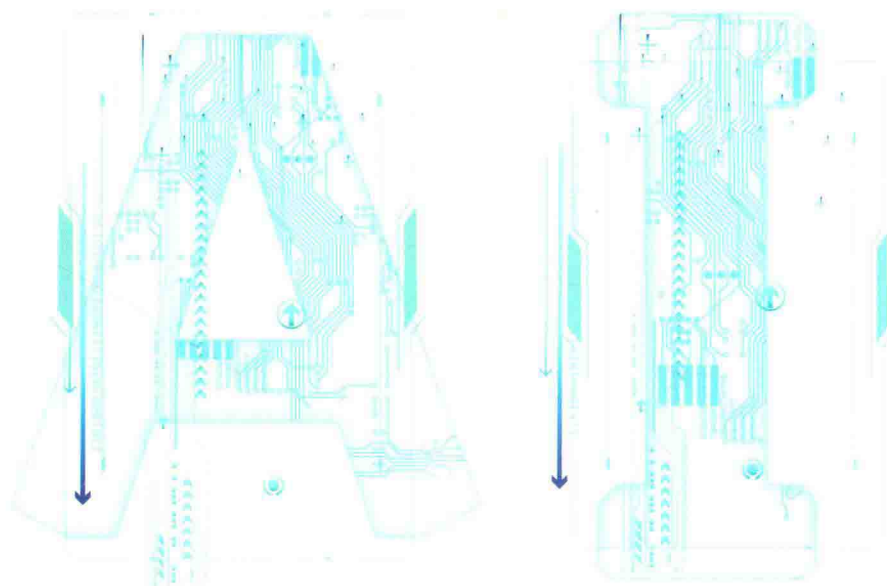




普通高等教育“十三五”规划教材



基于智能信息处理的 人工智能 基础教程

主编 ◎ 秦明



华中科技大学出版社

<http://www.hustp.com>



普通高等教育“十三五”规划教材



基于智能信息处理的 人工智能 基础教程

主 编 秦 明

副主编 李雁星 胡 婧 向 前 赵凤怡



华中科技大学出版社

<http://www.hustp.com>

中国·武汉

内 容 简 介

本书对人工智能的理论基础——智能信息处理方法逐一进行了介绍,着重讲解了各种智能算法的思想渊源、流程结构、改进方法及其相关应用。

相比于其他的 AI 类图书,本书的最大特点是在介绍每一种类型的智能信息处理方法之前几乎都追溯了算法设计的思想渊源,因此,本书具有较大的启发性,读者在阅读时需要对此认真体会。本书精心地选择了当前人工智能领域中最具代表性的内容,主要包括绪论、模糊计算、机器学习算法、分类算法、聚类算法、遗传算法、蚁群优化算法、粒子群优化算法以及复杂网络方法等。本书不仅将基础理论与实践应用集于一身,同时还提供了一些与人工智能领域相关的经典参考书籍,以便为读者进一步深入地学习和研究 AI 算法和技术提供帮助。

对于那些完全没有了解和接触过 AI 技术并对此有兴趣的广大读者,本书无疑是适合阅读的入门级教程或参考书。本书也适于作为高等院校计算机科学、智能科学、数据科学等相关专业的高年级本科生和研究生教程,还可以作为人工智能、计算智能、数据挖掘等领域的研究人员的理论参考书和工具书。

为了方便教学,本书还配有电子课件等教学资源包,任课教师和学生可以登录“我们爱读书”网(www.ibook4us.com)注册并浏览,任课教师还可以发邮件至 hustpeiit@163.com 索取。

图书在版编目(CIP)数据

人工智能基础教程/秦明主编. —武汉:华中科技大学出版社,2019.8

普通高等教育“十三五”规划教材

ISBN 978-7-5680-5562-8

I. ①人… II. ①秦… III. ①人工智能-高等学校-教材 IV. ①TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 184623 号

人工智能基础教程

Rengong Zhineng Jichu Jiaocheng

秦明 主编

策划编辑:康 序

责任编辑:康 序

封面设计:抱 子

责任监印:朱 玢

出版发行:华中科技大学出版社(中国·武汉)

电话:(027)81321913

武汉市东湖新技术开发区华工科技园

邮编:430223

录 排:武汉三月禾文化传播有限公司

印 刷:武汉华仁鑫宏印务有限公司

开 本:787mm×1092mm 1/16

印 张:16.5

字 数:419 千字

版 次:2019 年 8 月第 1 版第 1 次印刷

定 价:58.00 元



华中出版

本书若有印装质量问题,请向出版社营销中心调换

全国免费服务热线:400-6679-118 竭诚为您服务

版权所有 侵权必究

前言

PREFACE

当前,人工智能(artificial intelligence, AI)已经成为计算机科学基础理论研究的热点和前沿研究领域,这部分源于不久以前由 Google 公司研制的智能围棋机器人 AlphaGo 的技惊四座的表现,而 AlphaGo 的优异表现源于以 Hinton 教授为首的三位从事人工智能领域中一个重要研究方向——深度学习(deep learning)的计算机科学家的开创性工作。这三位学者也因此摘得了 2018 年图灵奖(Turing Award)。事实上,自从阿兰·图灵(Alan Turing)提出图灵测试这个在人工智能诞生的过程中具有重要里程碑意义的方法至今,使计算机从一个仅仅只能用于科学计算的工具变成具有类似于人的思维能力的智能工具一直是计算机科学家追求的最高目标。由于人工智能所涉及的学科领域极为广泛,是真正意义上的跨学科领域,因此本书也仅仅只能展现这个计算机专业前沿领域的冰山一角。尽管如此,作者还是根据人工智能领域基础理论支撑的力度,并且结合当前这一研究领域的热点,精心选择了模糊计算、演化计算、机器学习(包括深度学习)、复杂网络以及数据挖掘(只涉及最核心的基础理论)作为讲授内容。这样做一方面是为了给读者打下坚实的人工智能理论学习基础,另一方面是考虑到应该尽可能地避免挂一漏万。

