

机器学习

实现人工智能的途径

R. S. 迈克尔斯基
(美) J. G. 卡伯内尔 主编
T. M. 米切尔

科学出版社

机 器 学 习

实现人工智能的途径

R. S. 迈克尔斯基

〔美〕 J. G. 卡伯内尔 主编

T. M. 米切 尔

王树林 等译

科学出版社

1992

(京)新登字092号

内 容 简 介

机器学习是人工智能领域一个新的分支。本书共16章，讨论机器学习的基本论题和原理，并研究多种形式的学习过程。本书的作者大都是活跃在美国人工智能领域的专家，他们结合本身的研究工作来阐述机器学习问题，既具体又有一定深度。本书是关于学习机器学习的一本入门书。由于书中附有详细的文献目录，因此也可以作为深入研究的引导教材。

本书可供从事人工智能、计算机科学、教育学、心理学研究的科研人员和有关专业的教师、研究生、大学生阅读。

Edited by R.S.Michalski J.G.Carbonell T.M.Mitchell
MACHINE LEARNING
An Artificial Intelligence Approach
Springer-Verlag, 1983

机 器 学 习

实 现 人 工 智 能 的 途 径

R. S. 迈克尔斯基

[美] J. G. 卡博内尔 主编

[T. M. 米歇尔]

王树林 等译

责任编辑 邓莉莉 刘晓融

科 学 出 版 社 出 版

北京东黄城根北街16号

邮政编码：100707

中国科学院印刷厂印刷

新华书店北京发行所发行 各地新华书店经售

·

1992年5月第 一 版 开本：787×1092 1/16

1992年5月第一次印刷 印张：25 1/4

印数：1—1 000 字数：681 000

ISBN 7-03-001973-3/TP·148

定价：23.40 元

译 者 的 话

机器学习作为实现人工智能的途径，在人工智能界引起了广泛的兴趣。继1980年卡内基-梅隆大学召开第一届邀请性的机器学习研讨会之后，1983年夏，又在伊利诺伊大学所属的Allerton House举行了国际机器学习研讨会，先后发表论文数十篇。

本书就是这些文献的选编。作者们结合具体知识领域，在为计算机系统赋予学习能力方面做了尝试，这些工作是值得借鉴的。

译者认为，在基于知识库的专家系统下，讨论机器学习，旨在根据专家经验及对人的思维规律进行模拟，逐步改进专家系统，这项研究是具有实际价值的。但是，机器学习作为一门学科，尚处于发展阶段，有待于形成统一的理论和方法。

近几年来，关于机器学习的研究工作发展很快，它已成为人工智能的重要中心课题之一，每年都要召开一次有关的国际学术会议。在重要的人工智能会议上，都有机器学习方面的专题文章。

机器学习不仅在基于知识的系统中得到应用，而且在自然语言处理、非单调推理、机器视觉、模式识别、游戏、规划、工业控制、智能计算机辅助教学、机器人学中也得到应用。一个系统是否具有学习功能已成为是否具有“智能”的一个标志。近年来，在基于解释的学习、概念形式化模型、归纳概念获取、从数据库自动发现规律、机器学习工具、诊断专家系统的错误和增加新规则等领域非常活跃；人工神经网络、并行分布式处理的连接主义（connectionist）与机器学习、知识库系统联系起来，为产生新的计算机体系结构提供了背景。

从事人工智能、专家系统、机器人学、计算机应用、计算机软件、新计算机体系、科学方法论、思维科学、教育学、心理学和系统学的研究人员，有关专业的大学生、研究生和教师及其他读者可能会对本书感兴趣。书中包括一份完整的机器学习综合文献目录、词汇表和主题索引。此外，每章末均附有该章的参考文献，以方便读者进一步查阅。

本书是在1985年我们举办的“机器学习”讨论班的基础上翻译的。参加本书译校工作的有：王树林、王卫、王守政、包青、刘文卓、刘恒、李伶、李守吉、陆新、林红、张少普、张洁、胡湘云、袁志宏、廖乐健、熊南燕等。全书由王树林总校。

有些新的术语目前尚无统一的译法，限于译者的水平，译文中的错误或不妥之处请各界指正。

前　　言

学习能力是智能行为所具有的最基本属性，因此，在关于学习过程的理论以及建立相应的计算机模型方面的任何进展，都将对涉及到理解人类智能行为的许多领域产生深远的影响。这些领域包括：认知科学、人工智能、信息科学、模式识别、心理学、教育学、认识论、哲学以及其它相关学科。

