

· 科学论坛 ·

空间数据智能技术发展及应用分析

宋 轩¹ 孟小峰^{2*} 刘 克³

1. 南方科技大学 计算机科学与工程系, 深圳 518055

2. 中国人民大学 信息学院, 北京 100872

3. 国家自然科学基金委员会 信息科学部, 北京 100085

[摘 要] 作为一门空间数据驱动的多学科交叉研究领域, 空间数据智能正随着技术发展和空间数据的增长变得越来越重要。本文首先介绍了空间数据智能的概念与最新趋势, 并讨论了其面临的包括数据感知与存储、数据挖掘、高精度地图、数据安全与数据隐私四个方面的技术挑战, 以及空间数据智能所涉及的空间感知、时空数据库、时空数据挖掘、时空数据的安全与隐私、边缘计算与雾计算、时空数据可视化等六类关键技术。其次, 本文从科学研究、城市建设和产业发展三个方面讨论了我国在空间数据智能领域的发展现状。最后, 本文对空间数据智能的具体应用场景进行了详细介绍。

[关键词] 空间数据智能; 时空数据存储; 时空数据分析; 数据安全; 技术应用

1 空间数据智能的概念

空间数据指的是自然地理空间和人类活动空间所包含的人、物体、事件的信息^[1]。得益于空间感知手段的多样化发展, 遍布海、陆、空的传感器和通信网络使得多种类型的地球空间数据能够被持续收集并实现数据传输^[2,3], 促进了空间数据的蓬勃增长。分布式系统、空间数据库引擎等数据存储技术的提升, 使得收集到的海量空间数据得以大规模存储和管理^[4-6]。常见的空间数据包括卫星遥感数据、地图数据、地理空间统计数据、交通数据, 以及携带位置信息的手机数据等。空间数据可以反映地物信息和社会经济环境特征^[7], 例如人的行为方式、城市的地理空间信息、土地的演变等信息, 通过对海量空间数据的挖掘可以实现对人的行为模式的发现、对群体行为特征的表征及对地理过程的感知, 并转换为实际应用, 通过促进智能化服务和相关产业升级和发展, 进而推动社会的进步。空间数据智能正是利用先进通信技术、人工智能方法、大数据分析、先进计算机技术等方法对空间数据进行智能感知、智能管理、智能分析及智能化应用的多学科交叉的研究领域^[1](图 1), 空间数据智能涉及地理信息系统



孟小峰 中国人民大学教授, 中国计算机学会会士, 中国人工智能学会社会计算与社会智能专业委员会主任, 国际计算机学会空间信息专业委员会中国分会主席。主要从事数据库系统、空间数据智能、大数据与社会计算、大数据隐私与数据治理等方面的研究。发表学术论文 200 余篇, 出版学术专著《网络与移动数据管理》, 主编《大数据管理丛书》等。



宋轩 南方科技大学研究员、博士生导师, 南方科技大学—东京大学超智慧城市联合研究中心执行主任。主要研究方向为人工智能、数据挖掘、空间数据智能等。发表学术会议和期刊论文 150 余篇, 出版学术专著 1 部, 申请国内及国际发明专利 90 余项。获得 2022 年“中华人民共和国驻日本国大使奖”、中国创新创业奖人物奖等奖项。

(Geographic Information System, GIS)、遥感、人工智能、数据库等学科。如今, 空间数据积累和持续的技术进步使得空间数据智能技术开始融入到社会发展的各个方面, 成为推动经济发展的重要动力。在政策层面, 我国在 2015 年就将大数据正式提升到国家战略地位, 各地政府积极重视空间数据智能相关领域的发展, 并发布政策对空间数据智能相关的产

收稿日期: 2022-10-03; 修回日期: 2023-02-26

* 通信作者, Email: xfmeng@ruc.edu.cn

本文受到国家重点研发计划“网络协同制造和智能工厂”重点专项(2021YFB1714400)的资助。

业进行支持和引导。伴随着物联网和5G技术的发展,空间数据智能的应用场景被进一步扩宽,诸如实时性要求高的场景也得以覆盖,为更加广泛的社会应用提供了支持。目前空间数据智能市场主要集中在地理信息系统、空间数据分析等方面。空间数据和云计算的可用性使得城市规划、国土规划、交通领域等对地理信息系统解决方案的需求正在逐步增加;空间数据智能技术在灾难救援、传染病管控、能源数字化转型、国土空间规划等方面都能发挥重要作用。

2 空间数据智能的挑战

在空间数据智能技术稳步发展,相关应用推动社会发展的同时,空间数据智能也面临着严峻的挑战,主要包括:数据感知与存储、数据挖掘、高精度地图、数据安全与数据隐私等方面(图2)。

