

计算学习理论及其应用(1)

59-63

张鸿宾 (100044北京计算机学院)

TP18

摘

要

为了解决机器学习中的一些基本理论问题,近几年来一个新的研究领域——计算学习理论取得了很大的进展。本文介绍计算学习理论的发展及其成果,分析几种主要的学习模型及其应用。

一、前言

近年来,随着专家系统、知识获得系统等智能信息处理系统的发展,机器学习的基础理论的研究引起了人们越来越大的重视。为了从理论上回答机器学习所需要的时间、空间和信息资源等问题,阐明机器学习的本质,分析学习的可能性及其效率,国外一些研究人员把计算复杂性、算法、形式语言以及统计推断等理论和机器学习的研究结合起来,提出了一些新的学习模型,取得了一批引人注目的研究成果,并由此诞生了计算机科学的一个新的研究领域——计算学习理论(Computational Learning Theory)。从1988年起,美国已连续三年召开了计算学习理论的学术会议(Workshop on Computational Learning Theory—88, 89, 90)。德国在87年和89年、日本在90年也先后分别召开了相似内容的国际学术会议。这个新领域的活跃程度可见一斑。

大体上讲,一个机器学习系统主要由以下几部分组成。1.学习者。2.学习的对象。3.向学习者提供有关学习对象的什么信息。

4.学习者根据提供的信息如何学习。5.如何衡量学习的成功与否以及学习的效率等。计算学习理论用形式的方法,以计算复杂性理论、形式语言理论和统计推断理论等为工具,研究以上各个问题和它们间的相互关系,提出新的学习模型,分析学习所需的时间、空间和信息等资源,判定学习对象的可学习性及学习的效率。可以看出,计算学习理论所研究的正是机器学习中一些共同的、根本性的基础问题,它的研究成果对机器学习的理论和应用具有重要的指导意义。正如形式语言的研究为计算机的编译理论奠定了基础一样,人们期待着计算学习理论能在机器学习中起到一种类似的作用。

到目前为止,计算学习理论中所提出的学习模型主要有以下几种。

1.归纳学习。这是机器学习中研究历史最长的一个领域。其中包括形式语言的文法推断,模型的学习以及递归函数的归纳学习等。

2.以提问的方式进行学习的EXACT学习模型(Exact Learning)、MAT(Minimal

pp108-120, 北京大学出版社, 1988

[3] 洪家荣, 思维模拟——人工智能的根本途径, 《计算机科学》, 第4, 1991

[4] D.B. Lenat, When will machines learn?

《Machine Learning》, 4, pp255-257, 1989

[5] 刘庆波, 有限域汉语咨询系统的研究与实现, 硕士论文, 1990

Adequate Teacher)学习模型。

3. PAC (Probably Approximately Correct) 学习模型。

4. 模式识别、人工神经网络中的参数学习模型等。

本文将分析上述几种主要的学习模型所取得的一些最新研究成果及其可能的应用。下面第二、三节在简单回顾机器学习的历史发展后,介绍形式语言文法推断方面的最新进展。第四节介绍 EXACT 及 MAT 学习模型。第五节分析 PAC 学习模型及其进展。第六、七节分析在机器学习中起着重要作用的 Vapnik-Chervonenkis 维数的概念以及计算学习理论在人工神经网络中的应用。

二、形式语言文法的归纳学习

机器学习的历史可以追溯到五十年代 Moore 关于顺序机械同定的研究。Moore 的工作促进了后来的系统的辨识、形式语言的文法推断以及递归函数的归纳学习等研究的发展。下面将主要分析文法推断方面的一些最新进展。

形式语言的文法推断是指,给出属于某语言的字符串和不属于该语言的字符串后,找出规定该语言的文法。Gold 在 1967 年提出的极限学习(同定, identification in the limit)是文法推断方面早期的一个工作^[1]。设 Σ 是有穷字母表, $C = \{L_1, L_2, \dots\}$ 是 Σ 上的语言族。 $R = \{G_1, G_2, \dots\}$ 是 C 的某未知语言 L 的表示族。对语言 L , L 的所有元素 w 至少出现一次的无穷序列 $w_1, w_2, \dots$ 称为 L 的正的提示。当不仅 L 的元素, $\Sigma^* - L$ 的元素也至少出现一次的无穷序列称为 L 的完全提示。在完全提示中, w 标有是否属于该语言的标志。设 M 是通过 R 的元素 G 推断 C 的某语言 L 的算法。当任意的提示 $T = w_1, w_2, \dots$ 输入给 M 后, M 的输出为 $G_1, G_2, \dots$ 等(文法)。当存在某个整数 m , 使得 $L = L(G_m)$, 即 $G_m = G_{m+1} = G_{m+2} = \dots$ 时, 称 M 在极限意义下通过 R 从提示 T 中能够对 L 进行正确的学习(同定), 简称为极限学习(同定), 若

