

城市大数据认知计算研究与应用进展

刘伟, 孙佳, 王鹏, 陈亚繁

引用本文

刘伟, 孙佳, 王鹏, 陈亚繁. 城市大数据认知计算研究与应用进展[J]. 计算机科学, 2024, 51(7): 49-58.

LIU Wei, SUN Jia, WANG Peng, CHEN Yafan. [Development on Methods and Applications of Cognitive Computing of Urban Big Data](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(7): 49-58.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向产线AI质检的少样本评测方法研究和验证](#)

Study and Verification on Few-shot Evaluation Methods for AI-based Quality Inspection in Production Lines

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700086-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700086>

[基于双重方向向量的大规模多目标进化算法](#)

Dual Direction Vectors-based Large-scale Multi-objective Evolutionary Algorithm

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700155-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700155>

[基于语音节奏差异的情感识别方法](#)

Speech Emotion Recognition Based on Voice Rhythm Differences

计算机科学, 2024, 51(4): 262-269. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200063>

[基于MapReduce的大规模网络社区发现算法](#)

Large-scale Network Community Detection Algorithm Based on MapReduce

计算机科学, 2024, 51(4): 11-18. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100049>

[基于主题声望和动态异构网络的学术影响力排序算法](#)

Academic Influence Ranking Algorithm Based on Topic Reputation and Dynamic Heterogeneous Network

计算机科学, 2024, 51(3): 81-89. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230100037>

城市大数据认知计算研究与应用进展

刘伟¹ 孙佳² 王鹏² 陈亚繁¹

1 北京信息科技大学自动化学院 北京 100192

2 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室 北京 100190

(willie@bistu.edu.cn)

摘要 城市大数据为城市运行状态估计与综合决策提供理论与行动支撑,而其多源异构、耦合度低及动态变化等特点给传统的集成分析带来极大挑战。认知计算适用于时变多维、复杂多样数据的分析与挖掘,并可对问题进行自适应学习与进化,是解决城市大数据问题的重要途径。文中以城市大数据为背景,根据城市大数据的不同类型结构等特点,针对性地按照认知流程的4个环节对相应处理方法进行归纳,并进一步从知识驱动、数据驱动以及知识与数据协同驱动的角度,对上述具体方法进行概念级分类。最终形成城市大数据认知流程中不同驱动方式的方法间有机协同,从感知理解到决策行为的城市大数据认知闭环。同时从应用领域多角度综述了城市大数据认知计算的研究与发展现状。最后讨论了认知计算在城市大数据建设领域面临的挑战,并对未来发展趋势和研究方向进行了思考和展望。

关键词: 智慧城市; 大数据; 认知计算; 知识驱动; 数据驱动

中图分类号 P208

Development on Methods and Applications of Cognitive Computing of Urban Big Data

LIU Wei¹, SUN Jia², WANG Peng² and CHEN Yafan¹

1 School of Automation, Beijing Information and Science & Technology University, Beijing 100192, China

2 State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

Abstract Urban big data provides theory and action support for urban operation state estimation and comprehensive decision-making, while its characteristics of multi-source heterogeneity, low coupling and dynamic change bring great challenges to traditional integrated analysis. Cognitive computing is applicable to the mining of time-varying multidimensional, complex and diverse data, and can conduct adaptive learning and evolution of problems. Based on the characteristics of different types and structures of urban big data, this paper summarizes the corresponding processing methods according to the four stages of the cognitive process, and further classifies the above specific methods at the conceptual level according to the angle of knowledge driven, data driven and knowledge and data driven. Finally, it forms an organic collaboration between the methods of different driving modes in the cognitive process, and the urban big data cognitive closed-loop from perception and understanding to decision-making behavior. At the same time, it summarizes the research and development status of urban big data cognitive computing in multiple application fields. Finally, the challenges of cognitive computing in the field of urban big data construction are discussed, and the future development trend are prospected.

Keywords Smart city, Big data, Cognitive computing, Knowledge-driven, Data-driven

1 引言

近年来,随着城镇化发展和信息技术的应用与推广,世界各国都通过智能设施部署强化城市服务供给,改善交通,应对气候变化和刺激经济复苏,进行城市智能化转型。智慧城市最早被用于解决城市化问题,是物联网、云计算、大数据、空间地理信息等新一代信息技术的创新应用与城市转型发展的深度融合。一般地,智慧城市^[1]指通过对城市各部分数据进行

动态监测感知,实现资源全面调控协调配合等目标,是城市信息化发展的新型形态。现今智慧城市的飞速发展带动了各行业的同步快速发展,各行业中的移动设备、传感器和社交网络等多源城市大数据正以前所未有的速度增长,而传统的数据处理技术已无法满足海量多源异构且动态变化的城市大数据的分析需求。随着云计算、物联网以及智能芯片等信息基础产业的蓬勃发展,更高级的信息处理技术——认知计算应运而生。

到稿日期:2022-12-06 返修日期:2024-05-09

基金项目:国家重点研发计划(2023YFC2600062)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China(2023YFC2600062).

通信作者:王鹏(peng_wang@ia.ac.cn)

2002年,美国国防高级研究计划局(DARPA)将认知系统定义为“推理、使用代表性知识、从经验中学习积累知识、自我解释、接受指导、了解自身行为和能力、以稳定的方式应对意外的认知系统”。另外,Chen等^[2]从技术构成的角度,提出认知系统是人工智能技术的诸多子集,如与推理解决问题的智能、感知智能以及行为智能等子集的组合。基于上述研究,本文将认知计算定义为:能够利用学习得到或抽象提炼的代表性知识,从经验中学习、积累、解释、推理及判断,并与环境进行交互,以稳健的方式应对时变场景的智能系统。它能够接纳各种形式的非结构化数据,通过模仿人类的思考过程,如生成假设和评估来进行思维推理,并可以在实践中获得反馈,从经验中学习,不断完善自身学习系统,挖掘数据所蕴含的深层意义。与当下方兴未艾的人工智能相比,认知计算尽管在机器学习、自然语言处理、语音识别、视觉智能及对话和叙述生成等技术上与人工智能有很多重合,但在如下几个方面与其存在本质的不同:从概念本体来看,人工智能以“黑盒”方式,表现出人类智能行为,而认知计算则以“白盒”方式,模仿人类的思维过程和行为;从研究方法来看,人工智能强调结果(解决问题),而认知计算强调过程(如何解决);从研究对象来看,人工智能注重技术体系研究,而认知计算更注重最终应用形态;从自身能力来看,人工智能旨在由预先训练算法得到行动方案,而认知计算旨在自主学习,进行预测性分析,强调认知和理解,提供决策支持。因此,人工智能与认知计算在概念本质、研究方法、研究对象等多个方面存在着较大区别。认知计算的优势在于:可根据问题变化自适应学习和进化^[3],具有交互性^[4],可迭代,可结合历史数据辅助问题描述,可进行语义分析和知识体系学习,以及进行仿人类思维推理^[5]。

目前针对认知计算的综述主要集中在对认知计算中某些环节的特定技术或特定应用领域的方法论述。如Yu等对认知计算中智能决策的数据不确定性处理、信息融合、关联分析和增量分析等方法进行了论述^[6]。Chen等则主要回顾了深度学习数据表示、认知模型、深度学习并行计算及其应用等基于数据驱动的认知计算方法^[7]。Yu等对人机对话系统中的认知技术(包括信息理解、推理和决策、交互自适应和进化技术,以及信息生成技术等)进行了综述^[8]。另外,Jiao等综述了以生物视觉稀疏认知机理为基础的认知模型,包括稀疏编码模型、结构化稀疏模型和层次化稀疏模型,着重于对稀疏模型进行介绍^[9]。这些研究综述主要针对大数据的处理分析方法(包括经典机器学习和以数据驱动的黑盒模型等算法)进行阐述,实现了认知系统中基于数据的高级分析,但缺乏对认知计算完整流程中关键技术的系统阐述。

