

城市信息学展望

Perspective for Urban Informatics

史文中 迈克尔·古特柴尔德 迈克尔·巴蒂 李清泉 刘信陶 张安舒 著 黄雨嫣 刘超 译

Written by Shi Wenzhong, Michael Goodchild, Michael Batty, Li Qingquan, Liu Xintao, Zhang An'shu Translated by Huang Yuyan, Liu Chao

摘要：城市发展中不同城市部门、理论和技术的专业化及其在城市中的汇聚，极大地加快了城市信息学的发展。作为跨学科领域，城市信息学旨在通过新的信息技术来解读城市并推动城市发展。对于这一新兴领域的进展与前景虽已有一些讨论，但仍需进一步探索其研究计划，以推动城市信息学的进步，并对未来城市发展提供参考。为此，本文基于领域最新研究进展，提出了一系列城市信息学研究计划。这些研究计划涵盖三个层次：城市科学的未来；核心使能技术，包括地理空间人工智能、高精地图、量子计算、人工智能和物联网、数字孪生、可解释人工智能、分布式机器学习、保护隐私深度学习等；城市信息学的应用，涵盖城市设计和规划、交通、基于位置的服务和元宇宙等方面，以及关于算法和数据驱动方法的讨论。最后，本文展望了城市信息学未来的发展，尤其注重如何在日益增长的技术依赖与重要的社会问题之间取得平衡。

Abstract: The specialization of different urban sectors, theories, and technologies and their confluence in city development have led to a greatly accelerated growth in urban informatics, the transdisciplinary field for understanding and developing the city through new information technologies. While this young and highly promising field has attracted multiple reviews of its advances and outlook for its future, it would be instructive to probe further into the research initiatives of this rapidly evolving field, to provide reference to the development of not only urban informatics, but moreover the future of cities as a whole. This paper thus presents a collection of research initiatives for urban informatics, based on the reviews of the state of the art in this field. The initiatives cover three levels, namely the future of urban science; core enabling technologies including geospatial artificial intelligence, high-definition mapping, quantum computing, artificial intelligence and the internet of things (AIoT), digital twins, explainable artificial intelligence, distributed machine learning, privacy-preserving deep learning, and applications in urban design and planning, transport, location-based services, and the metaverse, together with a discussion of algorithmic and data-driven approaches. The paper concludes with hopes for the future development of urban informatics and focusses on the balance between our ever-increasing reliance on technology and important societal concerns.

关键词：城市信息学；城市科学；城市计算；城市感知；智慧城市

Keywords: Urban Informatics; Urban Science; Urban Computing; Urban Sensing; Smart Cities

原文刊登于《城市信息学》(Urban Informatics) 杂志 2022 年第一卷, 文章链接 <https://doi.org/10.1007/s44212-022-00006-0>; 该论文为开放获取形式, 版权属于作者, 全体作者授权我刊发表其中译文。

作者：史文中, 博士, 香港理工大学潘乐陶智慧城市研究院, 院长; 测绘及地理资讯学系, 讲座教授。lswzshi@polyu.edu.hk

迈克尔·古特柴尔德, 博士, 加利福尼亚大学圣巴巴拉分校, 地理学荣休教授。good@geog.ucsb.edu

迈克尔·巴蒂, 博士, 伦敦大学学院巴特莱特规划学教授; 高级空间分析中心, 主任。m.batty@ucl.ac.uk

李清泉, 博士, 深圳大学、人工智能与数字经济广东省实验室(深圳), 教授。qqli@szu.edu.cn

刘信陶, 博士, 香港理工大学测绘及地理资讯学系, 副教授。xintao.liu@polyu.edu.hk

张安舒(通信作者), 博士, 香港理工大学潘乐陶智慧城市研究院、测绘及地理资讯学系, 研究助理教授。aszhang@polyu.edu.hk

译者：黄雨嫣, 同济大学建筑与城市规划学院, 硕士研究生。huangyuyan@tongji.edu.cn

刘超, 博士, 同济大学建筑与城市规划学院, 助理教授; 智慧社区分中心, 主任。liuchao1020@tongji.edu.cn

引言

面对日益专业化的城市部门、理论和技术，为了协同多个学科领域，推动更高效和宜居的城市发展，跨学科视角显然成为必要的手段。城市信息学正是这样一种通过新信息技术来理解和发展城市的跨学科方法，它出现得“尤为及时”^[1]，并在2010年代快速发展。

城市信息学是一个具有巨大潜力的新兴领域，它吸引了许多学者付出大量努力，以总结该领域的进展，并预测其未来发展和相应的社会问题。《城市信息学研究手册》(*The Handbook of Research on Urban Informatics*)^[2]强调了公众参与和城市社区的参与，并选择性地重点探讨了导航、虚拟城市、无线基础设施和移动应用等技术。该书的最后几章基于当时数量有限的前瞻性技术以及社会和文化问题，阐述了城市信息学的前景。在其后的各种论文集中，城市信息学更多相关领域的技术和应用被不断更新。例如：2014年大数据和城市信息学研讨会论文集^[3]从技术和政治经济的角度，讨论了城市信息学使用大数据的创新和挑战^[4]，为拓宽该领域提供了助力。一些期刊的特刊，如《环境与规划B：城市分析与城市科学》(*Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*)的特刊“支持规划的科学——城市信息学”(Planning Support Science with Urban Informatics)^[5]，进一步详述了城市信息学技术对规划的支持作用。最近出版的《城市信息学》(*Urban Informatics*)一书^[1]系统地阐述了这一领域的理论、技术和应用，定义了城市信息学的五个维度：城市科学、城市系统与应用、城市感知、城市大数据基础设施、城市计算。该书的结语探究了城市信息学的多种愿景，提醒人们注意可能发生的意外后果，并呼吁继续探索城市信息学更广泛的影响^[6]。