作为人工智能理论基础的智能信息处理方法是通过对自然界中各类生物的生存方式、行为以及人类智慧中所蕴含的丰富哲理获得一定的启发而设计出来的一类模拟算法的总称。随着科学和技术的不断发展,在科学研究和工程实践中遇到的问题越来越复杂,使用传统的算法来求解往往将会导致计算复杂度越来越高、计算时间越来越长等瓶颈问题。尤其是对于一些 NP-hard(non-deterministic polynomial hard)问题,传统的算法几乎不可能在可以被接受的时间以内求出精确的解。因此,为了在求解精度和求解时间之间取得平衡,计算机科学家发明了许多具有启发式特性的智能信息处理方法。这些智能算法包括模拟生物演化行为和过程的遗传算法、模拟生物群体自组织行为的群智能算法以及模拟人的大脑思维和学习过程的机器学习算法等各种智能算法。这些算法的最主要特征体现为它们都能够在可被接受的时间之内求得可被接受的解(不一定是精确解),尽管不一定能得到精确解,但是这些算法的最大优势在于它们能够大大地减少计算时间。

但是,我们也必须承认,当前的智能信息处理方法仍然处于不断的发展和完善的过程

中。其主要原因在于这些算法与传统算法不同,它们中有一部分目前仍然没有找到严格的数学理论依据。尽管如此,这些算法还是建立在比较可靠的哲学基础之上。因此,人工智能无论是从其基础理论研究还是从其应用领域研究来说,发展速度都非常迅速。目前,人工智能技术已经在模糊推理、图像处理、模式识别、自然语言处理、经济管理、生物医学、自动控制等诸多应用领域获得了相当丰富的成果。与此同时,相关的国际会议和学术期刊也为人工智能领域的研究和发展营造了良好的研究环境和学术氛围。因此,理解并掌握智能信息处理方法不仅已成为计算机专业学子的必备专业技能,而且也应成为广大理工科学子的迫切要求。熟练地运用这些算法去解决现实中遇到的许多复杂计算问题也日益成为广大科学工作者以及工程技术人员的能力。正是由于以上种种需求,因此,需要有一本既适合于大学课堂教学又有利于读者自学的从基础理论到应用实践全方位系统介绍人工智能的图书。

这本书的主要特点是在介绍每一种智能信息处理方法之前几乎都追溯了算法设计的思想渊源。这主要是因为每一种智能算法设计背后所依据的思想都是十分深刻的,如果不深入细致地琢磨、理解、领悟这些思想,甚至根本不知道这些思想,我们就不可能理解这些算法背后的本质,甚至根本不理解什么是人工智能、它和人类智能的区别究竟在何处,以至于对人工智能陷入盲目崇拜的地步。通过对本书的阅读,读者不仅能够非常透彻地理解人工智能这个学科,而且甚至可能激发其对全新的智能算法的设计与研究热情,因为这本书中具有十分浓厚的启发性元素。除此以外,为了增强实践性,本书在每一章中,几乎都配有将人工智能算法应用到实践领域中解决实际问题的具体案例,非常适合读者自学。最后,为了便于教学,在全书的最后(附录部分),附上了书中部分章节可以开设的相应实验以及与之相应的参考源程序,供教师教学参考。

全书内容总共分为9章。第1章是绪论,主要对人工智能的发展历程以及背景知识,人工智能算法的分类与理论、研究与发展、特征与应用等进行简要介绍;第2章主要介绍模糊理论;第3章主要介绍机器学习算法,包括深度学习算法的简要介绍;第4章和第5章主要介绍人工智能技术中必备的两种基本方法——分类和聚类;第6章主要介绍遗传算法;第7章和第8章分别介绍基于自组织系统的群智能算法——蚁群优化算法和粒子群优化算法;第9章主要介绍目前应用最为广泛的两种复杂网络方法,即小世界网络模型和无标度网络模型。本书既可作为计算机科学、智能科学、数据科学等专业高年级本科生或研究生教材使用,也可作为对AI领域发展或AI技术有兴趣的广大读者了解或自学人工智能的辅助读物。如果作为教材,建议本书的理论授课学时数为60~70学时,上机实验学时数为10学时。如果学时数不够,可以根据各个学校相关专业发展的实际需要做相应的调整。

本书由文华学院秦明担任主编,由广西外国语学院李雁星、武汉晴川学院胡婧、武昌工学院向前、南开大学滨海学院赵风怡担任副主编。全书由秦明审核并统稿。

本书在编著的过程中得到了文华学院信息科学与技术学部的大力支持和帮助,尤其是翁广安老师(博士),他在百忙之中就本书附录部分的上机实验以及参考源程序与编者进行了长期深入的交流,并提出了许多宝贵的意见和建议,在此一并表示衷心的感谢。同时对在编著成书的这段时间给予编者默默支持和帮助的家人和朋友表示感谢。

