



# 实例学习 解释学习

计算机科学1992Vol.19No.2

## 机器学习

### 实例学习与解释学习的结合

74-78

唐 雁 邱玉辉 (西南师范大学计算机科学系, 重庆630715) TP18

**摘 要**

实例学习和基于解释的学习是机器学习领域中具有代表性的、研究得最为深刻的两种学习方法,但由于这两种学习方法都存在一定缺陷,使它们在实际应用中受到较大的限制。在关于人类概念形成的心理学理论的基础上,本文讨论一个基于实例和解释的学习模型,将这两种学习方法有机结合在一起,一方面使用领域知识指导归纳学习过程;另一方面用归纳学习弥补领域知识之不完善。其学习机理更加接近人类学习的认知过程——抽象思维过程,取得了较好的学习效果。

#### 一、引 言

模拟人类学习过程的机器学习,其出路之一就是研制采用综合推理机制的机器学习系统。实例学习从一系列正例和反例归纳出概念定义;基于解释的学习运用领域理论对单一实例进行演绎得出概念定义。由于这两种学习方法都难以依靠自身的力量克服其局限性,我们开始考虑将两种学习方法结合起来,以期获得更好的学习效果和学习方法。

通过对实例学习和基于解释的学习方法的分析和评价,我们认识到这两种学习方法

并不是完全对立的,它们在许多方面相互补充。一方面,由于实例学习只能用统计信息作为搜索的启发性知识,难以区分重要的、次要的和无关的信息,因此常常产生归纳跳步问题;而基于解释的学习以领域理论作为启发性知识,不会发生归纳跳步问题;另一方面,领域理论的不完善限制了基于解释的学习方法在复杂领域的应用,如果用实例学习的结果修正和补充领域理论,则可以使不完善领域理论给学习系统带来的影响大大减少,而且,基于解释的学习只用一个实

Exiting Database, SIGART newsletter, Apr. 1988

- (3) 石纯一,王家敏,实例学习,中国计算机用户, 16, 1988
- (4) 吴信东,《专家系统设计》,中国科技大学出版社, 1990
- (5) R.S.Michalski, A Theory and Methodology of Inductive Learning Machine Learning, Sping-Verla, 1984.
- (6) Richaid Forsyth, Expert Systems: Principle and Case Studies, Chapman and Hall, 1984
- (7) 赵承璧,归纳法和归纳法问题,《归纳逻辑》,

中国人民大学出版社, 1986

- (8) M.P.Georgeff, C.S.Wallace, A General Selection Criterion for Inductive Learning, ECCAI-85
- (9) 洪家荣,示例式学习及多功能学习系统 AE5, 计算机学报, 2, 1989
- (10) 洪家荣,刘宁,示例式学习的两个方法及其应用, 计算机科学, 6, 1990
- (11) 江天骥,《归纳逻辑导论》,湖南人民出版社, 1987
- (12) 戴汝为,王钰,综合各种模型的专家系统设计,模式识别与人工智能, 3, 1989

例,产生的规则可能很特别,采用多个实例则可以避免这一问题。由此可见两者的结合可能有助于发挥它们各自的优势,克服彼此的局限性。

值得一提的是实例学习和基于解释的学习事实上都进行着同样的工作:推广(Mic-halshi, 1977, 1984, DeJong, 1986)。即从数据中滤掉那些不相关的、次要的信息,抽取其中有关的重要信息以获得概念性知识。这也为两者的结合提供了可行性。

然而,实例学习与基于解释的学习的结合涉及到一系列问题,其中首要的问题是:应当用两种学习方法中的哪一种去引导另一种?而且,如何引导?

Lebowitz曾采用实例学习驱动基于解释的学习,在其UNIMEN学习系统中使用了这一技术。学习过程是:首先用实例学习方法从一系列可能存在干扰的实例(包括正例和反例)中归纳出一个可能推广的后选集合,然后采用基于解释的学习方法,运用系统的领域理论对这些经验性推广进行验证和求精,以获得概念性知识。他认为这种结合方法有助于:(1)为例子间的关系提供线索;(2)为构造解释缩小必要的搜索空间(Lebowitz, 1985)。

与Lebowitz的方法相对的另一结合方法采用基于解释的学习驱动实例学习,它首先对每一个正例应用基于解释的学习方法,产生一个推广的实例集,再用实例学习方法对它进行归纳处理,获得概念性知识。这种结合方法仍无法克服归纳跳跃问题。

除此之外,实例学习与基于解释的学习相结合的途径是多种多样的。理想的结合方式依赖于有效的学习方法和例子描述语言。

本文提出一个基于实例和解释的学习模型SEBL,是实例学习和基于解释的学习相结合的产物,学习模型SEBL的学习过程是:将领域理论应用于一个演绎过程,对目标概念进行操作化处理,所得出的结果不再仅由一个单一的实例进行检验,而是由一系列正