本文以城市大数据分析为应用背景,给出了城市大数据认知计算的概念内涵,并梳理了城市大数据认知计算框架,进而对相关的认知计算方法及应用进行了详细阐述。第2章介绍了城市大数据认知计算的概念及特性,总结了认知计算的特点;第3章讨论了城市大数据认知计算方法的研究与发展现状;第4章介绍了城市大数据认知计算的应用领域;第5章讨论了城市大数据认知计算面临的挑战以及发展趋势;最后总结全文并展望未来。

2 城市大数据认知计算内涵

随着我国城市化进程的发展,城市中的空间、人流、交通、信息流等不断变化,形成了多时空分辨率的城市大数据。而城市大数据具有高耦合度、高动态、多粒度、动态不确定性、极弱监督性等,给传统的数据集成分析带来了困难。城市大数据认知计算可对大量非结构/结构化的城市大数据进行建模、学习和推理,能够极大地提升城市大数据的分析处理及预测能力。本章将对城市大数据特点以及针对城市大数据的认知计算的内涵、特点及流程进行阐述。

城市大数据指在数字化和信息化建设过程中城市的信息基础设施在城市运转过程中产生和积累的海量城市动态数据,特别是城市内动态要素互相流动与关联形成的时变、多维、多尺度的地理、人口、产业、流空间、交通流、街景等物理世界和地理标签文本等虚拟空间大规模动态数据。与常见的大数据相比,其关注对象、数据来源及数据特性等都有显著的特点。

首先,对城市大数据的处理关系到对城市动态变化的分析及预测能力,为城市运行状态分析与综合决策提供理论与行动支撑。其次,城市大数据的主体和数据来源种类繁多,主体包括政府、企业、公众和个人等,数据类型包括GPS数据、地图与兴趣点数据、视频检测数据、手机数据、环境与气象数据、社会活动数据、出租车轨迹、共享单车位置、交通流、用户轨迹、地理标签文本(微博、推特),以及街景数据等。由于城市大数据的这些特点,其在分析处理过程中存在以下难点问题:对城市各领域数据感知需要实时更新的高动态性、高时变性;城市多领域数据的高耦合度、超大规模特性;数据来源、获取方式、组成结构不同带来的多源异构特性;时间尺度与空间粒度多样化带来的多尺度、多粒度特性;以及不同领域关联数据可能缺失或逻辑相悖导致的完整性、一致性差特性。在城市大数据领域,目前主要通过大数据集成分析方法对大数据信息进行融合和智能决策,如关联分析等,本质还是对数据的基础操作,还不足以对数据进行深层内容挖掘。而认知计算在数据学习及推理方面的优势,非常适合城市大数据的处理。

城市大数据认知计算指通过上下文关联的方式,从大量非结构/结构化的城市关键数据中通过学习或抽象提炼城市运行的历史知识、建立知识体系,做出解释、推理和推断,并能够与人类、环境进行交互,对时变场景做出动态的认知、理解和应对。不同于传统数据处理方式,城市大数据认知计算针对城市大数据的特点,对大量非结构/结构化的城市关键数据进行建模,通过模拟人脑的思考过程,实现了人类与城市环境的交互及辅助决策。其不仅使用人工智能技术如机器学习等进行推理,更可学习或抽象提炼城市运行的历史知识、建立知识体系,能够解决城市大数据处理过程中的诸多问题。图1展示了城市大数据认知计算内涵与其适用场景。在智慧城市的建设发展进程中,认知计算是实现大数据智能的有效路径。将认知计算应用于城市大数据,需要从数据特点分类、对应方法设计到多种城市应用场景的落地。

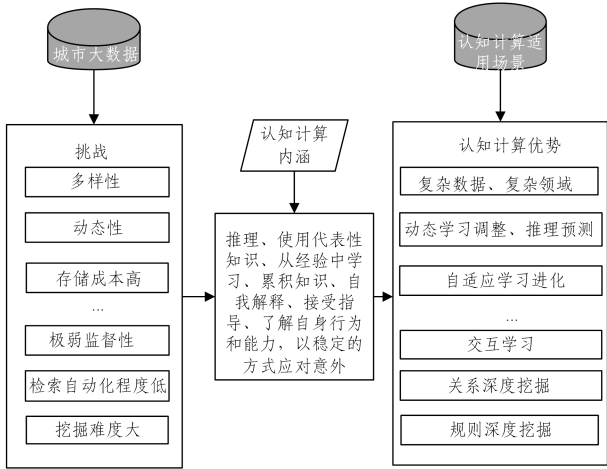


图1 城市大数据认知计算内涵与其适用场景

Fig. 1 Connotation and application scenario of cognitive computing of urban big data

3 城市大数据认知计算方法

在城市大数据应用领域,通过“更人性化”的认知计算,可以使用推理、预测建模和机器学习技术进行数据驱动的城市问题决策分析,并可根据领域知识进行知识驱动的学习和进化,实现城市情景推演与智能决策,是我国智慧城市发展的重要突破口。本章将按照城市大数据认知计算的工作流程,对流程中的各个环节所涉及的方法和支持技术进行介绍。

城市大数据中的认知计算过程主要包括感知理解、建模学习、解释推理以及决策行为。第一步为感知理解,通过数据

的集成分析及语义解析,得到数据在上下文中的含义和分布,进而构建知识库。第二步为建模学习,通过建立多种计算模型,不断生成及评估假设,以及进行数据驱动的学习。第三步为解释推理,通过不断改进假设获得最佳模型,以及基于知识库进行数据间关系推理发现未知知识。最后一步为决策行为,系统基于学习结果自主运行。认知计算过程涵盖众多技术,尤其是作为核心的认知计算方法,而认知计算方法又可分为知识驱动、数据驱动及两者协同驱动的方法。其中知识驱动主要通过规则知识、模型知识、结构知识指导认知过程,其以人类知识为引导,能够结构化、模型化表示理解海量城市知识,发现知识间的联系及规则,具有稳定性强、可解释性强的特点。而数据驱动则主要利用统计、进化学习模型及神经网络,以及通过不断与环境交互的强化学习来实现迭代和进化,具有通用性强、适应性强等特点。然而知识驱动方法在机理不明确的情况下存在难以建模等问题,而数据驱动方法存在可解释性差等问题,将二者有机协同和集成从而发挥两者的优势,抑制劣势,已成为当前的重要研究方向。

由于城市大数据认知计算涵盖了多个领域不同学科的技术方法,这些方法重叠交错,贯穿认知计算的各个环节,且城市大数据认知计算的价值更多地体现在智慧城市建设中的应用作用,因此,我们将以城市大数据认知计算实施的4个环节作为界限,分别介绍各个环节中所涉及的认知计算方法,为读者提供更贴近实际应用的综述借鉴。

图2展示了城市大数据认知计算流程所涉及的认知方法。在认知流程的4个步骤中,实线方框表示数据驱动,弧形框表示知识驱动,虚线方框表示数据和知识协同驱动的认知计算方法。