尽管当前传感器的种类和数量已经得到了长足的发展,但是如何进一步提高数据采集的质量,确保高质量数据的稳定采集,是空间数据智能在数据感知方面仍需研究的重要课题。在空间数据存储方面,如何将采集的多模态空间数据进行有效的融合处理是当前面临的一大难题。而随着越来越多的空间数据智能应用融入到社会生活,如何通过即时查询、查询构造等技术来提升时空数据库易用性,协助普通用户的决策,是空间数据智能领域在数据存储方面所面临的重要挑战^[1]。

在数据挖掘方面,由于现有的多源异构空间数据存在数据质量差、价值密度低等问题,设计新一代的数据挖掘和人工智能算法用于解决数据质量、数据融合,并实现鲁棒的知识发现是空间数据智能领域需要解决的重要难题。此外,算法模型的可解释性也是一大挑战。现有基于机器学习的数据挖掘算法的可解释性差,提高空间数据分析结果的透明性和解释性^[1],将对空间数据智能领域的发展起重要作用。

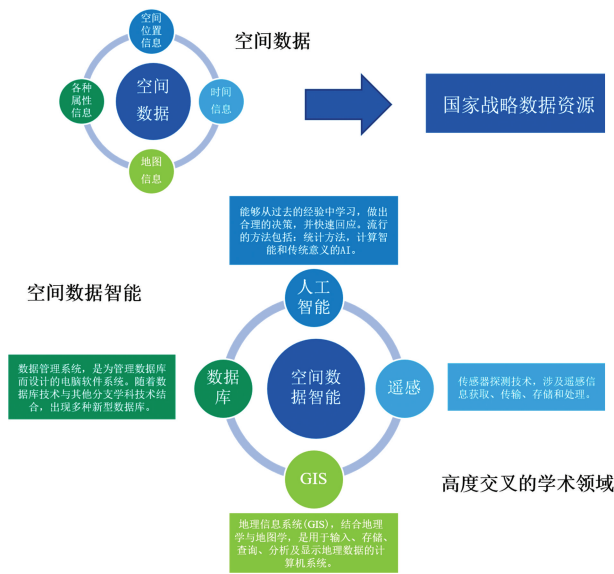


图1 空间数据智能是多学科交叉的研究领域

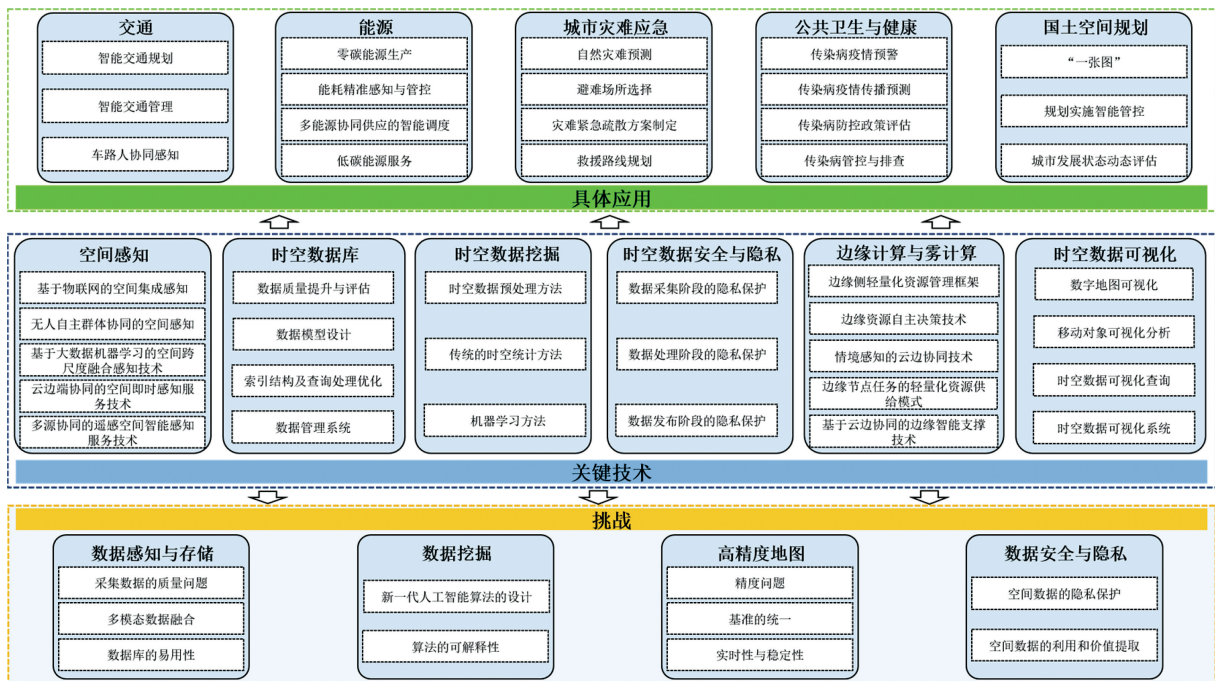


图2 空间数据智能的关键技术、挑战及应用

空间数据服务往往需要精确的位置信息,但当前地图仍存在延迟高、精度低等问题。高精度、统一基准和实时稳定的地图将可以扩展空间数据智能服务的场景^[1],提高服务质量,是空间数据智能进一步发展所需要解决的问题。

