

新时代
技术
新未来

清华大学人工智能研究院
孙茂松教授团队研究成果

Knowledge
Graph
and
Deep Learning

AI



知识图谱 与深度学习

刘知远 韩旭 孙茂松——著

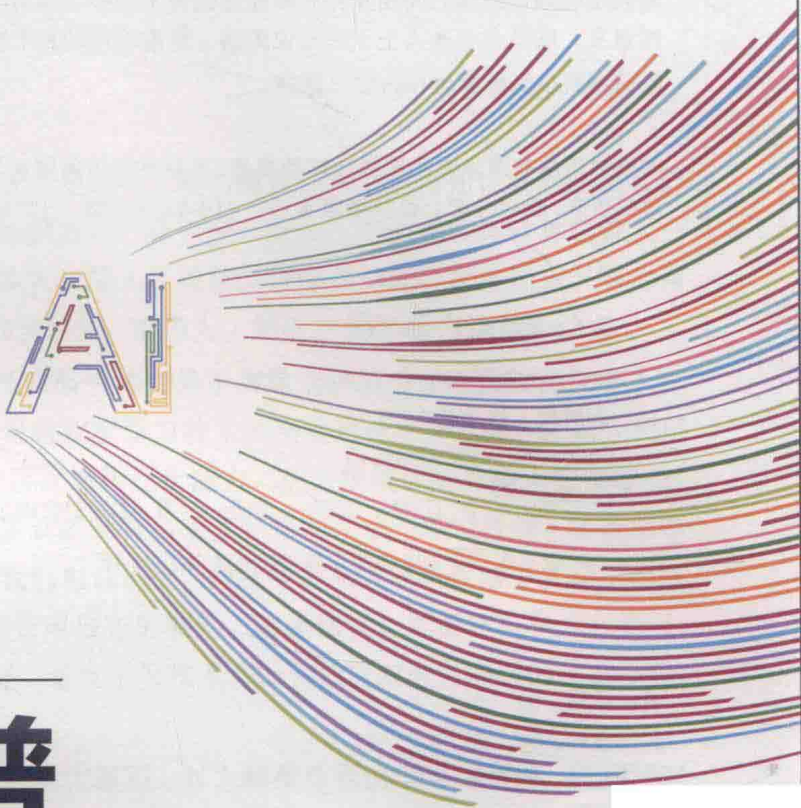
清华大学出版社



新时代
技术
新未来

Knowledge
Graph
and
Deep Learning

AI



知识图谱 与深度学习

刘知远 韩旭 孙茂松 —— 著

清华大学出版社
北京

内 容 简 介

知识图谱旨在将人类知识组织成结构化知识系统，是人工智能实现真正意义的理解、记忆与推理的重要基础。知识图谱作为典型的符号表示系统，如何有效用于机器学习算法，面临着知识表示、知识获取和计算推理等方面的诸多挑战。近年来，以神经网络为代表的深度学习技术引发了人工智能的新一轮浪潮。

本书介绍了作者团队在知识图谱与深度学习方面的研究成果，展现了数据驱动的深度学习与符号表示的知识图谱之间相互补充和促进的技术趋势。本书内容对于人工智能基础研究具有一定的参考意义，既适合专业人士了解知识图谱、深度学习和人工智能的前沿热点，也适合对人工智能感兴趣的本科生和研究生作为学习读物。

本书封面贴有清华大学出版社防伪标签，无标签者不得销售。

版权所有，侵权必究。侵权举报电话：010-62782989 13701121933

图书在版编目（CIP）数据

知识图谱与深度学习/刘知远，韩旭，孙茂松著. —北京：清华大学出版社，2020.6（2020.7重印）
（新时代·技术新未来）

ISBN 978-7-302-53852-3

I. ①知… II. ①刘… ②韩… ③孙… III. ①知识管理②机器学习 IV. ①G302②TP181

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 207391 号

责任编辑：刘 洋

封面设计：徐 超

责任校对：宋玉莲

责任印制：杨 艳

出版发行：清华大学出版社

网 址：<http://www.tup.com.cn>，<http://www.wqbook.com>

地 址：北京清华大学学研大厦 A 座 邮 编：100084

社总机：010-62770175 邮 购：010-62786544

投稿与读者服务：010-62776969，c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质量反馈：010-62772015，zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印装者：小森印刷（北京）有限公司