例和反例进行检验。演绎过程中插入了数据驱动的归纳步骤的应用。这样,在一个有限的可能描述空间中的搜索,有助于克服领域理论的某些局限性(例如,不相容性)。在这样一个框架中,解释的构造和推广是同时进行的,而且,纯粹的实例学习和纯粹的基于解释的学习都是这个学习模型中可能出现的特例。

## 二、模型概述

### 1. 学习任务

学习模型SEBL的学习任务描述如下:

#### 系统输入:

1. 目标概念:所学概念的非操作性描述定义;
2. 实例集:包括一系列正例和反例;
3. 领域理论:简称域论,是描述某一领域的理论,由一组公理和规则组成;
4. 可操作性准则:用以描述实例的词汇集。

**学习任务:**通过归纳和演绎相结合的处理过程,构造并同时推广解释,求得目标概念的可操作性定义。

其中,相对于训练实例而言,领域理论可以是完全和/或不精确的,而且,SEBL模型中的可操作性准则用以限定所学概念输出时必须使用的词汇,这里的可操作性准则是在实例描述中出现过的词汇。这种附加要求来源于以下观点:概念定义不是作为一个理论存在而学习它,而是作为被一个具体的执行者为完成某一具体任务而使用的一个实践性存在。

### 2. 学习方法

基于实例和解释的学习模型SEBL主要是从目标概念出发,运用领域理论,对全体正例和反例同时构造和推广解释,求得目标概念的操作性描述。学习过程采用特殊化处理,对一棵特化树进行摸索、扩展,即在一个逻辑公式空间中进行自上而下搜索。为了避免产生庞大的搜索空间,这一搜索过程由

利用了不同来源信息的策略引导。

为了最大限度地缩小必要的搜索空间,各种启发性搜索策略在特化树的生长过程中起着举足轻重的作用。它们包括:领域理论、一般学习启发和统计信息。

**1.领域理论** 特化树的生长过程主要是利用领域理论作为启发性知识。特化树的扩展过程可以看作是对领域理论中规则右端的非操作性谓词进行特殊化处理的过程(即逐步用各规则左端的可操作性谓词取代右端的非操作性谓词)。

**2.一般学习启发** 如果特化树中待扩展结点所包含的信息已经不完备,说明领域理论存在不相容性,继续扩展下去不会带来任何进展。此时,应放弃此结点的扩展,通过取消此结点的不相容信息,产生“或”结点。

**3.统计信息** 仅靠领域理论,无法排除反例,则说明领域理论不完备,不能对全部正例和反例作出解释,此时应启动数据驱动的归纳过程,以弥补不完善领域理论。

### 三、实例说明

下面通过一个实际例子来加以说明。这个例子是Winston(1983)提出,Mitchell(1986)曾多次使用过的古典问题——概念“CUP(杯子)”的学习。

目标概念: CUP(X),

领域理论(包括目标概念的非操作性描述)如下:

$Liftable(x) \wedge Stable(x) \wedge Open-vessel(x) \rightarrow CUP(x)$

$is(x, Light) \wedge part-of(x, y) \wedge isa(y, Handle) \rightarrow Liftable(x)$

$part-of(x, y) \wedge isa(y, bottom) \wedge is(y, flat) \rightarrow Stable(x)$

$part-of(x, y) \wedge isa(y, support) \wedge part-of(x, w) \wedge isa(w, body) \wedge above(w, y) \rightarrow Stable(x)$