空间数据智能离不开数据,数据安全和隐私保护始终是该领域的重要课题。空间数据往往涉及空间位置、时间等隐私信息,一旦不加以约束导致数据滥用等情况将会对国家安全造成损害,对公民的隐私造成侵犯,引起社会恐慌,也不利于空间数据智能的进一步发展^[8]。我国在 2021 年出台了《中华人民共和国数据安全法》填补了我国在数据安全保护方面的空白,也进一步体现了数据隐私保护的重要性和紧迫性。另一方面,当前各个机构部门、企业之间存在的“数据孤岛”问题,也使得大多数产业的升级换代和智能化服务的提升进程受阻。打通数据孤岛,使得各个机构之间信息进行流通,形成统一标准,将有利于我国产业的数字化进程。因此,如何在数据隐私保护和数据利用两个方面进行取舍,做到在保护隐私的同时又能发挥数据的价值,这是当前空间数据智能持续发展所面临的严峻挑战。

3 空间数据智能的关键技术

空间数据智能作为空间数据驱动的一个多学科交叉的领域,其主要关键技术包括:空间感知、时空数据库、时空数据挖掘、时空数据安全与数据隐私、边缘计算与雾计算、时空数据可视化等(图 2)。

空间数据感知依赖于各类传感器的感知和互联,通过各类部署在我们所生活的地球空间的各类感知器,可以实现对不同时间、不同地点的空间信息的获取。空间感知是我们感知物理空间、社会空间的重要来源,是研究和理解人与自然的复杂关系的基础^[1]。随着科技的进步,空间感知技术也在持续发展。物联网的普及和发展使得人类对地球空间的感知的范围进一步扩展,实现更大范围的感知^[3];大数据机器学习等技术使得采集自不同尺度空间的多源异构空间数据可以有效融合,并实现更为精准的空间感知^[9,10];边缘计算技术^[11]则为智能终端在线感知和实时数据管理、分析和服 务提供了重要支撑,提高了空间感知的时效性^[12]。

空间感知获取得到的空间数据具有维度高、类型多、动态变化、更新快等特点,关系型数据库无法很好地处理此类型的数据^[13,14],因此需要构建时空数据库进行数据存储。时空数据库负责管理各类空

间数据,并为后续时空数据挖掘工作提供数据支持。根据空间数据的特点,时空数据库主要包含 3 类:空间数据库^[15]、时态数据库^[16]和移动对象数据库^[17]。空间数据库主要处理点、线、面等二维空间数据,时态数据库主要管理数据的时间属性,而移动数据库则管理位置随时间变化的空间对象^[18]。时空数据库的主要研究问题包括:数据质量、数据模型和查询语言、索引结构、查询处理和优化^[15]。数据质量指的是对含有错误、噪声、冗余数据、无效数据的原始数据进行质量检测、数据纠错和重构,并对数据质量进行评估,为后续数据分析及数据应用提供评价依据。针对空间数据所具有的时空特性,需要设计专门的数据模型,主要包括数据类型和运算操作的定义。为了提高后续数据分析的效率,时空数据库需要根据数据本身的特点设计索引结构,进行自然语言查询转换、时空查询处理及优化等操作。

时空数据挖掘主要是通过运用空间信息的相关知识和新兴的人工智能方法对蕴含价值的空间数据进行分析,实现价值提取。时空数据挖掘的层次可以主要分为^[19]:(1) 针对属性数据的挖掘,探索属性数据之间的关联性和差异性,并为之匹配合适的可视化技术将属性数据的挖掘结果展示出来;(2) 以地理空间数据为操作的对象进行挖掘探索,即从地理空间数据库中挖掘时空系统中潜在的、有规律的、有价值的信息,包括时间特征、空间特征、时空联合模式与特征、空间与非空间数据之间的关联与差异信息等;(3) 结合地理空间数据与属性数据的有机结合体作为操作对象挖掘,指的是从空间关系,时间关系,几何性质以及属性关系从特定任务,算法分析与建模规划等方面联合空间数据与属性数据联合挖掘以解决地理空间的实际问题。常见的时空数据挖掘方法有^[1]:(1) 时空数据预处理方法,包括轨迹分段与压缩,地图及路网匹配,缺失补全等;(2) 传统的时空统计方法,包括回归分析,判别分析,历史平均,自回归等方法;(3) 机器学习方法,包括传统的机器学习算法:聚类算法、条件随机场等,以及前沿的机器学习方法:深度学习、强化学习、迁移学习、持续学习、对比学习和元学习等。

