

自适应系统与 机器智能

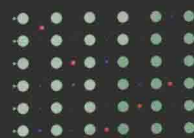
何海波 (Haibo He) 著

薛建儒 王晓峰 译

*Self-adaptive
Systems for Machine
Intelligence*

SELF-ADAPTIVE SYSTEMS FOR
MACHINE INTELLIGENCE

HAIBO HE



WILEY



机械工业出版社
China Machine Press

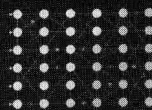
自适应系统与 机器智能

何海波 (Haibo He) 著
薛建儒 王晓峰 译

*Self-adaptive
Systems for Machine
Intelligence*

SELF-ADAPTIVE SYSTEMS FOR
MACHINE INTELLIGENCE

HAIBO HE



WILEY



机械工业出版社
China Machine Press

图书在版编目 (CIP) 数据

自适应系统与机器智能 / 何海波著; 薛建儒, 王晓峰译. —北京: 机械工业出版社, 2016.7
(国外工业控制与智能制造丛书)

书名原文: Self-Adaptive Systems for Machine Intelligence

ISBN 978-7-111-54114-1

I. 自… II. ①何… ②薛… ③王… III. 人工智能—自适应控制系统—研究 IV. TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2016) 第 159828 号

本书版权登记号: 图字: 01-2014-4438

Copyright © 2011 John Wiley & Sons, Inc. All Rights Reserved.

This translation published under license. Authorized translation from the English language edition, entitled Self-Adaptive Systems for Machine Intelligence, ISBN 978-0-470-34396-8, by Haibo He, Published by John Wiley & Sons. No part of this book may be reproduced in any form without the written permission of the original copyrights holder.

本书中文简体字版由约翰·威利父子公司授权机械工业出版社独家出版。未经出版者书面许可, 不得以任何方式复制或抄袭本书内容。

本书封底贴有 Wiley 防伪标签, 无标签者不得销售。

本书综合了多个领域的最新研究成果, 阐述了机器智能的计算基础和方法论, 强调自适应智能系统的“计算思维”能力的设计, 主要讨论了机器智能的数据驱动与生物启发式两类方法, 提出了在理解生物脑组织中神经信息处理的基本原理、机制的基础上, 实现学习、记忆、预测和优化的通用机器智能方法。本书面向对机器智能领域感兴趣的研究人员和从业人员, 目的是促进他们理解机器智能研究方面的自适应系统, 并给出能够自适应学习信息、随着时间积累知识、调节行为来实现目标的模型与架构。本书所介绍的学习原则、体系结构、算法和实例研究, 不仅有希望能为机器智能研究领域带来新见解, 而且提供了潜在的技术和解决方案, 从而使机器智能的智力水平在广泛的应用领域中更加接近现实。

出版发行: 机械工业出版社 (北京市西城区百万庄大街 22 号 邮政编码: 100037)

责任编辑: 张梦玲

责任校对: 董纪丽

印刷: 北京诚信伟业印刷有限公司

版次: 2016 年 7 月第 1 版第 1 次印刷

开本: 185mm × 260mm 1/16

印张: 12.75

书号: ISBN 978-7-111-54114-1

定价: 59.00 元

凡购本书, 如有缺页、倒页、脱页, 由本社发行部调换

客服热线: (010) 88378991 88361066

投稿热线: (010) 88379604

购书热线: (010) 68326294 88379649 68995259

读者信箱: hzjsj@hzbook.com

版权所有·侵权必究

封底无防伪标均为盗版

本书法律顾问: 北京大成律师事务所 韩光 / 邹晓东

出版者的话

文艺复兴以来，源远流长的科学精神和逐步形成的学术规范，使西方国家在自然科学的各个领域取得了垄断性的优势；也正是这样的传统，使美国在信息技术发展的六十多年间名家辈出、独领风骚。在商业化的进程中，美国的产业界与教育界越来越紧密地结合，信息学科中的许多泰山北斗同时身处科研和教学的最前线，由此而产生的经典科学著作，不仅擘划了研究的范畴，还揭示了学术的源变，既遵循学术规范，又自有学者个性，其价值并不会因年月的流逝而减退。

