

Lifelong Machine Learning

Second Edition

终身机器学习

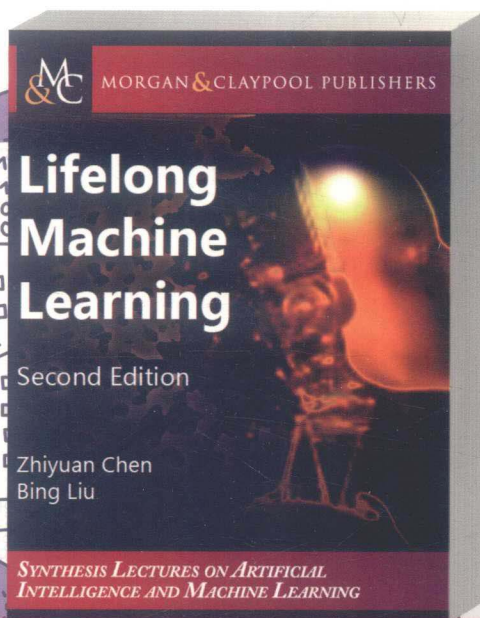
(原书第2版)

[美] 陈志源 (Zhiyuan Chen) 著
刘兵 (Bing Liu)

伊利诺伊大学芝加哥分校

陈健 译

华南理工大学



机械工业出版社
China Machine Press

智能科学与技术丛书

Lifelong Machine Learning

Second Edition

终身机器学习

(原书第2版)

[美] 陈志源 (Zhiyuan Chen) ◎ 著
刘兵 (Bing Liu)

伊利诺伊大学芝加哥分校

陈健 ◎ 译

华南理工大学



图书在版编目 (CIP) 数据

终身机器学习 (原书第 2 版) / (美) 陈志源, (美) 刘兵著; 陈健译. —北京: 机械工业出版社, 2019.8

(智能科学与技术丛书)

书名原文: Lifelong Machine Learning, Second Edition

ISBN 978-7-111-63212-2

I. 终… II. ①陈… ②刘… ③陈… III. 机器学习 IV. TP181

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2019) 第 143109 号

本书版权登记号: 图字 01-2018-8782

Authorized translation from the English language edition, entitled Lifelong Machine Learning, Second Edition, 9781681733029 by Zhiyuan Chen, Bing Liu, published by Morgan & Claypool Publishers, Inc., Copyright © 2018 by Morgan & Claypool.

Chinese language edition published by China Machine Press, Copyright © 2019.

All rights reserved. No part of this book may be reproduced or transmitted in any form or by any means, electronic or mechanical, including photocopying, recording or by any information storage retrieval system, without permission from Morgan & Claypool Publishers, Inc. and China Machine Press.

本书中文简体字版由美国摩根 & 克莱普尔出版公司授权机械工业出版社独家出版。未经出版者预先书面许可, 不得以任何方式复制或抄袭本书的任何部分。

The simplified Chinese translation rights arranged through Rightol Media (本书中文简体版权经由锐拓传媒取得 Email: copyright@rightol.com)

本书介绍高级机器学习范式——终身机器学习, 这种范式通过积累过去的知识持续地学习, 并将所学到的知识用于帮助未来的学习和解决问题。本书适用于对机器学习、数据挖掘、自然语言处理或模式识别感兴趣的学生、研究人员和从业人员。

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: 杨宴蕾

责任校对: 张惠兰

印 刷: 三河市宏图印务有限公司

版 次: 2019 年 8 月第 1 版第 1 次印刷

开 本: 185mm × 260mm 1/16

印 张: 12.5 (含 0.25 印张彩插)

书 号: ISBN 978-7-111-63212-2

定 价: 79.00 元

客服电话: (010) 88361066 88379833 68326294
华章网址: www.hzbook.com

投稿热线: (010) 88379604
读者信箱: hzsj@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