对于时空数据安全和数据隐私,在数据采集、数据处理和数据发布阶段均需要遵循数据安全和数据隐私保护等相关法律法规。在科学研究上,这三个阶段通常有着不同的隐私保护要求^[1]。数据采集阶段更加注重在保障用户的隐私保护的基础上,如何获取高质量的空间数据。数据处理阶段涉及大量原

始数据,基于云端服务器的集中式处理方式给数据隐私带来了很大的隐患。因此,联邦学习框架^[20]所强调的数据不出本地的方式为基于学习的空间数据挖掘带来了一种较好的解决方式,不过联邦学习带来的通信开销大、模型参数造成的隐私泄露等问题需要被进一步研究及解决。数据发布主要指发布数据或者发布处理好的算法模型,该阶段需要注意数据隐私和数据可用性之间的平衡,数据隐私保护方面一般会采用隐私保护的技术对发布的数据或者模型进行保护。此外,考虑到不同用户对自身隐私的敏感程度不同,在数据安全的法律允许的范围内,采用个性化的奖励方案激励不敏感的用户提供更加高质量的数据也是一种提高数据可用性和算法模型价值的可行方式^[21]。

边缘计算^[22]与雾计算^[23]适用于对实时性要求高的场合,轻量化的资源管理框架和自主决策技术使得边缘设备可以支持实时的数据操作和服务的提供,满足多任务的资源需求^[24]。相比之下,基于云端的数据分析则更加适合大规模的数据处理场景^[25],在需要兼顾时效性和精确性的场景下,则需要考虑云边协同机制^[26],提供服务质量^[27,28]。

时空数据可视化是空间数据分析与应用中的重要一环^[29],主要是利用数据系统所提供的操作和相关计算,将时空数据转换成动态图表,用交互式视觉的方式来显示分析时空数据。基本步骤是通过数据预处理、提取重要地点、行程提取和行程检查,有效地支持分析人员理解移动行为和移动方式。时空数据可视化主要包括数字地图可视化,移动对象可视化,时空数据可视化查询和可视化系统。数字地图可视化^[30]主要通过将对象抽象为点、线、区域等几何元素在数字地图上显示,从而创建支持移动场景可视化、支持人类交互检查与解释的可视化工具。移动对象可视化^[31]主支持对移动对象进行聚类及可视化,可以为城市规划、交通运输、服务推荐等场景下提供重要的功能。时空数据可视化查询^[32]主要是允许对起点—目的地等时空数据的查询和浏览,可以协助使用人员进行数据行为的观察与分析。时空数据可视化系统一般至少包含三个组件:静态网页显示、数据交互、后端数据更新,且提供多种数据可视化方式,支持多种数据类型的存储和转换。

4 我国空间数据智能的发展现状

为了更加清晰的了解我国在空间数据智能领域

的发展现状,下面主要围绕学术研究、城市建设和产业发展等三个方面进行展开。

在学术研究方面,我国空间数据智能领域处于持续进步的状态,已取得不错的进展。以国际空间数据智能的顶级会议 ACM-SIGSPATIAL(International Conference on Advances in Geographic Information Systems)为例,2021年该会议首次离开北美,选择在中国北京举办,体现了对我国空间数据智能发展水平的认可。在过去29年的会议历史中,我国(含港澳台地区)的文章接收量位居全球第二位;在该会议发表论文数最多的10家科研机构里,来自我国的清华大学和微软亚洲研究院占有两席位置;发表超过20篇的科研机构中,我国有7家机构入选,这两项数据均仅次于美国位居世界第二。从SIGSPATIAL中发表论文最多的五家科研机构的论文变化趋势来看,我国的清华大学在该会议上发表的文章数量显著提升并占有相对的优势。上述数据反映了我国科研机构在该领域的研究能力正在稳步提升。

在城市建设方面,从新兴发展区建设角度上来看,对比欧美、日本、韩国等地区的新区建设,我国雄安新区的建设在空间数据智能利用的深度和广度上都处于较为先进位置。从大都市智能化建设的方面来看,我国深圳市在打造智慧城市和数字政府建设取得了较好的成效,在2021年发布的《深圳市人民政府关于加快智慧城市数字政府建设的若干意见》中,深圳市政府明确指出其发展目标是:到2025年,打造具有深度学习能力的城市智能体,成为全球新型智慧城市标杆和“数字中国”城市典范,同时注重5G、云平台、网络、数据中心等新型基础设施的一体化集约建设^[33]。