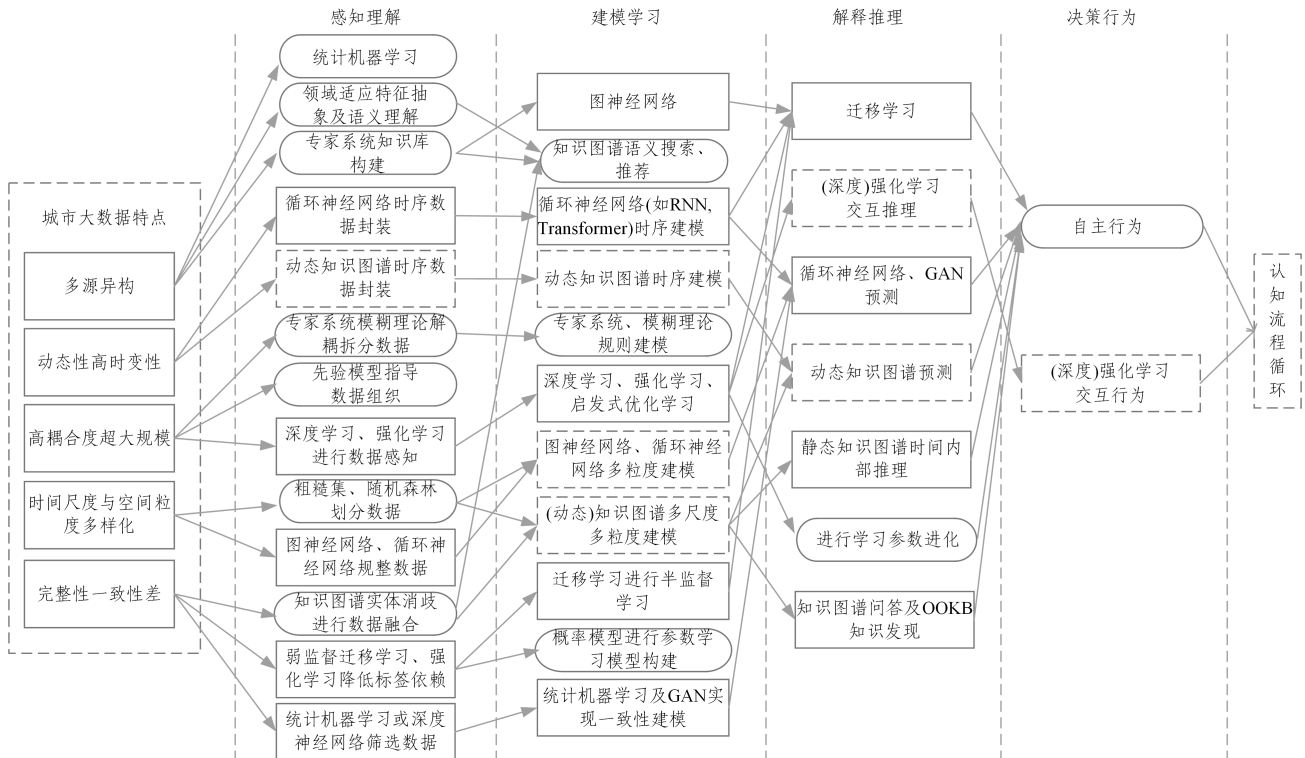


图2 城市大数据认知计算周期及支撑技术

Fig. 2 City big data cognitive computing cycle and supporting technologies

3.1 城市大数据感知理解

城市大数据按照上文所述具有 5 种特点,针对每种特点可选择适用的感知理解方法。

(1)多源异构。从原始数据来源格式来看,城市大数据包括 3 种数据格式:结构型,半结构型及无结构型。其中结构型数据可用关系型数据库表示和存储;半结构型数据不符合关系型数据库数据模型结构,但属于自描述结构,具有相关标记,如 XML,JSON 型等;而非结构型数据没有固定结构,涵盖内容丰富,包括各种文本图像语音视频等。半结构型及结构型数据适用于通过传统统计机器学习如分类降维等进行数据处理。非结构型数据适用于通过自然语言处理、语音信号处理、图像处理等领域适应方法进行特征抽象及语义理解,或通过专家系统等规则经验方法,进行数据的结构化存储、知识库建立等,实现知识库及知识图谱的建立。

(2)动态性、高时变性。城市运行过程中多种要素动态变化形成时序数据。这类特点适合通过时序型认知算法如循环神经网络、动态知识图谱等进行数据组织、封装,为后续认知建模和推理提供特征输入。

(3)高耦合度、超大规模。城市要素间相互耦合,互相作用,如交通数据与经济生产、天气数据等存在强耦合性,复杂度高,体量庞大。该类特点适合通过大规模数据驱动的方法(如深度学习以及强化学习)进行高维度数据感知以及与环境的交互感知,以及通过知识驱动的方法辅助处理,包括先验模型指导的路径规划算法以及经验规则如专家系统、模糊理论等约束下的数据解耦拆分,便于后续数据驱动方法对子问题或子任务进行更有效的建模处理。

(4)时间尺度与空间粒度多样化。由于时间标签不均或空间粒度划分层次不一,因此难以对数据进行统一处理。针对这类特点,可通过知识驱动方法如粗糙集、随机森林等方法对空间或时间数据进行统一划分,通过数据驱动方法如图神经网络对空间数据、循环神经网络对时间数据进行规整。

(5)完整性、一致性差。高质量的大数据获取难度大,常存在数据缺失或并发访问等导致的数据冲突等。针对源数据不完整的情况,可通过知识驱动型方法如知识图谱中的实体对齐(包括实体消歧、共指消解)实现知识融合及完整表示。针对数据标签不完整的情况,可通过弱监督、半监督或无监督型数据驱动型方法如教师-学生网络迁移学习方法进行基于置信度准则的数据筛选,或利用强化学习方法降低数据完整标签依赖程度。针对一致性差的特点,可通过数据驱动算法如统计机器学习及深度神经网络进行数据筛选获得有效数据。

综上所述,针对城市大数据的不同特点,数据及知识驱动方法协同实现数据的分类、筛选、拆分、纠错、增强、规整和结构化存储,建立了城市大数据感知处理的标准处理机理及通用逻辑流程,这有助于后续认知过程的建模、推理及决策等复杂任务的逻辑流程挖掘及逻辑模块分解,从而针对性地进行数据驱动或知识驱动或二者协同驱动方法的选取及流程化、模块化协同。

3.2 城市大数据建模学习

认知流程中,感知理解后分类规整化的数据形成了不同数据通道。其后,建模学习环节针对不同数据通道,通过相应

知识和数据驱动认知计算方法,以及二者间层次化及模块化的交互协同,充分结合了知识驱动方法的高效、可解释性好、稳定性高,以及数据驱动方法的学习性能好、建模能力强等特点,实现了复杂任务模块化、复杂逻辑流程化建模学习。

