

机器学习的若干方法分析*

范 慧 琳

(华侨大学计算机科学系, 泉州 362011)

摘要 介绍几种典型的机器学习方法, 比较和分析其优越性和局限性, 并在综合不同学习方法的基础上对集成学习系统进行探讨.

关键词 解释, 类比学习, 归纳学习, 符号学习, 联结学习, 神经网络, 遗传算法, 集成学习

分类号 TP 18

学习是人类智能的主要标志和获得智慧的基本手段. 以模拟人类智能的基本机理、开发更为“聪明”的计算机系统为目标的人工智能(AI)研究, 一直注重机器学习能力的开发. 80年代以来, 机器学习发展较为迅速, 已被视为解决专家系统中知识获取这个“瓶颈”问题的关键. 一般认为, 机器学习是一个有特定目的的知识获取过程. 其内部表现为从未知到已知这样一个知识增长过程; 其外部表现为系统的某些性能和适应性的改善, 使得系统能完成原来不能完成或更好地完成原来可以完成的任务. 它既注重知识本身的增加, 也注重获取知识的技能的提高. 本文首先概述几种典型的机器学习方法, 然后分析各方法的优点及其局限性, 最后讨论机器学习领域的新发展.

1 机器学习方法

正象人有各种各样的学习方法一样, 机器学习的方法也很多. 以下着重讨论机器学习体制之一——符号学习中的三种较典型的方法, 即解释学习、类比学习和归纳学习.

1.1 解释学习

解释学习是运用领域理论(简称域论), 对单一实例进行演绎而得出概念的定义^[1]. T. Mitchell 提出一个较为一般的定义: (1) 目标概念: 有关需学习概念的描述; (2) 训练实例: 目标概念的一个例子; (3) 领域理论: 一组规则和事实, 能用来解释训练实例是怎样满足目标概念描述的; (4) 操作准则: 定义在概念描述上的谓词, 用来说明概念描述表达形式被系统使用的难易程度; (5) 找出: 满足操作准则的描述, 它既是训练实例的推广, 又是目标概念的特殊化.

下面考察一个“自杀”的例子. (1) 目标概念: $Kill(x, y) \Leftrightarrow Hate(x, y) \wedge Weapon(c) \wedge Possess(x, c)$, x 杀死 y 等价于 x 恨 y 且 x 拥有一件武器 c . (2) 领域理论: $Depressed(w) \rightarrow Hate(w, w)$, 如果 w 沮丧, 则它恨自己; $Buy(u, v) \rightarrow Possess(u, v)$, 如果 u 买了 v , 则 u 拥有 v ; Gun

* 本文 1994-04-22 收到

(2) $\rightarrow \text{Weapon}(z)$, 如果 z 是枪, 则它是武器. (3) 训练实例(自杀): $\text{Depressed}(\text{John}), \text{Buy}(\text{John}, \text{obj1}), \text{Gun}(\text{obj1})$; John 很沮丧, 并且买了一支枪 obj1. (4) 操作准则: 目标概念必须用例子中出现的谓词表示. (5) 找出: 训练实例的一个概念, 它满足操作准则并成为目标概念的一个充分条件.

解释学习系统验证训练实例是目标概念的正确例子, 它构造出如图 1 所示的实例解释.

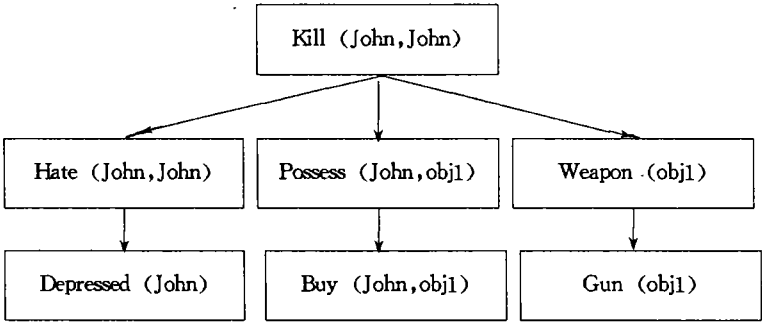


图 1 自杀实例的解释

解释学习系统通过推广此解释而产生一个如图 2 所示的一般化的解释结构. 通过增加合一限制来潜在地约束最终结果, 如使 $\text{Kill}(x, y)$ 成为 $\text{Kill}(x, x)$, 图 2 中叶结点的合取式便构成目标概念的一个充分条件, 即 $\text{Depressed}(x) \wedge \text{Buy}(x, c) \wedge \text{Gun}(c) \rightarrow \text{Kill}(x, x)$.