经 销：全国新华书店

开 本：187mm×235mm 印 张：16.25

字 数：314 千字

版 次：2020 年 6 月第 1 版

印 次：2020 年 7 月第 3 次印刷

定 价：99.00 元

产品编号：077071-01

此为试读，需要完整PDF请访问：www.ertongbook.com

前言

知识就是力量。

——[英]弗兰西斯·培根

知识能够丰富人的思想，能够让人更聪明。我们通过思考，获得知识就能解决我们从前所不知道的很多问题。这时，知识就是一种力量。而人工智能想要让计算机像人一样思考，同样需要知识的力量。计算机实现人工智能需要哪些知识，这些知识又要如何表示，如何获取，如何计算，以及如何使用，都是人工智能的重要研究课题。

近年来，深度学习技术大放异彩，极大地提升了自然语言处理、计算机视觉等人工智能任务的性能。我们应当辩证地看待深度学习技术的历史地位。一方面，它充分利用人工神经网络的分布式表示能力和层次结构泛化能力，从大规模训练数据中自动学习，显著提升了对无结构文本、图像、语音数据背后语义信息的表示与学习性能，将数据驱动方法推向新的高度；另一方面，我们也认识到，深度学习从大规模数据中自动学习任务模式和语义信息，既受到大数据长尾分布的制约，也无法真正理解这些模式与语义，缺少可解释性；近年来的研究也表明，深度学习技术无法有效应对有针对性的攻击样例，鲁棒性差。

数据与知识，是实现人工智能的两大基石。对大规模数据的学习与利用，离不开深度学习技术。但要实现有理解能力的人工智能，还需要各类知识的支持。最终，我们需要探索出一条能够同时充分利用数据与知识的方案，才能实现有理解能力的人工智能，具有较好的鲁棒性和可解释性。我们姑且将面向人工智能的知识计算研究称为知识智能，涵盖知识表示、获取、计算和推理应用等研究课题。其中，知识表示旨在探索如何对不同类型知识进行组织和表示，支持计算机最大化地利用这些知识；知识获取旨在探索如何从互联网大规模的结构化、半结构、无结构数据中自动获取我们需要的知识；知识计算和推理则旨在探索如何更好地利用大规模知识库进行各类知识计算与推理应用，支持人工智能实现从数据智能到知识智能的跃迁。

我所在的清华大学自然语言处理与社会人文计算实验室（THUNLP），在学术带头人孙茂松教授的带领下，主要从事自然语言处理、知识图谱、机器翻译和社会计算研

究。2014年，孙茂松教授作为首席科学家牵头组织了题为“面向三元空间的互联网中文信息处理理论与方法”的国家重点基础研究发展计划（“973”计划）项目。在2013年申请项目时，深度学习初露锋芒但尚未成席卷之势，孙茂松教授带领的项目团队经过多次研讨认为，深度学习技术将对自然语言处理带来颠覆性变化，并意识到知识对自然语言理解的重要价值。经过2014—2018年的5年探索，项目组在国内率先开展并坚持探索了面向自然语言处理的深度学习技术，系统研究了面向自然语言理解的知识获取与应用技术，取得了一系列原创成果。其中，孙茂松教授带领团队主要负责项目的基础理论研究，提出了融合知识的统一语义表示框架，以及知识指导的自然语言处理框架等学术思想，相关发表论文、开源项目、演示系统获得了国内外的广泛关注。

为了更好地向国内读者介绍在知识智能方面取得的最新进展，我们整理出版了这部中文专著。“知识图谱”本是谷歌的一款支持搜索引擎的世界知识产品，就像“大数据”一样，由于名字贴切上口，近年来在学术界和产业界被广泛用来指代各类知识库，本书也择善而从，用知识图谱来泛指我们研究的语言知识和世界知识等各类知识库。本书主要涉猎语言知识和世界知识两种类型知识，内容包括面向这两类知识在表示学习、自动获取与计算应用方面的最新尝试。

