提与结论存在的某种相关是归纳的基础，归纳包含寻找相关的过程，而相关一般表现为突出的特征和关系(Medin et al., 2003)。关联理论的实质是：前提与结论类别的相关程

度越高，所需付出的认知努力就越少，则归纳力度越强。例如，对于论断“羚羊/狮子”，一般是强于“狮子/羚羊”这一论断的，因为个体很容易就能够想象出一个从特征通过食物链从羚羊传至狮子，但反向的传递则不存在；换句话说，在前一种情况下，个体只需要较少的努力，就能产生认知效果，相对应产生的相关也就更高，归纳力度因而更强。

不同于上述两种理论解释，贝叶斯模型利用数学模型来解释类别归纳推理中的心理现象(Heit, 1998; Heit, 2000)，即根据已知特征在总特征中的分布得到相对于新特征的先验概率，进而利用贝叶斯公式修正先验概率，计算出最终的概率。Heit 最早采用贝叶斯推理来预测和解释类别归纳推理的一些现象，包括典型性效应、多样性效应和相似性效应等。Tenenbaum 等在 Heit 的基础上深入研究了归纳推理的贝叶斯模型，并给出了具体产生先验概率的方法(Tenenbaum & Griffiths, 2001; Sanjana & Tenenbaum, 2002; Kemp & Tenenbaum, 2003)。这种方法基于两种背景知识，即领域内所有类别之间关系的知识和感兴趣的特征是如何依赖于这些关系的知识。这两种知识分别形式化为结构 S 和建立在 S 之上的随机过程 T：前者表征了类别之间的关系，后者则表征了特征是如何在类别间传递的。类别间的关系可以用多种结构来表示，目前较为常用的包括树状结构、网状结构、多维空间结构和一维空间结构。其中，网状结构用来表征物种之间的捕食关系，因而能够直接解释类别归纳推理的非对称性现象。

基于最核心的贝叶斯公式，举例解释非对称性的产生过程。假设老虎有属性 X，判断牛有属性 X 的概率。被试做出判断的过程如下：首先判断可能出现的情况，共有四种：1) 老虎和牛均有属性 X；2) 老虎有属性 X，但牛没有；3) 牛有属性 X，但老虎没有；4) 老虎和牛均没有属性 X。之后个体根据自己的已有经验，为这四种情况的可能性进行评估：有 60% 的概率对情况 1) 为真，记做 $P_1 = 0.6$ ；同理情况 2), 3), 4) 的可能性分别为： $P_2 = 0.2$, $P_3 = 0.1$, $P_4 = 0.1$ 。这就是个体的先验概率。接着根据已有的前提，老虎有属性 X 的概率为 100%，据此，个体会对自己的先验概率进行修订，形成后验概率， $P(D|H_1) = P(D|H_2) = 1$, $P(D|H_3) = P(D|H_4) = 0$ 。因此，在老虎有属性 X 的前提

下，牛也有 X 属性的概率为：

$$P(H_i|D) = \frac{P(H_i)P(D|H_i)}{\sum_{j=1}^n P(H_j)P(D|H_j)} \quad (5)$$

$$= 0.6 \times 1 / (0.6 + 0.2 + 0 + 0) = 0.75$$

同样是上述论断的两个类别，当位置调换时，有两种情况都可能造成概率的变化。第一，如果上述四种情况(前提与结论类对调后)的概率不变，则在牛有属性 X 的前提下，老虎也有 X 属性的概率为：

$$P(H_i|D) = \frac{P(H_i)P(D|H_i)}{\sum_{j=1}^n P(H_j)P(D|H_j)} \quad (6)$$

$$= 0.6 \times 1 / (0.6 + 0.1 + 0 + 0) = 0.86$$

第二，如果上述四种情况的概率发生变化，新论断成立的概率也很有可能发生变化。因而在以上两种情况下，都有可能出现概率的变化，造成归纳论断的力度产生差异，出现非对称性。

2.4. 知识性解释的评价

知识性解释强调个体的知识经验在类别归纳推理中的作用，因而能够较好地解释相似性解释不能解释的、包含复杂关系和知识的一些现象。但这些模型都没有说明这些知识是如何获得，如何建构的(龙长权等, 2005)。例如，贝叶斯模型能够很好的包括非对称性在内的许多效应，也提出了归纳理论的详细计算过程，但我们并不清楚人们是否真的在使用这种模式进行归纳推理，即没有研究证明有与贝叶斯模型相对应的心理过程。因而在归纳推理的知识性解释模型中，知识起到何种作用，这种作用的机制具体如何，是该类模型研究亟待解决的问题。