《城市信息学》作为一本致力于描绘该领域蓝图的国际期刊，在其第一卷中，继上述前人研究之后，进一步回顾该领域的最新进展，探究该领域的研究计划，不仅可对该领域的发展提供参考，对未来城市的整体发展也将具有借鉴意义。这些研究计划涉及密切相关的三个层面，即未来城市科学、核心使能技术和城市应用。城市感知、计算和大数据基础设施方面的尖端技术包括地理空间人工智能(GeoAI)、高精地图、量子计算、人工智能和物联网(AIoT)、数字孪生，以及分布式、可解释和保护隐私的深度学习与机器学习方法等。运用上述技术，可以加深我们对城市的理解，实现功能更为强大的城市设计、管理与服务应用。相应地，城市科学和应用不仅提供了技术进步的动力，还可以揭示技术在未来应用中更广泛的影响。这使我们思考如何为技术发展提供指引，以期令技术惠及社会。

本文第1节简要回顾城市信息学定义的演进及其成为学科焦点的契机，以及该领域当前的进展。第2节从三个层面探讨城市信息学的研究计划，包括城市科学的新进展、一系列前瞻性的核心技术，以及未来城市与市民生活的核心应用领域，还讨论了面对必将到来的算法和数据驱动时代，应当审慎思考的问题。第3节给出本文的结论，并指出《城市信息学》期刊截至目前未涉及的内容，以及作者对城市信息学未来发展的期望。

1 城市信息学当前进展

1.1 城市信息学的兴起

早在1987年，赫普沃斯(Hepworth)就使用“城市信息学规划”(urban informatics planning)一词探讨了“信息革命”下推进、管理城市发展的研究与政策^[6]。这一展望性讨论可被视为未来信息学与城市规划和全面结合的前瞻。在专门讨论城市信息学这一主题的著作中^[6]，汤森(Townsend)将该领域定义为：“对城市、城市特征或构成城市的知识的收集、分类、存储、检索和传播”，以及“在城市中收集、分类、存储、检索和传播知识”^{[7]xxiii}。该书强调了城市信息学在实时监测城市系统方面的作用，涉及大量对位置敏感的相关技术，如导航、无线通信和移动应用。在当时，地理信息学似乎主要被当作城市信息学中信息学方面的使能技术。巴蒂(Batty)强调了通过密集嵌入式传感器获得的大数据和地理空间建模对城市信息学的重要性^[8]。这使人们更多地关注起城市信息学中的空间层面与地理信息学，后者关注的是对城市对象的测量，以及对所得数据的管理。

随着城市的发展，城市各部门及其背后科学学科的分工日益明确，因而复杂城市问题的解决也愈发需要多个部门的协同，且这些部门的观点可能是相互冲突的。因此，史文中等更多地关注了城市信息学的跨学科本质，并将这一领域定义为“一种利用基于新信息技术的系统理论和方法来理解、管理和设计城市的跨学科手段”^[1]。史文中等提出，城市科学、计算机科学和地理信息科学是城市信息学的三大支柱，其中城市科学研究城市中的活动、地点和流；地理信息学专注于城市感知，以及管理庞杂的城市感知数据；信息学则提供了信息处理和计算能力，以开发更强大、更智能的城市应用工具。

与人口统计学、经济学、交通运输、土地利用、零售和能源等关于城市单个部门的领域相比，城市信息学的特点在于以计算方法和模型为核心，来理解城市现象，并解决相应的城市问题^[1]。通过采集和学习多源异构的城市感知数据，复杂的模型和强大的计算工具可用于分解复杂的城市现象，从而帮助人们对这些现象进行理解与推理。此外，可以利用

基于城市感知数据的高维模型和多目标优化,来统筹城市各部门的动态原理与利益,从而在不同城市部门与利益相关者之间达成更好的折衷解决办法。通过这种方式,城市信息学既可以促进城市相关学科的理论发展,也能生成比单一学科更好的解决方案。

采集城市感知数据的尖端科学技术是获取计算素材的基础,这体现了地理信息学之于城市信息学的重要性,也是后者与城市科学或计算机科学的关键区别。同时,城市信息学也不同于城市背景下的地理信息学,即所谓的城市地理信息学,因为后者未必依赖新的信息技术。

1.2 城市科学

在欧洲工业革命初期,城市科学紧随牛顿力学革命而兴起。有评论家认为,像引力和势能这样的经典物理概念可以用来理解社会力量,特别是与距离相关的力量,随着铁路等新型快速交通方式的发展,这种力量的影响产生了根本性的变化。但直到20世纪中叶,城市经济学和区位理论的发展才推动了形式化城市模型的持续发展^[9]。与此同时,土地利用和交通运输建模很快在实践得到应用,形成了城市计算机模型最早的示例。以上便是现在所谓“城市科学”的第一波发展浪潮。城市科学的第二波发展更多关注动力学理论^[10],并在过去20年中演变出城市规模和形态的经济基础,特别是分形形态、城市群和异速生长^[11]。

需要注意的是,关于城市形成与演化的系统性和可计算理论已有了多次发展,城市科学(urban science)及与之类似的“城市的科学”(science of cities),仅仅是对该领域近期发展的一个简化的表达^[10]。本文论点的一个重要限定是,城市科学是一门围绕几何形态和人口与建筑环境之间关系的复杂科学。城市生态学、建筑物理学、污染研究等,尽管处于城市科学的边缘,且与城市信息学相关,但并不属于本文中城市科学的范围。

近年来,城市科学的研究重心已从地点、空间和位置对城市结构的定义方式,演进到研究关键的流是如何连接各个位置,形成网络,从而决定城市如何通过各种能量黏合在一起^[13]。对于城市科学中城市形态学、城市尺度等长期核心主题,其理论随着城市和人类社会发展的趋势而演变。例如:有新观点将城市尺度的规律扩展到三维,分析使城市从水平转向垂直生长的临界密度^[14];有的人类动力学研究则强调以人为本视角,考虑人在环境和社会经济背景下的主观感受^[15]。

以关键特征思想基础的模型,定义了城市的尺度、规模和密度^[16],将更传统的城市经济学方法与土地利用和交通行为模型联系起来。这种新的城市科学试图更全面地看待如何统筹和分部门地,以及如何在静态和动态平衡中处理城市现