本书主要内容是我们在知识智能方面的最新研究成果，而非对知识图谱和深度学习技术的科普介绍，因此更适合具备自然语言处理和知识图谱基础知识的相关研究生和学者，以及具有类似背景的对人工智能和知识图谱感兴趣的人士。为了方便读者阅读，本书在绪论中介绍了关于自然语言处理、知识图谱和深度学习等比较全面的背景。如果读者希望更全面了解知识图谱基础知识，建议阅读中国科学院自动化研究所赵军老师团队2018年出版的《知识图谱》，它是全面了解和该领域的理想教材。如果读者希望更全面了解深度学习基础知识，建议阅读 Ian Goodfellow、Yoshua Bengio、Aaron Courville 等学者2016年出版的 *Deep Learning*，它是全面了解和该领域的理想教材，国内已有翻译版。

本书由孙茂松教授指导，由刘知远具体组织撰写，课题组的博士生韩旭、岂凡超和本科生于志竟成、杨承昊等担任了主要撰写与校对工作。本书参考了实验室涂存超、林衍凯、谢若冰等几位博士研究生和硕士研究生的学位论文。课题组的于鹏飞（3.4节）、王晓智（3.6节）、朱昊（4.3节）、刘正皓（4.4节）、刘阳光（6.3节）、辛极（4.2节）、张磊（6.4节、7.3节）、陈晔泽（7.2节、7.3节）、欧阳思聪（7.2节、7.3节）、秦禹嘉（6.3节）、高天宇（3.2节）、黄励新（3.3节）、黄俊杰（5.3节、6.5节）、曹书林（3.5节）、常亮（6.4

节、6.5 节)、彭皓(3.7 节)、臧原(5.3 节、6.3 节、6.5 节)等同学参与了本书的素材准备工作(按姓氏笔画排列,括号内为有贡献的章节号)。

刘知远

2020 年 3 月于清华大学 FIT 楼

常用符号约定一览

符号	含义
x	标量
\boldsymbol{x}	向量
\boldsymbol{A}	矩阵
\boldsymbol{I}	单位阵
$(\cdot)^\top$	矩阵或向量转置
$[\boldsymbol{x}_1; \boldsymbol{x}_2; \cdots; \boldsymbol{x}_n]$	向量拼接
h, t	头、尾实体
e	一般意义下的实体
r	关系
(h, t)	实体对
(h, r, t)	关系三元组
$\{\cdots\}$	集合
$ \{\cdots\} $	集合 $\{\cdots\}$ 中元素个数
\mathcal{E}	实体集合
\mathcal{R}	关系集合
\mathcal{T}	事实集合
\mathcal{G}	知识图谱
$\mathcal{S}_{(h,t)}$	包含实体对 (h, t) 的文本实例集合
$\ \cdot\ _p$	L_p 为范数, p 缺省时为 L_2 范数
$P(\cdot), P(\cdot \cdot)$	概率质量函数, 条件概率质量函数
$p(\cdot), p(\cdot \cdot)$	概率密度函数, 条件概率密度函数
$E_{x \sim P}[f(x)]$	函数 $f(x)$ 对 x 在分布 P 下的数学期望, 意义明确时省略 x 或 P
\mathcal{L}	损失函数
θ	模型参数

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 知识图谱简介	2
1.2 深度学习的优势和挑战	4
1.3 深度学习 + 知识图谱 = ∞	8
1.3.1 知识的表示学习	9
1.3.2 知识的自动获取	10
1.3.3 知识的计算应用	13
1.4 本书结构	14
1.5 本章总结	14

第一篇 世界知识图谱

第 2 章 世界知识的表示学习	19
2.1 章节引言	19
2.2 相关工作	20
2.2.1 知识表示学习经典模型	20
2.2.2 平移模型及其拓展模型	22
2.3 基于复杂关系建模的知识表示学习	25
2.3.1 算法模型	25
2.3.2 实验分析	26
2.3.3 小结	32
2.4 基于关系路径建模的知识表示学习	32
2.4.1 算法模型	32
2.4.2 实验分析	34
2.4.3 小结	39