人们以对机器学习的浓厚兴趣迎来了开创人工智能研究工作25周年的光辉庆典。目前，积极建造人类的学习模型以及怎样为计算机添加学习能力的工作正在开展。这种新的兴趣不仅助长了许多新的研究项目，而且大大增加了有关学术领域的活动。1980年夏，在匹兹堡的卡内基-梅隆大学召开了第一届机器学习研讨会。同年，“国际政策分析与信息系统”期刊连续3期专门刊登机器学习方面的研究文章（1980年第2，3和4期）。1981年春，SIGART Newsletter 第76期特刊对机器学习领域近期的研究计划作了评述。

本书包括一批具有指导意义的综述和研究论文，它们代表了当前从人工智能的角度去考察和探索机器学习领域的趋势。出版本书的目的，是希望能满足多方面的需要。对于从事人工智能、计算机科学和认知心理学的研究人员，它将为之提供一些容易理解并标志着最新研究进展和成果的文章，这将有力地推动进一步的研究工作；对于学习人工智能以及相关学科的学生，本书可以作为人工智能课程的补充教材或作为专门设置的机器学习课程的基本教材。同时，由于机器学习将对各种学科产生潜在的影响，因此本书还会引起更广泛领域读者的兴趣，其中包括：计算机科学家、机器人学专家、知识工程师、教育家、哲学家、数据分析人员、心理学家以及电子工程师。

本书阐述的当前机器学习领域的主要研究课题有：从例子中学习、抽取人类学习策略的模型、专家系统知识获取、学习启发性知识、通过指示学习、通过类推学习、发现系统以及概念化数据分析。本书还提供了包括部分术语的词汇表以及大量的文献目录，以方便读者进一步查阅。

R. S. 迈克尔斯基 J. G. 卡伯内尔 T. M. 米切尔

目 录

第一部分 关于机器学习的一般论题

第一章 机器学习概述	1
1.1 引言	1
1.2 机器学习的目标	1
1.3 机器学习研究的分类	3
1.4 机器学习的历史概况	8
1.5 读者指南简介	10
第二章 机器为什么应该学习	14
2.1 引言	14
2.2 人类学习与机器学习	14
2.3 什么是学习	16
2.4 一些学习程序	18
2.5 大系统中知识的生长	19
2.6 学习所起的作用	20
2.7 结束语	21

第二部分 从例子中学习

第三章 对几种从例子中学习的方法进行分析和比较	23
3.1 引言	23
3.2 所选方法的比较综述	28
3.3 结束语	47
第四章 归纳学习的理论和方法学	49
4.1 引言	49
4.2 归纳学习的类型	52
4.3 描述语言	56
4.4 问题背景知识	57
4.5 一般化规则	62
4.6 STAR方法	69
4.7 举例	72
4.8 结束语	76
附录 带注释的谓词演算 (APC)	77

第三部分 问题求解和在规划中学习

第五章 通过类推进行学习：由过去的经验形成规划并加以一般化	81
-------------------------------------	----

5.1	引言	81
5.2	应用类推进行问题求解	82
5.3	评价类推推理过程	89
5.4	学习一般化规划	90
5.5	结论性评述	95
第六章	通过实验学习：获取和求精问题求解启发式	96
6.1	引言	96
6.2	问题	96
6.3	LEX 的设计	98
6.4	新方向：增加知识，提高学习	107
6.5	总结	113
第七章	几何证明技巧的获取	114
7.1	引言	114
7.2	一个证明技巧的生成模型	115
7.3	学习	120
7.4	知识编译	120
7.5	几何学习的总结	131
第八章	使用证明和反驳从经验中学习	133
8.1	引言	133
8.2	学习周期	133
8.3	五种纠正被证伪理论的启发式方法	135
8.4	计算问题和实现技术	142
8.5	结论	145