由于编者才疏学浅,人工智能又是一个新兴的高科技领域,因此在理解和认识上难免出现有失偏颇之处,恳请广大读者批评指正,将不胜感激。

为了方便教学,本书还配有电子课件等教学资源包,任课教师和学生可以登录“我们爱读书”网(www.ibook4us.com)注册并浏览,任课教师还可以发邮件至 hustpeit@163.com 索取。

秦 明

2019 年 3 月

目 录

CONTENTS

第 1 篇 导论

第 1 章 绪论/2

- 1.1 人工智能的产生和发展/3
- 1.2 最优化问题分类/6
- 1.3 计算复杂性理论/9
- 1.4 智能信息处理方法/11

第 2 篇 模糊理论

第 2 章 模糊信息处理/17

- 2.1 模糊逻辑概述/18
- 2.2 模糊集合与模糊逻辑/20
- 2.3 模糊逻辑推理/25
- 2.4 模糊计算/29
- 2.5 模糊计算的应用现状与发展前景/33

第 3 篇 机器学习

第 3 章 人工神经网络与机器学习/37

- 3.1 预备知识/38
- 3.2 人工神经网络模型/44
- 3.3 人工神经网络的经典结构/48
- 3.4 人工神经网络学习算法/50
- 3.5 基于反向传播学习的前馈型神经网络/54
- 3.6 基于深度学习算法的深度神经网络/64

3.7 机器学习的应用与发展/72

第 4 篇 数据挖掘基础

第 4 章 分类算法/77

- 4.1 分类的基本概念/78
- 4.2 基于距离的分类算法/79
- 4.3 基于决策树的分类算法/82
- 4.4 贝叶斯分类算法/98
- 4.5 规则归纳/107

第 5 章 聚类算法/117

- 5.1 聚类算法概述/117
- 5.2 划分聚类算法/125
- 5.3 层次聚类算法/133
- 5.4 密度聚类算法/139
- 5.5 其余聚类算法/143

第 5 篇 演化计算

第 6 章 遗传算法/148

- 6.1 遗传演化理论概述/148
- 6.2 遗传算法的基本理论/153
- 6.3 遗传算法的实现方式/158
- 6.4 遗传算法的改进研究/167
- 6.5 遗传算法的应用与发展/172

第 7 章 蚁群优化算法/174

- 7.1 自组织系统概述/175
- 7.2 蚁群优化算法概述/177

- 7.3 蚁群优化算法的实现方式/180
- 7.4 蚁群优化算法的改进研究/187
- 7.5 蚁群优化算法的控制参数设置/199
- 7.6 蚁群优化算法的应用现状/201

第8章 粒子群优化算法/203

- 8.1 粒子群优化算法概述/205
- 8.2 粒子群优化算法的实现方式/208
- 8.3 粒子群优化算法的改进研究/213
- 8.4 粒子群优化算法的应用现状/219

第6篇 复杂系统基础

第9章 复杂网络方法/222

- 9.1 复杂网络理论概述/222
- 9.2 小世界网络模型/233
- 9.3 无标度网络模型/235
- 9.4 复杂网络方法的应用现状与发展前景/239

附录 部分章节实验参考源程序/241

附录 A 机器学习算法参考源程序/242

附录 B 遗传算法参考源程序/246

附录 C 蚁群优化算法参考源程序/249

附录 D 粒子群优化算法参考源程序/252

参考文献 /254

第 1 篇

导论



第1章 绪论

随着大数据时代的悄然而至,人们对高性能计算能力和海量信息(数据)处理能力的欲望和追求越来越高。随着科学和技术的迅猛发展,科学家在实验室里将不得不面临对大数据进行分析和处理的任务要求,工程师在工程实践中也将会遇到具有一定数据规模的最优化问题。当对这些具有相当规模数据的问题进行分析和处理时,如果依然使用传统的经典通用算法,就对其求解毫无意义,这是因为经典算法对于求解具有一定数据规模的应用问题来说,时间复杂度(通常是指指数时间复杂度)较高,耗时很长。尤其对于一些 NP 难(non-deterministic polynomial hard)问题的求解来说,传统的经典算法几乎不可能在相对较短的时间以内求出问题的精确解。于是,为了在求解效率与获得最优解之间取得一个比较理想的权衡,计算科学家和数据科学家发明了许多带有启发性特色的智能算法,这些算法或者模拟人类的学习活动,或者模拟具有某些群体活动行为的动物群体,或者模拟仿真复杂系统的所谓自组织现象,或者模拟自然界中的一些复杂性现象,亦或者模拟生物体的演化过程。总而言之,这些算法通过对自然界和人类的学习、认知、记忆以及思维方式的模拟来完成对最优化问题的求解。这些智能算法都具有一个共同特点——几乎无一例外地引入了一些随机性因素(或不确定性因素),而这种不确定性在传统的经典算法中是找不到的。引入这种随机性因素源于人类对自然界中复杂性以及对人类思维本质的思考、理解和认识。也正因如此,这些智能优化算法在数据规模比较大时,才能表现出比传统的经典算法(例如动态规划算法)更加优异的性能,也就是说,相比较于经典的优化算法,这些智能优化算法能够更好地在求解效率与获得最优解之间取得平衡。

