



MACHINE LEARNING

机器学习引论

徐立本 主编

吉林大学出版社

机器学习引论

徐立本 姜云飞 张世伟 等编

吉林大学出版社

机器学习引论

徐立本 姜云飞 张世伟 等编

吉林大学出版社出版
(长春市东中华路 29 号)

吉林省新华书店发行
长春大学印刷厂印刷

开本：850×1168 毫米 1/32

1992 年 4 月第 1 版

印张：13.75

1992 年 4 月第 1 次印刷

字数：341 千字

印数：1—500 册

ISBN 7-5601-1172-6/TP·19

定价：4.45 元

前 言

机器学习是当前人工智能研究的重要方向之一。机器学习对人工智能的理论研究和实际应用关系甚大，甚至可以说，它是影响人工智能发展的瓶颈问题之一。我国著名计算机科学家徐家福教授最近指出：“所谓智能，众说纷纭，看来，智能主要指学习功能一说，较为可取”^[24]，他又进一步指出：“不具备学习功能的系统，本质上只是储存与检索系统”^[24]。美国一些大学，早在十多年以前，就为研究生开设了“机器学习”这门课。十多年来，机器学习的研究又取得飞速的进展，已有的机器学习方法日臻完善，新的学习方法层出不穷，甚至后来居上；各种机器学习系统脱颖而出，理论正在创立，应用日益广泛。这些成就充分显示出机器学习学科的广阔发展前景。著名机器学习学者 J. G. Carbonell 最近指出：“如同知识表示和推理一样，机器学习渗透到人工智能的所有领域”。因此，“在 80 年代，机器学习重新成为人工智能的一个重要研究领域”^[2]。综上所述，现在已经有条件有必要为计算机专业（特别是人工智能方向）的研究生开设机器学习这门课了。

从 1988 年开始，我先后为吉林大学计算机专业的研究生开过三次机器学习课。在教学中深感这门课的参考文献比较分散，在国内能查到的国外教材也只有 2~3 种（专题研究专著除外），对研究生学习很不方便。有鉴于此，在教学与科研过程中，我们不断搜集文献，编写资料，现将三年多来编写的材料，汇集成书，献给读者。在编写本书时，我们特别注意两点：第一，反映这门学科的科学性、系统性；第二，考虑读者学习上的方便。根据第一点要求，我们希望本书尽量比较全面地、系

统地反映这门学科的现有成果，首先要反映最基本、最重要的成果。根据第二点要求，我们希望本书既便于研究生循序渐进学习这门课，又可通过本书了解这门学科的发展趋势，为进一步开展研究工作奠定一个较好的基础。在书中，对许多机器学习方法和系统，都有评述，这些评述涉及文献较多，虽然读者从本书难以了解详情，但对读者了解本学科的研究课题和发展趋势一定是有益的。

本书由徐立本主编，参加编写的有徐立本、姜云飞、张世伟、尹铁岩、张奇志和戈峰。如果本书对读者学习和研究机器学习有所帮助的话，我们将感到莫大欣慰。

本书适于做计算机专业及有关专业的研究生教材和本科生选修教材，也可供从事人工智能(特别是机器学习和专家系统)、智能计算机、模式识别、机器人学、思维科学和认知心理学研究的学者参考。

由于水平所限，加之时间仓促，书中一定存在不当甚至错误之处，恳请读者和专家指正。

徐立本

1991年8月于吉林大学

目 录

绪 言	(1)
0.1 机器学习及其研究的意义	(1)
0.2 机器学习的应用	(3)
0.3 机器学习方法的分类	(5)
0.3.1 基于学习策略的分类	(6)
0.3.2 系统性分类	(9)
0.4 一个简单的学习模型	(10)
0.5 机器学习的历史概况	(14)
第一章 机械学习	(17)
1.1 概 述	(17)
1.2 同机械学习有关的几个问题	(18)
第二章 示教学习	(21)
2.1 两种示教学习系统的实现方法	(21)
2.2 示教学习系统的实现步骤	(22)
2.3 实用化程序 FOO	(26)
2.3.1 接受有关红心游戏的建议	(26)
2.3.2 FOO 的初始知识库	(27)
2.3.3 对“避免取点”指示的实用化过程	(27)
2.4 小 结	(31)
第三章 示例学习	(33)
3.1 概 述	(33)
3.1.1 示例学习系统的两空间模型	(33)
3.1.2 例子空间	(36)
3.1.3 解释过程	(38)
3.1.4 规则空间	(39)
3.1.5 实验计划过程	(48)