第四部分 从观察和发现中学习

第九章	启发式在通过发现学习中的作用：三个实例的研究	146
9.1	动机	146
9.2	概述	147
9.3	实例研究 1：AM 程序；用于产生新知识的启发式	149
9.4	启发式理论	160
9.5	实例研究 2：EURISKO 程序；用于产生新启发式的启发式	168
9.6	用于产生知识表示的启发式	173
9.7	实例研究 3：生物进化；用于产生合情突变的启发式	175
9.8	结论	188
第十章	BACON 系统重新发现化学定律	190
10.1	引言	190
10.2	BACON.4 概述	191
10.3	BACON.4 的发现	193
10.4	重新发现 19 世纪的化学定律	199
10.5	结论	203

第十一章 从观察中学习：概念聚类	206
11.1 引言	206
11.2 概念内聚	207
11.3 算法中涉及到的术语和基本操作	208
11.4 聚类质量的标准	214
11.5 方法及其实现	215
11.6 一个实际问题的例子：构造一个西班牙民歌的分类层次结构	222
11.7 总结及其扩充该方法的一些建议	224

第五部分 根据示教学习

第十二章 由建议向启发式搜索过程的机器转换	226
12.1 引言	226
12.2 有关的知识	228
12.3 启发式搜索的不太标准的定义	231
12.4 对一个给定问题，例化 HSM 模式	234
12.5 通过在控制部分之间移动约束条件来精炼 HSM	240
12.6 对通用性的评价	250
12.7 结束语	250
附录 规则索引	251
第十三章 通过被告知学习：信息管理系统知识的获取	252
13.1 概述	252
13.2 技术探讨：有关 KLAUS 的试验	253
13.3 进一步的技术细节	258
13.4 结论和今后工作的方向	261
附录 训练 NANOKLAUS 学习有关航空母舰的知识	262
第十四章 可示教产生式系统：回顾分析	268
14.1 可示教产生式系统计划	268
14.2 可示教系统的基本功能部件	274
14.3 IPS 的实验系统综述	280
14.4 讨论	289

第六部分 学习系统的应用

第十五章 学习高效率的分类过程和它们在国际象棋残局中的应用	292
15.1 引言	292
15.2 归纳推理机制	292
15.3 n 回合输棋试验	293
15.4 近似分类规则	296
15.5 有关寻找属性的一些想法	299
15.6 结束语	301
第十六章 智能化计算机辅助教学系统中的学生模型推导	303
附录 学生模型推导	304

16.1 引言	304
16.2 产生一个完备的、无冗余的模型集	307
16.3 处理领域知识	317
16.4 结束语	321
附录 SELECTIVE算法的一个例子：LMS-I的模型生成算法	321
参考文献	323
综合文献目录	345
综合文献	348
词汇表——机器学习中用到的部分术语	380
主题索引	387

第一部分 关于机器学习的一般论题

第一章 机器学习概述

J. G. Carbonell

(Carnegie-Mellon University)

R. S. Michalski

(University of Illinois at Urbana-Champaign)

T. M. Mitchell

(Rutgers University)

1.1 引言

学习是一种具有多侧面的现象。学习的过程有：获取新的陈述性知识、通过教育或实践发展机械技能和认知能力、将新知识组织成为通用化和有效的表示形式、借助观察和实验发现新的事实和新的理论。随着计算机时代的到来，研究人员就开始不断地努力，试图给计算机赋予这种学习能力。解决这一问题始终是人工智能领域中一个富有挑战性而又十分诱人的长远目标。对多种形式的学习过程的研究以及对它们进行计算机模型化构成了机器学习的主要内容。

1.2 机器学习的目标

目前，机器学习领域的研究工作主要围绕以下三个基本的方面进行：

1. 面向任务的研究——研究和分析改进一组预定任务的执行性能的学习系统（亦称为“工程法”）。
2. 认知模拟——研究人类学习过程并进行计算机模拟。
3. 理论性分析——从理论上探索各种可能的学习方法和独立于应用领域的算法。

虽然许多研究工作只是致力于这些目标之一，但对其中某一目标的研究将带动相关目标的研究。例如，为了寻找可能的学习方法，一个比较合理的出发点可以是考虑有明显学习行为的典型事例，如人类（或其它生物系统）的学习。类似地，理论性分析给出了各种可能的学习模型，这对有关人类学习的心理学研究也可能会有所帮助。而在一些面向任务的研究中，为了获取某种特殊形式的知识，本身就会产生新的理论性分析，或许提出这样的问题：“人类怎样做才能获取这种特殊技能（或知识）？”在人工智能领域中，专家系统的研究、认知模拟和理论性研究这三者之间的相互竞争和支持反映了人工智能领域的整体情况，使问题和概念相交交融。