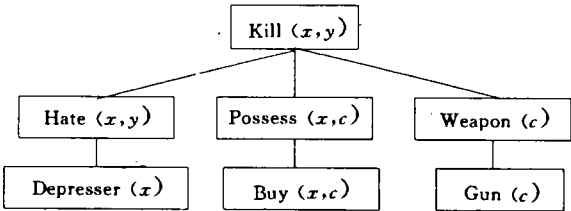


图 2 一般化解释结构

1.2 类比学习

类比推理是在两个领域中进行的, 一个是已认识了领域, 称为基; 另一个是当前尚未完全认识清楚的领域, 称为靶^[2]. 希望将基中的知识移植到靶中, 其形式定义如下: 类比推理是由于认识到靶和基在某些方面的相似, 从而推出它们在其它相关方面也相似. 设 B 和 T 分别是基和靶, B 的元素 b 与 T 的元素 t 相对应并具有相同性质 P, 即 $P(b)$ 和 $P(t)$ 为真. 若 b 还具有性质 Q, 则可推出 t 亦具有性质 Q, 即 $P(b) \wedge Q(b), P(t) \vdash Q(t)$.

根据不同的论域, 不同的着眼点以及不同的相似性, 可将类比推理划分为若干形式. 总之, 类比推理过程可分两步: 首先是找出基与靶的公共性质 P, P 与基的另一性质的关系 $P(b) \rightarrow Q(b)$, 并且推广成 $(\forall x)(P(x) \rightarrow Q(x))$; 其次, 从基到靶的映射以得到靶的新性质, 即从 $(\forall x)(P(x) \rightarrow Q(x))$ 和 $P(t)$ 应用假言三段论得出 $Q(t)$.

类比推理的应用实例很多, 如法律上的类比断案, 自动程序设计, 智能教学系统等, 许多代表人类智能最高成就的重大发现都是起源于类比.

1.3 归纳学习

基于归纳的机器学习系统,是根据有关环境的数据和实例等推导出一般规则或结论^[3]. 根据是否有“教师”指导,归纳学习又分成示例学习和观察与发现学习.

1.3.1 示例学习 示例学习是从已知的正例集和反例集中,归纳出能描述正例集而排除反例集的一般描述规则. 教师提供的已知例子是一些初级数据,由学习系统对这些数据进行加工,去粗取精,去伪存真,从有限的例子中尽可能多地提取有用的信息,得出正确的规则. 这是一个从特殊到一般的过程.

示例学习对教师的依赖程度较大,教师提供的示例好坏直接影响学习的成效且设计一组恰当的示例又要耗费不少精力. 如 cup(杯子)的学习问题(图 3),这个例子是 Winston 提出由 Mitchell 等人多次使用过的古典问题. 通过这一组适当的正反例(a, b, c, d 为正例, e, f, g, h 为反例),启动-示例学习系统,由此得到关于目标概念 cup 的一个完全、相容的定义: $is(x, light) \wedge part-of(x, y) \wedge isa(y, bottom) \wedge isa(y, flat) \wedge isa(y, small) \wedge part-of(x, w) \wedge isa(w, concavity) \wedge isa(w, upward) \rightarrow cup(x); is(x, light) \wedge part-of(x, y) \wedge isa(y, support) \wedge part-of(x, w) \wedge isa(w, body) \wedge above(w, y) \wedge part-of(x, z) \wedge isa(z, concavity) \wedge isa(z, upward) \rightarrow cup(x)$.