针对图结构型数据,适用于通过数据驱动型方法(如图神经网络)、知识驱动型方法(如知识图谱)进行建模学习,通过从局部邻域结构中学习特征表示及数据关联,实现数据语义建模和相关模式挖掘。具体地,图神经网络扩展了深度学习在非欧空间的数据操作方式,能有效利用结构的相互依赖信息以及神经网络的统计信息进行内容学习。例如,Zhou^[10]针对城市交通拥堵问题,通过数据驱动的图卷积网络来提取知识图谱特征,作为时空卷积神经网络的输入,最后通过神经网络得到预测输出。其优点在于能够从结构和功能关联挖掘方面处理城市大数据,适用于对高耦合度图结构、超大规模的城市大数据结构建模和信息挖掘,但缺点在于图结构信息传播计算复杂度较高。基于知识图谱的建模学习包括基于知识图谱的语义搜索和推荐等。例如语义搜索使用已有城市运行知识和经验,通过语义分析,利用知识图谱结构化城市各领域知识,挖掘实体和关系,进行内容查询。知识图谱语义搜索技术主要分为基于关键词、基于分面以及基于表示学习 3 类,在搜索引擎、医疗等领域应用广泛。Guan 等^[11]基于城市安全知识图谱提出流式多关键词检索算法,进行城市安全知识搜索。Shao 等^[12]基于海量处方数据,根据临床药品联用模式概率来构建医药知识图谱模型,并利用子图搜索算法进行药品联用风险评价,为临床药事管理提供决策依据。其优点在于能使用上下文结构化语义信息,精度高、可解释性强,但缺点在于需要将自然语言按照语法规则解析为语义表达式。基于知识图谱的推荐则使用知识图谱作为先验知识提供语义特征,解决推荐场景下的城市大数据稀疏问题,主要包括基于元路径发掘图谱实体间相似度以及基于数据驱动的表示学习得到实体和关系低维向量表示,然后结合现有的推荐模型如协同过滤等进行推荐。在电商消费场景中,Zhao 等^[13]将电商用户消费知识图谱视为一个异构网络,通过在知识图谱上发掘节点间路径来挖掘节点之间的潜在关系,从而得到相似性关系对用户进行内容推荐。这类方法的优点在于能在城市大数据完整性、一致性差等稀疏条件下通过图结构关系挖掘,实现用户关系融合及内容推荐,可解释性强,但缺点在于深层关系挖掘难度较高。上述方法利用知识和数据驱动方法,或通过二者模块化组合,结合二者优势,实现图结构型城市大数据认知建模学习。

针对时序结构型数据,适用于数据驱动型方法(如循环神经网络),以及知识驱动型方法(如动态知识图谱)等进行建模学习,通过对历史数据或知识进行向量形式编码和传递,实现数据和知识的建模和时序学习。该类方法包括循环神经网络模型(RNN)及后续为解决长时依赖而发展的长短期记忆神经网络模型、门控循环单元及通过纯注意力机制搭建编解码网络来捕获全局依赖关系的 Transformer 网络^[14]等。基于 RNN 的方法如 Alahi 等^[15]把交通轨迹预测视为序列生成任务,利用过去时刻行人的位置编码来预测其未来时刻的轨迹。这类方法的优点在于能适应序列性历史先验数据,对动态

时变的城市大数据特征提取能力强,但缺点在于处理长时依赖关系时精度会降低。Humpherys等^[16]发现,人类记忆的思考不仅是情景记忆和语义记忆之间以及短期记忆和长期记忆之间的区别,许多记忆现象甚至跨越了这些区别。因此设计了一个包含语义、情节和短期记忆的长期记忆综合模型,该模型能够加强长期记忆,以解释少数突出的记忆现象。而基于动态知识图谱建模是通过静态知识图谱在时间维度上进行延伸,实现动态城市运行过程的建模。其主要分为将时间信息进行向量嵌入,以及基于递归神经网络对事件序列进行建模。如Leblay等^[17]扩展了静态嵌入方法,在知识图谱嵌入过程中加入时间信息进行嵌入约束,提出了TTransE算法对人物关系等进行描述。这类方法的优点在于对多尺度多粒度的城市大数据统一建模能力强,但缺点在于无法实现新增规则或新增元素条件下的推理。

针对高耦合度、超大规模数据,适用于通过大规模数据驱动的方法(如深度学习、强化学习及启发式优化学习)以及知识驱动的方法辅助处理,如专家系统、模糊理论等进行建模学习。具体地,受认知心理学理论启发,Mu等^[18]通过人类动机阶段的激发策略、准备阶段的启动策略、领会阶段的控制加工策略和建构知觉策略、习得阶段的意象表征和命题表征策略、保持阶段的情景记忆和语义记忆策略、回忆阶段的问题表征策略、创造阶段的分析认知重组策略,进行深度学习的设计,而深度学习中的卷积神经网络使用已知数据进行迭代学习来达到期望目标。如Zheng等^[19]基于卷积神经网络进行空间分类器构建,以空间相关特征(如公路长度)作为输入,建立不同位置空气质量的空间相关性模型。Zheng等^[20]基于神经网络进行空间预测来建模空间全局因素,进行空气质量变化预测。Loniq^[21]使用神经网络作为优化函数近似器,实现城市能源等领域的优化。Peng等^[22]使用目标检测网络进行车辆位置及垃圾投放位置提取,辅助城市病的治理。Alhussein等^[23]利用动作手势以及面部表情等,通过卷积神经网络来识别病人状态。这类方法的优点在于适用领域广,但其往往需要大量带标记的城市训练数据集,且存在解释性差的问题。而强化学习算法通过和环境交互,根据环境反馈选择最佳策略,采取下一步行为来匹配当前环境,从而进行数据驱动的策略改进。强化学习算法包括自适应动态规划及Q学习等,在机器人控制、交通调度等领域应用广泛。例如,Wu等^[24]在不确定、动态和不完全信息下,通过多智能体协作进行选择-收益-选择迭代,以达到最大收益,实现实时交通路线估计。这类方法的优点在于可以基于无标签的城市大数据,通过环境探索选择最佳操作策略,但缺点在于假设模型与实际模型存在误差,在城市应用领域较为受限。另外,启发式优化算法通过迭代优化对目标进行逼近,实现数据驱动的最优决策。如Sangaiah等^[25]提出了一种混合模糊多目标优化算法,基于模糊机制和遗传算法,在电子项目组合选择任务中,通过最小化方差、偏态和峰度等风险度量,实现总期望收益最大。这类方法的优点在于可针对高耦合性城市大数据难以解析建模分析的问题,从随机可行解出发,迭代逼近最优解,可以避免陷入局部最优解,但其缺点在于参数的有效设置问题难以解决。而知识驱动的方法如基于专家系统能够实现

有效的规则经验建模。例如在医疗环境中对患者生命体征或输液泵进行监控,并通过专家系统来反映监控状态并进行决策^[26]。这类方法的优点在于在特定应用领域范围内准确度高,但缺点在于通用性较差,需要进行专家知识支持。另外,模糊逻辑能够模仿人脑的不确定性概念进行判断和推理,对于模型未知或不能确定的描述系统,构建模糊集合和模糊规则能够解决模糊推理问题。例如DOnofrio等^[27]使用模糊逻辑和粒计算,通过粒计算将信息分布到不同级别。在每个级别,使用模糊逻辑规则将处理结果分配到各个模糊集。这类方法解释性强,应用简单,缺点是设置规则和隶属函数等需要大量验证,结果准确度较低。

针对多尺度多粒度的城市大数据,可通过数据驱动方法如图神经网络、循环神经网络,通过知识驱动方法如知识图谱,或通过二者联合驱动对多粒度多尺度时空数据进行建模学习。其中数据驱动方法包括循环神经网络Time-LSTM^[28],其通过LSTM结合不同时间间隔,对电子商务方面用户的短期行为和长期行为进行建模,在用户行为稀疏条件下,能够把握过去的有用信息。Li等^[29]提出了LogSparse Transformer结构,增强了有限内存条件下对于细粒度和强长期依赖性时间序列的建模效果,使细粒度的长时间序列建模可行。数据和知识联合驱动方法,如Zhou^[10]针对交通大数据进行离散化和语义化,通过知识驱动构建知识图谱,继而通过数据驱动的图卷积网络来提取知识图谱特征。