3.2 学习单个概念.....	(50)
3.2.1 变型空间法.....	(51)
3.2.2 求精算子法.....	(61)
3.2.3 产生与测试法.....	(66)
3.2.4 概要例示法.....	(69)
3.3 学习多个概念.....	(73)
3.3.1 AQ11	(75)
3.3.2 Meta-DENDRAL	(80)
3.4 学习完成多步任务.....	(90)
3.4.1 学习完成多步任务.....	(90)
3.4.2 LEX	(94)
第四章 发现学习.....	(106)
4.1 概 述	(106)
4.1.1 机器学习与发现	(106)
4.1.2 数据驱动的发现学习	(107)
4.1.3 模型驱动的发现学习	(108)
4.2 BACON 系统	(108)
4.2.1 BACON 的结构	(109)
4.2.2 BACON 的不足	(113)
4.3 AM 系统	(113)
4.3.1 AM 的结构	(114)
4.3.2 AM 以及对学习的“双空间”观点	(118)
4.3.3 AM 的初始知识库	(124)
4.3.4 结果:作为数学家的 AM	(125)
4.3.5 对 AM 的评价	(127)
第五章 观察学习.....	(130)
5.1 概念聚类系统 CLUSTER/2	(130)
5.1.1 引 言	(131)
5.1.2 概念聚集	(134)

5.1.3	算法中的术语和基本操作	(136)
5.1.4	聚类质量的标准	(145)
5.1.5	方法和实现	(147)
5.1.6	一个实例:百首西班牙民歌的分类	(160)
5.1.7	小 结	(163)
第六章	解释学习	(165)
6.1	基于解释的抽象	(165)
6.1.1	引 言	(166)
6.1.2	问题的提出和一个例子	(168)
6.1.3	其它两个例子	(176)
6.1.4	观点和有待解决的问题	(186)
6.1.5	小 结	(191)
6.2	基于解释的学习	(192)
6.2.1	引 言	(192)
6.2.2	基于解释的学习与基于解释的抽象	(193)
6.2.3	通过观察进行基于解释的学习	(196)
6.2.4	改进抽象	(198)
6.2.5	关于实用性标准的问题	(203)
6.2.6	EBG 算法的技术问题	(204)
6.2.7	一些解决方法	(206)
6.2.8	改进的基于解释的抽象方法	(212)
6.2.9	小 结	(216)
6.3	问题求解中的解释学习	(217)
6.3.1	引 言	(218)
6.3.2	EBL 目前的一些问题	(219)
6.3.3	EBL 是一种改进问题求解性能的思想	(222)
6.3.4	PRODIGY 系统	(225)
6.3.5	EBL 的组成	(232)
6.3.6	PRODIGY 系统进行学习的例子	(242)

6.3.7 小 结	(254)
6.4 从失败中进行解释学习	(255)
6.4.1 引 言	(256)
6.4.2 技术描述	(257)
6.4.3 结构描述	(262)
6.4.4 有待探讨的问题	(262)
6.4.5 相关的工作	(264)
6.4.6 小 结	(265)
第七章 类比学习	(266)
7.1 类比推理的一般模式	(266)
7.1.1 候选类比的识别	(267)
7.1.2 类比映射的建立	(269)
7.1.3 类比的评价	(272)
7.1.4 类比推理的充实	(276)
7.2 概念学习和自动推理中的类比	(278)
7.2.1 类比学习和类比推理	(279)
7.2.2 基于抽象的有用类比推理	(291)
7.3 问题求解和规划中的类比推理	(298)
7.3.1 转换类比学习	(298)
7.3.2 派生类比学习	(318)
第八章 联接学习	(339)
8.1 联接模型	(340)
8.1.1 联接网络的表示与学习	(342)
8.2 无隐单元的联想存储	(343)
8.2.1 线性联想器	(344)
8.2.2 非线性联想网	(345)
8.3 多层网络的误差回归学习方法	(347)
8.3.1 使用误差回归发现语义特性	(349)
8.3.2 回归用于将文本翻译成语音	(353)