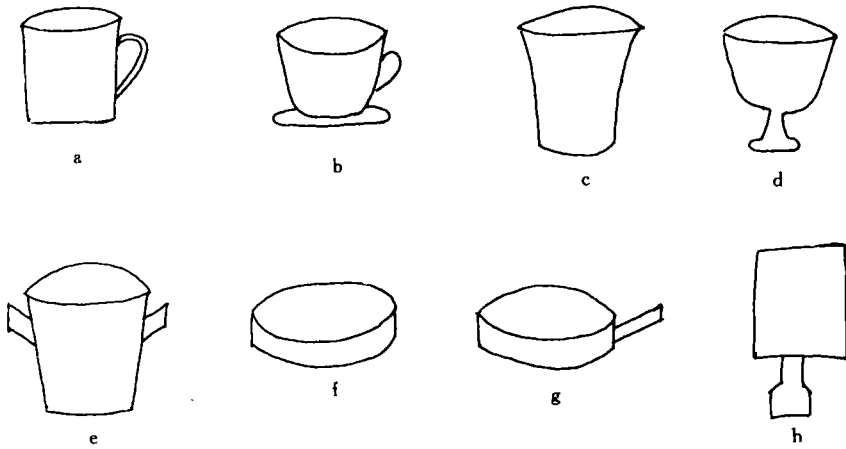


图 3 概念 cup 的正反例

1.3.2 观察与发现学习 观察与发现学习,是机器学习研究中最困难然而却是最为诱人的一面. 系统在没有教师的指导下,根据环境提供的实例,对一些简单的事实以及一些规则独立地进行推理,构造一个一般的概念描述来复盖所有或大多数实例. 这种学习过程通常分为两个步骤:首先是分类,即根据给定例子的属性,正确区分哪些例子应归为一类;其次是对每一分类进行特征概括,得到一个概念的语义符号描述. 在归纳学习研究中,概念聚类是一种较为成熟的技术和方法,于 1980 年由 Michalski 首次提出. 它的基本思想是把实例按一定的方式和准则进行分类,从而产生每一类的概念描述,并用来指导进一步分类,直到结果满意为止. 一般地说,概念聚类过程可描述为:(1) 给定一组观察实例,一组用来刻画实例的属性和背景知识库;(2) 寻找实例类及其层次结构和每个类或子类的描述,并满足最好聚类准则.

2 若干方法特性分析

下面分析归纳学习、类比学习和解释学习的优越性和存在问题,以及结合多种学习方法协同工作的学习方式。

归纳学习是从特殊的经验事例中提取一般规律的方法,在协助获取专家知识方面起到很好的作用。专家多年积累的经验通常是“隐式知识”,甚至只是一种直觉,难于表述和提取。但专家经验来源于实践,是对大量实例和现象的归纳。因此,用归纳学习方法来获取专家知识恰到好处,它为解决专家系统的知识获取这个瓶颈问题提供了重要的手段。归纳学习不使用域论来分析、判断实例的属性。它仅通过实例之间的比较来提取共性与不同,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。此外,归纳学习虽然对域论要求少但须有多个实例,对有些领域来说给出多个实例并非易事,且得出的归纳结论的正确性问题进一步限制了其使用的范围。

类比是人类最重要、最富创造性的思维方式之一。当前类比学习模拟的主要困难是基(类比源)的联想,即给定一个目标域,再从无数个错综复杂的结构中找出一个或数个候选的基。例如,著名的卢瑟福类比就是通过将原子结构同太阳系进行类比,从而发现原子结构的奥秘。然而,当卢瑟福研究原子结构时他是怎么想到同太阳系类比的呢?这涉及到灵感思维问题。在当前实际应用中,基都是由用户给出的,这实际上决定了机器只能重复人们已知的类比,而不能帮助人们学到什么。人在类比过程中常常根据某些局部的相似性而自觉地捕捉到基,这种机制尚待研究。