近年，在全球信息化大潮的推动下，我国的信息产业发展迅猛，对专业人才的需求日益迫切。这对我国教育界和出版界都既是机遇，也是挑战；而专业教材的建设在教育战略上显得举足轻重。在我国信息技术发展时间较短的现状下，美国等发达国家在其信息科学发展的几十年间积淀和发展的经典教材仍有许多值得借鉴之处。因此，引进一批国外优秀教材将对我国教育事业的发展起到积极的推动作用，也是与世界接轨、建设真正的世界一流大学的必由之路。

机械工业出版社华章公司较早意识到“出版要为教育服务”。自1998年开始，我们就将工作重点放在了遴选、移译国外优秀教材上。经过多年的不懈努力，我们与Pearson、McGraw-Hill、Elsevier、John Wiley & Sons、CRC、Springer等世界著名出版公司建立了良好的合作关系，从他们现有的数百种教材中甄选出Alan V. Oppenheim Thomas L. Floyd、Charles K. Alexander、Behzad Razavi、John G. Proakis、Stephen Brown、Allan R. Hambley、Albert Malvino、Peter Wilson、H. Vincent Poor、Hassan K. Khalil、Gene F. Franklin、Rex Miller等大师名家的经典教材，以“国外电子与电气技术丛书”和“国外工业控制与智能丛书”为系列出版，供读者学习、研究及珍藏。这些书籍在读者中树立了良好的口碑，并被许多高校采用为正式教材和参考书籍。其影印版“经典原版书库”作为姊妹篇也越来越多被实施双语教学的学校所采用。

权威的作者、经典的教材、一流的译者、严格的审校、精细的编辑，这些因素使我们的图书有了质量的保证。随着电气与电子信息学科建设的不断完善和教材改革的逐渐深化，教育界对国外电气与电子信息教材的需求和应用都将步入一个新的阶段，我们的目标是尽善尽美，而反馈的意见正是我们达到这一终极目标的重要帮助。华章公司欢迎老师和读者对我们的工作提出建议或给予指正，我们的联系方式如下：

华章网站：www.hzbook.com

电子邮件：hzjsj@hzbook.com

联系电话：(010) 88379604

联系地址：北京市西城区百万庄南街1号

邮政编码：100037



华章科技图书出版中心

译者序

由笔者组织本书的翻译纯属偶然。2014年的某日下午，机械工业出版社华章公司王颖女士专程来实验室讨论智能系统学科发展，后又致电委托评审这本计划引进的学术专著，再后又委托组织翻译。盛情难却，加之确实有义务推介人工智能研究领域的最新研究成果，于是在繁重的科研任务间隙，与西安理工大学王晓峰教授合作，历时半年完成了翻译工作。

付梓在即，回顾过去，发现这段时间正值人工智能 50 多年历史上发展最为迅速、令人激动的研究成果不断涌现的两年，互联网催生的海量数据与大幅度提升的计算及存储能力使得以传统神经网络为基础的深度学习，以网络搜索技术为引擎的群体智能，高度集成感知、交互与运动控制的无人系统等研究取得了令人瞩目的重要进展，彻底颠覆了过去人们对人工智能的观感和认识。

此外，人工智能在相继出现的智慧地球、感知中国、云计算、大数据、智能机器人等热点应用的驱动下，“以人为中心”“人在环路的智能计算”“把机器智能作为人类智能的有效扩展”“类脑计算”等观点成为人工智能领域的普遍共识，人工智能的研究范围因而不断拓宽，已涵盖了模式识别、智能信息处理、自然语言理解、知识工程与认知科学等多个重要分支，并在不断更新与扩展。人工智能现已成为专门研究与人的感知、思维、决策、问题求解和学习等相关的智能活动的自动化方法、智能信息处理技术、智能机器系统的新兴前沿学科。

毋庸置疑，当前和将来的人工智能已经从人如何适应机器发展到机器与人交互、理解人并更好地服务于人的阶段，尤其是人工智能与生物神经科学、人类心理学和脑科学等新兴学科的深度交叉，使得机器智能与人类智能的界限日益模糊。然而，正如郑南宁院士在“人工智能发展的下一步是什么”的学术报告中指出：实现人类水平的人工智能需要应对诸多巨大挑战，例如，如何让机器在没有人类教师的帮助下学习？如何让机器像人类一样感知和理解世界？如何让机器具有自我意识、情感以及反思自身处境与行为的能力？

本书围绕机器智能如何像生物智能一样自适应于环境这一科学问题，从数据驱动与生物启发两个层面出发，提出了在理解生物脑组织中神经信息处理的基本原理和机制的基础上，实现学习、记忆、预测、优化的通用机器智能方法，是人工智能