8.3.3	回归用于语音识别	(354)
8.3.4	回归方法的不足之处	(356)
8.4	Boltzmann 机	(356)
8.4.1	Boltzmann 机中加强值和熵的最大化	(360)
8.4.2	两种网络的 Boltzmann 机学习方法	(361)
8.5	竞争学习	(364)
8.5.1	竞争学习	(364)
8.5.2	竞争学习与回归的关系	(366)
8.6	人工神经网络与符号处理计算机的对比	(367)
第九章	分类器系统和遗传算法	(370)
9.1	引 言	(370)
9.2	概 述	(373)
9.3	分类器系统	(375)
9.3.1	定义基本要素	(375)
9.3.2	例子	(377)
9.4	分类器系统的问题求解机制和学习机制	(386)
9.5	桶队列算法	(390)
9.6	遗传算法	(393)
9.7	和其它学习策略的比较	(401)
9.8	小 结	(403)
第十章	SOAR 和聚块	(404)
10.1	引 言	(404)
10.2	主要设计原理与特征	(405)
10.2.1	用问题空间表示任务	(405)
10.2.2	通用子目标生成原理	(405)
10.2.3	用产生式表示长期知识	(406)
10.2.4	生成子目标处理死胡同	(406)
10.2.5	用优先权表示控制搜索知识	(407)
10.2.6	监视目标终结	(407)

绪 言

0.1 机器学习及其研究的意义

机器学习是研究怎样使用电子计算机模拟或实现人类学习活动的一门科学，是计算机科学人工智能领域的一个重要分支。

学习是人类具有的一种重要智能行为，但究竟什么是学习，长期以来却众说纷纭，社会学家、逻辑学家和心理学家都各有其不同的看法。按照人工智能大师西蒙(H. Simon)的观点，学习就是系统在不断重复的工作中对本身能力的增强或者改进，使得系统在下次执行同样任务或相类似的任务时，会比现在做得更好或效率更高。西蒙对学习给出的定义本身，就说明了学习的重要作用。

在人类社会，不管一个人有多高的学问，多大的本领，如果他不善于学习，我们都不必过于看重他。因为他的能力总是停留在一个固定的水平上，不会创造出新奇的东西。但一个人若具有很强的学习能力，则不可等闲视之了。虽然他现在的能力不是很强，但是“士别三日，当刮目相看”，几天以后他可能具备许多新的本领，根本不是当初的情景了。机器具备了学习能力，其情形完全与人类类似。1956年美国的Samuel设计了一个下棋程序，这个程序具有学习能力，它可以在不断的对奕中改善自己的棋艺。3年后，这个程序战胜了设计者本人。又过了3年，这个程序战胜了美国一个州的冠军。这个程序向人们展示了机器学习的能力，提出了许多令人深思的社会问题与

哲学问题。

机器的能力是否能超过人，很多持否定意见的人的一个主要论据是：机器是人造的，其性能和动作完全是由设计者规定的，因此无论如何其能力也不会超过设计者本人的。这种意见对不具备学习能力的机器来说的确是正确的，可是对具备学习能力的机器，就值得考虑了，因为这种机器的能力在应用中不断地提高，过一段时间之后，设计者本人也不知他的能力到了何种水平。

机器学习对人类社会的影响，还表现在以下几个与人类学习显著不同的特点上。

人的学习是一个相当缓慢而又艰苦的过程，同时受到身体发育成长与生理规律的限制。人从幼年就开始学习，经过幼儿园、小学、中学，大约需要 20 年左右才能掌握在人类社会中生活的本领，25 年以上才能成为某一方面的专家。但是机器学习却可以以惊人的速度进行。我们上面谈到的下棋程序用了 6 年的时间达到冠军的水平，看来时间似乎也很长，但产生这种情况的主要原因不是机器学的慢，而是人走棋太慢，浪费了很多时间。如果人走棋走得充分快的话，这个下棋程序是一天就可以学成世界冠军的。而且机器不会疲倦，不用休息，可以轮流用几个人来教，因此其学习速度是人类学习无法比拟的。

人类学习的重点放在概念的理解、理论和方法的掌握上，即便是学会了，也不能直接地解决实际问题，比方说我们学习解线性方程组的主元消去法，尽管我们学会了，搞清了算法的根据，掌握了计算的步骤，如果不借助别的计算工具，我们也解不了工程上提出的高阶线性方程组，因为我们记不住那么多系数，也算不那么快，那么准。最终的解决还是要通过计算机来实现。而机器学习则不存在这个问题。它甚至不必懂得算法的根据，只要掌握了算法的步骤，就会工作得很好。