$part-of(x, y) \wedge isa(y, concavity) \wedge is(y, up-$

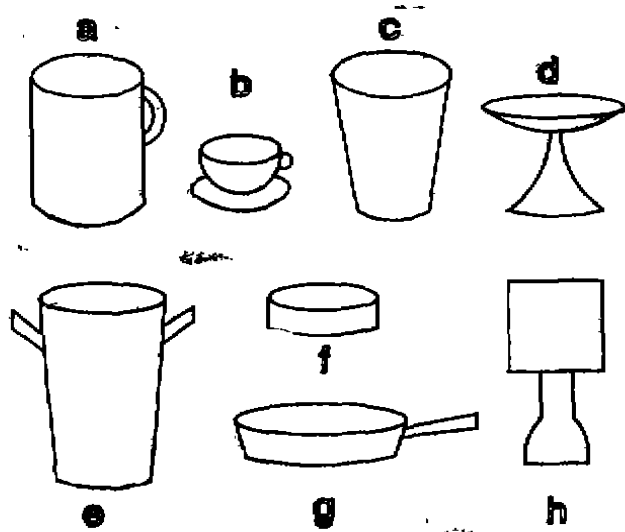


图1 概念“CUP”的正、反例

$ward) \rightarrow Open-vessel(x)$

概念“CUP”的正例和反例如图1所示,其中, a, b, c, d为正例, e, f, g, h为反例。

首先请注意领域理论,虽然它直觉地描述了概念的正例和反例,但它既不完全也不精确。事实上,谓词 CUP(X)在领域理论下仅对正例a和b为真,因为正例c和d都没有“Handle(把手)”,这说明领域理论不相容;另外, CUP(X)对反例g也取真值,所以领域理论也是不精确的。不过,领域理论对其余的例子是合适的。CUP(X)对反例e, f, h, 均取假值,原因是e不轻(light); f没有把手(handle); h上面无开口(open-vessel)。

图2的属性表中描述了概念“CUP”的正例和反例各具备有哪些属性。实例c具有属性A,则对应栏中为“1”,否则为“0”。学习系统的可操作性标准是属性表左端的属性栏中出现的所有谓词。学习系统的任务在于求得用这些谓词作出的概念“CUP”推广描述定义。属性表中还统计了各属性覆盖的正例数和反例数,作为统计信息为学习过程服务。

概念“CUP”学习过程基于一棵特化树的扩展,如图3所示。搜索由仅包含一个非操作性谓词CUP(X)的结点开始,即图中树的

对 应属性	实例及正 反例统计		反	正	a	b	c	d	e	f	g	h
	is(x, light)	3	4	1	1	1	1	1	0	1	1	1
part-of(x, y) isa(y, handle)	2	2	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0
part-of(x, y) isa(y, concavity) isa(y, upward)	3	4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
part-of(x, y) isa(y, bottom) isa(y, flat)	3	2	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0
part-of(x, y) isa(y, bottom) isa(y, small)	2	4	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1
part-of(x, y) isa(y, body)	4	4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
part-of(x, y) isa(y, support) above(y1, y2)	1	2	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1
color(x, red)	2	4	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1

图2 “CUP” 的正、反例属性表

根结点。非操作性谓词（图3中由大写字母开头，列于水平线下方的各个谓词）通过一个演绎步骤加以处理，分别由其领域理论中的前提代替。如果对于一个给定谓词存在不止一条规则与之匹配，将产生搜索分支。列于水平线上方的是可操作性谓词，用小写字母开头，以示区别，括弧中是结点可操作性谓词所覆盖的实例，分别用“+”和“-”代表正例和反例。

现在，首先将根结点CUP(X)扩展为它的非操作性描述前提，产生结点1。此时，对非操作性谓词Liftable(x)用同样的方式进行处理，产生结点2，所包含的可操作性谓词覆盖正例a、b和反例g，但不能覆盖无把手(handle)的正例c和d，此时，对结点2的进一步操作化处理不会带来任何进展。由一般学习启发策略，去掉属性“part-of(x, y), isa(y, handle)”生成“或”结点3。由于领域

理论中有两条规则的右端者是Stable(x)，对Stable(x)的操作化处理产生两个平行结点4和5。对结点4的进一步扩展产生结点6；对结点5的进一步扩展产生结点7。结点6中已无非操作性谓词，但仍覆盖了反例f和g，说明领域理论不精确，因而求助于实例学习，启动归纳学习算法GL(学习过程如图4所示)产生子结点8。结点7和结点8均不再包含非操作性谓词，且仅覆盖正例，因此它们分别对应于概念“CUP”的一个相容、准确的描述定义，把它们放在一起，就是目标概念的一个完全、相容的定义：

$$is(x, light) \wedge part-of(x, y) \wedge isa(y, bottom) \wedge isa(y, flat) \wedge isa(y, small) \wedge part-of(x, w) \wedge isa(w, concavity) \wedge isa(w, upward) \rightarrow CUP(X)$$

$$is(x, light) \wedge part-of(x, y) \wedge isa(y, support) \wedge part-of(x, w) \wedge isa(w, body) \wedge above(w, y) \wedge part-of(x, z) \wedge isa(z, concavity) \wedge isa(z, upward) \rightarrow CUP(x)$$

$$is(x, light) \wedge part-of(x, y) \wedge isa(y, support) \wedge part-of(x, w) \wedge isa(w, body) \wedge above(w, y) \wedge part-of(x, z) \wedge isa(z, concavity) \wedge isa(z, upward) \rightarrow CUP(x)$$