象。这些研究定义了这样一种城市科学,即关注于整合许多物理、经济和社会焦点的城市科学,这些焦点大大拓宽了城市研究的方法。

通过嵌入城市各个角落的轻量级传感器捕获的大量高频数据流,人们得以了解越来越多的城市特征,这也催生了更多新城市理论、新工具、新模型的发展。智慧城市处于这些发展的前沿,因而在相关领域研究中随处可见,如城市空间结构和功能、城市人类动力学、城市认知、城市更新、空间经济学以及城市科学下的许多其他主题^[13]。同时,大数据的使用令人们渴望更多的数据,以便对新假设进行仿真,并获得对城市系统的新的理解——我们对城市系统中新理论的需求,开始超过对新数据的需求。此外,正如本文第2.1节所言,新数据和城市的加速发展也给经典理论和分析方法带来了新挑战,这也是城市信息学这个新兴领域所要探索的。

1.3 城市感知

城市感知技术用于收集城市物理环境和活动数据,是连接城市环境与城市分析的桥梁。城市感知的结果不仅是城市分析的基础,还可作为决策或服务的依据,其代表性应用领域有环境评估、自然资源管理、交通和减灾等^[17]。

利用最新的技术,对于城市对象的感知可以在空中、地面甚至地下和水下进行,并可以使用各种传感器,如光学相机和全景相机、合成孔径雷达(SAR)和干涉合成孔径雷达(InSAR)、激光扫描仪(LiDAR)、探地雷达(GPR),以及嵌入城市设施中的各种传感器,这些嵌入式传感器构成了物联网的重要部分^[18]。随着社会感知的概念及其工具日益引人注目,大规模手机跟踪记录和社交媒体内容等数据源也被广泛用于城市功能与活动分析。手机跟踪记录等数据可视作隐式众包数据,即用户可能不知道他们被众包。城市感知的另一种重要方式是显式众包,即用户自愿贡献内容。与位置或地点相关的贡献内容通常被称为自发地理信息^[19],例如OpenStreetMap等众源地图、Flickr等平台上的地理标记照片,以及Foursquare和TripAdvisor等平台上在线用户对位置和地点的评价。

除了使用新的数据源外,城市感知的主要趋势还包括对高精度时空数据的处理,以及对人工智能和深度学习的应用。虽然深度学习往往优于传统的城市感知数据处理方法,但也往往需要更多的标记训练样本,即更多感知对象真实情况的先验知识。面对这一挑战,人们研究了非监督或弱监督(如使用众源训练样本)的人工智能模型,以实现更多数据驱动的决策^[20]。

1.4 城市大数据基础设施

城市大数据基础设施不仅包括城市大数据和数据平

台，还包括实现基础设施的软件和专用硬件，甚至大数据产品的用户^[21]。目前，面对日益复杂的城市环境，三维化成为城市大数据基础设施的一个主要对策。三维数字建模技术包括语义三维城市建模，如 CityGML 和建筑信息建模（BIM: Building Information Modeling）；基于规则的建模，如 CityEngine；以及三维物业所有权的管理。CityGML 和其他三维城市建模技术已在商业信息服务^[22]、能源和气候^[24]以及公用事业管理^[24]等领域实现城市规模的应用。在交通运输领域，高精地图是自动驾驶的关键三维数据基础设施。高精地图不仅赋能了车辆自动导航，还能提供车辆周围的详细信息，以支持自动驾驶中的决策，如调整转弯速度等。

城市环境的复杂化还促使城市大数据基础设施的集成，这种集成与城市信息学的跨学科性质也是一致的。对于需要建筑物等设施及其环境背景详细数据的应用，BIM 和地理信息系统（GIS: Geographical Information System）的集成至关重要^[25]。最新的 CityGML 3.0 标准能更好地整合实时物联网设备，并支持将 BIM 更直接地映射到 CityGML，以便数字孪生实现室内外无缝的实时城市管理和应用^[27]。

1.5 城市计算

城市计算的目标可大致分为两类：一类是对计算能力的提升；另一类则是城市分析，即通过面向城市数据的方法、模型和工具，获得更新或更好的结果。要想让数据为决策和服务创造价值，这两类技术都是不可或缺的。

云计算作为一种共享计算能力的方法，在软件、平台、基础设施等层面提供按需服务，使用户以较低价格获得高质量的计算资源。边缘计算将计算分布到传感器网络中，以实现从前无法实现的、依赖快速传感器响应和计算能力的应用^[27]。云计算和边缘计算也是 AIoT 的关键支柱，这将在本文第 2 节中进一步讨论。

数量激增的城市分析包括地理大数据分析和挖掘方法，这些方法常常用于知识发现和推荐，以及各种城市仿真模型，如微观仿真（microsimulation）、元胞自动机（cellular automata）和代理人基模型（agent-based models）等。最初为非空间数据设计的许多人工智能和深度学习方法也已应用到城市空间中。例如：很多研究运用了迁移学习，从不同建成环境的智能感知数据中识别人类活动^[28]；生成对抗网络（GAN: Generative Adversarial Networks）也已用于生成仿真的运动轨迹和交通流量，以帮助自主移动平台预测行人移动^[29]和交通状况^[30]。人工智能方法参数不透明的问题，即缺乏可解释性的问题，也促进了城市遥感影像处理等城市计算任务中可解释人工智能（XAI: Explainable Artificial Intelligence）的研究。

1.6 城市应用

可用的时空数据以及相应的工具和方法，使得城市中各种子系统可以进行大量的规划管理应用^[32]。某些子系统注重提高城市效率和决策能力。城市中已有许多平台，用于优化复杂的城市交通系统，改善市民出行规划，以及减少拥堵；根据用户的旅行和当前位置，可以推断出他们可能感兴趣的地方和活动，从而发送定制化的推荐和广告。其他一些系统更关注韧性和可持续性，例如使用先进的感知和计算技术更好地应对城市灾难、预防犯罪、监测污染和减少能源使用。城市信息学也可以助力公共卫生，例如很多研究探讨了人类流动性与新冠病毒传播之间的关系^[32]。