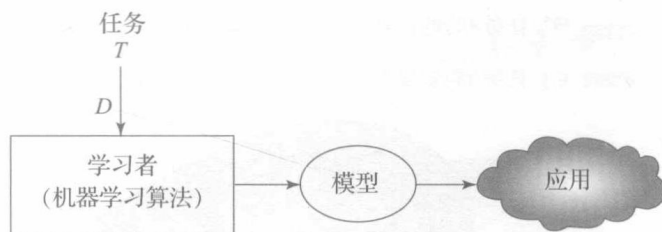


图 1.1 经典的机器学习范式

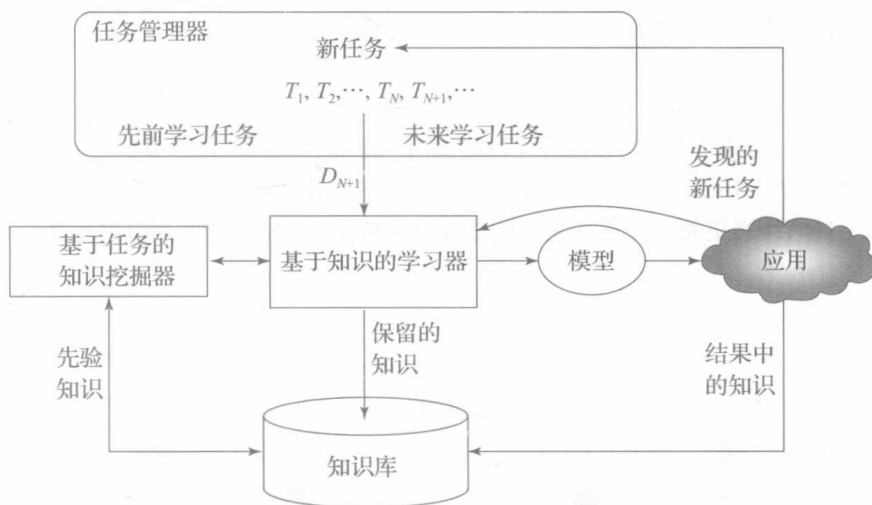


图 1.2 终身机器学习的系统架构

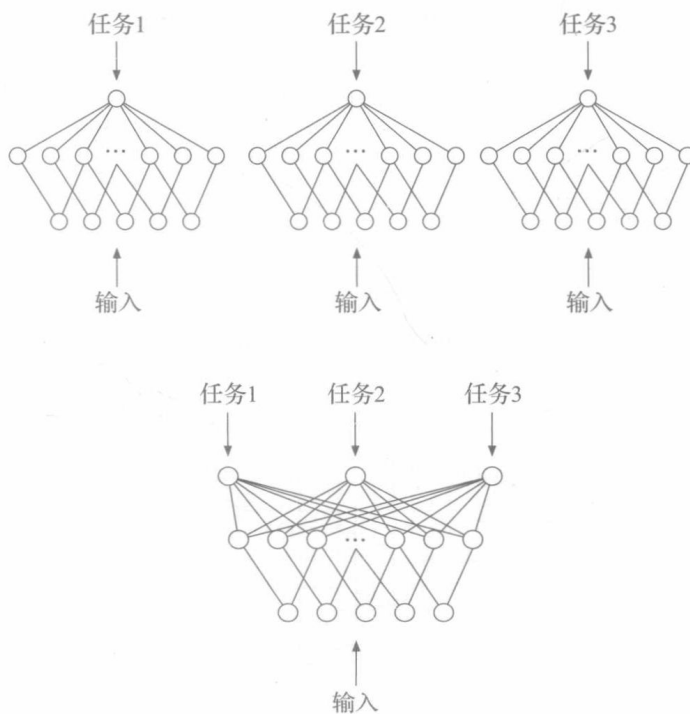


图 3.1 顶层的神经网络是为每个任务独立训练的，底层的神经网络是 MTL 网络 [Caruana,1997]

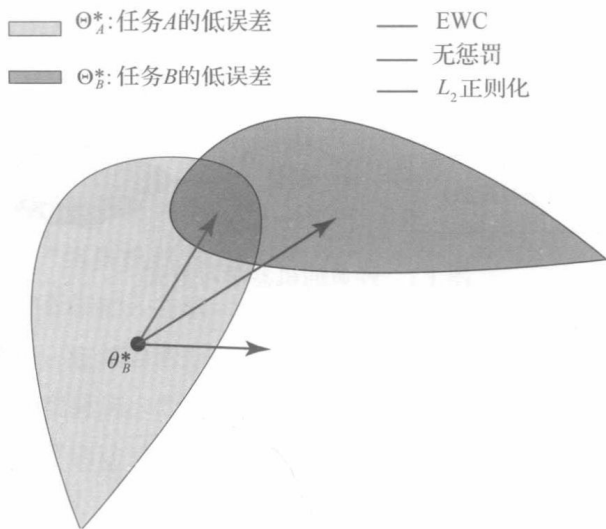


图 4.1 EWC 的说明示例。给定任务 B ，常规神经网络学习一个点，该点对任务 B 产生一个低误差，而对任务 A （蓝色箭头）不一定是小误差。相反， L_2 正则化为任务 B 提供了次优模型（紫色箭头）。EWC 为任务 B 更新它的参数，同时缓慢更新对任务 A 重要的参数以保持其在 A 的低误差区域（红色箭头）