针对完整性、一致性差的城市大数据,可通过弱监督、半监督或无监督型数据驱动型方法如教师-学生网络迁移学习方法进行学生网络模型学习,也可通过知识驱动型方法如概率模型算法实现参数学习和建模。受认知心理学知识启发,Turner^[30]参考人类记忆信息累加过程,使用“漏斗-竞争”累加器概率模型解释了人类行为变化的依据条件。Baker等^[31]基于儿童大脑变化和稳定性差异的观测,通过贝叶斯变化点分析方法,发现了儿童个体变化差异的模式。知识驱动型方法还包括Tang等使用隐马尔可夫模型(HMM)来进行智能管道监控系统分析^[32],IBM沃森系统利用大规模并行的基于证据的概率体系结构进行医疗应用和犯罪侦查^[33]。Zhu等^[34]结合模式挖掘和贝叶斯概率学习,识别空气污染的因果路径。这类方法的优点在于对各类城市大数据适应性广,易于训练、简便快速、解释性好,但缺点在于对数据分布有独立性先验假设,如果数据分布存在耦合关联则效果较差。而针对一致性差的特点,可通过数据驱动算法(如聚类、分类)以及深度生成模型(如对抗生成网络)通过特征空间对比学习正常数据的分布模型。例如Schlegl等^[35]通过模型学习得到正常数据的分布,进而通过GAN生成与异常数据对应的正常数据,将两者进行对比找到异常数据所在。同时,还可以得到鲁棒有效的生成器输入噪声,生成与异常数据尽可能相似的正常数据,得到一致性强的数据分布。这类方法的优点在于对稀疏或者不完全的城市大数据处理能力强,缺点为训练不太稳定。

3.3 城市大数据解释推理

认知流程中针对不同数据通道进行建模学习得到模型及参数后,可对模型进行知识和数据驱动的解释及推理,实现模型及策略的更新与调整、未知场景的适应进化、未知事件的

推理预测,以及未知知识的发现推演,如图3所示。

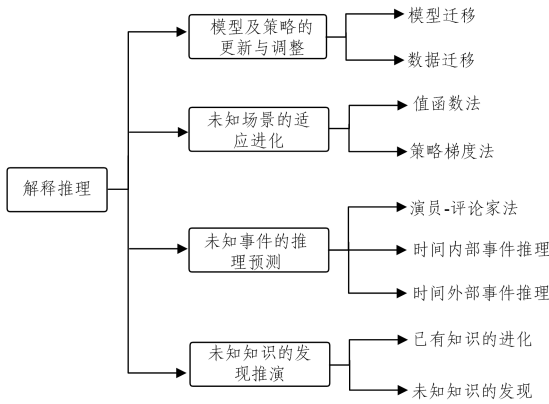


图3 城市大数据解释推理策略

Fig.3 Strategies for urban big data interpretation and reasoning

在模型及策略的更新与调整方面,数据驱动的迁移学习通过将已训练好的模型或策略从已标注数据向未标注数据迁移,使得模型参数或策略也可进行调整和更新,完成适用于未标注数据的新模型或策略训练。数据驱动的迁移学习主要分为模型迁移和数据迁移,其中模型迁移包括早期的预训练-微调方法,以及通过预训练的教师模型输出来监督训练另一个学生模型的知识蒸馏方法。例如 Ge 等^[36]用选择性知识蒸馏来压缩模型,实现了低计算量的人脸图像识别。数据迁移包括实例、特征、关系迁移等,其中特征迁移方法包括通过引入特征映射来使源域和目标域距离接近分布一致的域自适应方法^[37],其被应用于跨域文本分类上。

在未知场景的适应进化方面,主要包括数据及知识协同驱动的强化学习及深度强化学习方法。此类方法通过引入先验知识或深度神经网络来拟合回报函数或策略对数据驱动模型进行知识增强,实现学习策略在未知场景的自适应进化,主要分为值函数法、策略梯度法、及演员-评论家法。强化学习方法如 Feng 等^[38]通过组合强化学习和贝叶斯滤波器来估计系统状态,用于家居场景下传感器选择策略等。深度强化学习通过神经网络近似回报函数来指导强化学习,通过生成假设及评估,实现交互式认知过程。深度学习为强化学习带来端到端优化的便利,同时使强化学习不再受限于低维环境,扩展了其应用范围。这类方法包括 Ning 等^[39]提出的集成深度强化学习和半监督学习的框架,该框架通过代理观察环境参数,并对所有对环境的动作进行奖励反馈,用于城市交通聚类。DeepMind 的 Atari DQN 结合卷积神经网络和基于值函数的 DQN^[40],输入是原始像素,通过神经网络的高维输入学习控制策略,输出是强化学习的预测行为奖励,在某些游戏竞赛中的表现超过了人类玩家。这类方法适用于复杂城市场景中缺失数据标签条件下的环境探索及模型更新,缺点在于目前应用范围较窄,主要集中在游戏及机器人控制等领域。

在未知事件的推理预测方面,主要包括数据驱动的循环神经网络、生成式对抗网络,以及知识驱动的知识图谱推理方法,通过对历史数据或知识进行向量形式编码传递,实现时间内部未知事件推理或时间外部(未来)事件时序推演。该类方法中,时间内部事件推理,如静态知识图谱推理,可基于已有的城市事件或关系推理出未知的事件或关系,发现错误的

事实和关系等^[41]。静态知识图谱推理方法主要包括基于演绎的规则推理,以及基于归纳的路径推理 PRA 算法^[42]、规则学习推理 AMIE 算法^[43]以及基于隐式特征向量的表示学习^[44]等。如 Adorni 等^[45]在培训领域采用语义网技术,通过规则来推断本体资源之间的非显式关系,使这些资源适应用户和使用环境。Wang^[46]根据医嘱数据特性建立语义推理规则,解决了长期医嘱和临时医嘱重复记录的问题。Cowan 等^[47]认为工作记忆是一组以暂时可访问的状态保存有限信息的心理过程,工作记忆作为存储处理任务,能够阻止要召回的信息重复学习和分组,提高认知推理能力。这类方法的优点在于能够实现缺失数据的预测和补全,缺点在于无法实现未发生城市事件的预测。时间外部事件推理包括生成式对抗网络方法、循环神经网络方法,以及动态知识图谱推理。生成式对抗网络方法如 Gupta 等^[48]在城市交通领域,基于 GAN 的生成器结合行人的移动位置产生候选的合理路径,并通过 GAN 的判别器来检验数据真假,实现行人轨迹预测。循环神经网络方法如 Pfeiffer 等^[49]结合了静态障碍物和周围行人状态,通过 LSTM 进行行人轨迹预测;Liu 等^[50]基于 Transformer 网络,通过要点序列生成和子摘要序列生成的交叉熵损失和强化学习损失函数进行联合训练,实现客服工单摘要自动化生成。动态知识图谱推理如 Woojeong 等^[51]将事件序列通过聚合器模块聚合后输入作为序列编码器的循环神经网络,再由解码器预测事件发生的概率,对新闻社交等多领域事件进行描述。