随着人们越来越依赖计算方法来进行城市系统的运行和管理，算法在决策中变得愈发重要。算法决策可以采用以下形式：以算法增强人类专业知识，使用自动化系统代替人类决策，或使用人脑难以实现的复杂优化。算法可以大大节省劳动力，改善系统对于特定目标的性能，还能减少个体决策者潜在的偏见。但与此同时，算法决策也可能强化甚至创造新的偏见^[33]。

2 城市信息学研究计划

2.1 建立健全的城市科学

关于城市的结构、演变和运作方式存在很多理论，大多来自主流社会科学。但同时有一种新兴的理论关注城市在建筑、自然环境和生态方面的物理演化。整合上述理论非常困难，因为在解读城市及其规划和未来设计从而实现可持续发展目标时，这些理论的观点仍然有很大的差别。如上所述，城市科学尝试归纳可以广泛用于各城市的关键特征。尽管在城市科学领域，不可能建立任何意义上的城市定律，但有些明确的长期规律，可以用幂律等简单关系来表达。这些发展与社会物理学的悠久历史一起，表明了城市科学可能会走向更普遍的关于城市运作方式的理论。这正是我们所追求的。

推进上述想法仍需要大量的努力，但城市信息学确实确立了推进此类科学的一大重点。目前，新的研究观点将城市视为经济体，研究城市出行的视角从迁徙演进到多尺度的本地移动，对城市生态结构以及能源流动等也有了新的看法，这些都表明，城市科学可能正开始提供重要的见解，指引我们通过更适合的干预和规划，使未来城市变得更可持续。由于城市科学在很大程度上依赖于时间和空间上的流动，根据上述观点，城市科学将很有希望发展出一种综合方法，以处理定义城市形态和功能的许多关系，尤其是研究从物质世界向数字世界、从能量向信息的深刻转变如何推动城市理论的发展。迄今为止，大部分的科学都处理物质和人群的流动；

在未来甚至当下，信息流则会占据主导地位。从这个意义上说，城市科学拓展了虚拟世界的研究，也拓展了物理和社会世界的研究。

在 21 世纪，世界人口很可能会趋于稳定，很多文明也将经历人口特征的转变。同时，在日益数字化的世界，零售、教育、部分医疗保健以及大部分制造业都正在向线上转移，或者使用线上的新信息技术来获得信息。这意味着城市科学中流的基本关系也在变化和演进。因此，一种健全的城市科学理论对解读未来的新兴世界来说至关重要，这种理论会将上述各类变化考虑在内，为未来的城市制定计划。2100 年的城市将是何种面貌还未可知，因为技术不仅能改变移动的方式，还可能改变我们移动的原因。人们预期城市建设将会使用更多的人工智能，这将改变新城市未来建设的内容、对象和方法。随着城市变得愈发复杂，城市科学已经研究的关系也将随之演化。因此我们迫切需要一套健全的城市科学理论，也希望《城市信息学》期刊能成为给城市科学学者提供传播思想的平台。

2.2 支柱技术

2.2.1 用于高分辨率遥感和城市社会计算的地理人工智能

通过整合地理空间科学和人工智能，地理人工智能 (GeoAI) [34] 极大地提高了对地理现象和地球科学过程的动态感知和知识发现能力。传统的机器学习依赖于人工特征设计，受到人类专业知识的限制。相反，深度学习则在高维数据处理和自动特征提取方面具有非凡的能力，从而能够充分利用丰富的多源、高分辨率城市感知数据来学习复杂的自然和社会过程，超越人类已有的知识，作出更智能的决策。

(1) 基于地理人工智能的高分辨率遥感

近年来，智慧城市的发展得益于遥感在光谱和时空分辨率方面的进步，及其全时段、全天候的地球观测能力。在高性能计算机硬件的辅助下，人工智能在三维重建、数据融合、图像分类、图像检索、图像理解、物体识别和变化检测等高分辨率城市遥感数据应用中取得了丰硕成果 [20,35-37]。然而，由于遥感数据时间分辨率不断提高，甚至达到实时水平，空间维度也从二维增加到三维，人工智能模型要从多时相、多传感器和多角度遥感数据中学习稳健和区分性的表达，就变得更加困难。在实际应用中，还有人工智能模型种类众多和训练样本缺乏的问题。要生成大量准确标注的训练样本，通常需要人工解译和实地调查，耗时费力。为了解决这一问题，人们探索了大量非监督和弱监督人工智能技术，并在过去几年取得了令人瞩目的成果 [38-40]。这些新技术在一定程度上缓解了样本不足的问题，但仍有很大改进空间。城市感知数据

的数量、种类和复杂性迅速增加，尤其是在有更多可用物联网数据的情况下，这也对自学习人工智能技术提出了更高的要求。

(2) 基于地理人工智能的城市社会计算

典型的城市区域特点，是其内部具有或其可以产生的密集经济活动和社会互动，这与其他地区截然不同。因此，大多数城市研究都涉及社会方面，也就涉及各种人类问题，从而使得城市信息学比自然科学更具有挑战性。与此相关的另一个领域是计算社会科学，相比之下，城市信息学更强调研究的城市和空间背景。

很多城市领域都在尝试使用人工智能技术来解决城市问题，如交通运输、土地利用规划、环境保护、城市管理和公共卫生等 [41-42]。如前所述，得益于人工智能图像处理框架、模型和算法，其中一些工作已经通过遥感数据实现。然而，大多数城市数据并非图像数据，城市数据的其他主要种类还包括统计数据，以及基于位置的感知数据，包括点数据和轨迹数据。为了利用人工智能技术，一个最基本的研究计划是发布更多的城市数据集，用以建立城市信息学，这些数据集的作用类似于计算机视觉研究中的 ImageNet 数据集。但该计划的困难在于，数据集应该尽可能包含多种关系，以系统性地描述城市现象。知识图谱是这方面的一种公认方法，但对于城市数据集，其特别的困难在于解决隐私问题，以及如何表达与人类互动相关的不确定性和不可预测性。因此，探索用于城市数据中实体和高维关系的知识表示学习 (KRL: Knowledge Representation Learning) 也很关键。社会—经济—环境知识的嵌入式表示可以作为一种基础设施，来支持空间或城市显式人工智能模型和算法的设计，以更深入地理解城市现象和过程。建立这样的数据集及其表示学习将会为城市信息学和地理人工智能作出贡献。