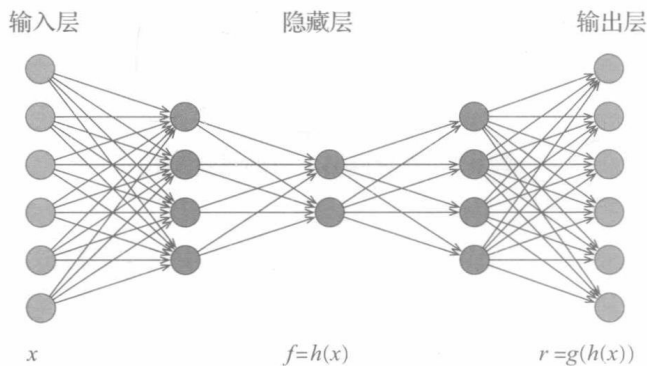


图 4.2 一个非完全自动编码器模型的例子

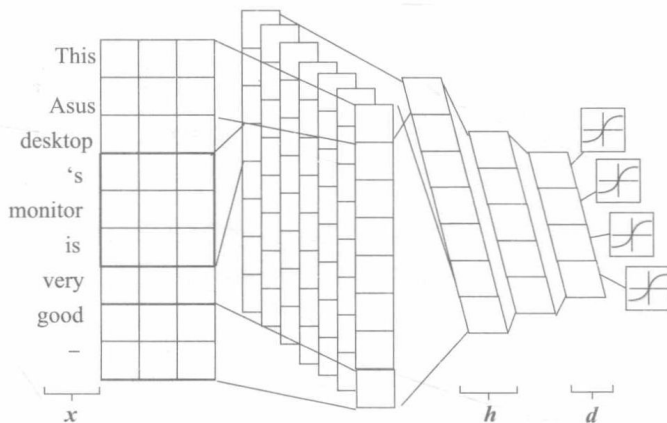


图 5.1 DOC 的整个网络

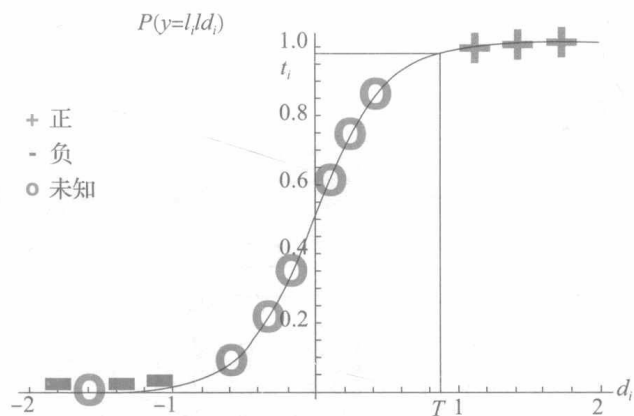


图 5.2 Sigmoid 函数的开放空间风险和期望决策边界 $d_i=T$ 及概率阈值 t_i

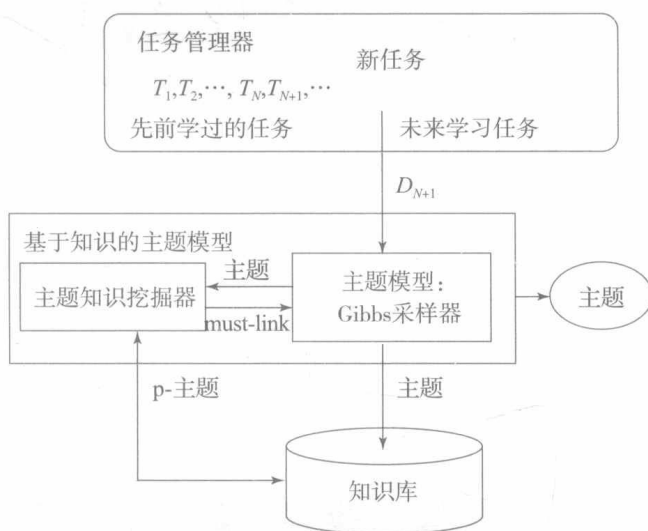


图 6.1 终身主题模型 (LTM) 的系统框架

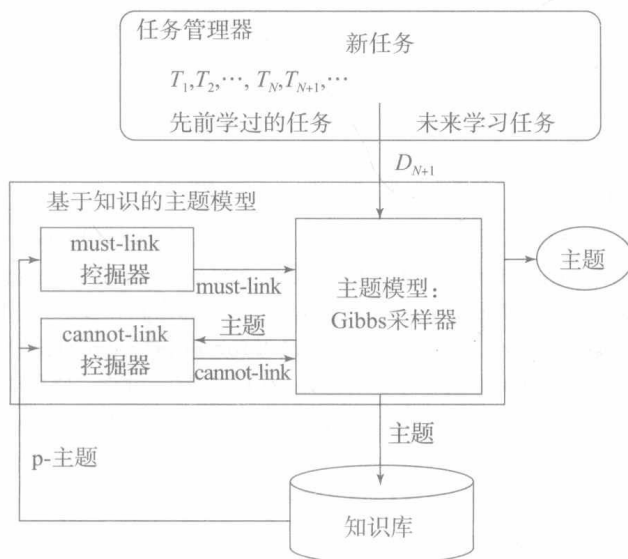


图 6.2 AMC 模型系统框架

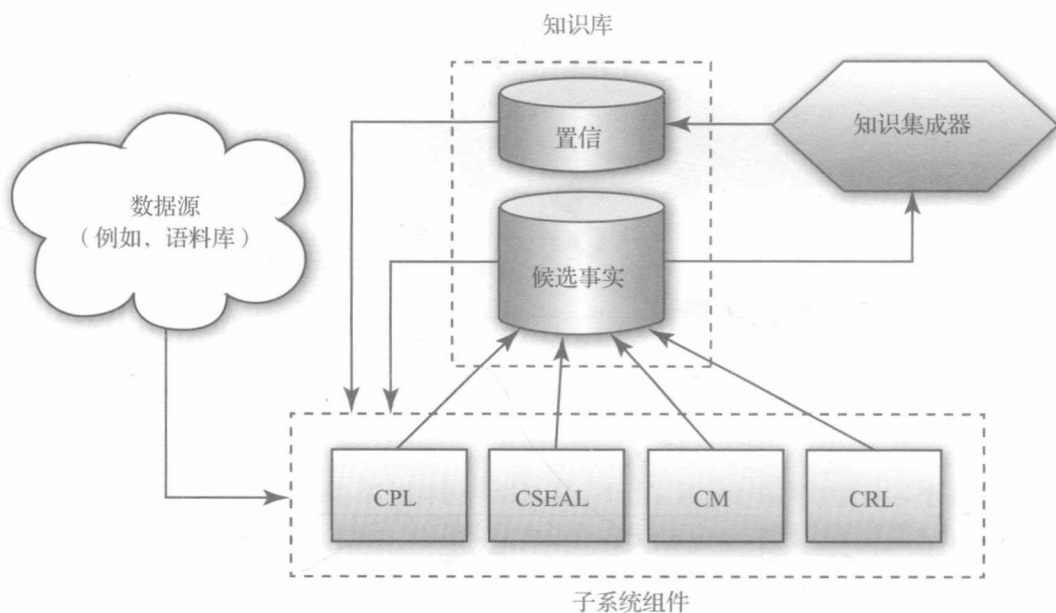


图 7.1 NELL 系统结构 [Carlson et al., 2010a]

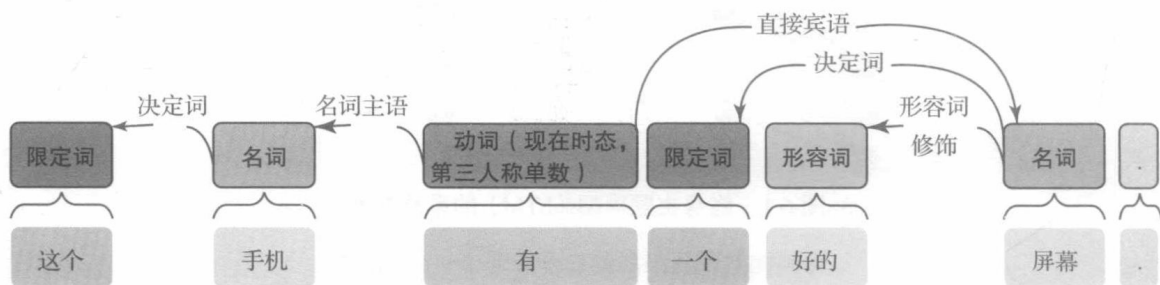


图 7.2 句子“这个手机有一个好的屏幕”的依赖关系

User: (Obama, CitizenOf, USA)? “Is Obama a citizen of USA?” [Query]
 LiLi: I do not know what “**CitizenOf**” mean? Can you provide me an example? [Ask for Clue]
 User: (David Cameron, CitizenOf, UK). “David Cameron is a citizen of UK.” [SF1]
 LiLi: Got it. Can you tell me how “**Obama**” and “**Honolulu**” are related? [CLQ]
 User: (Obama, BornIn, Honolulu). “Obama was born in Honolulu.” [SF2]
 LiLi: Got it. Can you tell also me how “**Honolulu**” and “**Hawaii**” are related? [MLQ]
 User: (Honolulu, CapitalOfState, Hawaii). “Honolulu is the state capital of Hawaii.” [SF3]
 LiLi: (Obama, CitizenOf, USA) is correct. [Answer]

图 8.1 交互推理和学习的例子。请注意，LiLi 只针对三元组，假设上面每一个三元组都是由其后的句子提取得到

终身学习是一种持续学习的机器学习范式，它能够利用已学到的知识来帮助未来的学习和解决问题。经典的机器学习范式是孤立地学习，不保留和积累以前学习过的知识，而终身学习的目标就是要克服现有机器学习的缺点，以便像人类一样持续学习。本书适用于对机器学习、数据挖掘、自然语言处理或模式识别感兴趣的学生、研究人员和从业人员。