基础研究领域的一本优秀学术专著。作者何海波教授是人工智能领域内的一位杰出的青年学者，目前是美国罗德岛大学的讲席教授(Robert Haas Endowed Professor)、智能计算与自适应系统实验室主任，主要从事智能计算、控制与优化、机器学习、大数据、网络安全、大规模复杂系统等方向的研究。本书是作者及其团队近十年的研究积累，所述成果已产生深远影响，相信对我国从事人工智能研究的科技工作者大有裨益。

薛建儒

于西安交通大学

前 言

目前理解类脑智能和研制有潜力再现自然智能的自适应系统仍是科学和工程领域尚未解决的最大挑战之一。随着人脑研究和现代技术不断取得新进展，科学家和工程师希望找到研制高度鲁棒、自适应、易扩展且可容错的通用类脑智能系统的正确途径。然而，要实现这一目标，还有很长的路要走。其中，最大的挑战是，如何理解智能的基本原理，开发有潜力捕获智能集成的复杂系统，最终使智力更接近真正智能。

本书的目的是促进理解和发展机器智能的自适应系统，并给出能够自适应地学习信息且随着时间积累知识、调节行为来实现目标的计算模型与体系架构。机器智能研究利用了许多学科的理论 and 概念，包括神经科学、人工智能、认知科学、计算理论、统计学、计算机科学、工程设计等。由于机器智能所固有的跨学科性质，所以这本书给出的大部分研究结果受不同领域的最新研究进展的启发。我希望本书的研究结果能够为理解机器智能的本质问题提供有用且重要的见解，并提供应用范围广泛的新技术和解决方案。

最近的研究结果证明，相比于传统的人工智能，类脑智能更加与众不同。比如，虽然如今的计算机可以解决非常复杂的数学问题，预测大规模的天气变化，甚至赢得世界象棋大赛，但是它们使用了与生物大脑有机体完全不同的信息处理方式。为此，这本书重点讨论机器智能的计算基础和方法论，目标是使自适应智能系统具备“计算思维”。所以，本书给出的研究结果可以自然地分为两类：**数据驱动方法和生物启发式方法**。

数据驱动方法的目标是理解如何设计自适应系统，使它能从大量的原始数据中自主学习信息和知识表达，以支持不确定和非结构化的环境中的决策过程；生物启发式方法的目标是理解在分布式分层神经网络内部信息处理的原则、关联、优化，以及预测。所有这些将来都会被用于实现通用类脑机器智能的基本功能和特性。在本书的最后一章，我对机器智能研究的硬件设计给出，如专用超大规模集成(VLSI)系统，以及可重构的现场可编程门阵列(FPGA)技术，这提供了如何用大规模、并行和可伸缩的硬件平台构建复杂且综合的智能系统的有用的建议。最后一章还简要地讨论了新兴技术(如忆阻器)，因为这些技术可能为我们提供重要的新功能以模拟

复杂的人类大脑神经结构。此外，为了突出机器智能研究的广泛应用，每章末尾都配有一个案例研究，以说明本书所提供的方法能有效应用于不同领域。这些例子为应用本书提到的方法提供了有用的建议。

本书分为 4 个主要部分，组织结构如下：

1. 第一部分(第 1 章)简要介绍机器智能自适应系统，给出了研究意义以及传统计算机与类脑智能的主要区别，简要说明了本书的组织结构，并介绍本书的使用方法。

2. 第二部分(第 2~4 章)介绍数据驱动的机器智能研究方法。重点是开发自适应学习方法，将大量的原始数据转换成知识和信息表达，从而支持不具确定性的决策过程。主要介绍增量学习、不平衡学习和集成学习。

3. 第三部分(第 5~7 章)重点讨论生物启发式机器智能研究。其目标是理解神经信息处理的基本原则，并开发学习、记忆、优化和预测架构的计算来模仿特定水平的智能。主要介绍自适应动态规划(ADP)、联想学习和序列学习。

4. 第四部分(第 8 章)简要讨论机器智能的硬件设计。其目标是提供设计硬件系统时要重点考虑的一些因素，例如：功耗、设计密度、内存需求和速度需求，目的是实现大规模、复杂的综合智能系统硬件。