2.2.2 空间数据基础设施和高精地图

国家空间数据基础设施的概念最初是在 1990 年代初，作为地理空间数据生产中基础性中断的解决方案提出的 [43]，当时这类数据的生产仍然由政府高层机构主导。交通地图是该基础设施最普遍和重要的组成部分之一，包括街道、公路、运河、水路和铁路网络。当时出现了一些应用程序，允许用户使用早期版本的寻径工具，通过网络来规划路线，这类应用程序如今已成为现代生活中的重要部分。在这些应用程序中，交通网络需要表达为可导航的形式，包括交叉路口的转弯许可、立交桥、地下通道、单行道以及其他重要导航信息的细节情况。

自动驾驶汽车的发展对交通数据层提出了新的要求。这些车辆需要的信息比传统数据库更多，例如找到、进入和使

用停车场,找到加油设施,读懂街道标志并作出响应,保持车道纪律,避让过街行人等。因此,人们大量投资于高精(HD: High-Definition)地图,以研究获取和表示必要信息的最好方法。这些地图需要远高于当前地图的位置精度,且空间分辨率需要在分米级或以上。此外,地图的实时更新也是一大难点,因为上述的地图特征很多都是随时间而变化的,而现有地理空间数据集成工具对高精地图的效果依然欠佳。

然而,一个更大的挑战在于,在空间数据基础设施中,地理空间数据一向是集中存储的,而自动驾驶汽车的关键特征又在于其先进的传感器,如雷达、激光雷达成像和GPS等。如何整合集中存储的信息与车辆传感器收集到的信息?这似乎可以类比于司机的感官:既然司机在停车场使用自己的感官导航,为什么智能自动驾驶汽车不能效仿之?实际上,自动驾驶汽车是一种野外机器人,能够在需要时使用集中存储的数据,其他方面则与人类司机一样。况且,感知到的信息始终是最新的。

2.2.3 量子计算和量子机器学习

量子计算是利用量子力学定律(如叠加和纠缠)进行计算的方法。通过利用量子行为,量子计算能够创建超高维的空间来解决许多复杂问题,特别是仿真和优化,速度可比传统方法快很多倍。真正的量子计算机通常由超导量子处理器和巨大的冷却系统组成,以保持硬件在接近绝对零度的温度下呈超导状态。尽管许多量子计算研究是在真实的量子硬件上进行的,但在经典计算机上使用量子电路模拟器也是一种常见的替代方案。

通过利用量子现象及其逻辑的算法,量子机器学习(QML: Quantum Machine Learning)已被证明比传统方法快得多,且性能(如准确性)更高^[44]。QML涵盖了监督学习和非监督学习,进一步地,量子神经网络促进了量子人工智能领域的发展,尽管该领域还是一个“极具争议的概念”^{[44]126}。最近,一些大公司推出了云端的量子计算资源,例如谷歌的Tensorflow Quantum机器学习框架、微软Azure Quantum Preview、IBM Quantum和Qiskit,使量子计算和QML可以广泛地为研究人员和开发者所使用。

直到过去几年,量子算法才在可用硬件上实现了广泛应用,因此,最新的QML研究仍然集中在基础机器学习任务(如一般分类和图像处理)的理论和算法。QML在业界的应用集中在材料科学、物理学和金融等领域^[45]。尽管量子计算已被认为适用于解决大规模交通问题,但在真实世界中,还很少应用QML对交通或其他城市系统进行建模和优化。然而,像其他机器学习技术一样,基础QML算法可能很快扩展到城市和地理空间研究。考虑到复杂城市系统研究中运

用的物理原理,可能会出现专门用于这些系统的QML,通过类似于物理学中量子分子模拟的方法,对这些系统中的基本元素进行建模。

2.2.4 AIoT与数字城市

AIoT是人工智能和物联网的集成,让物联网中的每个设备(即边缘设备)都拥有自己的人工智能,可以实现智能应用,并与网络中的其他人工智能进行交流。AIoT目前是城市信息学中功能最广泛的技术之一,借助AIoT,以前计算成本高昂的人工智能任务,如图像和视频分析、文本和语音识别、生物识别和人体姿态估计^[46],都可以在移动设备和智能传感器上运行。因此,许多对延迟敏感和智能要求高的应用都得以实现或大大提升,如自动驾驶、机器人和无人机自主导航、老年人跌倒检测和智能安全系统等。虽然集中式计算可以为城市管理和服务提供强大的支持,但AIoT将为具有“完全环境智能”的城市环境提供技术基础,从而大大提高效率和便利性。

AIoT面临的一个主要挑战是设计轻量且高效的深度学习模型,使其在计算能力有限的边缘设备上良好运行。这样的模型涉及多个当前技术研究的热点,包括网络修剪、压缩和量化。其他困难包括标注样本稀缺,而且深度学习模型需要适应边缘设备所面临的多样化城市环境,以及边缘设备本身的磨损。为了解决这些困难,最近已有在AIoT背景下的机器学习策略研究,如自监督学习、零样本学习、迁移学习和领域自适应等^[46]。此外,AIoT设备可以访问个人级别的大量隐私数据,其在执行人工智能计算的同时,如何保护用户隐私和数据安全,相关技术将在本文第2.2.6节中讨论。

数字孪生是物理系统的虚拟数字化表达,可以作为物理系统的镜像。在理想状况下,通过详细的感知和计算,在数字孪生中可以实时准确复制物理系统的状态和变化。数字孪生可用于可视化、监控、诊断、操作和系统仿真,并已应用于制造业、建筑业、医疗保健、汽车工业,以及更多与城市系统相关的领域,如城市规划和交通优化。