2.5 基于属性关系建模的知识表示学习	39
2.5.1 算法模型	40
2.5.2 实验分析	41
2.5.3 小结	44
2.6 融合实体描述信息的知识表示学习	44
2.6.1 算法模型	45
2.6.2 实验分析	47
2.6.3 小结	54
2.7 融合层次类型信息的知识表示学习	55
2.7.1 算法模型	55
2.7.2 实验分析	57
2.7.3 小结	62
2.8 融合实体图像信息的知识表示学习	62
2.8.1 算法模型	63
2.8.2 实验分析	64
2.8.3 小结	68
2.9 本章总结	68
第3章 世界知识的自动获取	70
3.1 章节引言	70
3.2 相关工作	71
3.2.1 有监督的关系抽取模型	71
3.2.2 远程监督的关系抽取模型	72
3.3 基于选择性注意力机制的关系抽取	73
3.3.1 算法模型	74
3.3.2 实验分析	78
3.3.3 小结	82
3.4 基于关系层次注意力机制的关系抽取	83
3.4.1 算法模型	83

3.4.2	实验分析	86
3.4.3	小结	89
3.5	基于选择性注意力机制的多语言关系抽取	89
3.5.1	算法模型	90
3.5.2	实验分析	93
3.5.3	小结	98
3.6	引入对抗训练的多语言关系抽取	98
3.6.1	算法模型	99
3.6.2	实验分析	103
3.6.3	小结	106
3.7	基于知识图谱与文本互注意力机制的知识获取	106
3.7.1	算法模型	107
3.7.2	实验分析	112
3.7.3	小结	117
3.8	本章总结	118
第4章	世界知识的计算应用	119
4.1	章节引言	119
4.2	细粒度实体分类	120
4.2.1	算法模型	120
4.2.2	实验分析	122
4.2.3	小结	129
4.3	实体对齐	129
4.3.1	算法模型	129
4.3.2	实验分析	132
4.3.3	小结	135
4.4	融入知识的信息检索	136
4.4.1	算法模型	136
4.4.2	实验分析	138
4.4.3	小结	143

4.5 本章总结	143
----------	-----

第二篇 语言知识图谱

第 5 章 语言知识的表示学习	147
5.1 章节引言	147
5.2 相关工作	148
5.2.1 词表示学习	148
5.2.2 词义消歧	149
5.3 义原的表示学习	149
5.3.1 算法模型	149
5.3.2 实验分析	152
5.3.3 小结	155
5.4 基于义原的词表示学习	156
5.4.1 算法模型	156
5.4.2 实验分析	159
5.4.3 小结	164
5.5 本章总结	164
第 6 章 语言知识的自动获取	166
6.1 章节引言	166
6.2 相关工作	167
6.2.1 知识图谱及其构建	167
6.2.2 子词和字级 NLP	167
6.2.3 词表示学习及跨语言的词表示学习	167
6.3 基于协同过滤和矩阵分解的义原预测	168
6.3.1 算法模型	168
6.3.2 实验分析	171
6.3.3 小结	175
6.4 融入中文字信息的义原预测	175
6.4.1 算法模型	176

6.4.2	实验分析	179
6.4.3	小结	183
6.5	跨语言词汇的义原预测	183
6.5.1	算法模型	184
6.5.2	实验分析	188
6.5.3	小结	194
6.6	本章总结	194
第 7 章	语言知识的计算应用	195
7.1	章节引言	195
7.2	义原驱动的词典扩展	196
7.2.1	相关工作	196
7.2.2	任务设定	198
7.2.3	算法模型	199
7.2.4	实验分析	202
7.2.5	小结	207
7.3	义原驱动的神神经语言模型	207
7.3.1	相关工作	208
7.3.2	任务设定	209
7.3.3	算法模型	210
7.3.4	实验分析	213
7.3.5	小结	219
7.4	本章总结	219
第 8 章	总结与展望	220
8.1	本书总结	220
8.2	未来展望	221
8.2.1	更全面的知识类型	221
8.2.2	更复杂的知识结构	222
8.2.3	更有效的知识获取	223
8.2.4	更强大的知识指导	223