1.2.1 应用学习系统：一个实际需要的系统

目前，指示一台计算机或一台受计算机控制的机器人完成一项作业时，首先需要人对相应的作业制定一个完整、正确的算法，然后将算法编制成复杂的程序输入到计算机中。显然这些工作既乏味又费时，且需要经过专门训练的人来完成。

目前的计算机系统并不能真正做到通过例子或一个类似的、已解决了的作业进行类推来学会完成一项作业，也不能在过去的错误基础上做出有效的改进或通过观察和模拟专家来获得新的能力。而机器学习的研究工作，就是要力图寻找这种可能性，使得计算机能用这种新方法进行工作，从而减轻手工编程的负担，这种负担将随着未来计算机存储信息数量的增多和复杂而日益加重。今天，当计算机的应用范围和有效性日益扩大时，机器学习的可能性更加引起了人们的注意。

在进行面向任务的知识获取研究工作中，我们必须考虑到最终设计出的计算机系统一定要能与人交互作用，因此，它应具有与人的能力很接近的能力。那种认为工程法不必反映人或生物行为的传统观点，对于机器学习来说，并不真正适用。由于飞机是一个几乎完全应用工程法成功的实例，而飞机与其生物系统中的副本几乎无多少相似之处，因此，人们可能会认为应用知识获取系统也应该不考虑人类的相应能力。这种观点之所以不适用是因为：飞机不需要与鸟儿交互作用或去理解鸟儿，而具有学习能力的机器却必须与使用人员交互作用，因而它们所获取的概念和技能——只要不是它们内部的机制必需的——对人类来说，必须是可理解的。

1.2.2 机器学习是一门科学

什么是一个生物系统的本能（相对从环境中获取的知识和技能）？这一直是生物学家、心理学家、哲学家和人工智能研究人员极感兴趣的问题。显然，要对人类具有的认识规律进行探索，就要研究人类的学习机制，即那种获取事实、技能和更加抽象概念的天赋能力。因此，对人类学习过程进行深入的了解，以便在计算机系统中重新产生各个方面学习行为，是在科学上很有价值的目标。另外，这类计算机还能为认知心理学提供实际帮助，它能用来检验有关学习理论的一致性和完备性，并保证理论支持在过程级上具有良结构，从而防止无意义的、重复的或不可检验的理论。

关于人类学习过程的研究也具有重要的实际意义。对人类学习的基本原理的了解，有利于发展更有效的教育方法。因此，毫不奇怪，试图发展基于计算机的教学系统的智能计算机辅助教学的研究和机器学习的研究具有许多共同的目标和前景。一个特别使人感兴趣的方面是，计算机教学系统正逐渐注入推理的能力，即通过观察现象来推断学生的实际能力。显然，系统如果能推断一个学生在专门领域的知识面及技能，就能更有效地和更有针对性地对学生进行指导。

机器学习的另一个基本科学目标是研究可供选择的学习机制，包括发现不同的归纳算法、某些方法的范围和局限性、学习者可使用的信息、对不完善的实验数据以及适用于许多作业领域的通用技术的建立等。我们没有任何理由认为只有人类的各种学习方法才是唯一可能的获取知识和技能的方法。事实上，常识告诉我们，人类的学习方法仅代表了已经探明和尚未探明的无数可能的学习方法之一，并通过不断的进化过程使之适

应我们人类赖以生存的物理环境。机器学习研究中大部分理论性的工作集中在通用学习方法的建立、性能描述和分析上，重点在于分析这些方法的普遍性和执行上，而不在于心理学的似然合理上。

理论上的分析提供了研究可能的学习方法的工具，而面向任务的方法提供了一个验证和改进实用型学习系统的执行性能的工具。通过建立和验证应用型学习系统，就能确定各种特别的学习方法性能价格比和局限条件。这样，我们就能找出可能的学习系统空间中个别的学习方法，从而对空间本身有更进一步的了解。本书的许多章节就是从这种观点出发的。