由于在面对较大数据量时,智能信息处理方法通常能够在相对较短的时间内获得比较理想的结果(尽管可能很多时候不能获得最理想的结果),因此得到了很多计算科学家和数据科学家的广泛青睐。目前,这些智能信息处理方法无论在算法设计理论还是在算法实际应用上皆获得了长足的进步和发展。甚至有些智能优化算法已被许多实际研究领域所广泛使用,例如机器学习算法(甚至深度学习算法)已经被广泛应用于自然语言处理、模式识别、图形图像处理等领域或相关领域;蚁群优化算法与粒子群优化算法则广泛应用于公交线路规划和飞机调度等有关领域。

由于本章主要从整体视角对人工智能中使用的各种智能算法进行掠影,因此,我们将首先简要地介绍人工智能算法的发展起源,然后扼要地介绍包括智能算法在内的各种目前应用较为广泛的智能信息处理方法及其研究现状和研究的最新进展,以期读者能对人工智能专业领域形成一种初步的了解与认识,以便于为以后各章的学习打下一个坚实的基础。目前正在研究和应用的智能信息处理方法有许多,本书所介绍的是应用得较为成熟和广泛的

方法,主要包括模糊计算、机器学习算法(包括深度学习算法)、分类算法(包括决策树分类方法、贝叶斯分类方法等)、聚类算法(包括层次聚类方法、密度聚类方法等)、遗传算法、蚁群优化算法、粒子群优化算法以及复杂网络方法。

1.1 人工智能的产生和发展

早在20世纪50年代,英国著名的数学家兼逻辑学家阿兰·图灵(Alan Turing, 1912年—1954年)提出了后来以其名字命名的图灵测试(Turing testing),即判断任何一台计算机是否具有真正意义上的某种类似于人类智能水平的客观标准。下面,我们给出图灵测试的具体内容:一位测试者与两个被测试者(一个人和一台机器)隔开的情况下,通过一些装置(如键盘等)向被测试者随意提问,问过一些问题后,如果这位测试者不能确认被测试者30%的答复哪个答案是人给出的回答,哪个答案是机器给出的回答,那么这台机器就通过了测试,并被认为是具有人类智能(强人工智能)。换句话说,如果测试者分别向处于隔离状态的人和计算机随机提出了10个问题,只要其中有3个问题的回答无法判定究竟是人给出的还是计算机给出的(即对被测试者另外7个问题的答案完全可以判定哪些是人给出的,哪些是计算机给出的),就表明当前这台计算机已经通过了图灵测试,也就是说,这台计算机已经可以被认为是具有了某种人类智能。当图灵在最初提出这个可以用于判定任何一台计算机是否具有人类智能的客观标准时,许多专家和学者都对计算机具有智能这件事信心满满,尽管在当时,具有真正意义的数字电子计算机ENIAC才刚刚问世没有多久。这主要是由于人们认为根据图灵测试,一台计算机具有人类智能的准入门槛很低,因此可以轻而易举地制造出来,甚至还有一些更乐观的学者认为随着当时科学技术水平的发展,在10年之内就可以研制出通过图灵测试的具有“人类智能”的计算机。但是,一方面,计算机毕竟是机器,而不是人,尽管其由于通过图灵测试而拥有“人类智能”的特性;另一方面,具有“人类智能”的计算机毕竟不能与一台普通的计算机同日而语。于是,学者们(包括当时世界著名的数学家、物理学家、哲学家)将这种能够通过图灵测试的计算机称为“人工智能”(artificial intelligence),用以区别没有通过图灵测试的普通计算机和真正的人类智能。并于图灵去世的第二年,这些学者(包括后来的图灵奖得主马文·明斯基、赫伯特·西蒙、爱德华·费根鲍姆)齐聚美国的达特茅斯学院(Dartmouth College),召开了首届世界人工智能会议。在这次会议上,学者们主要热议的话题是怎样使用计算机模拟人类智能的问题。正因如此,这一年(1956年)也被认为是人工智能这门学科的诞生元年。当然,阿兰·图灵这位英年早逝的科学家也被誉为“人工智能之父”。然而,更具有讽刺意味的是,到目前为止,还没有一台计算机真正通过了图灵测试。这是为什么呢?

事实上,人工智能这门学科的进展并不是像当时的这些科学家们所想象的那么顺利,而是经历了一波三折的艰难发展历程。人工智能算法研究出现的第一次浪潮是在1956年到1974年间。其代表性的事件包括1957年,以理查德·贝尔曼(Richard Bellman)为首提出的所谓增强学习模型,其中有一个以他本人名字命名的著名的贝尔曼公式;1958年由计算机科学家提出的深度学习模型中的重要理论基础,即人工神经网络(ANN)的重要组成部分——感知器。甚至在不久之后的60年代,设计出了一台初步具有“人类智能”的计算机——代数应用题求解器。甚至在没过多久的时间里还设计出来了可以实现人机对话的机

器人。因此,在当时人工智能这一新兴的研究领域弥漫着一种非常乐观的情绪,即认为以当前的人工智能发展的速度和态势,在不久的将来,人工智能真的就可以达到甚至超过人类智能。对人工智能的发展前景做出这种大胆预测的著名人物甚至包括马文·明斯基、赫伯特·西蒙这样的人工智能研究领域的缔造者。但是,事情的进展并不是他们所想象的那样顺利。