对于 C 的任一 L 都能进行正确的极限学习, 称 M 能对 C 进行极限学习。对于 C 来说, 若存在这样的算法 M , 则称 C 是可极限学习的。

对于极限学习的能力, Gold 在 1967 年和 1978 年先后证明了以下两个定理。

定理 1^[1] 从正的提示(正例)中不可能对超有穷语言族进行学习。

所谓超有穷语言族是指至少含有一个无穷语言、其余是有穷语言的语言族。由于正则语言族是超有穷语言族, 从定理 1 可知, 正则语言族是不能仅从正例中学习的。

仅仅从正例中进行学习的能力不如从正、反例两方面进行学习的能力可以这样来理解。对于语言族 $C = \{L_1, L_2, \dots\}$, 当从语言 L_i 的正提示中推测出的 G 发生错误, 即 $L_i \neq L(G)$ 时, $L_i - L(G)$ 可能是空或非空集。当 $L_i - L(G)$ 非空时, 表示 G 的错误的某个 $w \in L_i - L(G)$ 一定会在后来的某个提示中出现, 从而使 G 得到修正。然而, 当 $L_i - L(G)$ 为空时, $L_i \subset L(G)$ 。 $L(G)$ 和 L_i 的任一正例都不矛盾。因此仅从正例中不可能出现 G 的错误。 G 的推测过于一般化了。

对于从正、反例两方面进行学习的能力, Gold 证明了下面的定理。

定理 2^[2] 对于给定的有限个正、反例的集合 S 和正整数 t , 判定是否存在能识别 S 的状态数最大为 t 的确定型有穷自动机(DFA)是 NP-完全问题。

上面两个定理说明了从事例中、特别是仅从正例中进行学习的困难性。由于从事例中进行学习在实际中有着广泛的应用, 上面的结果无疑是悲观的。近年来, 国外一些研究人员从两个方向对上述学习模型作了改进。一个方向是引入新的学习模型, 向学习者提供更多的信息。另一个方向是对学习对象加以限制, 对某种语言族的部分族加以学习。下面分别分析沿着这两个方向上的一些进展。

三、从正例中进行学习的能力

为了防止只从正例学习时的过一般化错

误, Angluin对学习对象的语言族加了一定的限制, 对一定的语言族, 给出了可学习的充分必要条件。

定理3^[3,4] 语言族 $C = \{L_1, L_2, \dots\}$ 从正例中可学习的充分必要条件是, 对于任意的 i , 存在枚举 L_i 的有限证据 T_i 的元素的过程。

上述定理中 L_i 的有限证据 T_i 是指 L_i 的有穷子集, 它满足如下的条件: 当 $T_i \subseteq L_i$ 时, L_i 中 L_i 。有限证据的引入有效地防止了学习的过一般化错误。

由于上述定理要对 L_i 等进行检验, 在使用上很不方便。Angluin分析了可学习的其它表示条件。下面是其中的一种。

定理4^[3,4] 有限厚的语言族从正例中是可学习的。

语言族 $C = \{L_1, L_2, \dots\}$ 是有限厚的是指, 对任意的有穷非空集合 $s \subseteq \Sigma^*$, 包含 s 的 C 的语言只有有限个。可以证明, 有限厚的条件是充分的, 但不是必要的。显然, 这个条件比定理3要容易使用。

Angluin指出, 实际上有不少语言族, 例如“模式(pattern)语言族”等, 它们都满足有限厚的条件, 因而是可以学习的。所谓模式语言是指: 假定 $X = \{x_1, x_2, \dots\}$ 是由和 Σ 不同的字符组成的可数字母表。 Σ 和 X 的元素分别称为常量和变量。模式是由一个以上的常量和变量组成的字符串。当把一个模式 $\pi \in (\Sigma \cup X)^+$ 中的各个变量用长度为1以上的常量字符串置换后, 能得到的字符串的集合称为模式 π 的语言 $L(\pi)$ 。例如当 $\Sigma = \{a, b\}$, $X = \{x_1, x_2\}$ 时, 若模式 $\pi = ax_1bx_2$, $\tau = ax_1bx_1$, 则 $L(\pi) = \{aubv \mid u, v \in \Sigma^+\}$, $L(\tau) = \{awbw \mid w \in \Sigma^+\}$ 。在作变量置换时, 所有的同一变量都必须用同一个常量字符串置换。