3. 结论与展望

归纳推理是一种或然的、不确定的、近似性的推理思考过程，它与日常生活中的大部分推理都相关。无论是推测一个陌生人的性格，明天的天气会如何，还是推理某种食物是否可口，这些都是典型的归纳推理。因而如果研究者想要对“推理”这一领域进行探究，归纳推理都是不可忽视的。研究归纳推理的非对称性有什么意义呢？非对称性的核心在于前提与结论类别的交换能够引起归纳力度的变化。据此，非对称性的研究可以帮助我们了解论断前提、结论以及二

者之间联系在归纳推理中究竟有着怎样的地位、作用和影响。此外，探究非对称性在什么情况下出现，在出现时前提和结论的属性有着怎样的特点，等等，对于这些问题的探究都能够极大程度上提升对归纳推理的认识。

对于已有的归纳推理非对称性解释模型，无论是哪一种均有自己的优点，能够解释部分、但不是全部的归纳推理的非对称现象。这些模型之间是相互竞争的，但我们也能发现，有些模型间也并非直接的、完全的互斥关系。对比这两类模型我们可以发现，当人们在知识匮乏的领域中，往往根据分类学知识和相似性进行归纳推理，因而相似性模型能够更好地解释非对称性；当人们获得了相关知识时，例如对于某一领域的专家而言，则往往通过因果、生物知识进行推理，知识的作用也就显现了出来，此时基于知识的模型往往有着更好的解释效果。因而有必要结合两种解释，提出新的、综合的模型。

未来的研究方向主要应集中在以下几个方面。1) 知识性与相似性的融合。对于相似性、知识性这两大类解释：强调相似性的模型更接近于自下而上的加工，偏重一般的规律性；强调知识性的模型更接近于自上而下的加工，偏重个体的差异性。这两种取向哪一种更接近于个体的真实情况，抑或是有第三种可能：即将相似性解释与知识解释相结合对现象进行分析。王墨耘和莫雷(2006)提出的关联相似模型就是对第三种可能的一种尝试。2) 模型、文化等因素对非对称性的影响。这包括不同文化，不同地区，不同年龄等多方面的扩展。大学生身上容易发现多样性效应，但儿童则不能(Lo, Sides, Rozelle, & Osherson, 2002)；如今的模型大多数是建立在成人被试的基础之上，是否能很好的解释儿童被试的结果还存在疑问。已经有研究发现，成人的归纳推理以类别信息为基础，儿童的则以相似性为基础(Sloutsky & Fisher, 2004)；也有一些归纳推理的研究开始比较不同文化(Bailenson, Shum, Atran, Medin, & Coley, 2002)、地区间的差异(Atran & Medin, 2008; Bang, Medin, & Atran, 2007; Shafto, Coley, & Vitkin, 2007)。这些研究的出现使得我们开始考虑：对非对称性的解释是否要针对不同的情况建构不同的模型。3) 认知神经机制的研究。现有的研究范式多采用主观评定法。这受主观判断的影响很大；仅对迫选结果进行分析，也忽略了归纳推理过程

中的很多信息。因而，如果我们能从脑成像等方面，如 fMRI、脑损伤案例等方式进行研究，就能更全面地了解归纳推理非对称性的认知过程，从侧面给予理论的建构以更好的响应。已有的一些研究在类别归纳推理的神经机制领域已经获得成果(Goel & Dolan, 2000; Goel & Dolan, 2004; 梅杨等, 2010)，在此基础上探究非对称性的认知神经机制，应当是未来研究的方向之一。

参考文献 (References)