终于有一天,人工智能的研究者们发现他们以前所设计的这些模型(包括增强学习模型、感知器、代数应用题求解器等)只能用于完成某些专门的任务,一旦超越了所能描述的范围,这些模型都不适用了。也就是说,这些模型或计算机的应用范围非常有限。这种局限性主要体现在两个方面。一方面就是当时人工智能所能使用的数学模型和数学手段后来被发现是有理论缺陷的。例如,马文·明斯基与其同事写过专门的著作,揭示了认知器在模式识别中的局限性。另一方面的局限性表现为人工智能算法的局限性。著名的计算机科学家理查德·卡普以及他的同事库克曾经共同发现了在许多计算问题里都有可能产生计算复杂度的瓶颈,也就是说,它将导致在处理许多计算任务的过程中,通常是以指数量级的方式来增加计算复杂度(即著名的 NP 问题)。换句话说,在有限的计算资源条件下,使用当时的人工智能算法是不可能完成许多给定的计算任务的。正是这两个局限性,使得这些人工智能的先驱者们清醒地意识到,当下的人工智能不可能去实现当初所既定的目标,即人工智能在不久的将来会接近人类智能甚至超越人类智能。因此,人工智能的第一次严冬(1974 年—1980 年)很快到来了。

但是即便如此,这批早期从事人工智能领域研究的天才学者们还是继续艰难地前行着。经过这次人工智能的低潮期(寒冬时期)之后,他们还是重整旗鼓地完成了一些新的工作(1980 年—1986 年)。在这些工作中,比较有代表性的工作如下:首先,在 20 世纪 80 年代初,美国卡内基梅隆大学的一批从事人工智能领域研究的学者为 DEC 公司设计了现在被称为“专家系统”(expert system,简称 ES)的智能计算机,更可喜的是,这台专家系统每年可以为该公司节省 4000 万美元的决策支持费用,这主要是由于使用这种系统进行决策将会为 DEC 公司提供更有价值的内容。因此,专家系统的诞生标志着在人工智能领域出现了新的进展,因此获得了专家和学者的一致好评,从而获得了巨大的成功。与此同时,受到这种成功的鼓舞,很多国家(包括美国、日本等科技水平超一流的国家)都再次投入了许多研发经费开发所谓的第五代计算机(简称“五代机”),通常将其称为人工智能计算机。此外,一方面,我们在显性层面上也看到了可以与人类进行象棋博弈的高度智能化的计算机;另一方面,在数学工具和计算模型方面也有了一些接近于我们现在所使用工具的发明,例如一批专家和学者设计和发明了多层神经网络、Hopfield 网络等。同时还有另一批学者从事人工智能算法研究,例如在深度学习中所使用的核心算法——神经网络学习算法中的误差反向传播算法(BP 算法)也是当时发明的。在那时,许多从事人工智能领域研究的学者们通过非常艰苦的尝试,还是取得了不少相当令人印象深刻的成果,例如,自动识别信封上的邮政编码就是通过设计一个非常精妙的人工神经网络(ANN)来实现的。它的识别精度(准确度)在 99% 以上,已经超过了普通人可以达到的识别水平,因此,学者们对未来人工智能的发展前景再一次产生了乐观情绪。

但就在人们对人工智能的前途抱以极大的热情和期待时,人工智能的第二次寒冬(1987 年—1993 年)又一次不期而至。不过这次导致人工智能研究进入低潮期的原因与第一次不

一样,主要应归因于政府和公众的兴趣发生了转移,甚至出现了一些强有力的竞争对手,例如苹果公司、IBM公司、微软公司等IT业界的巨无霸开始推出台式机(微机),这直接导致了计算机以个人计算机(PC)的方式进入了寻常百姓家。这就使得台式机的费用远远低于专家系统所使用的计算机,这样一来,台式机就迅速地占领了计算机的销售市场。此外,学者们甚至发现专家系统已经变得相当古老陈旧,以至于它是一种使用起来极其不方便的机器。不仅如此,专家系统被认为非常难以维护,同时,其运维成本也非常高,并且不易被延展到新的任务上去。由于以上种种原因,专家系统经过了一段时间的使用之后,大家对人工智能的热情逐渐冷却下来,与此同时,政府对其研究的经费也开始下降,于是,人工智能的第二次寒冬来临了。