Angluin还进一步证明, 当模式中出现变量的种类只有一个时, 存在着多项式时间的算法可以从正例中求出这一个变量的模式。Shinozaki推广了上述结果^[6], 提出当模式中的各个变量最多出现一次及允许用空

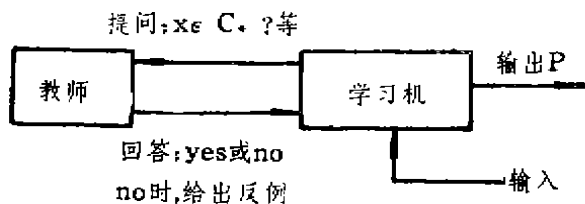
字符串作置换时, 同样存在多项式时间的学习算法。

以上的研究成果表明, 在Gold的悲观结论之后, 通过对学习对象加以限制, 人们还是找到了相当一类的可学习语言族。

四、通过提问进行学习的模型

由于认识到从事例中学习的困难性, 一些研究人员开始寻找新的学习模型。Angluin于1987年提出的通过向教师提问进行学习的方式就是其中的一个尝试^[9]。Angluin把学习过程中教师的作用形式化, 研究了提问的类型和可学习性间的关系, 提出了衡量学习效率的多项式时间学习的概念。

Angluin的学习模型如下图所示。这里



学习的对象是某种概念类。学习机通过向教师(oracle)提问获得学习对象的信息, 然后输出定义该概念的程序 p 。这里的程序 p 不是由教师直接给出的, 而是学习机通过学习自己获得的。

设该学习机的输入集合为 U , 要学习的概念为 C_* , 它是 U 的一个子集。程序 p 所定义的概念记为 $c(p)$ 。显然 $c(p) \subseteq U$ 。Angluin分析了以下六种类型的提问和教师的作用。

1. 所属性(membership)。当输入 U 的某个元素 x 时, 若 $x \in C_*$, 回答为 yes, 否则为 no。

2. 等价性(equivalence)。当输入为 p 时(学习机生成的假设), 若 $c(p) = C_*$, 回答为 yes, 否则为 no。当回答为 no 时, 从 $c(p)$ 和 C_* 的对称差 $c(p) \Delta C_* = ((c(p) - C_*) \cup (C_* - c(p)))$ 中返回任一元素 x 。

3. 部分性(subset)。当输入为 p 时, 若 $c(p) \subseteq C_*$ 回答为 yes, 否则回答为 no。当回

答为no时, 返回 $c(p) - C_*$ 中的任一元素 x 。

4. 包含性(superset)。当输入为 p 时, 若 $c(p) \supseteq C_*$, 回答为yes, 否则为no。当回答为no时, 返回 $C_* - c(p)$ 中的任一元素 x 。

5. 不相交性(disjointness)。当输入为 p 时, 若 $c(p) \cap C_*$ 为空集时回答yes, 否则为no。当回答为no时, 返回 $c(p) \cap C_*$ 中的任一元素 x 。

6. 全体性(exhaustiveness)。当输入为 p 时, 若 $c(p) \cup C_* = U$, 回答为yes, 否则为no。当回答为no时, 返回不属于 $c(p) \cup C_*$ 的任一元素 x 。

在上述2—5类型的提问中, 当回答为no时所返回的 x 称为反例。反例的选择是任意的。当只回答yes或no, 而不返回反例时, 所进行的提问称为受限的。

以上六种类型的提问可以单独使用, 也可以几种组合起来使用。对不同的学习对象, 不同类型的提问对可学习性、学习的效率等会产生很大的影响。学习成功的基准和学习的效率可以定义为, 当学习机利用提问在有限时间内获得定义概念 C_* 的程序 p , 而且 $c(p) = C_*$ 时, 这种学习称为“正确学习”, 这种学习模型称为EXACT学习模型。如果学习机能在 C_* 的复杂性度量 n 和返回的反例的最大长度 m 的多项式时间内正确地学习到概念 C_* 时, 称概念 C_* 是多项式时间可学习的, 该学习称为有效率的。这样定义学习的效率是和当前计算机的能力相符合的。

Angluin最先研究了只利用所属性和等价性提问的学习模型。这种系统内具有能正确回答所属性和等价性的教师。Angluin把这种教师称为“最小胜任教师”(MAT: Minimally Adequate Teacher)。Angluin所以这样称呼这种学习模型, 也许是认识到只从正、反例中对许多概念类不能学习, 要学习相当一类的概念, 能回答所属性和等价性提问的教师恐怕是最低限度的胜任教师。这种看法在不少情况下是对的。但不总是这样, 要视学习对象而定。后面将提到一些概念