8.2.5 更精深的知识推理	224
8.3 结束语	224
相关开源资源	226
参考文献	228
后记	243

第 1 章

绪 论

“知识”二字，早在甲骨文中就已经出现：“知”造字本义是“谈论和传授狩猎作战的经验”；“识”造字本义是“辨识指认武器”。后来《说文解字》将“知”释义为“从口从矢，知理之速，如矢之疾也”，大意是“明白道理的人说话如同射箭一语中的”。古代“知识”尚指认识的人或事物，进入 20 世纪，“知识”有了现在的含义，《现代汉语词典》释义为“人们在社会实践中所获得的认识和经验的总和”。在中国文化中，人类的智慧从来与知识如影随形，“知”和“智”两字经常通用，孔子说“知之为知之，不知为不知，是知也”，最后一个“知”即通“智”字。

知识是人类智能的象征。知识对人工智能而言同样具有重要意义。自 1956 年达特茅斯研讨会首次提出人工智能以来，在多年的发展历史中，知识一直是人工智能的核心命题。实际上，作为人工智能学科的思想来源之一，英国著名哲学家伯特兰·罗素等倡导创立的分析哲学，就致力于采用各种形式化手段来探讨人类对世界的认识（即知识），现在计算机科学的重要理论基础数理逻辑就起源于此。早期人工智能研究多关注通用搜索机制来解决智能问题，但 MIT 著名学者约翰·麦卡锡早在 1958 年就发布了“有常识的程序”，首次在系统中考虑了关于世界的一般知识（即常识）。由于简单的搜索和规则方法无法解决大规模的困难和复杂问题，20 世纪 70 年代很多学者转而解决专门领域的智能任务，以斯坦福大学著名学者爱德华·费根鲍姆为首的学者通过收集领域专业知识研制了各类“专家系统”，在分析化学、医疗诊断等领域取得了喜人成绩。费根鲍姆在 1977 年发表文章，正式提出“知识工程”的思想，从此，以知识表示、获取和应用为主要内容的知识智能成为人工智能的重要研究方向。

进入 21 世纪，人工智能在数据和计算的双重加持下突飞猛进。在知识智能方面，2012 年搜索引擎巨头谷歌（Google）发布了知识搜索产品——谷歌知识图谱（Google Knowledge Graph），提出“Things, Not Strings”的理念。对于用户输入的查询，谷歌搜索引擎将不止返回匹配查询关键词的相关网页，还会根据查询中提及的人名、地名、机构名等实体

信息，展示这些实体的相关结构化信息。如图 1.1 所示，用户输入“姚明”时，谷歌搜索引擎不仅返回相关网页，而且会直接展示姚明的生日、身高等信息。在知识图谱的支持下，谷歌搜索引擎还能够回答用户提出的一些简单问题，如“姚明的生日是哪天？”等，显著提升搜索引擎的用户体验，因此微软必应、百度、搜狗等各大互联网公司纷纷推出知识搜索功能。与此同时，语音对话助手和智能音箱等新兴服务形态的出现，以及人工智能技术与医疗、教育、金融、法律等垂直领域的深度结合，点燃了人们对大规模知识图谱及在此之上的智能问答和推理等应用的旺盛需求，知识智能再次成为人工智能领域的热点方向。