本书面向机器智能领域学术界和工业界的研究人员，书中的学习原理、体系结构、算法和实例研究，不仅有望为机器智能研究领域带来新见解，而且提供了面向广泛应用的机器智能技术和解决方案。此外，书中讨论的所有问题都属于相关领域内具有重大挑战性的热门研究主题，这使得本书成为研究生激励自己向博士研究项目或大师级研究水平迈进的宝贵资源。最后，由于机器智能研究在不同的学科中不断地引起越来越多的关注，因此我也希望这本书能够提供有趣的观点和建议，以激发大学生和年轻研究者对这个激动人心且有价值的领域中的科学和技术问题产生浓厚的兴趣，他们的参与对这个健康且有前途的研究领域的长期发展至关重要。

致 谢

十分感谢许多同事、朋友、审稿人和学生，感谢他们在这一领域的研究以及对本书的写作提供的帮助！

非常感谢罗德岛大学(URI)和史蒂文斯理工学院(SIT)的同事与朋友们在本书写作过程中所提供的巨大支持。罗德岛大学电子、计算机、生物医学工程(ECBE)系和工程学院(COE)的许多同事以不同的形式为本书提供了巨大的支持，特别感谢 G. Faye Boudreaux-Bartels、Raymond Wright、Qing (Ken) Yang、Yan(Lindsay) Sun、He (Helen) Huang、Steven M. Kay、Godi Fischer、Leland B. Jackson、Walter G. Besio、Peter F. Swaszek、Frederick J. Vetter、Resit Sendag、Richard J. Vaccaro、Ying Sun、Harish Sunak、Ramdas Kumaresan、Jien-Chung Lo、William J. Ohley、Shmuel Mardix 和 Augustus K. Uht，他们对我在该领域的研究和教育提供了支持。史蒂文斯理工学院电子与计算机工程(ECE)系、舍费尔工程与科学学院的许多朋友和同事也为我的研究工作提供了巨大的支持。另外，还要特别感谢 Joseph Mitola III、Yu-Dong Yao、George Korfiatis、Michael Bruno、Stuart Tewksbury、Victor Lawrence、Yi Guo、Rajarathnam Chandramouli、Koduvayur Subbalakshmi、Harry Heffes、Hong Man、Hongbin Li、Jennifer Chen、Yan Meng、Cristina Comaniciu 和 Bruce McNair 对我在这个领域的研究工作所提供的巨大支持。

深深感谢我的学生们和这些年一起工作的访问学者，尤其要感谢 Sheng Chen、Yuan Cao、Bo Liu、Qiao Cai、Jin Xu、Jie Li、Jian Fu、Jianlong Qiu、Yi Cao、Zhen Ni、Hao Peng、Edwardo A. Garcia、Xiaochen Li 和 Yang Bai，感谢他们有价值的讨论、评审，以及对本书的审校工作。同时，还要感谢听我讲课的学生们，感谢他们针对本书内容的相关建议和讨论(尤其是听 ELE 594——计算智能与自适应系统和 CpE / EE 695——应用机器学习课程的学生)。虽然没有提及他们的名字，但没有他们的帮助，这本书是不可能完成的。

其他大学、研究实验室和工业合作伙伴的许多朋友们也为我的研究以及本书的写作提供了极大的支持。要特别感谢 Janusz A. Starzyk 一直以来的支持和帮助，本书展现的很多资料来自于与他的讨论和共同研究的启发。也非常感谢 Xiaoping Shen

在机器智能研究数学方面提供的巨大支持。此外，Venkataraman Swaminathan、Sachi Desai、Shafik Quoraishee、David Grasing、Paul Willson 以及美国陆军装备研究开发和工程中心 (ARDEC) 的许多其他成员，在过去的几年里也给我提供了很大的支持，包括实际应用案例研究、真实环境数据集以及几个研究项目的技术讨论。我还想借此机会感谢 Charles Clancy、Tim O'Shea、Ray Camisa 和 Jeffrey Spinnanger 在各种会议中对许多先进技术的讨论以及对我在这个领域的研发的大力支持。

还要感谢许多国际上的专家和科学家，他们花费了很多宝贵的时间审阅资料，并为本书提供建议。虽然没有提及所有的名字，但我特别感谢以下专家的大力支持：Derong Liu、Jennie Si、Jun Wang、Gary Yen、Robert Kozma、Donald C. Wunsch II、Danil Prokhorov、Marios M. Polycarpou、Mengchu Zhou、Shiejie Cheng、Ping Li、Yaochu Jin、Kang Li、Daniel W Repperger、Wen Yu、Anwar Walid、Tin Kam Ho、Zeng-Guang Hou、Fuchun Sun、Changyin Sun、Robi Polikar、Jinyu Wen、Tiejian Luo、Xin Xu、Shutao Li、Zhigang Zeng 等。他们提供的专业知识极大地帮助了我在这一领域的研究。