在未知知识的发现推演方面,主要包括数据驱动的进化学习方法、知识驱动的知识图谱问答,以及预测知识库中缺失信息即 OOKB(out-of-knowledge-base)问题的知识库补全方法。其中,进化学习方法如 Sangaiah 等^[25]在电子项目组合选择任务中,通过最小化方差、偏态和峰度等风险度量,利用遗传算法得到总期望收益最大的电子项目组合方案。另外,知识图谱问答通过把城市问题语义理解的结果映射到城市大数据知识图谱的本体后,在大规模城市知识图谱中查询并反馈答案,实现了认知交互。进化学习方法主要包括基于模板和语义解析,以及融合深度学习进行过程优化或通过向量表示相似度计算进行端到端问答的方法。例如 IBM 沃森智能电子病历系统在患者医疗记录信息中利用医学、药物信息和医学本体知识,通过语义解析回答关于患者病情的问题^[52]。Huang 等提出结合了深度学习与知识图谱嵌入的端到端问答方法 KEQA^[53],通过训练使得问题向量和答案向量在低维空间近似,通过预测实体嵌入并从知识图谱嵌入中寻找临近结果,成功将其应用于百度问答系统。这类方法的优点在于城市领域知识图谱能为城市问题的语义理解提供先验知识,缺点在于利用模板或语义解析方法对先验依赖度较高,而利用神经网络的方法可解释性较差。而知识库补全方法如 Hamaguchi 等^[54]针对训练集中未出现的知识,通过由传播模型和输出模型构成的图神经网络进行训练,提高了模型对未知知识(三元组链接)预测的能力。

3.4 城市大数据决策行为

认知流程中对模型进行解释及推理后,能够实现模型更新与未知知识的推演,根据推理结果,认知系统能够进行决策

及行为,实现与环境的交互,在交互过程中进行新的感知理解、建模学习、解释推理,实现认知过程的闭环。Tenison等^[55]发现,人类大多数熟练实践是由认知过程中的离散变化产生的,他们通过磁共振成像研究考察了参与者在重复解决同一数学问题时信息处理的变化,认为参与者在解决问题时经历了3个离散的认知阶段:编码、解决和回应。上述3个阶段形成了认知过程的闭环。

这类方法主要包括自主行为、数据及知识协同驱动的强化学习,以及深度强化学习方法等。每个认知阶段都与一个独特的大脑特征相关联。Feng等^[38]通过组合强化学习和

贝叶斯滤波器来估计系统状态,用于家居场景下最佳传感器选择操作及家电控制行为。基于策略的深度强化学习方法如DDPG^[56]采用神经网络来拟合策略函数,可以直接输出连续动作,在控制仿真中,实现了机器人操作及自动驾驶。

4 城市大数据认知计算应用

城市大数据认知计算应用场景广泛,可在资源管理、智慧政务、城市规划、教育、医疗、商业、交通、城市安全、城市物联网、环保和智能家居等诸多城市领域应用。

表1列出了上述各个领域的认知计算应用。

表1 认知计算在城市各领域的应用

Table 1 Applications of cognitive computing in various fields of smart city

应用领域	所用认知计算方法	应用案例
资源管理_x0010_	基于光纤传感器和隐马尔可夫模型算法 ^[32] 深度强化学习最优策略选择 ^[57]	管道安全分析,识别威胁管道安全的事件 设备节能及家庭水资源浪费情况管理
智慧政务	语言计算和模糊分类器技术 ^[58] 知识库协同架构进行知识推理 ^[59] 知识图谱构建 ^[60] 深度学习神经网络 ^[22]	减少公民与政府间的沟通障碍 城市突发事件处理 整合城市服务资源 挖掘现代城市问题如交通拥堵、垃圾堆放等规律,辅助智慧城市管理决策
城市规划领域	微博签到数据、历年土地利用数据、城市规划数据等进行分析挖掘 ^[11] 利用城市区域间的人员流动和区域兴趣点发现城市的中不同功能区 ^[61]	识别广州市功能区 辅助企业选址
教育领域	语义网技术 ^[62] 个性化学习综合框架 ^[52]	创建个性化学习内容 辅助教学过程
医疗领域	基于认知物联网对病人状态进行观测和决策 ^[23] 构建药品联用知识图谱模型 ^[45]	为临床医生提供智能决策支持 对药品联用风险进行评估
商业领域	预测客流量和需求 ^[63] 识别社交行为特征 ^[64] 混合模糊多目标优化算法 ^[25]	高效餐厅运营 用户识别 电子项目最优化组合
交通领域	量子退火和大脑启发的混合架构 ^[39] 元胞自动机 ^[65] 多智能体联合决策框架 ^[24] 结合知识图谱和时空卷积神经网络 ^[10] 认知车联网 ^[66]	停靠站的定位 交通拥堵处理 实时交通路线估计 城市拥堵区域预测 提高运输安全
城市安全	基于时序神经网络和生成式对抗网络 ^[49] 时空信息综合决策 ^[67]	行人轨迹预测 城市应急事件处理
城市物联网	轻量级智能引入物联网网关和代理 ^[26] 基于物联网的智慧工业 ^[68]	患者生命体征监控 机器故障的预防性维护
环保领域	模糊逻辑和粒计算 ^[27] 建立不同位置空气质量的空间相关性模型 ^[20] 模式挖掘和贝叶斯学习 ^[34]	智慧城市环保领域管理 推断城市空气质量 数据的时空因果路径,推断空气污染的产生原因
智能家居	深度强化学习 ^[69]	室内声学行为识别,进行智能家居设备操控

综上,认知计算在城市大数据的多领域中得到了广泛应用,并通过数据和知识协同驱动,实现跨领域协同应用和辅助决策。同时,认知计算的应用呈现出应用领域自适应性、人机协同交互性,以及基于城市运行的历史经验进行动态性预测推理的特点。

5 挑战与发展趋势

城市大数据因其重要作用而受到广大专家学者的关注,不断推动着智慧城市的建设和发展,使得现在对于城市大数据已不是简单的统计集成分析,而是实现更高层次的理解和推理。但当前城市大数据的认知计算还处在一个起步阶段,仍然面临诸多挑战,具体体现在:(1)数据获取。当前我国不同行政区域多为独立管理,没有统一标准的数据获取途径,同一城市不同管理部门之间也未完全实现数据互通,这给搜集

全面的城市数据带来了困难。(2)认知流程中方法的协同策略。认知流程中涵盖了众多知识驱动及数据驱动方法,以及这些方法在不同阶段的协同理论、框架、路径及体系等,尚缺乏完善的理论依据及应用范式。(3)应用落地。认知计算在城市跨领域场景中,因标准化程度不同、行业知识模型复杂以及决策应用场景复杂多样等情况,难以进行大规模数据分析、整合和应用。

尽管城市大数据认知计算还处于起步和发展阶段,但它对未来城市乃至城市群的发展和建设必将起到越来越重要的作用。随着城市大数据认知计算逐步走向应用问题具象化、多领域概念深度融合的阶段,以下几个方面将是未来重要的发展方向:(1)基于大数据及认知计算的城市群建设。随着区域一体化进程的加快,协同合作已成为我国城市管理及发展的重要策略,城市群将成为未来城市建设趋势。从大数据