1.2.3 知识获取与技能求精

基本的学习形式有两种：知识获取和技能求精。当我们说，某某人学过物理时，我们的意思是，此人已掌握了有关物理学的基本概念，并且理解其含义，同时还懂得这些概念之间以及它们与物理世界之间的关系。在这种情况下，学习的本质就是获取新知识。这些知识包括物理系统和它们的行为的描述和模型，它们涉及各种表示法——从简单原始的直觉思想模型、例子和图象到完整的经过验证的数学方程式和物理定律。如果一个人的知识能对更大范围的情况作出解释、其知识不断精确化以及能更好地预测物理世界的行为，那么就说他学到了更多的东西。在大量的情形下，这是一种典型的学习方式，一般我们称之为知识获取。因此，知识获取定义为学习新的符号信息，而这些符号信息是以有效方式与应用这种信息的能力相适应的。

第二类学习形式是通过实践逐渐改进机制和认知技能，如像骑自行车或弹钢琴。取得有关怎样进行这些活动的书本知识，仅仅代表发展必要技能的第一步，学习的大部分过程由改进所学的技能组成。这些技能包括意识的或机制的协调，而这种改进又是通过反复实践和从失败的行为中纠正偏差来进行的。这种形式的学习通常就称为技能求精，它在许多方法上都与知识获取不同。知识获取的本质可能是一个自觉的过程，其结果是产生新的符号知识结构和智力模型，而技能求精则是下意识地借助于反复地实践来实现的。人类的学习大部分表现为这两种活动的结合。智力上的努力有利于前者，而机制协调任务有利于后者。

尽管本书的某些章节讨论了问题求解和将陈述性指示转换为能行的操作过程中的两类学习问题，但本书的主旨是讨论关于知识获取方面的学习。知识获取显然属于人工智能的研究领域，而技能求精与非符号处理（如自适应控制系统）关系更密切。在生物系统中，技能求精属于天赋的非符号学习。然而，Newell 和 Rosebloom [Newell, 1981] 最近却提出了一个引人注意的符号模型，它能模拟通过实践逐渐改进技能。因此，或许两类学习方式都能建立人工智能模型。

1.3 机器学习研究的分类

本节提出了机器学习领域分类的方式，目的在于为大多数基于人工智能的机器学习研究工作的分类和比较提供有用的标准。下面几节概述过去20年机器学习研究工作的主要方向，并介绍本书以后各章的主要内容。

机器学习系统可以根据许多不同的方式来分类，这里我们所选择的三种方式具有特殊意义：

1. 基于所使用的基本学习策略分类。根据在所给定数据上执行所花费的推理步数量排出学习处理过程顺序。

2. 基于知识表示或学习者所获取的技能分类。

3. 基于获取知识的系统的应用领域分类。

由上述方法定义出的空间中的各点都对应一种特殊的学习策略，采用一定的知识表示，应用到某一领域。由于现有的学习系统采用多种表示和处理，并且许多系统不止应用于一个领域，因此这样的系统由空间中几个点刻画。

以下各小节阐明，上述每种分类方式所探明的价值。将来的研究工作可能会更好地揭示出新的价值和分类方式。实际上，我们对所有可能的学习系统组成的大空间仅作了很少的探查，只是对其部分的了解，现存的学习系统由于只代表了少量可能的组合，因而只相应于这个空间中一个很小的部分。

1.3.1 基于主要学习策略分类

由于我们以学习者对所提供的信息做的推理量来划分学习策略，所以首先考虑两种边界情况，即学习者不作任何推理与学习者进行大量的推理两种情况。如果一个计算机系统，其知识的增加是直接靠编程实现的，那么它增加知识，不做任何推理，而认知工作完全靠程序员。相反地，如果一个系统独立地发现新的理论或发明新的概念，那么它必须做大量的推理，它会从实验和观察中抽出有组织的知识来。介于这两种情况之间的一种是，学生通过模拟书本上所给出的例子来决定怎样解一个数学问题——这样一种过程需要推理量，比起没有老师或书本的指导发现一个新的数学分支来说，所要的推理少得多。

随着学习者所能做的推理量的增多，老师或外部环境的负担就会减少，指导某人完成一项复杂工作，对他讲解完成这项工作的每一个步骤，比起给他做如何完成类似的一项工作的示范去指导他困难得多。编计算机程序来完成一项复杂的工作又比指示一个人完成这项工作困难得多。因为编程需要对所有必要的细节作精确的说明，而人在接到指示后，可以利用已有的知识和常识弥补大部分的细节。下面根据需要对学习者和教师双方做的工作量的对比进行分类：