解释学习的主要优点在于它仅需要一个训练实例。如果域论是完善的,解释学习系统所得到的学习描述就是正确的,并且不存在归纳跳步问题。解释学习是一种知识转换,用训练例来激发知识库,将概念的不可操作描述变成可操作的描述,从而提高执行系统的效率。因此,可操作性是区别解释学习系统最终学到的概念描述与初始描述的关键。从这个角度看,解释学习并没有真正学到新的知识^[4]。解释学习是与域论紧密相关的,且对域论的要求相当苛刻,实际领域常常无法给出一个完善的域论,而只能在学习过程中不断加以完善。因此,把它用到一个复杂性稍大的领域就相当困难。

从以上分析可知,尽管每一方法都有各自的优点,但也都存在一定的局限性。为了克服单一方法的不足,结合多种学习方法协同工作的学习系统的研究便应运而生,以示例学习与解释学习的结合为例。示例学习的主要缺陷是归纳跳步问题;领域理论的不完善则使解释学习的应用受到很大限制。这两种学习方法的结合,一方面可用领域知识来指导归纳学习过程;另一方面则可用归纳学习来弥补领域知识的不完善,达到扬长避短的目的。

3 结束语

机器学习是人工智能发展中一个十分活跃的领域。机器学习的研究目的,是希望计算机具有能象人类一样从现实世界获取知识的能力,同时,建立学习的计算理论,构造各种学习系统并将之应用到各个领域中去。当前,机器学习的研究仍继续向纵深方向发展,研究者从各自不同的研究环境提出多种截然不同的学习体制,但大体上可分为符号学习、联结学习和遗传算法这三种。以上讨论的各种学习方法均属符号学习。它的处理对象是符号,处理媒介为符号

的结果也是符号知识. 它是在最高层次上模拟人类总结抽象、分析推理和联想等理性活动. 联结神经网络是由一组类似神经元的单元及单元间带权的联接组成, 学习就是确定(或调整)单元之间联系的权值, 以期得到满意的输出^[6]. 它是非符号的, 直接对人类神经网络进行模拟, 以反映感觉层次上的智能活动, 具有高度并行分布式处理的能力, 并在处理语言、图像识别等方面显示出极大的潜力. 遗传算法主要源于对生物演变和达尔文自然选择的直接模拟. 它要求提供一组对环境的感知结果和行为的评价, 通过运用一些规则输出一组应执行的行动, 适于描述或模拟人类与环境交互中为了某些目标(如生存、保护)的本能活动.

高水平的思维活动要经历感知、理解、推理、联想、创造等一系列心理活动过程, 为解决实际问题往往要结合多种不同的思维活动方式. 人类这种思维活动方式的集成关系在机器学习上便体现为多种学习体制下的集成学习系统, 从而使机器学习达到较高水平^[6]. 因此, 机器学习的发展方向可归结为: (1) 加强学习的形式理论的研究, 以坚实的理论基础促进机器学习的实际应用; (2) 面向实际应用的学习系统的研制, 并在应用中发展和完善现有方法; (3) 加强同一学习体制中多种方法的集成学习系统(或不同学习体制的集成学习系统)的研究, 以便解决复杂任务和模拟思维过程.

参 考 文 献

- 1 Keller R M. Defining operationality for explanation-based learning. *Artificial Intelligence*, 1988, 35: 227~241
- 2 洪家荣. 机器学习——回顾与展望. *计算机科学*, 1991, (2): 1~8
- 3 罗翊, 王克宏. 基于归纳的机器学习方法的实现. *计算机科学*, 1992, (2): 69~73
- 4 黄宗铭, 吕建, 王志坚等. 机器学习. *计算机科学*, 1991, (1): 26~31
- 5 Neal R M. Connectionist learning of belief networks. *Artificial Intelligence*, 1992, 56: 197~236
- 6 吴轶华. 集成学习. *计算机研究与发展*, 1991, (9): 1~6

An Analysis of Several Methods of Machine Learning

Fan Huilin

(Dept of Computer Science, Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract Several typical methods of machine learning are related briefly and compared with each other. Their superiorities and limitations are analysed. An integrated learning system which integrating different methods is discussed finally.

Keywords explanation, learning by analogy, inductive learning, symbolic learning, connectionist learning, neural networks, genetic algorithm, integrated learning