出发,通过认知计算技术对城市间的复杂协同、耦合关系等发展运行规律进行分析,可以推进城市群发展的研究,助力城市群协同服务和辅助决策。(2)知识和数据的协同进化。知识起源于数据抽象,同时可引导新的数据模型生成。二者相交迭代协同进化,共同实现仿人类智能中具有迭代进化特点的认知形态。(3)跨行业及部门的认知计算技术应用。目前,城市大数据认知计算技术主要集中于某些行业及领域,而整个城市乃至城市群所包含的行业及领域更加丰富且复杂。同一种数据的变化不仅会对某一领域产生影响,更会直接或间接影响其他领域。同时,针对城市公共数据开放所带来的隐私安全问题,采用分布式构架的区块链技术^[70],通过集体维护和匿名方式^[71],使数据库信息难以篡改,实现数据交换的安全可靠,提升数据存储的安全性^[72],也是未来的重要研究方向。因此,能够有效且安全地融合城市及城市群跨行业跨部门数据,构建反映全量全领域动态变化的认知计算模型,将推动城市认知计算技术的应用落地。

结束语 全球信息化和城市化的快速发展,使得智慧城市的价值凸显,尤其在我国现阶段的城市经济转型、公共服务和社会治理创新、提高市民的生活品质和促进人的全面发展等方面有着尤为重要的作用。城市大数据蕴含巨大信息和价值,其自身具备的时变、多源、异构、多尺度与多粒度等复杂性给传统数据集成分析带来了极大挑战。城市大数据认知计算技术的发展为这一问题提供了新的解决思路,并随着专家学者们在这一领域的不断钻研,逐渐形成依赖不同技术实现认知计算的新方法和新趋势。本文基于此背景,对城市大数据的特点进行了归纳和总结,并着重从认知计算系统的定义、方法和应用等方面梳理了城市大数据认知计算发展现状,以期对城市大数据认知计算的研究提供参考,并为智慧城市的发展与建设活动提供相应的支撑。

参 考 文 献

- [1] WANG J Y, LI C, XIONG Z, et al. Survey of Data-Centric Smart City[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2014, 51(2): 239-259.
- [2] CHEN Y, ELENEE A J, WEBER G. IBM Watson: How Cognitive Computing Can Be Applied to Big Data Challenges in Life Sciences Research [J]. *Clinical Therapeutics*, 2016, 38(4): 688-701.
- [3] HURWITZ J, KAUFMAN M, BOWLES A. *Cognitive Computing and Big Data Analytics*[M]. John Wiley & Sons, 2015.
- [4] SICATO J, SALIM M M, RATHORE S, et al. Ciot-net: a scalable cognitive iot based smart city network architecture [J]. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 2019, 9(1): 1-20.
- [5] REYNOLDS H, FELDMAN S. Cognitive computing: Beyond the hype [J]. *KM World*, 2014, 23(7): 1-22.
- [6] YU H, HE D N, WANG G Y, et al. Big Data for Intelligent Decision Making[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(5): 878-896.
- [7] CHEN W H, AN J Y, LI R F, et al. Review on Deep-learning-based Cognitive Computing[J]. *ACTA AUTOMATICA SINICA*, 2017, 43(11): 1886-1897.
- [8] YU K, CHEN L, CHEN B, et al. Cognitive Technology in Task-Oriented Dialogue Systems: Concepts, Advances and Future[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2015, 38(12): 2333-2348.
- [9] JIAO L C, ZHAO J, YANG S Y, et al. Research Advances on Sparse Cognitive Learning, Computing and Recognition [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(4): 835-852.
- [10] ZHOU G L. Study of Urban Traffic Congestion Areas Prediction by Combining Knowledge Graph and Deep Learning [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019.
- [11] GUAN J, WANG J B, BIAN Q H. Multi-keyword Streaming Parallel Retrieval Algorithm Based on Urban Security Knowledge Graph[J]. *Computer Science*, 2019, 46(2): 35-41.
- [12] SHAO Y T, HONG L H, CHEN J, et al. Medicine Concomitant Modeling and Risk Evaluation Based on Knowledge Graph[J]. *China Digital Medicine*, 2018, 13(10): 44-46.
- [13] ZHAO H, YAO Q M, LI J D, et al. Meta-Graph Based Recommendation Fusion over Heterogeneous Information Networks [C]// *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2017: 635-644.
- [14] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017: 5998-6008.
- [15] ALAHI A, GOEL K, RAMANATHAN V, et al. Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces[C]// *Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016: 967-971.
- [16] HUMPHREYS M S, TEHAN G, BAUMANN O, et al. Explaining short-term memory phenomena with an integrated episodic/semantic framework of long-term memory [J]. *Cognitive Psychology*, 2020, 123(11): 101346.
- [17] JULIEN L, MELISACHEW W C. Deriving Validity Time in Knowledge Graph [C]// *Companion Proceedings of the Web Conference 2018*. 2018: 1771-1776.
- [18] MU Y J, DUAN J J. Research on Design of Deep Learning Based on Cognitive Psychology Theory [J]. *Journal of Inner Mongolia Normal University: Education Science Edition*, 2012(7): 5.
- [19] ZHENG Y, LIU F, HSIEH H P. U-air: when urban air quality inference meets big data [C]// *Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2013: 1436-1444.
- [20] ZHENG Y, YI X, LI M, et al. Forecasting Fine-Grained Air Quality Based on Big Data [C]// *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2015: 2267-2276.
- [21] LONIJ V P A. Cognitive Computing: Theory and Applications [M]// *Volume 35: Cognitive Systems for the Food-Water-Energy Nexus*. 2016: 255-282.
- [22] PENG L, WU T, LI G S, et al. Research on Urban Diseases Based on the Fluctuation Law of Multi-source Spatial Temporal