人类的生命年限对人们的学习是一个极大的障碍。一个人

要花 20 年左右的时间纯粹用于学习，以后一边工作还要一边学习，人的一生积累了很多知识，人死了，他所掌握的知识也和他的生命一同消失了。后来的人又要重新学习这些知识，重复这一过程。人人如此，世世代代如此。随着社会的发展，知识的增多，用于学习的时间还会变得越来越长，用于工作的时间相对地越来越小，这其实是一种很大的浪费，其主要原因就是寓于生命的学习过程受到生命周期的限制。如果机器能成功地实现人的学习过程，则可以把学习不断地延续下去，避免大量的重复学习，使知识积累达到一个新的高度。

人们为了学习，开办了大量的学校，聘请了很多老师，而老师又要付出艰苦的努力，才能使学生增加一点知识，由此可见在人类社会传播知识不是件容易的事。机器学习则不然，只要操作系统相同，一个机器会了，则所有机器也都会了，只需要“拷贝”(copy)一下即可，容易实现知识的快速传播。

由于机器学习速度快，不受生命年限的限制，学习的结果传播的也快，可以想象，人类在机器学习上的每一进步，哪怕是一点点进步，由于机器学习积累与传播作用，都会使计算机的能力显著增强，甚至对人类社会产生影响。机器虽然是人造的，人们也了解它开始的能力，但若机器具备了学习功能，学的又很快，几天之后的能力我们已很难预料，更不要说几年几十年之后了。

0.2 机器学习的应用

因为学习能力是人的智能行为的一个重要方面，因此不难想象机器学习的研究同认知科学、心理学、教育学、哲学等学科必然有着密切联系。不仅如此，机器学习也将对人工智能的其它分支，如专家系统、计算机自动推理、智能机器人、自然语言理解等产生重要的推动作用。

专家系统是一种专用的计算机软件系统，它能以专家的水平解决具体领域的问题。现在，专家系统是人工智能研究中比较活跃的领域，已经研制出许许多多医疗专家系统、气象专家系统、采矿专家系统等等，在专家系统的研制中，一个需要认真解决的问题是如何在专家系统中装入大量的专家知识，也就是知识获取问题，因为人类专家拥有大量的知识，其中很多与人的感知能力密切相关，而且往往不是十分系统，与计算机的内部表示又有很大差距。系统运行前的一次装入不可避免地会产生遗漏，影响系统的质量。解决这个问题的一个重要方法就是采用机器学习，当发现专家系统缺乏某项知识时，则由人类专家随时把自己的知识“传授”给专家系统，专家系统接受这些知识并转换成相应的内部表示保存起来，以备以后使用，于是就学会了该项知识。著名的医疗专家系统 MYCIN，INTERNIST 和化学专家系统 DENDRAL 都采用了机器学习的方法来扩充自己的知识。机器学习不但可以补充系统建立时遗漏的知识，而且可以增添人类专家新发现的知识，有的系统还可以做更高级的工作，在不断地应用中积累大量的资料并自行抽取新的知识，使自己的能力不断增强。

软件的研制中一项很重要的工作就是如何解决人机接口的问题，使人机之间的信息交换变得简单和方便。比如前面谈到的人类专家向计算机系统传授知识时，就要求计算机系统最好能懂得人们日常生活中所使用的语言，这样人类专家表达自己的知识就很方便，不必受过多的限制。这个问题实质上是自然语言理解问题。自然语言理解是个貌似平常但解决起来又相当困难的问题。语言的理解能力与人们掌握的知识与逻辑思维能力有极密切的关系，在一般人需要很长时间和很多话语才能解释清楚的东西，对于某些知识面广而又思维敏捷的人只需几句话甚至几个字。自然语言理解与机器学习二者密不可分，互相促进，通过不断地学习，积累知识，才能提高理解能力，而理

解能力的提高又有助于计算机系统学得更快更好。

计算机自动推理系统也要借助于机器学习增强自己的能力。推理系统从某些公理出发，推出一些定理，它就把这些定理保存起来。这种保存有用知识的能力，就是一种简单的学习，以后再推理时，就不是全从原始公理出发，而是首先利用已证明过的定理，这样不但增加了推理的速度，而且随着保存的定理的增加，计算机推理的能力也越来越强。1979年美国的 R. S. Boyer 和 J. S. Moore 二人研制的定理证明系统就是采用这种方式，这个系统共保存了 400 多定理，已经能够证明唯一质因子分解与快速串搜索算法正确性等一些较为困难的定理。其证明能力是现有定理证明系统中最强的。