另外，也非常感谢美国国家科学基金会 (NSF)、美国国防部高级研究计划局 (DARPA)，以及陆军装备研发和工程中心 (ARDEC) 这些年来在研发方面对我的巨大支持。他们的巨大支持为我探索这一领域的所有挑战和令人兴奋的研究课题提供了机会。

John Wiley & Sons 为这本书的完成提供了很大的支持。借此机会，要特别感谢 George J. Telecki 和 Lucy Hitz 所提出的宝贵建议和鼓励。如果没有他们的帮助，这本书的写作和出版将会花费很多时间。

最后，我想对我的家人致以最深切的感谢，尤其是我的妻子 Yinjiao，感谢他们的大力支持。我还想把这本书送给我可爱的小家伙——Eric。

何海波

出版者的话

译者序

前言

致谢

第 1 章 绪论	1
1.1 机器智能研究	1
1.2 两个层面：数据驱动方法和 生物启发式方法	3
1.3 如何阅读本书	6
1.3.1 机器智能的数据驱动方法	7
1.3.2 机器智能的生物启发式 方法	8
1.4 总结和延伸阅读	8
参考文献	9
第 2 章 增量学习	11
2.1 引言	11
2.2 问题的提出	11
2.3 自适应增量学习框架	12
2.4 映射函数设计	16
2.4.1 基于欧氏距离的映射 函数	16
2.4.2 基于回归学习模型的映射 函数	17
2.4.3 基于在线评估系统的映射 函数	19
2.5 实例研究	25
2.5.1 视频流的增量学习	25
2.5.2 垃圾邮件分类的增量学习	31
2.6 总结	34
参考文献	34

第 3 章 不平衡学习	37
3.1 引言	37
3.2 不平衡学习的本质	37
3.3 不平衡数据学习方法	41
3.3.1 不平衡数据学习的抽样法	42
3.3.2 不平衡数据学习的代价 敏感方法	53
3.3.3 基于核的不平衡数据 学习方法	58
3.3.4 不平衡数据学习的主动 学习方法	61
3.3.5 不平衡数据学习的其他 方法	63
3.4 不平衡数据学习的评价指标	64
3.4.1 单一评价指标	64
3.4.2 受试者工作特性(ROC) 曲线	66
3.4.3 查准率-查全率(PR)曲线	68
3.4.4 代价曲线	68
3.4.5 多类不平衡数据学习评价 指标	70
3.5 机遇和挑战	70
3.6 实例研究	72
3.6.1 非线性规范化	72
3.6.2 数据集分布	76
3.6.3 仿真结果和讨论	79
3.7 总结	86
参考文献	87
第 4 章 集成学习	95
4.1 引言	95
4.2 假设多样性	95
4.2.1 Q 统计量	96

4.2.2	相关系数	96	第6章 联想学习	142	
4.2.3	不一致度量	97	6.1	引言	142
4.2.4	双错度量	97	6.2	联想学习机制	142
4.2.5	熵度量	97	6.2.1	单个处理单元的构造	143
4.2.6	Kohavi-Wolpert 方差	97	6.2.2	函数值的自主确定	144
4.2.7	测试者间的一致性	98	6.2.3	联想学习的信号强度	144
4.2.8	困难程度	98	6.2.4	联想学习原则	145
4.2.9	广义多样性	99	6.3	分层神经网络中的联想学习	151
4.3	多分类器的研究进展	100	6.3.1	网络结构	151
4.3.1	自举聚集	100	6.3.2	网络操作	151
4.3.2	自适应增强	100	6.4	实例研究	154
4.3.3	子空间方法	104	6.4.1	异联想应用	155
4.3.4	层叠泛化	107	6.4.2	自联想应用	157
4.3.5	专家混合体	107	6.5	总结	161
4.4	多分类器集成	108		参考文献	162
4.5	实例研究	111	第7章 序列学习	164	
4.5.1	数据集和实验配置	111	7.1	引言	164
4.5.2	仿真结果	113	7.2	序列学习的基础知识	164
4.5.3	间隔分析	114	7.3	分层神经结构的序列学习	167
4.6	总结	118	7.4	0层:改进的 Hebbian 学习架构	169
	参考文献	119	7.5	1~N层:序列存储、预测和检索	171
第5章 机器智能的自适应动态规划		122	7.5.1	序列存储	171
5.1	引言	122	7.5.2	序列预测	174
5.2	基本目标:优化和预测	122	7.5.3	序列检索	179
5.3	机器智能的 ADP	125	7.6	内存需求	180
5.3.1	ADP 设计中的分层结构	125	7.7	多序列的学习和预测	180
5.3.2	ADP 设计中的学习和自适应	127	7.8	案例研究	183
5.3.3	学习策略:序贯学习和协同学习	133	7.9	总结	184
5.4	实例研究	134		参考文献	185
5.5	总结	137	第8章 机器智能的硬件设计	189	
	参考文献	138		最终建议	189
				参考文献	192