AIoT可以作为数字孪生的核心技术,极大地提高其功能,密集嵌入的传感器可以从物理系统中获取实时数据,同时,运行在边缘设备和云端的高效人工智能模型可以实现系统的实时表达和决策。迄今为止,AIoT与数字孪生的集成主要集中在智能工业和制造业^[47,48]。城市层次的高分辨率数字孪生,即“城市数字孪生”,特别是利用AIoT的数字孪生仍处于起步阶段。目前,城市数字孪生的常见形式是融合了GIS和BIM的城市信息模型(CIM: City Information Model)^[50]。最新的数字孪生或许能够预测城市的物理状态,但要精确纳

人影响预测的社会现象和人类行为，目前仍十分困难。因此，一些学者认为全面的城市数字孪生，特别是社会层面的数字孪生，不太可能在近期实现^[49]。

然而，一些最新的 AIoT 技术能够捕捉人类行为，包括通过面部表情和眼球运动分析人类情绪和心理状态，使用基于摩擦电纳米发电机 (TEGs: Triboelectric Nanogenerators) 的全方位可穿戴电子设备获取详细的人体物理状态，以及基于人工智能，从移动设备跟踪数据中提取个人活动。虽然这些感知任务的目标仍然远比人类社会行为简单，但上述技术可能为未来城市数字孪生中更好的社会行为仿真与预测打下基础。

2.2.5 可解释人工智能

以深度学习为代表的驱动人工智能模型可以实现自动、智能化的城市感知数据处理和城市分析。但是，高度复杂的深度学习模型通常透明度较低，这给解释此类模型的决策带来困难，降低了模型的可信度，严重限制了其进一步应用。此外，某些数据成分或自动提取的特征实际上可能代表了偏见或歧视（例如暗示某个种族或弱势群体），并在人类用户不知情的情况下严重影响了基于人工智能的决策。

可解释人工智能旨在发现特定人工智能模型的决策过程，并为人类用户提供可解释的预测。XAI 在图像、视频和自然语言处理等经典机器学习任务中已有数年的发展，在遥感领域也有了少量 XAI 研究^[50-51]。对于与经典机器学习任务差别较大的城市分析，尤其是面向可预测性较低的人类社会行为的分析任务，相关的 XAI 研究则更少。然而，城市分析领域的 XAI 很可能在不久的将来迅速发展。XAI 很可能将推动新一代的城市分析，这些分析技术将具有高智能性和高可解释性，可以进行诊断以提高模型可靠性，降低与模型预测不确定性相关的风险，并发现并消除潜在的偏见和歧视，以增加算法决策的公平性和公正性。

2.2.6 深度学习中的隐私保护与分布式机器学习

随着城市感知能力的快速增长和由此产生的高时空分辨率数据，人们对数据安全和个人隐私的关注也与日俱增。例如：物联网设备可以获取个人生物特征数据、运动轨迹及其生活环境信息，可以通过高分辨率遥感识别个人活动。针对这个问题，城市计算技术，特别是人工智能，已开发出隐私保护的学习方式。联邦学习 (FL: Federated Learning) 是当前隐私保护深度学习的一种主流解决方案，它是一种分布式机器学习框架，能够使用多方数据进行联合建模，而无需披露自己的原始数据。另一种方法则是拆分学习^[30]，它将深度神经网络拆分为多个数据源端的部分（网络层）和服务端端的

部分，从而在不将数据传递到服务器的情况下实现训练。FL 已在 AIoT 中实现很多应用，遥感数据处理^[52]和基于位置的服务 (LBS: Location-based Services)^[53]也已有了专门的 FL 架构。

FL 以及其他具有或不具有隐私保护功能的分布式机器学习框架，对处理城市感知数据还具有其他多重优势。从人工智能算法实现的角度来看，城市感知应用通常面临数据量大、数据格式多样和场景复杂的挑战，这使得算法变得复杂且难以理解，并导致高昂的计算成本。然而，对于单一人工智能算法难以实现良好效果的复杂任务，可以将其分解为多个简单且易于理解的任务，并通过分布式计算实现它们的模块化处理。这种解耦实现不仅可以提高算法执行效率，降低大量数据传输的成本，还有助于提高算法的可解释性和可靠性。

虽然现有的 FL 研究已取得许多出色的训练成果，但在实施方面仍存在很多挑战。特别是由于参与训练的设备速度慢和通信不稳定，可能会加剧 FL 的时间延迟问题^[54]。对于自动驾驶等对时间延迟高度敏感的应用，FL 的大规模实施还有待进一步研究和改善。

2.3 未来城市与市民生活

2.3.1 城市设计与规划：问题、科学和跨学科视角

在未来几年，现有的当代城市问题可能仍是城市设计和规划的核心议题，特别是与持续城市化相关的问题，如职住平衡、减少拥堵、城市更新和通常弱势的原住民的搬迁、城市群和垂直城市的规划，以及发展老龄友好型城市等。最新的城市信息技术和工具将深化人们对上述问题的理解，并改善其计算解决方案。同时，如本文第 2.1 节中所讨论的，城市和城市居民行为的新变化，无疑会使城市设计和规划的基本问题增加。针对这些新问题，更多的感知和计算技术和工具可能会加速出现，决策过程也可能变得更加数据驱动化。

随着城市中部门的分工细化，在城市设计和规划中，协调不同部门之间的冲突变得更加必要和复杂。例如：在新冠疫情期间，很多城市推广单车出行和户外用餐，以减少密切接触和感染。骑车的人越来越多，扩展后的户外用餐区域却可能非常靠近乃至占据了自行车道，导致骑车人无法使用自行车道，甚至酿成交通事故。户外用餐和部分骑行行为还可造成步行空间变窄，使得老年人和残疾人出行更为困难，加剧了社会排斥问题^[55]。如本文第 1.1 节所述，城市信息学可以利用丰富的城市感知数据、高维模型和多目标优化，为解决复杂的部门冲突提供机会，从而在不同的城市部门和利益相关者之间达成更好的折衷方案。