我国在空间数据智能产业发展方面总体呈现较好的发展趋势。在空间数据智能的基础设施产业方面,我国具有较为完备的上下游产业链。各大厂商积极开展生态联合,共同推进云网边端智协同建设^[34]。以5G建设方面为例,截至2021年9月,中国的5G终端连接数已超过4.5亿,在多种行业级应用如采矿、制造业实现5G商用落地^[35]。在数据安全方面,微众银行、毕马威等机构发布的《2021隐私计算行业研究报告》预测,3年后我国隐私计算系统的销售和服务收入规模将达到100~200亿元。对于与空间数据智能技术紧密相关的智慧城市产业,据国际数据公司于2021年发布的《全球智慧城市支出

指南》指出,到 2025 年全球智慧城市市场相关投资总额将达到 23 576 亿美元,其中中国市场支出规模将达到 5 577 亿美元,占比接近四分之一,高于全球平均水平,是仅次于美国支出的第二大国家。我国的华为、阿里、京东、美团等企业通过将空间数据智能技术与我国城市智能化建设相结合,将空间数据智能产业融入到区域的升级与发展^[36]。

5 空间数据智能的具体应用

空间数据智能技术在交通、能源、城市灾害应急、公共卫生和健康、国土空间规划有着重要应用。

空间数据智能技术助力交通领域,是智能化交通的重要支持(图 3)。在交通规划方面,使用空间感知技术收集地图数据、出行数据等多维交通数据,借助机器学习等时空数据挖掘技术方法分析预测交通出行的需求和特征,进而完善交通规划建设和优化交通资源调度^[37,38]。在交通管理方面,通过空间感知技术收集交通流量、交通事故和气象等数据,利用神经网络等机器学习算法进行多维数据因果关联性分析,实现交通流量预测^[39,40]、交通拥堵预测^[41]、交通事故预测^[42-44]等,能为交通管理者提供数据支持的管理策略,同时还能节省人们出行时间和成本。

例如,由图卷积网络和注意力机制等深度学习技术组成的时空门控图卷积网络模型,以由事故数据、交通状况、天气数据、节假日信息等构成的交通事故数据为数据源,能实现较高精度的交通事故风险预测^[42]。此外,通过对城市交通的空间数据进行感知和整合,空间数据智能技术可以助力车路人协同^[45],提升交通出行的便捷性。

空间数据智能技术助力“碳达峰”和“碳中和”的实现。通过对能源领域的时空信息整合,空间数据智能技术可以协助零碳能源生产,更加精确的能耗感知和能耗管控^[46]。通过对区域能源的空间信息感知和整合,可以提升能源的利用效率,充分挖掘用户能源需求,实现多能源协同供应的智能调度,促进低碳能源服务的发展^[47,48]。

空间数据智能技术可以自动发现灾害,提供空间数据驱动的自然灾害预测方案^[49,50]。通过空间数据和资源的整合,空间数据智能技术可以实现避难场所的选择、灾难紧急疏散方案的制定,比如发生群体踩踏时人群疏散引导^[51],以及突发地震时的人流引导^[52],此外,空间数据智能技术可以协助救援路线的规划,减少因撤离不及时、撤离方案或救援路线不科学导致的损失^[53]。