第1章

绪论

1.1 机器智能研究

由于理解类脑智能和研制有潜力复制达到相当于大脑智能水平的自适应系统还是尚未解决的科学和工程最大挑战，大脑在不确定和非结构化的环境中表现出强大的学习、记忆、预测和优化能力，为达成此目标提供了很强的证据。尽管神经科学研究在理解大脑智能基本机制方面取得了非常重要的进展，而且最新的技术发展使得构建复杂智能系统成为可能，但仍然不清楚该如何设计真正意义上通用的、能复现的智能机器（Werbos, 2004, 2009; Brooks, 1991; Hawkins & Blakeslee, 2004, 2007; Grossberg, 1988; Sutton & Barto, 1998）。实现这一长期目标对科学和工程研究的多个学科提出了挑战，包括但不限于以下领域：

- 理解生物脑组织中神经信息处理的基本原理和机制。
- 发展通用机器智能学习、记忆、预测和优化的原则性方法。
- 研制能将大量原始数据转换为知识与信息表示的适应性模型和计算架构，以支持不确定的决策过程。
- 设计能通过与环境交互的学习并具有目标导向行为的智能硬件系统。
- 设计鲁棒、可扩展和可容错的系统，为复杂、集成化和网络化系统提供大规模并行处理硬件。

为了解决这些挑战性问题，许多学科都致力于这一领域的研究，包括神经科学、人工智能、认知科学、计算理论、统计学、计算机科学和工程设计等。例如，人工神经网络在模拟类脑学习功能的建模中发挥着重要作用（Grossberg, 1988）。反向传播理论为构建智能系统提供了一个强有力的方法，并在包括模式识别、自适应控制和建模、灵敏度分析等（Werbos, 1988a, 1988b, 1990, 2005）领域取得成功。在这个领域还有许多其他代表性的工作，包括记忆预测理论（Hawkins & Blakeslee, 2004, 2007）、强化学习（RL）（Sutton & Barto, 1998），具身智能（Brooks, 1991,

2002)、自适应动态规划(ADP)(Werbos, 1997, 1998, 2004, 2009; Si, Barto Powell & Wunsch, 2004; Powell, 2007)、“新人工智能”理论(Pfeifer & Scheier, 1999)等。例如,最近,为了设计智能机器,提出了基于分层记忆组织的新理论框架(Hawkins & Blakeslee, 2004, 2007)。这种理论框架为如何理解皮层神经的记忆与预测机制提供了新的有潜力的解决方案。由于生物智能系统可以通过与外部环境的积极互动进行学习,因此,强化学习在业界备受关注,并在多个领域(Sutton & Barto, 1998)有成功应用。强化学习的核心思想是学习如何建立情景到动作的映射,使得期望的奖励信号最大。价值函数是强化学习的本质特性之一,它通过指定“好”与“坏”来指导智能系统的目标导向行为。例如,在生物系统中,它可能是一种测量快乐或痛苦的方法(Starzyk, Liu & He, 2006)。具身智能的思想源于对具有生物机体、能适应一定的真实环境的生物智能的观察(Brooks, 1991, 2002)。具身智能的研究重点集中在理解生物智能、发现智能行为的基本原理及设计实际智能系统,包括活体机器人和人形机器人。最近,我们认识到,优化和预测在使类脑通用智能更接近真实的过程中发挥着至关重要的作用(Werbos, 2009)。例如,最近美国国家科学基金会启动的认知优化和预测(COPN)计划表现出了对这一关键领域的关注。该计划组织跨学科团队合作解决大脑如何学习解决复杂优化和容错控制的根本问题(NSF, 2007)。虽然优化在控制理论、决策理论、风险分析和许多其他领域有着长期的研究基础,但在机器智能研究方面有特定意义:优化是指通过长时间学习,做出更好的选择,从而最大化实现目标的某些效用函数。大量研究工作表明 ADP 是核心方法,或者是“在通常情况下学习逼近最优行动策略的唯一通用途径”(Werbos, 2004, 2009)。当然,应该指出的是,上述提到的许多领域具有很强的关联关系。例如,ADP / RL 方法可用“具身”(与感知运动相结合,协调与外部环境的积极交互)或分层方式构建有效的面向目标的多级学习、预测和优化(Werbos, 2009)。