本书根据终身学习的不同研究方向，全面地介绍了相关的重要研究成果和最新思想。首先简要介绍传统机器学习的概况、终身学习的定义、目前遇到的挑战以及机器学习的范式；然后介绍基于深度神经网络的监督终身学习、开放式学习和终身主题模型等主题；之后介绍聊天机器人的持续学习能力、终身强化学习的相关算法等。最后对本书进行总结，指明终身学习研究领域所面临的主要挑战 and 方向。

本书的两位作者都是活跃在终身机器学习研究领域的优秀学者。刘兵教授是伊利诺伊大学芝加哥分校计算机科学系的杰出教授，其研究方向包括终身机器学习、情感分析和观点挖掘、数据挖掘、机器学习和自然语言处理。陈志源在刘兵教授的指导下在伊利诺伊大学芝加哥分校以“终身机器学习的主题建模和分类”为题完成了他的博士学位论文，其研究方向包括机器学习、自然语言处理、文本挖掘、数据挖掘等。

华南理工大学软件学院研究生黄琰、韩超和陈雅文为本书做了大量的工作，在此特表感谢。

由于译者水平有限，译文中难免出现疏漏和错误，欢迎大家批评指正！

陈健

2019.7.19 于广州华南理工大学

编写第 2 版的目的是扩展终身学习的定义，更新部分章节的内容，并添加一个新的章节来介绍深度神经网络中的持续学习(continual learning in deep neural networks)，这部分内容在过去的两三年里一直被积极研究。另外，还重新组织了部分章节，使得内容更有条理。

编写本书的工作始于我们在 2015 年第 24 届国际人工智能联合会议(IJCAI)上关于终身机器学习(lifelong machine learning)的教程。当时，我们已经对终身机器学习这个主题做了一段时间的研究，并在 ICML、KDD 和 ACL 上发表了几篇文章。当 Morgan & Claypool 出版社联系我们要出版关于该主题的图书时，我们很兴奋。我们坚信终身机器学习(或简称终身学习)对未来的机器学习和人工智能(AI)至关重要。值得注意的是，终身学习有时在文献中也被称为持续学习(continual learning)或连续学习(continuous learning)。我们对该主题的最初研究兴趣源于几年前在一个初创公司所做的关于情感分析(SA)的工作中所积累的广泛应用经验。(典型的 SA 项目始于客户在社交媒体中对他们自己或竞争对手的产品或服务发表的消费者意见。)SA 系统包含两个主要的分析任务：(1)发现人们在评论文档(如在线评论)中谈到的实体(例如，iPhone)和实体属性/特征(例如，电池寿命)；(2)确定关于每个实体或实体属性的评论是正面的、负面的或中立的[Liu, 2012, 2015]。例如，从“iPhone 真的很酷，但它的电池寿命很糟糕”这句话中，SA 系统应该发现：(1)作者对 iPhone 的评论是正面的；(2)作者对 iPhone 的电池续航时间的评论是负面的。

在参与许多领域(产品或服务的类型)的许多项目之后，我们意识到跨领域和跨项目之间存在着大量可共享的信息。随着我们经历的项目越来越多，遇到的新事物却越来越少。很容易看出，情感词和短语(如好的、坏的、差的、糟糕的和昂贵的)是跨领域共享的，大量的实体和属性也是共享的。例如，每个产品都有价格属性，大量电子产品有电池，大多数还有屏幕。如果不使用这些可共享的信息来大幅度提高 SA 的准确度，而是单独处理每个项目及其数据，是比较愚蠢的做法。经典的机器学习范式完全孤立地学习。在

这种范式下，给定一个数据集，学习算法在这个数据集上运行并生成模型，算法没有记忆，因此无法使用先前学习的知识。为了利用知识共享，SA 系统必须保留和积累过去学到的知识，并将其用于未来的学习和问题的解决，这正是**终身学习**(lifelong learning)的目标。

不难想象，这种跨领域和跨任务的信息或知识共享在每个领域都是正确的。在自然语言处理中尤为明显，因为单词和短语的含义在不同领域和任务之间基本相同，句子语法也是如此。无论我们谈论什么主题，都使用相同的语言，尽管每个主题可能只使用一种语言中的一小部分单词和短语。如果情况并非如此，那么人类也不会形成自然语言。因此，终身学习可以广泛应用，而不仅仅局限于情感分析。

本书的目的是提出这种新兴的机器学习范式，并对该领域的重要研究成果和新想法进行全面的回顾。我们还想为该研究领域提出一个统一的框架。目前，机器学习中有几个与终身学习密切相关的研究课题，特别值得注意的是多任务学习和迁移学习，因为它们也采用了知识共享和知识迁移的思想。本书将集中介绍这些主题，并讨论它们之间的相同和差异。我们将终身学习视为这些相关范式的扩展。通过本书，我们还想激励研究人员开展终身学习的研究。我们相信终身学习代表了未来几年机器学习和人工智能的主要研究方向。如果不能保留和积累过去学到的知识，对知识进行推理，并利用已学到的知识帮助未来的学习和解决问题，那么实现通用人工智能(Artificial General Intelligence, AGI)是不可能的。