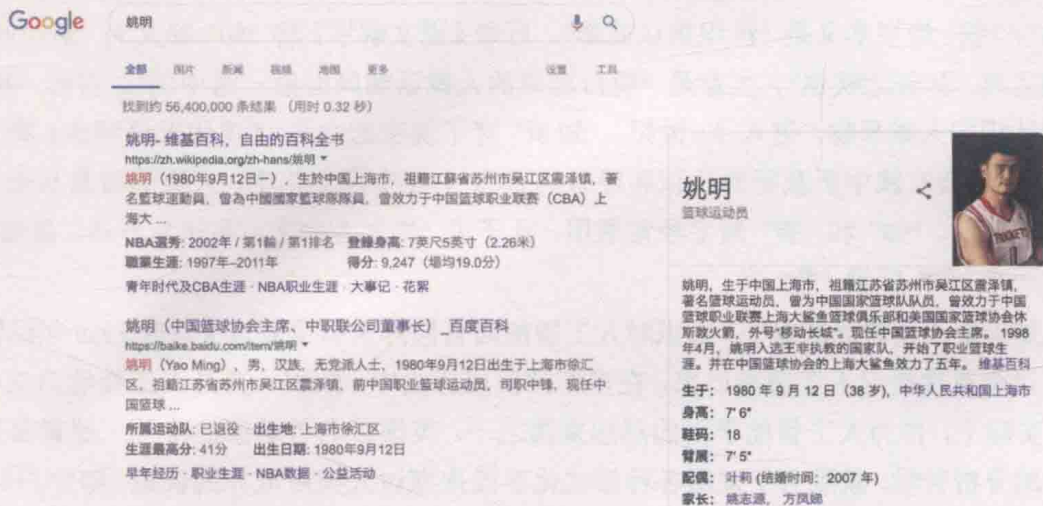


图 1.1 谷歌知识图谱样例

1.1 知识图谱简介

如前所述，“知识图谱”本是谷歌知识搜索功能的产品名称，由于这个名字实在贴切上口，被学术界和工业界广泛使用，成为各类结构化知识库的统称。知识图谱，就是将人类知识结构化形成的知识系统，其中包含基本事实、通用规则和其他有关的结构化信息，可用于信息检索、推理决策等智能任务。知识图谱是人工智能研究和智能信息服务的基础核心技术，能够赋予智能体精准查询、深度理解与逻辑推理等能力，被广泛运用于搜索引擎、问答系统、智能对话系统及个性化推荐等知识驱动的任务。

为了高效地储存与利用结构化知识，人们结合专家手工标注与计算机自动标注等方式，面向开放领域和垂直领域构建了各种大规模知识图谱，如 WikiData [188]、Freebase [15]、DBpedia [4]、YAGO [81] 及 WordNet [133] 等经典的知识库。以 WikiData 为例，截至 2019 年年初，其已经包含 5 700 多万个实体。与此同时，国内外各大互联网公司也均有知识图谱产品，如谷歌（Google）知识图谱、百度知心、搜狗知立方和微软（Microsoft）Bing Satori 等。

如果按照类型划分，知识图谱可以包含语言知识、常识知识、世界知识、认知知识、专业知识等。例如，语言知识是使用人类语言应当具备的词法、句法、语义或语用等方面的知识，如 WordNet、HowNet 是典型的词法知识图谱；常识知识泛指普通人应当具备的基本知识信息，如 Cyc、ConceptNet 是典型的常识知识图谱；世界知识指的是现实世界中各实体间关系的事实知识，前述 WikiData、Freebase、DBpedia、YAGO 是典型的世界知识图谱；认知知识是人类理解世界所具备的知识，如隐喻知识等；专业知识则是各专业领域的特定知识，如化学、生物、医疗、金融、计算机等领域都有很多专业知识图谱。当然，这只是非常粗略的划分，并没有严格的界限，例如，HowNet 既包含词法级语言知识，也包含大量的常识知识。

知识图谱的特点是结构化，一般用三元组形式表示不同元素间的复杂关系，从而形成一个复杂的网络（图谱）。在本书中，我们主要关注与自然语言处理密切相关的两种类型知识，即世界知识与语言知识。图 1.2 所示是世界知识与语言知识样例。