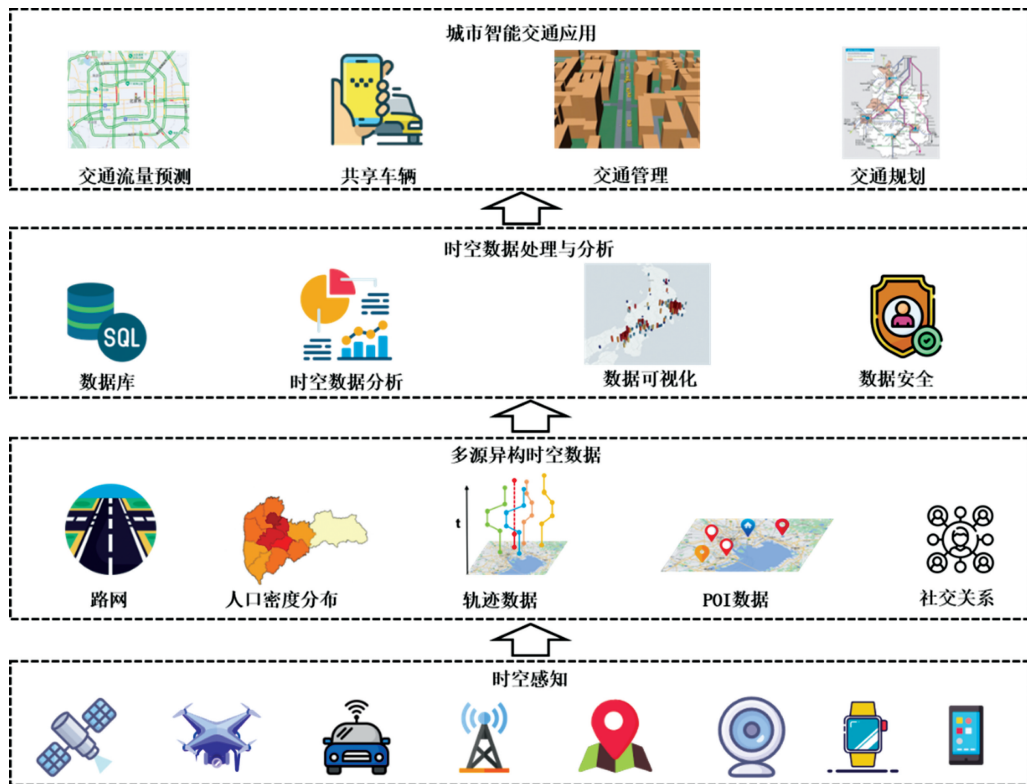


图 3 空间数据智能在城市交通的应用

空间数据智能技术对于基于人群传播的传染病防控具有重要作用。通过将空间数据和传染病数据相关联,可以预测各个区域的疫情爆发的概率,用于疫情的提前预警^[54]。以空间数据、传染病感染数据为输入建立传染病传播模型,可以预测疫情传播^[55],并模拟分析不同限制措施对抑制疫情传播的效果^[56,57]。此外,通过整合患者的时空信息和密接判定标准,空间数据智能可以协助疫情的管控和排查^[58]。

在国土空间规划方面,空间数据智能可以实现将不同部门的多模态地理大数据进行聚合,构建地理时空信息云平台^[59],实现国土空间规划“一张图”。在此基础上,空间数据智能技术协助城市发展状态的动态评估、空间规划实施的评估以及城市功能空间优化和评估^[60,61]。空间数据智能可以协助规划实施智能管控,包括开发边界、生态控制线的精细划定等^[62]。

6 结 语

在空间数据快速积累的当下,空间数据智能领域面临着前所未有的发展机遇,也面临着诸多挑战。空间数据智能作为一门交叉的综合研究领域,涉及到多学科的技术方法,需要各个学科之间的通力合作、持续的科研投入和人才培养,才能促进空间数据智能的持续发展。空间数据智能服务与我们的日常生活息息相关。随着通信技术、人工智能、大数据、云计算、边缘计算等技术的持续发展,空间数据智能技术在交通、能源、城市灾难应急、公共卫生和健康、国土空间规划等更多领域将发挥更加重要的作用。

参 考 文 献

- [1] 宋轩,高云君,李勇,等. 空间数据智能:概念、技术与挑战. 计算机研究与发展, 2022, 59(2): 255—263.
- [2] 王密,杨芳. 智能遥感卫星与遥感影像实时服务. 测绘学报, 2019, 48(12): 1586—1594.
- [3] 李德仁,徐小迪,邵振峰. 论万物互联时代的地球空间信息学. 测绘学报, 2022, 51(1): 1—8.
- [4] Xie D, Li FF, Yao B, et al. Simba: efficient In-memory spatial analytics// Proceedings of the 2016 International Conference on Management of Data. New York: ACM, 2016: 1071—1085.
- [5] Ding X, Chen L, Gao YJ, et al. UItraMan: a unified platform for big trajectory data management and analytics. Proceedings of the VLDB Endowment, 2018, 11(7): 787—799.
- [6] Chen L, Gao YJ, Fang ZQ, et al. Real-time distributed co-movement pattern detection on streaming trajectories. Proceedings of the VLDB Endowment, 2019, 12(10): 1208—1220.
- [7] 刘瑜. 社会感知视角下的若干人文地理学基本问题再思考. 地理学报, 2016, 71(4): 564—575.
- [8] 何英,付达杰. 面向时空大数据的隐私保护理论基础研究. 现代信息科技, 2018, 2(8): 3.
- [9] Sabek I, Mokbel MF. Machine learning meets big spatial data// Proceedings of the 36th International Conference on Data Engineering. New York: IEEE, 2021: 1782—1785.
- [10] Nikparvar B, Thill JC. Machine learning of spatial data. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(9): 600.
- [11] 施巍松,孙辉,曹杰,等. 边缘计算:万物互联时代新型计算模型. 计算机研究与发展, 2017, 54(5): 907—924.
- [12] Zhang L, Zhang CT, Shihada B. Efficient wireless traffic prediction at the edge: a federated meta-learning approach. IEEE Communications Letters, 2022, 26(7): 1573—1577.
- [13] 关雪峰,曾宇媚. 时空大数据背景下并行数据处理分析挖掘的进展及趋势. 地理科学进展, 2018, 37(10): 1314—1327.
- [14] 孟小峰,慈祥. 大数据管理:概念,技术与挑战. 计算机研究与发展, 2013, 50(1): 146—169.
- [15] 崔斌,高军,童咏昕,等. 新型数据管理系统研究进展与趋势. 软件学报, 2019, 30(1): 164—193.
- [16] Langran G. A review of temporal database research and its use in GIS applications. International Journal of Geographical Information Systems, 1989, 3(3): 215—232.
- [17] Wolfson O, Xu B, Chamberlain S, et al. Moving objects databases: issues and solutions// Proceedings of Tenth International Conference on Scientific and Statistical Database Management. New York: IEEE, 2002: 111—122.
- [18] Wolfson O, Chamberlain S, Dao S, et al. Location management in moving objects databases// Proceedings of WoSBS. 1997: 7—13.
- [19] 李建,吕学斌,张俊峰. 空间数据挖掘理论与方法探讨. 电脑与信息技术, 2002, 10(5): 21—24.
- [20] Yang Q, Liu Y, Cheng Y, et al. Federated learning. Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning, 2019, 13(3): 1—207.