1. **机械式学习和直接输入新知识**——学习者不需要进行任何推理或知识的转换，这种知识获取方法又分成：

- 由外在实体编好、构造好或修改好程序来进行学习，学习者不做任何工作（例如通常意义上的计算机编程）。

- 通过接收事实和数据来学习，对输入信息不作任何推理（例如，早期的数据库工作），机械式学习这个术语主要指此含义。

2. **根据示教学习（或称被告知学习）**——从老师或其它有结构的事物，如书本获取知识，要求学习者将输入语言表示的知识转换成它本身的内部表示形式，并把新的信息和它原有的知识有机地结合为一体。因此，学习者要做一些推理，但大量的工作仍由老师做。老师必须采取能够增加学生现有知识的方法来提供和组织知识。根据指示来学

习类似于我们最正规的教育方法。因此，机器学习的任务就是建立这样一种系统，它能接受指示和建议，并能有效地存储和运用这些知识。这种形式的学习在第十二、十三和十四章中进行讨论。

3. 通过类推来学习——学习者找出现有知识中与所要产生的新概念或技能十分类似的部分，将它们转换或扩大成适合于新情况的形式，从而取得新的事实或技能。例如，某人会开小轿车，但从未开过小型卡车，他就可以将原有的技术（也许只是一部分）用来开小卡车。类似地，一个基于类推的学习系统能将一个现有的计算机程序转换成另一个程序，使它具有最初并未设计，但与原程序类似的功能。类推学习与机械式学习或与根据指示来学习比起来，学习者要做更多的推理，要从原有的存储中检索有关参数相类似的事实或技能，然后将检索出的知识进行转换，应用到新的情况中，再存储以备后用。这种形式的学习将在第五和第七章中讨论。

4. 从例子中学习（归纳学习的特例）——给学习者提供某一概念的一组正例和反例，学习者归纳出一个总的概念描述使它适合于所有的正例且排除所有的反例。从例子中学习在人工智能中研究得很多。用这种方法，由于老师没有提供总的概念，学习者的推理量比根据指示学习要多得多；也由于没有与新概念类似的旧概念作“种子”，因此，推理量也略多于根据类推学习。从例子中学习可根据例子的来源不同而分成几个子类：

- 来源是教师。教师知道这个概念，并提供一组有利于形成此概念的例子序列。如果教师还知道（或更典型地是推测出）学习者的知识状态，那么他所选出的例子可能最有利于收敛到所希望的概念（如 Winston 的系统[Winston, 1975]）。

- 来源是学习者本身。学习者明确知道自己的知识状态，但完全不清楚所要获取的概念。因此，学习者可以根据信息来产生例子（并让外部实体如环境或教师区分出正例和反例）。产生例子的信息是学习者认为对于区分各种有争议的概念描述所必需的。例如，学习者要想获得“铁磁性物质”概念，它或许会产生“所有的金属”作为可能的候选者，用磁体对铜和其它金属做实验，就会发现铜是一个反例。因此要产生“铁磁性物质”这个概念就不应包含所有的金属。

- 来源是学习者以外的外部环境。在这种情况下，由于学习者必须依靠相对说来无法控制的观察事件，这时，例子的产生过程是随机的。例如，一个天文学家要想对超新星的出现给出预兆，他必须主要依靠非结构化的数据（尽管他知道超新星的概念，但他不能先验地推知一颗超新星会在何时何地出现，也不能由他引出一颗超新星）。

从例子中学习也能根据学习者所获取的可用例子的类型分类：

- 只用正例。尽管正例提供了所要获取的概念的实例，然而，这些例子不能防止推导出的概念外延的扩大。在这种学习中，防止概念扩大化或许可以通过只考虑那些对定义概念必不可少的法则构成的最小集。或依靠预先了解的领域知识来对所推导的概念加以限制。

- 正、反例都用。在这种情况下，正例促成产生概念，反例则用来防止概念扩大化（所归纳出的概念决不应如此广泛而包含任何反例）。这是从例子中学习的典型方式。

从例子中学习，可以是一次性的试验，也可以是逐渐积累的。在前一种情况下，所有的例子一次给出，在后一种情况下，系统借助有用的数据一次或多次形成概念（或概念的范畴）的假定，在考虑增加例子之后，相继改进上述假定。积累的方法更接近于人类