要使教育取得良好的效果，必须对学习过程、学习方式进行认真的研究。从这个意义上说，机器学习的研究成果对教育学、计算机辅助教学、心理学等学科也会产生重要的推动作用，其中智能计算机辅助教育系统(ICAI)更要借助于机器学习增强自己的能力。

此外，机器学习在模式识别、智能信息检索、机器人研制等领域都有广泛的应用前景。

0.3 机器学习方法的分类

为了系统地了解和研究机器学习，有必要对机器学习方法进行分类。当前国际上流行的分类方法主要有四种：

- 1) 按应用领域分类(如专家系统、问题求解和认知模拟等)；
- 2) 按获取的知识的表示形式分类(如逻辑表达式、产生式规则、框架、决策树、神经网络等)；
- 3) 按学习策略分类(如演绎学习、归纳学习、类比学习等)；

4) 按系统多种属性分类(如分析学习、归纳学习、联结学习和遗传学习算法等)。

在这四种分类法中,第三种分类方法一直被广泛采用.第四种分类方法是最近几年提出来的,它综合前三种分类法,突出学习方法特点,比较科学和自然.这里,仅介绍这两种分类法.

0.3.1 基于学习策略的分类

一个机器学习过程本质上是学习系统把环境(包括教师)提供的信息转换成能够理解和使用的形式并记忆下来供以后使用.在这种转换的过程中所采用的方法称为学习策略.一种自然的机器学习分类方法是按学习策略的类别进行分类.分类如下:

1. 机械学习 (rote learning)

在这种学习系统中,不需要对环境提供的信息进行转换,直接存储. A. Newell 和 H. Simon 的 LT 就是这样的学习系统.

2. 示教学习 (learning from instruction 或 learning by being told)

在这种学习系统中,系统对环境提供的信息进行选择或重新表述,并编码成机内表示.这种过程称为解释过程.目前大多数专家系统使用这种方法建立知识库.

3. 演绎学习 (deductive learning)

演绎学习系统利用演绎推理把环境提供的信息转换为便于使用的知识存贮起来.演绎学习包括知识变形 (reformulation)、知识编辑 (compilation)、建立宏操作、贮藏 (caching)、聚块 (chunking)、保等价实用化 (equivalence—preserving operationalization) 和保真变换 (truth—preserving transformation).

4. 归纳学习 (inductive learning)

环境提供某个(或某些)概念的例子(包括正例和反例),学

习系统用归纳推理策略把这些例子推广，产生该概念的一般描述。这种学习系统称为归纳学习系统。归纳学习是最基本的、研究比较多的学习方法。根据有无教师对概念的例子做指导把归纳学习分为示例学习和观察与发现学习。

1) 示例学习 (learning from examples)

教师把环境提供的例子集合分为正例集合与反例集合，学习系统通过归纳推理产生复盖所有正例并排除所有反例的概念的一般描述。这是一种从具体事例产生抽象概念的方法，也是人类最基本的学习能力。示例学习是机器学习的主要研究对象之一。其研究成果已被用于为专家系统自动构造知识库。示例学习系统较多，其中较有影响的有 Quinlan 的 ID₃，Michalski 的 AQ11，Mitchell 的变形空间等。

2) 观察与发现学习 (learning from Observation and discovery)

环境提供一组观察事例，在无教师对事例进行分类的情况下，由学习系统构造一个一般的概念描述来覆盖所有或大多数事例。这种学习方法是归纳学习的更一般更复杂的形式。根据学到的知识类别不同，可分为观察学习和发现学习。

① 观察学习：

学习系统把已知的事例分类，同时产生每一类的一般概念描述。这种学习系统学到的知识是已知事物的分类知识。在观察学习中又根据其学习过程是渐近的 (incremental) 或一槌定音的 (one-shot) 而分为概念聚类和概念形成。所谓一槌定音的概念形成系统指的是一次性考虑所有事例，然后产生一个概念描述，以后不对它进行修改。所谓渐近的概念聚类系统指的是系统对已知事例分类，产生每一类的概念描述，再用该概念描述指导进一步分类，直到结果满意为止。

用机器学习方法进行概念分类的思想是 R. Michalski 首创的，较著名的系统有他和 R. Stepp 的 CLUSTER/2，P. Langley 等