2.3.2 交通：互联、自主、可持续、共享

在AIoT和众多其他城市感知和计算技术的支持下，在许多人的设想中，未来交通将通过蜂窝车联网（Cellular-V2X）实现车辆、基础设施、行人和网络之间的全面连接。可持续交通，如更高性能的电动汽车、改善城市的步行友好性，以及共享客运和物流，则早已被提上议程。人们很可能会继续致力于高速交通模式的发展，例如：超级高铁作为一种近真空管内的公共交通模式，通过使用磁力或空气动力推进，其速度可达飞机的两倍^[56]。

新的交通技术将深刻影响城市的形态和功能组织逻辑^[57]，因为城市活动的分布在很大程度上取决于这些活动之间和期间的出行方式、速度和成本。与城市规划类似的是，未来的交通系统将极大受益于跨学科视角。由于数字化转型和城市交通新近涉及的城市系统（例如AIoT和可再生能源），将会产生新的土地利用和城市活动模式，而跨学科视角将会整合这些模式，以促进城市效率，并有望促进出行和可达性方面的社会公平。

2.3.3 基于位置的服务和地理隐私

未来借助定位和感知技术以及先进的算法，基于位置的服务必将更加高效，功能也将更加强大。门到门导航将会在普通智能手机上实现，引导用户在室内外混合环境中无缝出行。通过扩展现实（XR: Extended Reality）技术，移动设备将为人们提供元宇宙体验，这一设想将在本文下一小节进一步展开。LBS将更加个性化，以更好地满足特殊群体的需求。例如基于位置的广告投放将更加精准，也更具盈利潜能。更多的导航应用程序或其他LBS将为行动不便或认知能力有限的人群量身打造，以提升其生活的便利程度与质量，减少其与“标准用户”相比的劣势。可穿戴设备的定位、姿态估计、健康监测功能将更加准确，价格也将更为合理，从而可以在建筑和医疗等场景中更好地保护人们的健康和​​安全。这些设备也将帮助更多慢性病患者在疾病发作时得到快速救治，防止儿童从高楼坠落，并用于迅速定位被诱拐的儿童等。

当LBS的效用更高，通常意味着其需要更高时空分辨率的位置信息，对隐私的侵入程度也会增加^[58]。结合多功能LBS收集的其他用户数据，如生物特征数据、个人财务数据和社交关系，对位置隐私的侵入将会导致更大的威胁。许多LBS仍然存在道德争议，即使对于被广泛接受的LBS，服务提供商也可能滥用所收集的数据，同时用户也可能滥用服务。例如：当孩子不在视线范围内时，控制欲强的父母可能会通过孩子的智能手表监视其一举一动。随着LBS能力的快速提升，我们迫切需要与地理隐私相关的法律和标准，以保护潜在的受影响群体。

2.3.4 元宇宙和未来的元社会

“元宇宙”通常是指巨大、分散、共享的沉浸式互联网环境，它融合了物理世界和数字世界，涵盖了人们生活的各个方面^[59]。十多年来，人们在零售^[60]、教育^[61]和协作研究^[62]等领域进行了大量元宇宙相关研究，并提出了很多技术提案。而今，XR、AIoT、边缘计算和区块链等元宇宙的使能技术变得广泛可用，使得元宇宙再次成为研究热点。

在新冠疫情期间，由于人们对无接触活动的需求，元宇宙得以加速增长，这些活动包括在线会议、虚拟旅游、可与教练和同学的实时全息影像一起学习的虚拟健身课程，等等。有学者预测，由于元宇宙对人类活动空间的扩展，将形成与物理社会并行的“元社会”，在其中，人类、企业甚至城市都将拥有自己的虚拟对应物，而元社会和物理社会中的变化将会相互影响^[63]。

元宇宙的大规模实施，需要其使能技术的进一步发展，特别是在可达性与经济性方面有所提升。这是提升城市信息学技术基础的机会，因为这些使能技术在很大程度上涉及城市感知、计算和大数据基础设施。此外，元宇宙和数字化的整体趋势，无疑将会提升虚拟社会原理和物理—虚拟交互在未来城市科学、规划和分析中的重要性。地理社会研究也将面临元宇宙中更复杂的地理社会问题，例如（地理）隐私、对不同用户的公平性以及网络欺凌^[60]。考虑到在过去几十年间，社会进步通常落后于技术革新的进程，而社会进步是解决因新技术导致的社会问题所必需的要素，因此元宇宙的地理社会问题研究任重道远。

2.3.5 算法和数据驱动方法：代表性、公平性和不确定性

城市各部门的决策和服务将不可避免地更加算法化（即基于计算算法），并变得更加数据驱动。在享受高效、低成本和功能强大的算法和数据驱动方法的同时，我们愈发需要认识到可能出现的意外后果。算法和数据驱动方法可能会减少人类的主观性和偏见，但也可能强化甚至创造新的偏见。如第2.2.5节所述，人工智能可以学习数据中隐含的偏见或歧视，并在后续决策中复制它们。XAI有助于发现偏见或歧视，但纠正它们绝非易事。

解决这些偏见和歧视的一大困难，在于完全没有偏差的数据集几乎是无法获得的，特别是对于用户生成的数据而言。在线用户生成的内容一直被认为是这种困难的代表，但最近AIoT似乎也出现了同样的问题。例如：对物联网数据的联邦学习往往会选择具有更高计算能力的设备，以确保整体学习性能。因此，拥有更好设备的用户将被过度代表，并且更有可能通过学习结果得到良好的服务。好在研究者已在着手解决这一公平性问题^[54]。数年来，人们一直倡导对用户生成

的城市大数据进行质量和偏差评估^{[64][65]}。面向有偏数据的分析结果纠正方法也同样重要，由于这类数据十分复杂，且涉及社会行为，目前对其偏差评估或纠偏方法的进展有限，远远不能满足人们对算法和数据驱动的渴求。