- 李红, 陈安涛, 冯廷勇, 李富洪, 龙长权(2004). 个体归纳推理能力的发展及其机制研究展望. *心理科学*, 6 期, 1457-1459.
- 李有禹, 王墨耘(2007). 对归纳推理非对称现象的特征迁移解释. *心理学探新*, 27 期, 28-32.
- 龙长权, 吴睿明, 李红, 陈安涛, 冯廷勇, 李富洪(2005). 对以类别归纳为基础的归纳推理的几种理论模型的评价. *心理科学进展*, 13 期, 596-605.
- 梅杨, 梁佩鹏, 吕胜富, 杨延辉, 钟宁, 李坤成(2010). 图形型归纳推理的神经机制: 一项 fMRI 研究. *心理学报*, 42 期, 496-506.
- 王墨耘, 莫雷(2006). 特征归纳的关联相似性模型. *心理学报*, 38 期, 333-341.
- Atran, S., & Medin, D. L. (2008). *The native mind and the cultural construction of nature*. Cambridge: MIT Press.
- Atran, S., Medin, D., Lynch, E., Vapnarsky, V., UcanEk, E., & Sousa, P. (2001). Folkbiology doesn't come from folkpsychology: Evidence from Yukatek Maya in cross-cultural perspective. *Journal of Cognition and Culture*, 1, 1-40.
- Bailenson, J. N., Shum, M. S., Atran, S., Medin, D. L., & Coley, J. D. (2002). A bird's eye view: Biological categorization and reasoning within and across cultures. *Cognition*, 84, 1-53.
- Bang, M., Medin, D. L., & Atran, S. (2007). Cultural mosaics and mental models of nature. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104, 13868-13874.
- Blok, S. V., Medin, D. L., & Osherson, D. N. (2007). Induction as conditional probability judgment. *Memory & Cognition*, 35, 1353-1364.
- Carey, S. (1985). *Conceptual change in children in childhood*. Cambridge: Bradford Books.
- Hayes, B. K., Heit, E., & Swendsen, H. (2010). Inductive reasoning. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 1, 278-292.
- Heit, E. (1998). A Bayesian analysis of some forms of inductive reasoning. *Rational Models of Cognition*, 248-274.
- Heit, E. (2000). Properties of inductive reasoning. *Psychonomic Bulletin & Review*, 7, 569-592.
- Heit, E. (2007). What is induction and why study it. *Inductive reasoning*, 1-24.
- Heit, E., & Rubinstein, J. (1994). Similarity and property effects in inductive reasoning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 20, 411.
- Holland, J. H., Holyoak, K. J., Nisbett, R. E., & Thagard, P. R. (1989). *Induction: Processes of inference, learning, and discovery*.
- Goel, V., & Dolan, R. J. (2000). Anatomical segregation of component processes in an inductive inference task. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 12, 110-119.
- Goel, V., & Dolan, R. J. (2004). Differential involvement of left prefrontal cortex in inductive and deductive reasoning. *Cognition*, 93, B109-B121.
- Kemp, C., & Tenenbaum, J. B. (2003). Theory-based induction. In *Proceedings of the 25th Annual Conference of the Cognitive Science Society* (pp. 658-663).
- Lassaline, M. E. (1996). Structural alignment in induction and similarity. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 22, 754.
- Lo, Y., Sides, A., Rozelle, J., & Osherson, D. (2002). Evidential diversity and premise probability in young children's inductive judgment. *Cognitive Science*, 26, 181-206.
- McDonald, J., Samuels, M., & Rispoli, J. (1996). A hypothesis-assessment model of categorical argument strength. *Cognition*, 59, 199-217.
- McDonald, J., Frank, D. M., Samuels, M., & Castillo, J. (2012). Categorical induction as hypothesis assessment. *The psychological record*, 53, 6.
- Medin, D. L., Coley, J. D., Storms, G., & Hayes, B. K. (2003). A relevance theory of induction. *Psychonomic Bulletin & Review*, 10, 517-532.
- Osherson, D. L., Smith, E. E., Wilkie, O., Lopez, A., & Shafir, E. (1990). Category-based induction. *Psychology Review*, 97, 185-200.
- Rehder, B. (2006). When similarity and causality compete in category-based property generalization. *Memory & Cognition*, 34, 3-16.
- Rips, L. J. (1975). Inductive judgments about natural categories. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 14, 665-681.
- Ross, B. H., & Murphy, G. L. (1999). Food for thought: Cross-classification and category organization in a complex real-world domain. *Cognitive psychology*, 38, 495-553.
- Ross, N., Medin, D., Coley, J. D., & Atran, S. (2003). Cultural and experimental differences in the development of folk biological induction. *Cognitive Development*, 18, 25-47.
- Sanjana, N., & Tenenbaum, J. B. (2002). Bayesian models of category induction. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 15, 51-58.
- Shafto, P., Coley, J. D., & Vitkin, A. (2007). Availability in category-based induction. In: Feeney, A., & Heit, E., Eds., *Inductive Reasoning: Experimental, Developmental, and Computational Approaches* (pp. 114-136). New York: Cambridge University Press.
- Smith, E. E., Shafir, E., & Osherson, D. (1993). Similarity, plausibility, and judgments of probability. *Cognition*, 49, 67-96.
- Slooman, S. A. (1993). Feature-based induction. *Cognitive psychology*, 25, 231-280.
- Slooman, S. A., & Lagnado, D. A. (2005). Do We do? *Cognitive Science A Multidisciplinary Journal*, 29, 5-39.
- Sloutsky, V. M., & Fisher, A. V. (2004). Induction and categorization in young children: A similarity-based model. *Journal of Experimental Psychology: General*, 133, 166.
- Tenenbaum, J. B., & Griffiths, T. L. (2001). Generalization, similarity, and Bayesian inference. *Behavioral and Brain Sciences*, 24, 629-640.