也正是由于产生了以上这些困境,人们开始再一次地冷静下来认真思考人工智能发展的下一步究竟向何处去。一个很自然的问题就是我们必须回答下面这个问题,即人们要实现什么样的人工智能。自从图灵提出了他的那个著名的“图灵测试”以来,我们一直没有认真严肃地讨论过这个本质问题。但是此时,学者们已经意识到当下是对这个问题展开讨论的最佳时候了,这是因为人们要在有限的计算资源下做最有意义的事(机器智能化)。因此,我们需要对以上的问题给予明确的回答。毫无疑问,人工智能存在着两种可能的实现途径,一种可能实现的途径就是向人类学习或向生物学习或向整个大自然学习,通过使用一种仿生的反向工程手段来制造一个与人脑结构原理尽可能相类似的计算智能机器。例如,达·芬奇在他生活的年代曾经做过尝试,他用非常精妙的方法制造了一只仿生鸟,甚至可以在这只鸟上再添加一些非常逼真的动作,惟妙惟肖。但是按照这种方法实现人工智能是比较困难的,这主要是由于我们对生物学原理并不了解,对生物体的工作机理也并不清楚,因此实现起来需要相当复杂的技术,并且由于这种工艺性、工程性的制造过程通常没有一个严格的数学模型支撑和辅助,导致很难对其效果进行分析,因此对其成功或失败很难做出一个既定量又准确的预测。另一种可能实现的途径就是类似于我们制造飞机的方法,也就是说,采用从抽象到具体的方法,例如从人的大脑思维活动或从生物界的本能中获得一些启发,但需要将其做一些简化,简化到可以使我们能够建立简单明确的数学模型或建立一个强劲的计算引擎,这样一来,我们可以使用简单的数学模型对一些复杂系统做出一定的(定量)分析,使得优化的途径变得比较容易。另一方面,我们可以直接利用人类工程学领域的很多成就来做一种类似于暴力堆砌或资源堆砌的手段,使得比赛或博弈具有某种非对称性,用以实现弯道超车式的效果,能够获得在某种不同路径上超过人的方法。

这批人工智能领域研究的前驱者对这一领域进行了以上这些认真严肃的反思之后,他们认为在当时的条件下,要想设计通过“图灵测试”的人工智能计算机是一件极其困难的事,甚至可以说是几乎无法实现的目标。于是,他们不得不开始重新调整人工智能整体研究的目标和方向,也就是说,他们将人工智能新的目标定位在实现一个应用型和功能型的人工智能计算机。因为一旦有了这样的目标,人们就至少可以明确知道需要研究哪些内容,这将使得人们(至少是人工智能领域的研究者)对其研究结果将会有一种比较严格的判断,这样就可以获得政府的研究经费资助,与此同时,也能够施展一些功能。因此,一个新的人工智能探索和研究的路径诞生了。正是由于产生出了这样一种对人工智能任务的目标明确化和简化,人工智能领域又迎来了一次新的繁荣。例如,在人工智能研究领域所需要使用的数学工具上找到了许多新的方法,包括已经存在于数学或其他学科文献中的方法被重新发掘出来

或被重新发明出来用于人工智能领域的研究中。比较显著的一些成果包括最近获得图灵奖的计算机科学家 Pearl 教授的概率图模型、计算机科学家 Hinton 教授发明的卷积神经网络模型和以深度神经网络模型为核心的深度学习算法。这些模型也就是最近 15~20 年时间内发明出来的。另一方面,由于这些数学模型或计算模型是对自然世界规律的简化手段和方法,有相当明确清晰的数理逻辑,因此使得人们对其进行理论分析和证明成为可能。正因如此,我们可以开始去针对各种模型分析究竟需要多少数据或究竟需要多大的计算量(即对时间复杂度进行分析)才可能获得我们所预期的结果。事实上,这样的理论洞见对于开发系统来讲是相当有帮助的,不仅如此,更重要的还体现在我们终于可以把人工智能所需要实现的现实目标与人类其他工程技术方面的成就做一个非常密切的连接。众所周知,摩尔定律的实现使得数字电子计算机的计算能力越来越强大,但是,这些强大的计算能力很少被用于人工智能的早期应用中,主要是由于在人工智能的早期,还没有出现处理效率很高的处理器,甚至在更早期,还没有大规模的集成电路。可是现在情况出现了显著的变化,主要归因于我们将人工智能定义为一个数学上的解题过程,这样一来,我们就可以把许多计算能力转移过来以便于提高人工智能的效果。

正是由于经历了以上所介绍的一系列突破性的发展,人工智能又迎来了一个新的繁荣期(1997 年至今),甚至在这一时期,人工智能研究领域还产生了一些惊人的突破。最早期的结果产生于 1997 年,在当时,IBM 公司研制的国际象棋智能机器人“深蓝”与国际象棋冠军卡斯帕罗夫进行了一场举世瞩目的国际象棋比赛,结果以机器人“深蓝”的胜利告终。当然,就在最近,我们也看到了类似的结果出现在围棋比赛中,甚至人们认为在更加通用型的功能中,例如在做智力竞赛题或是图片识别的比赛中,智能机器人也能够达到甚至超过人类的标准。智能机器人也因此将有更大的进步。也正是出现了这些惊人的突破,使得人们对人工智能未来的发展再一次充满了乐观的期待。同时,这也是一个幸运的时代。

总而言之,当前的人工智能仍然是处于弱人工智能阶段,即借助于模拟人类大脑的思维方式通过设计一些所谓智能软件实现对某些特定问题的求解。而真正意义上的强人工智能则体现在智能机器解决通用型的问题与人解决这些问题的能力不分伯仲,因此,要想实现真正的强人工智能,首先需要跨过“图灵测试”这道门槛。由此可知,将强人工智能从蓝图变为现实尚待时日。

1.2 最优化问题分类

由于作为人工智能理论基础的智能信息处理方法是求解各种最优化问题的既高效又较为精确的计算机通用型算法的总称,因此,我们首先需要理解什么是最优化问题。人类在从事科学研究或社会活动中所遇到的大部分问题都可以被视为最优化问题。人们所从事的一切生产劳动或社会实践皆可以被看作是有目的的行动,也就是说,这些行为总是受到特定的价值理念或审美取向的支配。于是,人们通常需要面临求解一个比较理想的甚至是最优的(系列)决策问题。为方便起见,通常人们将这些问题称为所谓的最优化问题(optimization problem)。