- Data of Smart City [J]. *Geomatics World*, 2017, 24(4): 29-35.
- [23] ALHUSSEIN M, MUHAMMAD G, HOSSAIN M S, et al. Cognitive IoT-cloud integration for smart healthcare: case study for epileptic seizure detection and monitoring [J]. *Mobile Networks and Applications*, 2018, 23(6): 1624-1635.
- [24] WU Q, DING G, XU Y, et al. Cognitive Internet of Things: A New Paradigm Beyond Connection [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2014, 1(2): 129-143.
- [25] SANGAIAHA K, GOLI A, TIRKOLAE E B, et al. Big Data-Driven Cognitive Computing System for Optimization of Social Media Analytics [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 82215-82226.
- [26] AL-FUQAHA A, KHREISHAH A, GUIZANI M, et al. Toward better horizontal integration among IoT services [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2015, 53(9): 72-79.
- [27] D'ONOFRIOSARA, PORTMANN E. Cognitive Computing in Smart Cities [J]. *Informatik Spektrum*, 2017, 40(1): 46-57.
- [28] YU Z, HAO L, YIKANG L, et al. What to do next: Modeling user behaviors by time-lstm [C]// *Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2017: 3602-3608.
- [29] LI S, JIN X, XUAN Y, et al. Enhancing the Locality and Breaking the Memory Bottleneck of Transformer on Time Series Forecasting [C]// *Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2019: 5243-5253.
- [30] TURNER R. Perceptual change-of-mind decisions are sensitive to absolute evidence magnitude [J]. *Cognitive Psychology*, 2021, 124: 101358.
- [31] BAKER S T, LESLIE A M, GALLISTEL C R, et al. Bayesian change-point analysis reveals developmental change in a classic theory of mind task [J]. *Cognitive Psychology*, 2016, 91: 124-149.
- [32] TANG B, CHEN Z, HEFFERMAN G, et al. Incorporating Intelligence in Fog Computing for Big Data Analysis in Smart Cities [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(5): 2140-2150.
- [33] MARESCA P, COCCOLI M, STANGANELLI L. Cognitive computing in education [J]. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 2016, 2(2016): 55-69.
- [34] ZHU J Y, ZHANG C, ZHANG H, et al. pg-Causality: Identifying Spatiotemporal Causal Pathways for Air Pollutants with Urban Big Data [J]. *IEEE Transactions on Big Data*, 2018, 4(4): 571-585.
- [35] SCHLEGL T, SEEBCK P, WALDSTEIN S M, et al. Unsupervised Anomaly Detection with Generative Adversarial Networks to Guide Marker Discovery [C]// *International Conference on Information Processing in Medical Imaging*. Springer, Cham, 2017.
- [36] GE, S, ZHAO, S, LI, C, et al. Low-Resolution Face Recognition in the Wild via Selective Knowledge Distillation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28: 2051-2062.
- [37] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain Adaptation via Transfer Component Analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(2): 199-210.
- [38] FENG S, SETOODEH P, HAYKIN S. Smart Home: Cognitive Interactive People-Centric Internet of Things [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(2): 34-39.
- [39] NING W, GEGE G, BAONAN W, et al. Traffic Clustering Algorithm of Urban Data Brain Based on a Hybrid: Augmented Architecture of Quantum Annealing and Brain-Inspired Cognitive Computing [J]. *Journal of Tsing University (Science and Technology)*, 2020, (6): 813-825.
- [40] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing Atari with Deep Reinforcement Learning [J]. *arXiv: 1312.5602*. 2013.
- [41] ZHANG W, PAUDEL B, WANG L, et al. Iteratively Learning Embeddings and Rules for Knowledge Graph Reasoning [C]// *The World Wide Web Conference*. 2019.
- [42] WANG Q, LIU J, LUO Y F, et al. Knowledge Base Completion via Coupled Path Ranking [C]// *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*. 2016: 1308-1318.
- [43] GALÁRRAGA L A, TEFLIOUDI C, HOSE K, et al. AMIE: Association rule mining under incomplete evidence in ontological knowledge bases [C]// *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*. 2013: 413-422.
- [44] BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURAN A, et al. Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data [C]// *International Conference on Neural Information Processing Systems*. Curran Associates Inc. 2013: 2787-2795.
- [45] ADORNI G, COCCOLI M, TORRE I. Semantic web and internet of things supporting enhanced learning [J]. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 2012, 8(8): 23-32.
- [46] WANG H Q. Study on semantic-based personalized clinical pathways [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015.
- [47] COWAN N, ELLIOTT E M, SAULTS J S, et al. On the capacity of attention: Its estimation and its role in working memory and cognitive aptitudes [J]. *Cognitive Psychology*, 2005, 51(1): 42-100.
- [48] GUPTA A, JOHNSON J, LI F F, et al. Social GAN: Socially Acceptable Trajectories with Generative Adversarial Networks [C]// *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2018.
- [49] PFEIFFER M, PAOLO G, SOMMER H, et al. A Data-driven Model for Interaction-aware Pedestrian Motion Prediction in Object Cluttered Environments [C]// *the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2018.
- [50] LIU C Y, WANG P, XU J, et al. Automatic Dialogue Summary Generation for Customer Service [C]// *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. ACM, 2019.
- [51] WOOJEONG J, HE J, MENG Q, et al. Recurrent Event Network: Global Structure Inference over Temporal Knowledge Graph [C]// *ICLR-RLGM*. 2019.

- [52] IRFAN M T, GUDIVADA V N. Cognitive Computing Applications in Education and Learning [J]. *Cognitive Computing: Theory and Applications, Handbook of Statistics*, 2016, 35: 283-300.
- [53] HUANG X, ZHANG J, LI D, et al. Knowledge graph embedding based question answering [C] // *Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. 2019: 105-113.
- [54] HAMAGUCHI T, OIWA H, SHIMBO M, et al. Knowledge Base Completion with Out-of-Knowledge-Base Entities: A Graph Neural Network Approach [C] // *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2017, 1802-1808.
- [55] TENISON C, FINCHAM J M, ANDERSON J R. Phases of learning: How skill acquisition impacts cognitive processing-Science Direct [J]. *Cognitive Psychology*, 2016, 87: 1-28.
- [56] LILLICRAP, TIMOTHY P, et al. Continuous control with deep reinforcement learning [J]. *Computer Science*, 2015.
- [57] MOHAMMADI M, FUQAHA A A. Enabling Cognitive Smart Cities Using Big Data and Machine Learning: Approaches and Challenges [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(2): 94-104.
- [58] PERTICONE V, TABACCHI M E. Towards the Improvement of Citizen Communication Through Computational Intelligence [M] // *Towards Cognitive Cities*. Springer International Publishing, 2016.
- [59] JIANG X, SU X N, TANG M W, et al. Research on Collaborative Architecture of Emergence Decision-making Knowledge Base Adapting to the Scenario Evolution and Deduction [J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2017, 40(11): 67-72.
- [60] MA C, WEN X X, TIAN C D. A Knowledge Graph System Architecture for City Service Resources [J]. *Technology of IoT & AI*, 2019, 51(2): 22-26.
- [61] JING Y, YU Z, XING X. Discovering regions of different functions in a city using human mobility and POIs [C] // *Proceedings of KDD*. 2012: 186-194.
- [62] GIOVANNI A, SERENA B, DIEGO B. Caddie and iwt: two different ontology-based approaches to anytime, anywhere and anybody learning [J]. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 2010, 6(2): 53-66.
- [63] ZHANG X, YANG S, SRIVASTAVA G, et al. Hybridization of cognitive computing for food services [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 89: 106051.
- [64] SULTANA M, PAUL P P, GAVRILOVA M L. User Recognition From Social Behavior in Computer-Mediated Social Context [J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2017(3): 1-12.
- [65] HORNG G J, CHENG S T. Using Intelligent Vehicle Infrastructure Integration for Reducing Congestion in Smart City [J]. *Wireless Personal Communications: An International Journal*, 2016, 91(2): 861-883.
- [66] CHEN M, TIAN Y, FORTINO G, et al. Cognitive internet of vehicles [J]. *Computer Communications*, 2018, 120(MAY): 58-70.
- [67] CHEN N C, LIU Y G, SHENG H, et al. Key Techniques and System for Comprehensive Decision-Making of Spatio-Temporal Information in Smart City [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 2278-2286.
- [68] XU L D, HE W, LI S. Internet of Things in Industries: A Survey [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2014, 10(4): 2233-2243.
- [69] LIU M, HUANG J F, GAO H. An acoustic activity recognition based on deep reinforcement learning [J]. *Journal of Shanghai Normal University(Natural Sciences)*, 2020, 49(1): 109-115.
- [70] CHEN T, MA M, XU X L. Research on the Application of Blockchain in Smart City Information Sharing and Use [J]. *E-government*, 2018(7): 28-37.
- [71] LI B B, WU B, CHEN P. Research on the construction of smart cities based on block chain based big data platforms [J]. *Finance and Economics*, 2020(30): 2.
- [72] SHI J, ZHENG P, CHANG D Y. Governance of urban public safety in context of big data: block chain technology enablement [J]. *China Safety Science Journal*, 2020, 31(2): 24-32.



LIU Wei, born in 1986, Ph.D, associate professor. Her main research interests include machine learning and natural language processing.



WANG Peng, born in 1981, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of CCF (No. 66049S). His main research interests include perception and control of robot human brain and so on.

(责任编辑:何杨)