从学习结果可以看到，产生的概念“CUP”可操作性描述克服了领域理论的不相容性和不精确性，排除了不相关特征“color”，并能正确判断实例集中的全部正例和反例。

#### 四、评价

本文通过概念“CUP”的学习，具体分析了SEBL模型、实例学习、基于解释的学习三种学习技术的学习过程，并对它们学习获得的知识进行了比较，评价。从中可以清楚地看到，SEBL模型学习获得的知识更加完善。

归纳起来，SEBL模型具有以下特点：  
①SEBL模型克服了不完善领域理论可能给

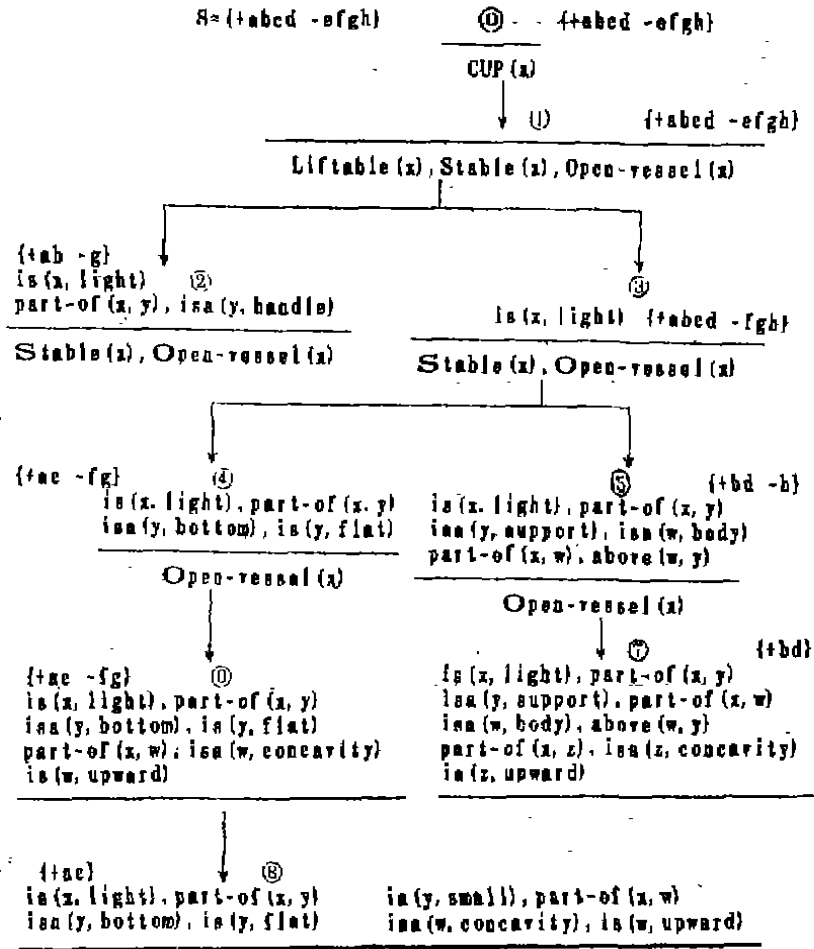


图3 概念“CUP”的特化树

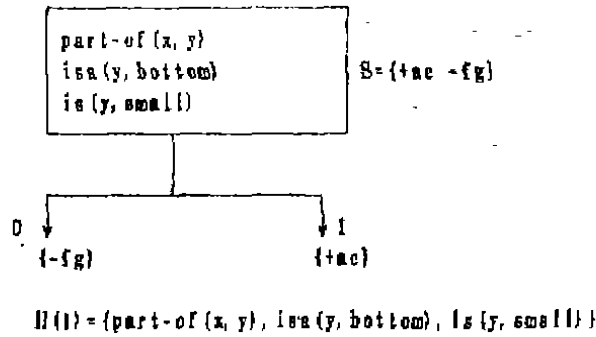


图4 归纳学习判定树的扩展和生成规则前提集

学习系统带来的不良影响；②SEBL模型避免了归纳跳跃问题；③SEBL模型获得的知识不会太特别；④SEBL模型能够学到真正的新知识。

参考文献

[1] 徐立本, 姜云飞编; 《机器学习及其应用》

吉林大学社会科学丛刊第69期1988

[2] 徐立本主编, 《机器学习新方法》, 吉林大学出版社, 1990

[3] Quinlan, J. R., 1986, Induction of Decision Trees, Machine Learning 1

[4] Gerald Dejong, An Introduction to Explanation-based Learning, Gordon and Breach Science Laboratory, University of Illinois

[5] Mitchell, T. M., R. Keller and S. Kedar-Cabelli, 1986, Explanation-based Generalization, A Unifying View, Machine Learning 1

[6] Francesco Bergadano, Attilio Giordana, A Knowledge Intensive Approach to Concept Induction, Proceedings of the 5th. ICML, 1988