- [21] 杨俊明, 尹超, 杨铮. 基于激励驱动的轻量级隐私保护位置证明协议. 计算机工程, 2023, 49(3): 151—160.
- [22] Cao KY, Liu YF, Meng GJ, et al. An overview on edge computing research. IEEE Access, 2020, 8: 85714—85728.
- [23] Singh SP, Nayyar A, Kumar R, et al. Fog computing: from architecture to edge computing and big data processing. The Journal of Supercomputing, 2019, 75(4): 2070—2105.
- [24] Das J, Ghosh S, Ghosh SK, et al. LYRIC: deadline and budget aware spatio-temporal query processing in cloud. IEEE Transactions on Services Computing, 2022, 15(5): 2869—2882.
- [25] 陈清金, 张岩, 陈存香. 云计算环境下的大数据分析. 邮电设计技术, 2015, 5: 1—4.
- [26] 陈玉平, 刘波, 林伟伟, 等. 云边协同综述. 计算机科学, 2021, 48(3): 259—268.
- [27] Ghosh S, Mukherjee A, Ghosh SK, et al. STOPPAGE: Spatio-temporal data driven cloud-fog-edge computing framework for pandemic monitoring and management. Software: Practice and Experience, 2022, 52(12): 2700—2726.
- [28] Ghosh S, Mukherjee A, Ghosh SK, et al. Mobi-IoST: mobility-aware cloud-fog-edge-IoT collaborative framework for time-critical applications. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2020, 7(4): 2271—2285.
- [29] 朱庆, 付萧. 多模态时空大数据可视分析方法综述. 测绘学报, 2017, 46(10): 1672—1677.
- [30] 罗琪斯. 基于三维 GIS 的大屏可视化策略. 计算机系统应用, 2022, 31(3): 122—128.
- [31] 酒心愿, 柳林, 郭慧. 移动轨迹数据可视化方法总结. 测绘与空间地理信息, 2020, 43(4): 178—181.
- [32] 李征宇, 赵卓峰. 基于轨迹大数据时空分布的索引与查询方法. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(3): 528—536.
- [33] 吴志刚, 王闯, 杨帅. 2021 年智慧城市发展水平调查评估报告. 数字经济, 2021, 7: 42—51.
- [34] 董恩然, 孙宗哲. 云边协同助力行业数字化转型. 信息通信技术与政策, 2020, 5: 76—79.
- [35] 中国信息通信研究院. 中国 5G 发展和经济社会影响白皮书. (2021-12-06)/[2023-02-22]. <http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps/202112/P020211207585963474968.pdf>.
- [36] Ruthbea Y, Matt A, Alison B, et al. IDC FutureScape: worldwide smart cities and communities 2021 predictions. (2020-10-02)/[2023-02-22]. <https://www.idc.com/research/viewtoc.jsp?containerId=US45831620>.
- [37] 丁宏飞. 探讨大数据时代背景下的智慧交通规划建设. 工程建设与设计, 2022, 15: 104—106.
- [38] Nama M, Nath A, Bechra N, et al. Machine learning-based traffic scheduling techniques for intelligent transportation system: opportunities and challenges. International Journal of Communication Systems, 2021, 34(9): e4814.
- [39] 白德伟, 黄丹. 基于时空图自编解码神经网络的交通流量预测. 中国科技信息, 2022, 23: 119—122.
- [40] Lv YS, Duan YJ, Kang WW, et al. Traffic flow prediction with big data: a deep learning approach. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 865—873.
- [41] Fouladgar M, Parchami M, Elmasri R, et al. Scalable deep traffic flow neural networks for urban traffic congestion prediction// Proceedings of the 2017 International Joint Conference on Neural Networks. New York: IEEE, 2017: 2251—2258.
- [42] 王庆荣, 周禹潼, 朱昌锋, 等. 时空图卷积网络下的路网交通事故风险预测. 计算机工程与应用, 2023, 59(13): 266—272.
- [43] Yuan ZN, Zhou X, Yang TB. Hetero-ConvLSTM: a deep learning approach to traffic accident prediction on heterogeneous spatio-temporal data// Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York: ACM, 2018: 984—992.
- [44] Yu L, Du BW, Hu X, et al. Deep spatio-temporal graph convolutional network for traffic accident prediction. Neurocomputing, 2021, 423: 135—147.
- [45] 程显毅, 施佺, 朱建新, 等. 大数据环境下的车路人协同控制模型 VID. 计算机科学, 2019, 46: 185—188.
- [46] 蔡泽祥, 李立涅, 刘平, 等. 能源大数据技术的应用与发展. 中国工程科学, 2018, 20(2): 72—78.
- [47] 鲁宗相, 徐曼, 乔颖, 等. 风电功率预测的新型互联网运营模式设计. 电网技术, 2016, 40(1): 125—131.
- [48] Zhou KL, Fu C, Yang SL. Big data driven smart energy management: from big data to big insights. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 56: 215—225.
- [49] Refonaa J, Lakshmi M, Vivek V. Analysis and prediction of natural disaster using spatial data mining technique// Proceedings of the 2015 International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies. New York: IEEE, 2015: 1—6.
- [50] Yu MZ, Yang CW, Li Y. Big data in natural disaster management: a review. Geosciences, 2018, 8(5): 165.
- [51] Wang QQ, Liu H, Gao KZ, et al. Improved multi-agent reinforcement learning for path planning-based crowd simulation. IEEE Access, 2019, 7: 73841—73855.