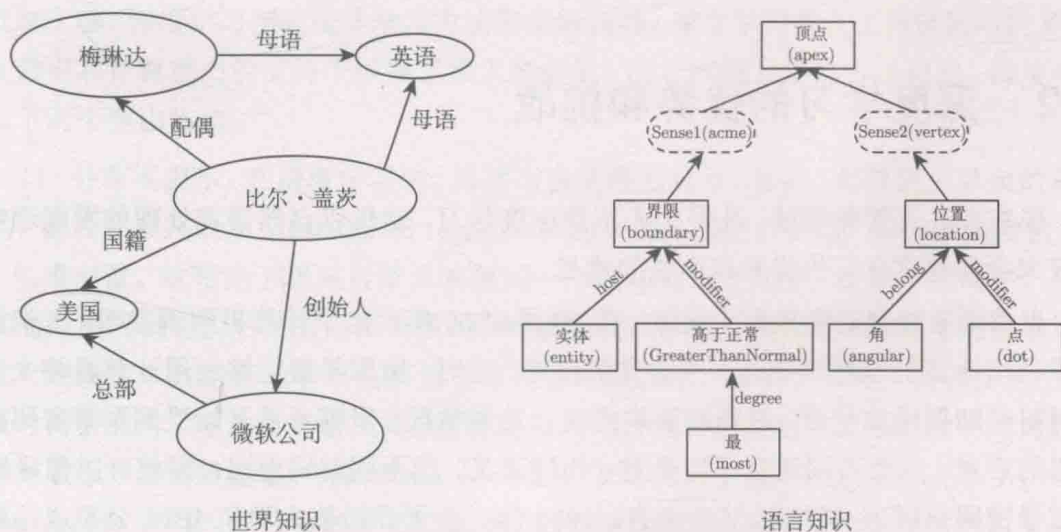


图 1.2 世界知识与语言知识样例

世界知识图谱将世界上的具象事物和抽象概念表示为实体 (entity)，将实体之间的联系表示为关系 (relation)，常以三元组事实 (triple fact) 的形式存储实体与实体之间的关系，类似于万维网联盟发布的资源描述框架 (Resource Description Framework, RDF)。以“比尔·盖茨是微软公司创始人”的世界知识为例，知识图谱将该知识储存为 (比尔·盖茨, 创始人, 微软公司)，其中比尔·盖茨称为首实体 (head entity)，微软公司称为尾实体 (tail entity)，创始人称为关系 (relation)。通过众多三元组构成的链接，世界知识图谱形成一张巨大的网络，其中网络节点是所有的实体，而节点之间的连边表示实体之间的关系。

语言知识图谱有很多不同的知识类型和标注方式。本书主要关注基于义原的词汇知识图谱 HowNet。在 HowNet 中，语言学家将语言的最小语义单位定义为义原 (语义原子的意思)，人工定义了一套包含 2 000 多个义原的集合，并用来标注每个词的词义。例如，“顶点”包含两个词义，分别是“最高点” (acme) 和“三角形两条线的交点” (vertex)，均可以用若干个义原及其依存关系来标注表示。这些结构化语言知识，也可以用三元组形式表示和存储，这些三元组构成的链接能够形成一个大的知识图谱。

以 Freebase、WikiData 为代表的世界知识图谱和以 HowNet、WordNet 为代表的语言知识图谱，过去已经在信息检索、自然语言处理等领域获得比较广泛的应用。进入深度学习时代，大数据及数据驱动深度学习技术成为推动人工智能发展的重要动力。这些大规模知识图谱是否依然有用，以及如何发挥作用，是我们接下来需要探讨的重要课题。

1.2 深度学习的优势和挑战

现在在人工智能领域，几乎无人不谈深度学习，这里以自然语言处理的发展趋势为代表来考察深度学习的优势和面临的挑战。

自然语言处理研究兴起于美国，在 20 世纪 50 年代电子计算机刚刚发明，人们就提出了利用计算机理解和处理人类语言的设想。当时，美国希望能够利用计算机将大量俄语材料自动翻译成英语，以监测苏联的科技发展情况。研究者最开始受到军事密码破译思想的启发，认为不同语言不过是对“相同语义”的不同编码而已，因此可以像译码技术破译密码那样来“破解”这些语言。1954 年，美国乔治敦大学和 IBM 公司成功将超过 60 句俄语自动翻译成英语，媒体纷纷报道认为这是一个巨大的进步，美国政府备受鼓