最优化问题的求解模型如下面的公式(1-1)所示:

$$\min f(x), x \in D \quad \text{或} \quad \max g(y), y \in T \quad (1-1)$$

其中,集合 D 与集合 T 是最优化问题的所有可行解组成的集合,通常称为该问题的解空间, x 与 y 分别是解空间 D 和解空间 T 上的可行解。为了进一步简化起见,通常将解 x 或将解 y 表示为 $x=(x_1,x_2,\cdots,x_m),y=(y_1,y_2,\cdots,y_n)$,分别表示为一组决策变量。最优化问题就是在解空间中寻找一个可行的解 x 或 y (即一组最佳的决策变量),使得 x 或 y 所对应的函数值 $f(x)$ 或 $g(y)$ 为最小值或最大值。

根据决策变量 x_i 或 y_j 的取值类型(连续型、离散型、混合型),可以将最优化问题分为函数优化问题、组合优化问题、混合优化问题三大类。通常,我们将决策变量均为连续变量的最优化问题称为函数优化问题;如果一个最优化问题的全部决策变量均为离散变量,那么就将这种类型的最优化问题称为组合优化问题。当然,也有许多应用问题可以转化为混合优化问题,也就是说,针对这类问题所建立的数学模型的部分决策变量为连续型变量,部分决策变量为离散型变量。另一方面,根据最优化问题中的变量、约束条件、目标函数、时间因素、函数关系、问题性质等不同情况,最优化问题还可以分为其他各种类型,如表 1-1 所示。

表 1-1 最优化问题的分类

分类标志	决策变量数目	决策变量性质	约束条件	极值数量	目标数量	函数关系	时间因素	问题性质
类型	单变量	连续	无约束	单峰	单目标	线性	静态	确定性
		离散						随机性
	多变量	混合	有约束	多峰	多目标	非线性	动态	模糊性

1.2.1 函数优化问题

与函数优化问题相对应的决策变量皆为连续变量,如图 1-1 所示。最优化问题 f 的目标函数的最(小)值取决于相应的连续决策变量 $x_1,x_2,\cdots,x_n$ 的取值。

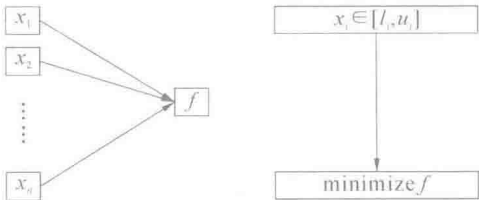


图 1-1 函数优化问题

许多科学实验拟合参数设置、线性规划问题、图形图像处理(如超分辨率图像放大处理问题)、自然语言处理(NLP)、模式识别(PR)、机器翻译等都属于这种类型的最优化问题。例如,在设计神经网络学习算法的过程中,需要确定多个神经元结点之间的网络连接的权值,从而使得当前神经网络的整体性能达到最优。在这种最优化问题中,由于需要进行优化的决策变量的取值是在实数范围内某个连续区间上的实数值,因此属于函数优化问题。各个决策变量之间有些是相互独立的,另一些是相互关联、互相制约的,它们的取值组合构成了问题的一个解。在这种情形下,由于决策变量是连续值,因此无法对每一个决策变量进行枚举。正因如此,我们必须借助于数学中通常使用的最优化方法(例如最小二乘法等)对这类函数优化问题进行求解。

1.2.2 组合优化问题

与函数优化问题不同,组合优化问题的决策变量是离散型变量,例如整数规划问题、旅行商问题(TSP)等。其中有许多离散组合优化问题都是从运筹学(operations research)中演化出来的,其所研究的问题涉及信息技术(IT)、经济管理、资源分配、交通运输、仓储物流等众多领域,在科学研究和社会生产实践中都发挥着极其重要的影响和作用。

其中最为经典的组合优化问题就是0-1背包问题(zero/one knapsack problem)和旅行商问题(traveling salesman problem)。这两个问题分别是基于一种二项取值的组合优化问题以及基于一种排序的组合优化问题。它们各自代表了组合优化问题的两大重要的经典类型。定义1.1和定义1.2分别给出了对这两类组合优化问题的描述以及最优化问题模型。

定义 1.1 0-1 背包问题(zero/one knapsack problem)

给定一个装载容量为 c 的背包以及 n 个价值与重量分别为 v_k 和 w_k 的物品($k=1, 2, \dots, n$)。现要向背包中放入物品,在不超过背包装载容量的条件下使得装载物品的总价值最大。如果我们将以上的这个有约束最优化问题用数学语言重新描述,就可以得到如下的数学公式(1-2)所给出的一个最大值问题:

$$z = \max \sum_{k=1}^n v_k x_k, x_k = 0 \quad \text{或} \quad 1 \quad (1-2)$$

约束条件:

$$\sum_{k=1}^n w_k x_k \leq c$$

其中, x_k 为物品的选择情况,即当 $x_k=1$ 时,表示选择第 k 件物品;当 $x_k=0$ 时,表示不选择第 k 件物品。

定义 1.2 旅行商问题(traveling salesman problem)