- [52] Song X, Zhang QS, Sekimoto Y, et al. Prediction of human emergency behavior and their mobility following large-scale disaster// Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. New York: ACM, 2014: 5—14.
- [53] Lee YM, Ghosh S, Ettl M. Simulating distribution of emergency relief supplies for disaster response operations// Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference. New York: IEEE, 2010: 2797—2808.
- [54] 梅小亚, 赵林畅. 大数据在重大流行病疫情防控中的应用及展望. 河海大学学报(哲学社会科学版), 2020, 22(2): 39—47.
- [55] García-Cremades S, Morales-García J, Hernández-Sanjaime R, et al. Improving prediction of COVID-19 evolution by fusing epidemiological and mobility data. Scientific Reports, 2021, 11: 15173.
- [56] Zhou HY, Wang YC, Huscroft JR, et al. Impacts of COVID-19 and anti-pandemic policies on urban transport—an empirical study in China. Transport Policy, 2021, 110: 135—149.
- [57] Chinazzi M, Davis JT, Ajelli M, et al. The effect of travel restrictions on the spread of the 2019 novel coronavirus (COVID-19) outbreak. Science, 2020, 368 (6489): 395—400.
- [58] Jia Q, Guo Y, Wang GL, et al. Big data analytics in the fight against major public health incidents (including COVID-19): a conceptual framework. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17 (17): 6161.
- [59] 肖建华. 智慧城市时空信息云平台及协同城乡规划研究. 规划师, 2013, 29(2): 11—15.
- [60] 吴志强, 黄晓春, 李栋等. “人工智能对城市规划的影响”学术笔谈会. 城市规划学刊, 2018, 5: 1—10.
- [61] 袁源, 毛磊, 李洪庆, 等. 基于位置大数据的城市居住用地效率指标构建及评价研究. 地球信息科学学报, 2022, 24 (2): 235—248.
- [62] 秦萧, 甄峰, 李亚奇, 等. 国土空间规划大数据应用方法框架探讨. 自然资源学报, 2019, 34(10): 2134—2149.

Technology Development and Application Analysis of Spatial Data Intelligence

Xuan Song¹ Xiaofeng Meng^{2*} Ke Liu³

1. Department of Computer Science and Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055

2. School of Information, Renmin University of China, Beijing 100872

3. Department of Information Sciences, National Natural Science Foundation of China, Beijing 100085

Abstract As a multidisciplinary research field driven by spatial data, spatial data intelligence is becoming more and more important with the development of technology and the growth of spatial data. This paper firstly introduces the concept and the latest trends of spatial data intelligence, and discusses the technical challenges in four areas including data perception and storage, data mining, high-precision maps, data security and data privacy, and the six key technologies involved in spatial data intelligence, such as spatial sensing, spatiotemporal database, spatiotemporal data mining, spatiotemporal data security and privacy, edge computing and fog computing, and spatiotemporal data visualization. Secondly, this paper discusses the development status of our country in the field of spatial data intelligence from three aspects: scientific research, urban construction and industrial development. In the end, this paper details the application scenarios of spatial data intelligence.

Keywords spatial data intelligence; spatiotemporal data storage; spatiotemporal data analysis; data security; technology application

(责任编辑 崔国增 张强)

* Corresponding Author, Email: xfmeng@ruc.edu.cn