的学习方法，它允许学习者使用已学会的部分概念（用来应用或引导例子产生过程），并可使教师撇开枝节，先教授新概念的基本方面。但另一方面，一次性的方式一般不易在形成新概念的核心部分时，由于选取了不恰当的初始例子，而使学习者走上歧路。

5. 通过观察和发现学习（亦称为非受控学习）——这是归纳型学习中一种很常见的形式。它包括发现系统、理论形成任务、建立分类标准、形成分类层次结构以及在无外界教师的帮助下完成其它一些类似的工作。这种非受控的学习形式比起前面讨论过的所有方法，需要学习者进行更多的推理，它没有给学习者提供特定概念的实例，也没有提供如何将内部产生的例子归类到某一给定概念的正例或反例的途径。而且，每次的观察并不限于在单一概念上，可以同时涉及几个将要获取的概念，因此，引入了集中注意力的问题。可以根据与外部环境相互作用的程度将根据观察学习进行分类。这方面的两种极端情况是：

- 被动观察。学习者把从环境中得到的多方面的观察现象进行分类。
- 主动实验。学习者主动变动一下环境，观察其变动结果，可能遵循目标的普遍准则随机地、动态地收集经验，也可能根据理论限制强有力地导出经验。当一个系统获取知识和假设出一定的理论后，或许会要求证实或否定其理论。这种需要的提出，要求用不同的观察和实验策略来考查其环境。这种方式的学习涉及例子的生成，并用来检验所假设的或部分获得的概念。

根据观察学习在第四、九、十、十一章中讨论。

以上有关学习策略的分类有助于我们对各种各样的学习系统，根据它们的基本机制、有用的外部信息资源以及根据对预先组织好的知识的依赖程度作出比较。

1.3.2 根据所获取的知识类型进行分类

一个学习系统可能获取：行为规则、物理实体的描述、问题求解的启发方法、典型学习方法空间上的各种分类以及广泛用于任务实现的许多其它知识类型。下面列举获取知识的各种类型，主要叙述知识表示的功能：

1. 代数表达式参数——这里的学习通过调整一个确定函数公式的代数表达式中的数值参数或系数，以得到所希望的结果。例如，视感控器〔Rosenblatt, 1958; Minsky & Papert, 1969〕在学习识别二维模式时，调整权系数以适应阈值逻辑单元。

2. 判定树——有些系统要建立判定树来区别事物的级别。判定树中的节点对应于所选事物的属性，边则对应为这些属性事先确定的选择值，而树叶对应于同一分类的事物的集合。

3. 形式文法——在学习识别一门特定的（通常是人工的）语言时，从语言的表达式序列中归纳出其形式文法。这些文法典型地表示成正则表达式、有限状态自动机、上下文无关文法规则或转换规则。

4. 产生式规则——产生式规则是条件-动作对 $\{C \Rightarrow A\}$ ， C 是条件集， A 是动作序列。如果一条产生式规则中所有的条件都满足，则执行动作序列。由于这种表示法简单，容易解释，所以在学习系统中广泛地将产生式规则作为知识表示，产生式规则的获取和改进有四条基本操作：

- 创建。系统构造一条新规则或从外部实体输入一条新规则。

- 一般化。去掉条件或减少限制，以扩大规则的使用范围。
- 特殊化。向条件集合中添加新的条件或对已有条件作更多的限制，使规则适用于更少的特殊情形。
- 合成。将两条或多条顺序使用的规则合成为一条更大的规则，从而形成一个经过“编辑的”过程，消去任何冗余的条件和动作。

5. 基于形式逻辑的表达式以及相关的形式——这些通用表示法用来对个别事物（输入学习系统的）以及对结果概念（从学习系统输出）做形式化的描述。采用形式逻辑表达式的形式，其基本成分是命题、任意谓词、有限值变元、限制变元范围的语句（如“介于 1 到 9 之间的一些数字”）或嵌入逻辑表达式。

6. 图和网络——尽管网络和形式逻辑表达式的表达能力是相当的，但对许多领域来说，图和网络提供了比逻辑表达式更方便、直观、有效的表示形式。某些学习技术采用图匹配和图转换方案来比较和检索知识更有效。