从实际应用的角度来看,新技术的发展使获取的原始数据以爆炸性速度产生,例如,传感器网络、安全和防御应用、互联网、地理信息系统、交通运输系统、天气预报、生物医药产业、金融工程等。上述诸多应用面临的挑战不是缺乏原始数据,而是信息处理速度、与原始数据爆炸性增长速度及其转化为可用形式的速度无法相适应。这就为机器智能行业带来了巨大的机会和挑战:开发自适应系统来处理巨量原始数据,以支持决策过程中的信息表示与知识积累。

因此,本书重点介绍设计具有“计算思维”(Wing, 2006)的自适应智能系统的机

器智能研究的计算基础。例如，尽管传统的人工智能方法已经在不同的具体应用任务中取得了显著的进步和巨大的成功，但这些技术不具备可用于不同知识领域的鲁棒性、可扩展性和适应性。但是，生物智能系统能通过自适应地学习，不断积累知识，从而实现任务导向行为。例如，尽管当今的计算机可以解决非常复杂的问题，但它们使用了与人脑根本不同的信息处理方法(Hawkins & Blakeslee, 2004, 2007; Sutton & Barto, 1998)。这就是为什么一个3岁大的婴儿可以轻松地观看、聆听、学习和记忆各种外部环境信息，并相应地调整他或她的行为，但最尖端的计算机却不能如此。这就提出了一些关键问题，如“人类能把什么做得比计算机更好或反之亦然？”，或者，更重要的，从计算思维的角度来看“什么是可计算的？”(Wing, 2006)。我们相信，相关这个问题的深入理解对机器智能研究是至关重要的，并能最终提供实用技术和解决方案，有望在不同领域实现更接近现实的智能水平。

为了简要概述传统计算与类脑智能之间的主要区别，图1-1比较了这两种不同智能水平的主要特征。我们可以清楚地看到，对所有的关键任务，类脑智能与传统计算有着本质区别。因此，从计算思维的角度看，研制类脑智能需要新的认知、基础、原则和方法。本书力图提供这一领域的最新研究进展，以满足上述需求。

传统计算	任务	类脑智能
顺序的	信息处理	并行的
固定的	复杂性	可伸缩的
集中式的	控制机制	分布式的
全局的	交互作用	局部的
程序化	行为来源	自组织/概念化
有限的、受限的	容错性	高
自定义设计	架构	进化的
一些	适应性	高
特定应用	应用领域	鲁棒的

图 1-1 传统计算与类脑智能的比较

1.2 两个层面：数据驱动方法和生物启发式方法

图1-2展示了本书重点讨论的机器智能框架的高层视图。其中，有两个重要组成部分：智能核，如神经网络组织和学习规则智能核与外部环境通过感觉

运动通道(具身)的交互。因此,本书包括两个部分,从两个主要层面阐述机器智能:机器智能研究的数据驱动方法和生物启发式方法。这样,我们不但能了解神经网络组织的基础和原理,以及智能核的学习方法,而且还能促使我们通过关注数据处理途径(感知、采集、处理和行动)来改进主要方法。这里的关键问题包括:类脑系统与非结构化和不确定环境如何自适应交互、如何处理大量原始数据、如何发展内部结构、如何建立关联和预测等、如何随着时间推移积累知识并最终利用自我控制实现目标。