类, 这时的MAT教师不是“最小胜任”的。尽管有不少例外, 但所属性和等价性确是两种最基本的提问类型。

对于MAT学习模型的能力, Angluin证明了以下的结果。

定理5^[6] 对于正则语言族, MAT学习模型可以通过DFA在 m 和 n 的多项式时间内进行学习。其中 m 是反例的最大长度, n 是接受学习对象的正则语言的DFA的最小状态数。

由于对正则语言族通过正反例进行学习是一个非常困难的问题, 因此上述定理说明, 使用MAT模型后使学习变得容易了。

向学习机少提供一些信息其结果又如何呢? 下面是Angluin证明的另外两个结果。

定理6^[7] 只使用所属性和受限(弱)等价性提问, 不能在多项式时间内通过DFA对正则语言族进行学习。

定理7^[8] 只使用等价性提问, 不能在多项式时间内通过DFA对正则语言族进行学习。

在Angluin工作的推动下, 人们对其它学习对象的MAT学习可能性也进行了不少研究工作。虽然MAT模型能否学习上下文无关语言族仍然是一个未解决的问题, 但对上下文无关语言的部分族, 如One-Counter语言^[9]、Even Linear语言^[10]、简单确定型语言(Simple Deterministic Language)^[11]等都已经证明是通过MAT模型可以正确地、有效率地进行学习的。另外, 如果把MAT模型扩展一些, MAT教师能够提供上下文无关语言的语法推导树的结构的信息, 那么这时的上下文无关语言族是可以通过树自动机进行正确的有效率的学习^[12]的。

以上简要地介绍了MAT学习模型及其能力。值得注意的是, 存在着这样的学习对象, 这时的MAT教师不是“最小胜任”的。例如, 对于前面曾提到的“模式语言族”, MAT教师不能正确而有效率地解决它的学习问题。即使再加上能回答“部分性”提问的能力

也是如此。而只使用“包含性”提问却能正确地有效率地学习^[7]。这说明一个学习系统能否对未知对象进行学习,主要取决于学习对象本身的性质及提问的类型是否有助于学习。针对不同的学习对象,需要使用不同类型的信息。

以上我们简要地回顾了计算学习理论发展的历史,它的研究内容以及近年来在归纳学习和通过提问进行学习方面取得的一些最新成果。分析了学习成功的基准及学习的效率等问题,介绍了可学习和多项式时间学习等概念。下一篇我们将分析PAC学习模型以及计算学习理论在实际中的应用。

目前,在机器学习的研究和应用中,有不少是凭经验作出的,缺乏坚实的理论基础。而计算学习理论通过把学习者、学习对象和教师的作用形式化,以计算复杂性理论、形式语言理论等为工具,试图把学习问题建立在坚实的理论基础之上。正如形式语言的研究对计算机的编译程序起了指导性的作用一样,人们期待计算学习理论能够为机器学习奠定坚实的理论基础,促进机器学习的实际应用。

参考文献

- [1] Gold, E.M., Language Identification in the Limit, *Information and Control*, 10, pp.447—474.(1967)
- [2] Gold, E.M., Complexity of Automaton Identification from Given Data, *ibid*, 37, pp.302—320(1978)
- [3] Angluin, D., Finding Common Patterns to a Set of Strings, *J. of Computer and System Science*, 21, pp. 46—62(1980)
- [4] Angluin, D., Inductive Inference of Formal Languages from Positive Data, *Information and Control*, 45, pp. 117—135(1980)
- [5] Shinohara, T., Polynomial Time Inference of Extended Regular Pattern Languages, *Lecture Notes in Computer Science*, 147, pp.115—127(1983)
- [6] Angluin, D., Learning Regular Sets from Queries and Counter-Examples, *Information and Computation*, 75, pp.87—106(1987)
- [7] Angluin, D., Queries and Concept Learning, *Machine Learning*, 2, pp. 319—342(1988)
- [8] Angluin, D., Negative Results for Equivalence Queries, *ibid*, 5, pp.121—150(1990)
- [9] Berman, P. and Roos, R., Learning One-Counter Languages in Polynomial Time, In *Proceedings of 28th IEEE Symposium on Foundations of Computer Science*, pp.61—67 (1987)
- [10] Takada, Y., Grammatical Inference for Even Linear Languages Based on Control Sets, *Information Processing Letters*, 28, pp.193—199(1988)
- [11] Ishizaka, H., Polynomial Time Learnability of Simple Deterministic Languages, *Machine Learning*, 5, pp.151—164(1990)
- [12] Sakakibara, Y., Learning Context-Free Grammars from Structural Data in Polynomial Time, *Theoretical Computer Science*, 76, pp. 223—242 (1990)