编写本书遵循了两个主要指导原则。首先，它应该包含开展终身学习研究的强大动机，以便鼓励研究生和研究人员致力于研究终身学习的问题。其次，它的内容对于具有机器学习和数据挖掘基础知识的从业者和高年级本科生应该是易于理解的。但是，对于计划攻读机器学习和数据挖掘领域博士学位的研究生来说，应该学习更加详尽的资料。

因此，本书适用于对机器学习、数据挖掘、自然语言处理或模式识别感兴趣的学生、研究人员和从业人员。

陈志源和刘兵

2018 年 8 月

致 谢

Lifelong Machine Learning, Second Edition

感谢我们小组中那些已经毕业和还在学校的学生以及我们的合作伙伴：Geli Fei、Zhiqiang Gao、Estevam R. Hruschka Jr.、Wenpeng Hu、Minlie Huang、Yongbing Huang、Doo Soon Kim、Huayi Li、Jian Li、Lifeng Liu、Qian Liu、Guangyi Lv、Sahisnu Mazumder、Arjun Mukherjee、Nianzu Ma、Lei Shu、Tao Huang、William Underwood、Hao Wang、Shuai Wang、Hu Xu、Yueshen Xu、Tim Yin、Tim Yuan 和 Yuanlin Zhang。多年来，他们提供了大量的研究思路和有益的论点。还要特别感谢本书第 1 版的两位评论专家 Eric Eaton 和 Matthew E. Taylor。尽管他们的工作繁忙，但还是非常仔细地阅读了本书的初稿，并给我们提出了许多优秀的意见和建议。这些意见和建议不仅具有深刻的洞察力和全面性，还非常详细并具有建设性。德国的 I. Parisi 审阅了第 2 版的第 4 章，也给予我们很多宝贵的意见。他们的建议对本书的改进提供了极大的帮助。

对于本书的出版，我们要感谢人工智能和机器学习综合讲座的编辑 Ronald Brachman、William W. Cohen 和 Peter Stone，是他们发起了这个项目。我们也非常感谢 Morgan & Claypool 出版社的总裁兼首席执行官 Michael Morgan 及其工作人员 Christine Kiilerich 和 C. L. Tondo。他们对于我们随时提出的请求都能够迅速地提供帮助。

最需要感谢的是我们的家人。陈志源想要感谢妻子 Vena Li 和父母。刘兵想要感谢妻子 Yue、孩子 Shelley 和 Kate 以及父母。家人在很多方面都提供了支持和帮助。

本书的编写工作获得了美国国家科学基金会(NSF)的 IIS-1407927 和 IIS-1650900 两个项目的资助，以及 NCI 的 R01CA192240 项目的资助，还分别获得了华为公司和博世公司的研究资助。本书的内容完全由作者负责，并不一定代表 NSF、NCI、华为或博世的官方观点。伊利诺伊大学芝加哥分校的计算机科学系为这个项目提供了计算资源和极大的支持。在谷歌工作也为陈志源在机器学习领域提供了更广泛的视角。

陈志源和刘兵

2018 年 8 月

译者序

前 言

致 谢

第 1 章 引言 1

- 1.1 传统机器学习范式 1
- 1.2 案例 3
- 1.3 终身学习简史 7
- 1.4 终身学习的定义 9
- 1.5 知识类型和关键挑战 14
- 1.6 评估方法和大数据的角色 ... 17
- 1.7 本书大纲 18

第 2 章 相关学习范式 20

- 2.1 迁移学习 20
 - 2.1.1 结构对应学习 21
 - 2.1.2 朴素贝叶斯迁移
 - 分类器 22
 - 2.1.3 迁移学习中的深度
 - 学习 23
 - 2.1.4 迁移学习与终身学习的
 - 区别 24
- 2.2 多任务学习 25
 - 2.2.1 多任务学习中的

任务相关性 25

- 2.2.2 GO-MTL: 使用潜在基础
 - 任务的多任务学习 26
- 2.2.3 多任务学习中的深度
 - 学习 28
- 2.2.4 多任务学习与终身学习的
 - 区别 30
- 2.3 在线学习 30
- 2.4 强化学习 31
- 2.5 元学习 32
- 2.6 小结 34