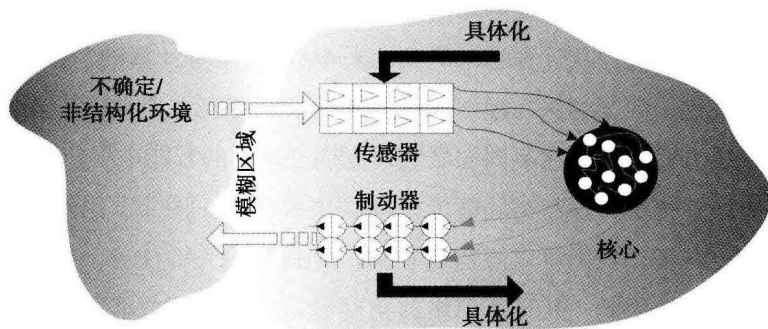


图 1-2 机器智能的高级视图

数据驱动方法的根本动机非常直接:数据是任何种类的信息处理、知识转化和决策过程的原始资源。从计算智能的观点来看,数据几乎涉及“智能”的方方面面:推理、规划和思考等。因此,不同形式的数据对机器智能的发展起着至关重要的作用,如感知、采集、处理、转化和利用。从这个角度看,可以联想到从办公桌上拿起一支笔、开车行驶在纽约的繁华街区、安排下个月的日程表等许多实际例子。所有的这些任务都涉及不同层次的数据分析。若要设计一个最大可能复制特定层次水平的类脑智能的智能机器,从数据计算的角度出发,会遇到许多核心问题,如:什么类型的数据在决策过程中是必要的?一个智能机器如何能够不断地从不稳定和有噪声的数据中学习?如何有效地基于不同数据空间的不同假设并结合多重投票得到最优决策?

具体而言,本书将讨论下述机器智能研究的数据驱动方法:

增量学习:增量学习对于理解类脑智能是至关重要的,并至少在两个方面有潜力使机器智能更接近真实智能:①智能系统在整个生命周期内应能持续地增量式学习与准确体验,并利用这些积累的知识促进未来的学习和决策过程;②智能系统与环境交互产生的原始数据在无限(可能是无限)学习生命周期内不断递增。这些学习情境完全不同于传统的静态学习,因为在静态学习中,一个有代表性的数据分布

用于训练，训练数据表示得到决策边界，用决策边界对未来的数据做出预测。进一步，如何通过增量学习实现全局性泛化是正确理解这些问题的核心部分。因此，用超越传统的“计算—存储—检索”方法开发人工智能系统，对于形成大规模复杂数据处理系统非常重要。

不平衡学习：许多实际应用要求智能系统从发生形变的数据分布中学习，支持决策过程。这些形变的数据分布中未被充分表示的数据会显著影响系统的学习能力和性能。例如，现存的许多学习算法假设或期望利用平衡数据分布来确定决策边界。因此，若碰到不平衡数据，这些学习算法就不能正确表示数据的分布特征，最终导致学习性能变差。由于不平衡数据固有的复杂特征并且频繁地出现在许多实际系统中，因此不平衡学习问题已经成为许多应用领域和尚未涉及的领域中的新的挑战性问题。

集成学习：一般来说，与单模型学习方法相比，集成学习方法具有改进精确性和鲁棒性的优点。集成学习就是使用多个分类器，通过投票方法进行决策组合来实现预测。由于不同的分类器可以提供不同的目标函数，相对于单模型学习方法，组合决策有望提供更鲁棒和更准确的决策。与集成学习相关的重要因素有两个：①给定训练数据后，如何设计多分类器？为了得到多分类器，可利用如自举聚集(bagging)、自适应增强、随机子空间、层叠泛化、混合专家系统等多种方法。②如何有效地整合多个分类器的输出，以获得比单个分类器更好的决策？这主要包括不同类型的组合投票策略(也将在本书中讨论)。

除了数据驱动方法，本书还介绍了开发机器智能的生物启发式方法。最新的脑科学研究提供的证据表明，与今天的计算机对比，生物大脑使用完全不同的方式处理各种任务(Hawkins & Blakeslee, 2004, 2007; Hedberg, 2007)。例如，10多年前，IBM的Deep-Blue在国际象棋比赛中能赢得世界冠军，但这并不能告诉我们完全与人脑处理信息不同的方式开发出通用的类脑智能机器。另一方面，在大师级象棋程序的自学习能力开发方面，进化算法表现出巨大的潜能，这让我们能更好地理解机器智能的本质(Fogel, Hays, Han & Quon, 2004)。从这个角度来看，关键是如何开发能够模拟相当大脑智能水平的生物启发式系统模型和体系结构。在本书中，我们将讨论关于这个问题的三个主要部分。

(1) 自适应动态规划(ADP)

ADP已经被广泛认为是理解和再现通用类脑智能的关键方法(Werbos, 1994, 1997, 2004, 2009; Si等, 2004; Powell, 2007)。为了促进机器智能研究，ADP