设有 n 个城市,任意两座城市之间的距离如 n 阶方阵 $D=(d_{ij})(i, j=1, 2, \dots, n)$ 所示,其中, d_{ij} 表示从城市 i 到城市 j 的距离。旅行商问题就是要寻找下面的旅行方案:旅行路线从预先指定的某座城市开始,经过每座城市一次且仅一次,最终返回到出发城市,使得旅行的总路线长度最短。如果我们将以上的这个最优化问题用数学语言重新描述,就可以得到如下的数学公式(1-3)所给出的一个最小值问题:

$$f = \min \sum_{i=1}^n d_{c(i)c(i+1)} \quad (1-3)$$

其中, $c(i)$ 表示旅行经过的城市序列中第 i 个城市的编号,并且有 $c(n+1)=c(1)$ 。

在通常情况下,旅行商问题都是所谓对称旅行商问题(symmetrical traveling salesman problem),即对于任意的 i, j 均有 $d_{ij}=d_{ji}$ 。而与之相反,如果存在某一组 i, j ,使得 $d_{ij} \neq d_{ji}$,那么就称该问题为非对称旅行商问题(asymmetrical traveling salesman problem)。

从以上的定义1.1不难看出,对于一个需要处理 n 件物品的背包问题来说,若利用枚举的方法确定对每件物品的取舍,则将会产生 2^n 个可行解。而定义1.2则反映了对于一个具有 n 座城市的对称旅行商问题而论,若通过枚举的方法,将会产生 $(n-1)!$ 个可行解。无论是 2^n 还是 $(n-1)!$,它们皆可以看作是数据规模 n 的指数量级函数,乃至于当 n 比较大时,我们所面临的将会是数量相当巨大的解空间,因而导致求解时间非常长。因此,使用枚举的

算法(暴力破解法)仅仅适用于求解一些数据规模比较小的组合优化问题,而对于数据规模很大的组合优化问题,我们只能借助于本课程所讨论的智能优化计算方法,方可在较为合理的时间以内求解得到令人满意的结果,从而可以满足社会生产实践的要求。

1.3 计算复杂性理论

1.3.1 计算复杂性概述

一般来说,人类面对的问题主要分为两类,一类是不可计算问题(例如停机问题等);另一类是可计算问题。当数据规模比较大时,最优化问题都是一些需要耗费很长时间用于计算求解的可计算问题,在计算科学中,我们通常把这类问题称为“计算困难”或“求解困难”的可计算问题。以上一小节给出的0-1背包问题和旅行商问题为例,尽管它们的定义非常简单,但是当面对大规模数据的最优化问题求解时,要想在合理的时间内得出每个问题的全局最优解绝非易事。具体来说,0-1背包问题即是一个0,1二项取值问题,0表示不选择当前的物品,1则表示选择当前的物品,因此有 2^n 种可能的0-1序列,如果使用枚举法,需要进行 2^n 次枚举方可获得全局最优解;旅行商问题即可转换为 n 座城市的排序问题,如果对其使用暴力破解法进行枚举,需要执行 $(n-1)!$ 次枚举方可获得全局最优解。由此可见,对于这两个最优化问题,只有当数据规模比较小时,才可以选用枚举的方法。而当数据规模比较大时,由于问题的解空间随着数据规模的增加而呈现出指数量级的增长,因此几乎不可能使用枚举法在合理的时间内获得全局最优解,这样一来,我们只能寄希望于寻找其他行之有效的智能优化算法求解这类问题在大规模数据下的全局最优解。

在计算机科学中,我们通常使用计算复杂性(computational complexity)这一概念来描述算法的执行效率或者可计算问题的难易程度。而对于某种特定算法的计算复杂性,一般很容易进行判断。例如,使用暴力破解法(枚举法)求解0-1背包问题或者求解旅行商问题,皆是具有指数时间复杂度的计算复杂性算法。然而,如果要对一个可计算问题的计算复杂性进行判断却并非易事。

根据前面给出的两个例子不难看出,可计算问题的计算复杂性是可计算问题的数据规模的函数。因此,我们首先需要定义可计算问题的数据规模。例如对于方阵的运算,方阵的阶数可以被定义为可计算问题的数据规模。如果可计算问题的运算次数或步骤数是该问题中数据规模的指数函数(单元函数或多元函数),那么就称该问题是具有指数时间复杂性问题;如果可计算问题的运算次数或步骤数是该问题中数据规模的多项式函数(单元函数或多元函数),那么就称该问题是具有多项式时间复杂性问题。对于某个具体的可计算问题来说,其计算复杂性的上界即是已知求解该问题耗时最短算法的时间复杂度,而计算复杂性的下界则只能通过理论证明进行确立。证明一个可计算问题的计算复杂性的下界需要证明不存在任何计算复杂性低于此下界的算法。不难看出,确立下界要比确立上界困难很多。而对于任何一个可计算问题来说,确立其计算复杂性的下界要比确立其上界意义大得多。

例如,暴力破解法可以用于求解0-1背包问题和旅行商问题这两种类型的可计算问题。它们都是指数时间复杂度算法。因此,这两个可计算问题的计算复杂性的上界都被视为指数时间复杂度问题。那么,这两个可计算问题的计算复杂性的下界又是怎样的呢?我们目