第 3 章 终身监督学习 35

- 3.1 定义和概述 36
- 3.2 基于记忆的终身学习 37
 - 3.2.1 两个基于记忆的学习
 - 方法 37
 - 3.2.2 终身学习的新表达 37
- 3.3 终身神经网络 39
 - 3.3.1 MTL 网络 39
 - 3.3.2 终身 EBNN 40
- 3.4 ELLA: 高效终身学习
 - 算法 41
 - 3.4.1 问题设定 41
 - 3.4.2 目标函数 42

3.4.3 解决第一个低效问题	43
3.4.4 解决第二个低效问题	45
3.4.5 主动的任务选择	46
3.5 终身朴素贝叶斯分类	47
3.5.1 朴素贝叶斯文本分类 ...	47
3.5.2 LSC 的基本思想	49
3.5.3 LSC 技术	50
3.5.4 讨论	52
3.6 基于元学习的领域词嵌入 ...	52
3.7 小结和评估数据集	54

第 4 章 持续学习与灾难性

遗忘	56
4.1 灾难性遗忘	56
4.2 神经网络中的持续学习	58
4.3 无遗忘学习	61
4.4 渐进式神经网络	62
4.5 弹性权重合并	63
4.6 iCaRL: 增量分类器与表示学习	65
4.6.1 增量训练	66
4.6.2 更新特征表示	67
4.6.3 为新类构建范例集	68
4.6.4 在 iCaRL 中完成分类	68
4.7 专家网关	69
4.7.1 自动编码网关	69

4.7.2 测量训练的任务相关性	70
4.7.3 为测试选择最相关的专家	71
4.7.4 基于编码器的终身学习	71
4.8 生成式重放的持续学习	72
4.8.1 生成式对抗网络	72
4.8.2 生成式重放	73
4.9 评估灾难性遗忘	74
4.10 小结和评估数据集	75

第 5 章 开放式学习

5.1 问题定义和应用	80
5.2 基于中心的相似空间学习 ...	81
5.2.1 逐步更新 CBS 学习模型	82
5.2.2 测试 CBS 学习模型	84
5.2.3 用于未知类检测的 CBS 学习	84
5.3 DOC: 深度开放式分类	87
5.3.1 前馈层和一对其余层 ...	87
5.3.2 降低开放空间风险	89
5.3.3 DOC 用于图像分类	90
5.3.4 发现未知类	90
5.4 小结和评估数据集	91

第 6 章 终身主题建模

6.1 终身主题建模的主要思想 ...	93
6.2 LTM: 终身主题模型	97

6.2.1 LTM 模型	97	7.2.3 知识学习	124
6.2.2 主题知识挖掘	99	7.2.4 使用过去知识推荐	125
6.2.3 融合过去的知识	100	7.3 在工作中学习	126
6.2.4 Gibbs 采样器的条件 分布	102	7.3.1 条件随机场	127
6.3 AMC: 少量数据的终身主题 模型	102	7.3.2 一般依赖特征	128
6.3.1 AMC 整体算法	103	7.3.3 L-CRF 算法	130
6.3.2 挖掘 must-link 知识	104	7.4 Lifelong-RL: 终身松弛 标记法	131
6.3.3 挖掘 cannot-link 知识	107	7.4.1 松弛标记法	132
6.3.4 扩展的 Pólya 瓮 模型	108	7.4.2 终身松弛标记法	133
6.3.5 Gibbs 采样器的采样 分布	110	7.5 小结和评估数据集	133
6.4 小结和评估数据集	112		
第 7 章 终身信息提取	114	第 8 章 聊天机器人的持续 知识学习	135
7.1 NELL: 永不停止语言 学习器	114	8.1 LiLi: 终身交互学习与 推理	136
7.1.1 NELL 结构	117	8.2 LiLi 的基本思想	139
7.1.2 NELL 中的提取器与 学习	118	8.3 LiLi 的组件	141
7.1.3 NELL 中的耦合 约束	120	8.4 运行示例	142
7.2 终身评价目标提取	121	8.5 小结和评估数据集	142
7.2.1 基于推荐的终身 学习	122	第 9 章 终身强化学习	144
7.2.2 AER 算法	123	9.1 基于多环境的终身强化 学习	146
		9.2 层次贝叶斯终身强化 学习	147
		9.2.1 动机	147
		9.2.2 层次贝叶斯方法	148
		9.2.3 MTRL 算法	149

9.2.4 更新层次模型参数	150	9.3.4 终身学习的安全策略	
9.2.5 对 MDP 进行采样	151	搜索	156
9.3 PG-ELLA: 终身策略梯度		9.3.5 跨领域终身强化	
强化学习	152	学习	156
9.3.1 策略梯度强化学习	152	9.4 小结和评估数据集	157
9.3.2 策略梯度终身学习			
设置	154		
9.3.3 目标函数和优化	154	第 10 章 结论及未来方向	159
		参考文献	164