7. 框架和模式——这种表示法比单个的逻辑表达式或产生式规则提供了更大的表示单位，可以把框架和模式看成是带标号的实体（“槽”）的集合。在表示法中，每个槽起到预先规定的作用。事实证明：这种表示法在许多人工智能的应用中是相当有用的。例如，对一个获取通用规划的系统，尽管这些规划的内部结构也许相当复杂，但它必须把这些规划作为单位来表示和处理。此外，经验学习在归纳和求精各种行为规则（或整体规划）时，必须记录和比较过去成功的、未经检验的选择方案、失败原因及其它信息。模式表示为此提供了合适的形式。

8. 计算机程序和其它过程性编码——有些学习系统的目的是为了获取一种有效地处理特定过程的能力，而不是为了推断出该过程的内部结构，大部分的自动程序设计系统就属于这一类型。除了计算机程序外，过程代码还包括人类的机械技能（如关于怎样骑自行车的知识）、机器人操作员的指令序列以及其它“经过编辑的”人类或机器的技能。它与逻辑表示法、网络或框架不同，人类或自动推理系统不必去理解结果性过程编码的详细内部结构，推理系统只需要所获取的过程技能产生的外部行为。

9. 分类——根据观察学习可能会将领域知识的全局结构归结为一个层次结构或分类。要将描述划归到新提出的类中，形成一个层次分类，需要系统形成相应的分类标准。

10. 多种表示——有些知识获取系统对所获取的新知识采用多种表示方法。值得提到的是：某些发现和理论形成系统，它们获取各种概念、在这些概念上的操作以及对新领域的启发性规则。它们必须选择知识表示方法的合适的组合，使之能适用于获取到的不同形式的知识。

1.3.3 根据应用领域分类

将学习系统按照它们的应用领域来分类是一种有用的方法。下面列举了一些应用领域，现有的学习系统已在这些领域中得到应用。其次序按字母顺序给出，它不反映相应机器学习系统意义的大小：

1. 农业
2. 化学

3. 认知模型（模拟人类学习过程）
4. 计算机程序设计
5. 教育
6. 专家系统（高性能、专门领域的人工智能程序）
7. 博弈（象棋、西洋跳棋、扑克牌等）
8. 一般的方法（非专门领域）
9. 图象识别
10. 数学
11. 医疗诊断
12. 音乐
13. 自然语言处理
14. 物理实体性能描述
15. 物理学
16. 规划和问题求解
17. 机器美学
18. 后果预测
19. 语音识别

后面的参考书目中列出的文献索引是围绕着几种标准来组织的，包括一些更一般探索性的应用领域。既然我们已有了对学习系统的分类和比较的基础，我们便可对机器学习的历史作一个大致的回顾。

1.4 机器学习的历史概况

多年来，机器学习研究工作的开展伴随着研究者们时冷时热的兴趣，使用了不同的方法，而且强调的重点和目标也在改变。我们可把这一学科相对短暂的历史划分为三个主要时期，每一时期的工作围绕一个不同的方面来进行：

1. 神经系统模型和决策理论技术。
2. 面向符号概念的学习。
3. 研究不同学习任务的知识密集型学习系统。

第一个方面的研究工作突出特点是对开始于无初始结构或面向作业知识的通用学习系统感兴趣。主要采用了 *Tabula rasa* 方法，它包括构造多种具有随机或部分随机的初始结构的基于神经模型的机器。这些系统一般称之为神经网或自组织系统。这种学习系统中的学习类似神经元（典型的阈值逻辑单元）传输信号，反映概率上渐近的变化。

鉴于当时的计算机技术状况，这方面的大多数研究工作要么是理论性的，不然就是涉及到构造特定目标的实验硬件系统，像 PERCEPTRONS（视感控器）〔Rosenblatt, 1958〕，PANDEMONIUM（学习范例）〔Selfridge, 1959〕和 ADELAINE（神经细胞）〔Widrow, 1962〕。这方面的基础工作是40年代由 Rashevsky 和他从事数学生物物理学的同事〔Rashevsky, 1948〕，以及 McCulloch 和 Pitts [1943] 奠定的。他们曾经发现了将符号逻辑用于建立神经系统的活动模型。在此领域的大量研究工作中，人们可