引言

机器学习(ML)已经成为促进数据分析和人工智能(AI)发展的重要工具。最近深度学习取得的成功促使机器学习上升到了一个新的高度。机器学习算法已经应用于计算机科学、自然科学、工程学、社会科学以及其他学科的几乎所有领域,实际应用甚至更为广泛。如果没有有效的机器学习算法,许多行业不会存在,也不会得到快速发展,例如,电子商务和 Web 搜索。然而,目前的深度学习范式还存在缺陷。在这一章中,我们首先讨论传统的机器学习范式及其缺点,然后介绍**终身机器学习**(Lifelong Machine Learning, 或简称终身学习(LL)),这是一个以建立像人类一样学习的机器为最终目标,能够克服目前机器学习缺点的新兴和极有潜力的方向。

1.1 传统机器学习范式

目前主流的机器学习范式是在一组给定的数据集上运行机器学习算法以生成一个模型,然后将这个模型应用到真实环境的任务中,监督学习和无监督学习都是如此。我们称这种学习范式为**孤立学习**(isolated learning),因为这种范式不考虑其他相关的信息和以前学过的知识。这种孤立学习的主要问题在于,它不保留和积累以前学习的知识,无法在未来的学习中使用这些知识,这与人类的学习过程存在鲜明的对比。人类从来都不会孤立地或者从零开始学习,我们始终保留过去已经学到的知识,并将其用于帮助未来的学习和解决问题。如果不能积累和使用已学的知识,机器学习算法往往需要大量的训练样本才能进行有效的学习。这个学习环境通常是静态的和封闭的。对于监督学习而言,训练数据的标签通常需要手工完成,这是一项非常消耗精力和时间的工作。由于这个世界存在许许多多可能的任务,非常复杂,因此,为了让一个机器学习算法进行学习而为每一个可能的任务或应用标记大量的样本几乎是不太可能的事情。更为糟糕的是,我们身边的事物总是在不断变化,因此,标记工作也需要持续进行,这对我们来说是一项艰巨的任务。即使是无监督学习,在很多情况下收集大量的数据也是比较困难的事情。

相比而言，人类的学习方式完全不同。我们从过去的任务中积累并保留知识，并无缝地使用这些知识来学习新的任务和解决新的问题。这就是为什么每当遇到新的情况或问题时，我们可能发现它的很多方面都不是第一次出现，而是在过去的一些场合就已经碰到过。当面对一个新的问题或一个新的环境时，我们能够运用先前所学的知识来处理新的情况，并且从中总结经验和吸取教训。久而久之，我们学到的东西越来越多，变得越来越有知识，学习效率越来越高。终身机器学习的目标就是模拟人类学习过程和学习能力，这种类型的学习方式是相当自然的，因为我们周边的事物都是密切相关且相互连通的。了解某些学科的知识有助于我们理解和学习其他学科。例如，对于一部电影，我们不需要像机器学习算法一样在网上抓取 1000 条正面评论和 1000 条负面评论作为训练数据，才能建立一个准确的分类器来对这部电影的正面评论和负面评论进行分类。事实上，对于这项任务，我们甚至不需要一个单独的训练样本就可以完成分类。我们是怎么做到的呢？原因很简单，对于用来赞美或者批评事物的语言表达，我们过去已经积累了足够多的这方面的知识，就算这些赞美或批评并没有出现在评论语句中，我们也能正确地分类。有趣的是，如果我们没有这样的先验知识，人类可能无法在较短的时间内通过这 1000 条正面评论和 1000 条负面评论来建立一个好的分类器。例如，如果你不懂阿拉伯语，而别人给你提供 2000 条已标识的阿拉伯语评论，并要求你手动构建一个分类器，在没有翻译的情况下，你几乎是做不到的。

为了在更具一般性的意义下讨论这个问题，我们使用自然语言处理(NLP)作为例子。很容易看出终身学习对自然语言处理的重要性，这有以下几个原因：首先，单词和短语在所有领域和所有任务中几乎都具有相同的含义；其次，每一个领域中的语句都遵循相同的语法和句法；最后，几乎所有的自然语言处理问题都是彼此密切相关的，这意味着这些问题是内联的，并且在某种程度上相互影响。前两个原因保证了已学的知识可以跨领域和跨任务使用，因为这些知识具有相同的形式、含义和语法，这就是人们在进入一个新应用领域时不需要重新学习语言(或者学习一门新的语言)的原因。例如，假设我们从未研究过心理学，而我们现在想要研究它，那么除了心理学领域的一些新概念之外，我们并不需要学习心理学文本中使用的语言，因为关于语言本身的一切都与其他领域相同。第三个原因确保终身学习可以应用到不同类型的任务中。例如，命名实体识别(NER)系统已经识别出 iPhone 是一个产品或实体，并且数据挖掘系统已经发现每一个产品都有价格和形容词“昂贵”来描述实体的价格属性。然后，从句子“iPhone 的图像质量很好，但它相当昂贵”中，我们可以安全地提取出“图像质