同时，我们迫切需要评估模型中的（不）可预测性，并为预测建立问责制，尤其是对于与人类密切相关的城市部门而言。这些部门的模型通常需要明确考虑人类行为或对其进行假设。例如：对于设施配置规划，可能需要考虑不同人群对不同设施的偏好。对于交通优化，需要考虑驾驶员倾向于选择预测的最快路线，从而导致拥堵向这些路线转移。尽管可以通过基于AIoT的城市数字孪生，甚至元宇宙等强大技术，对城市的更多方面进行精细感知和预测性建模，人类社会行为依然对预测实际结果至关重要，而这些社会行为“比假设更难预测”^{[49][269]}。如果在强大的仿真模型、数字孪生或元宇宙中，对个人的预测极为详细而令人信服，预测结果却是不恰当的，会产生怎样的后果？从客观情况和心理角度，被预测者都可能会更难做出不符合预测结果的选择，从而实际上被预测结果所驱使。如果这导致了有害的后果，该后果又不是即时发生的，谁该为此负责？更何况，在模型中表达不足、从而因为预测结果不当而蒙受损失的，往往是弱势群体，如低收入、较少使用互联网和行动不便的人群等。由于人们过分信任技术而造成灾难性后果，这种曾只存在于小说中的情节，未来恐将成为现实。

3 结语

本文简要回顾了城市信息学的发展，并提出了一系列该领域的研究计划。这些计划包括新的城市科学；核心技术的发展，如GeoAI、高精地图、量子计算和QML、AIoT、城市数字孪生、可解释人工智能、城市信息学背景下的保护隐私深度学习；以及关于应用需求和对城市及市民生活更广泛影响的议题，包括城市设计和规划、交通、基于位置的服务和元宇宙，最后是算法和数据驱动方法的相关讨论。

由于城市信息学范围广阔，本文中提出和列出的研究计划只能涵盖所有研究议题中的一小部分。对于第2.3节提及的应用发展，作者未能详述这些应用所需的诸多使能技术。例如：对于第2.3.2节中列出的每种出行新方式，都应广泛回顾其背后的技术，并提出相应的研究计划。本文同样未能涵盖可持续性和韧性等重要话题，例如如何更智能、更经济地实现碳中和，GeoAI如何更有效地用于减灾，以及未来城市如何更具韧性，以应对未来一百年间将更为频繁的大流行病^[66]。随着城市人口对信息技术依赖程度的增加，技术故障或恶意使用技术导致的损失也将成比例增长。对此，数据和网络安全也值得更多的讨论。

本文所涉及的技术和问题之间高度相互关联，导致很难对它们进行明确分节，这也恰恰体现了城市信息学的跨学科性质。许多关于该领域特定技术或问题的综述论文，包括本文所引用的一些综述，也提到了综述对象与其他技术和问题之间的关联。然而，城市信息学这一年轻领域需要更多的跨学科视角，来观察宏观技术转型和更广泛的影响，我们期待未来将有更多此类综述和评论文章出现。

撇开上述问题，本文读者已清楚地察觉到，城市信息学为未来城市的学术研究提供了重要而有益的基础，并为未来城市研究构建了重要的框架。与其他技术与社会交汇处的讨论一样，本文提出了一个重要的问题：如何平衡人们对技术日益增长的依赖，以及社会对道德、公平和包容性的关注？如何确保城市信息学的未来发展不仅关心城市物理结构、设计与效率，也能处理城市人口的需求与问题？我们认为，《城市信息学》期刊的未来，很大程度上将取决于在两者间取得正确的平衡。UPI

参考文献

- [1] SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al. Introduction to urban informatics[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds. Urban Informatics. Singapore: Springer, 2021: 1-7.
- [2] FOTH M, ed. Handbook of research on urban informatics: the practice and promise of the real-time city[M]. Hershey: IGI Global, 2008.
- [3] THAKURIAH PV, TILAHUN N Y, ZELLNER, M, eds. Seeing cities through big data[M]. Cham: Springer, 2017a.
- [4] THAKURIAH PV, TILAHUN N Y, ZELLNER, M, eds. Big data and urban informatics: innovations and challenges to urban planning and knowledge discovery[M] // THAKURIAH PV, TILAHUN N Y, ZELLNER, M, eds. Seeing cities through big data. Cham: Springer, 2017b: 11-45.
- [5] PAN H, GEERTMAN S, DEAL B. What does urban informatics add to planning support technology?[J]. Environment and planning b: urban analytics and city science, 2020, 47(8): 1317-1325.
- [6] GOODCHILD M F. A final word: the value of urban informatics[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds. Urban Informatics. Singapore: Springer, 2021a: 935-941.
- [7] HEPWORTH M E. The information city[J]. Cities, 1987, 4(3): 253-262.
- [8] BATTY M. Urban informatics and big data[R/OL]. Report to the ESRC Cities Expert Group. (2013)[2022-07-29]. <http://www.spatialcomplexity.info/files/2015/07/Urban-Informatics-and-Big-Data.pdf>.
- [9] ISARD W R. Location and space economy: a general theory relating to industrial location, market areas, land use, trade, and urban structure[M]. Cambridge: The MIT Press, 1956.
- [10] WILSON A G. Catastrophe theory and bifurcation: applications to urban and regional systems[M]. London: Croom Helm, 1981.
- [11] BETTENCOURT L M A. Introduction to urban science[M]. Cambridge: The MIT Press, 2021.
- [12] BATTY M. The computable city: histories, technologies, stories, predictions[M]. Cambridge: MIT Press, 2023.
- [13] BATTY M. Introduction to urban science[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds, Urban informatics. Springer, 2021: 11-14.
- [14] MOLINERO C, THURNER S. How the geometry of cities determines urban scaling laws[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2021, 18(176): 20200705.
- [15] SHAW S L, SUI D. Understanding the new human dynamics in smart

- spaces and places: toward a spatial framework[J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2020, 110(2): 339-348.
- [16] BATTY M. The size, scale, and shape of cities[J]. *Science*, 2008, 319(5864): 769-771.
- [17] AVTAR R, KOMOLAFE A A, Kouser A, et al. Assessing sustainable development prospects through remote sensing: a review[J]. *Remote sensing applications: society and environment*, 2020(20): 100402.
- [18] SHI W. Introduction to urban sensing[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds, *Urban Informatics*. Singapore: Springer, 2021: 311-314.
- [19] GOODCHILD M F. Citizens as sensors: the world of volunteered geography[J]. *GeoJournal*, 2007(69): 211-221.
- [20] SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al. Change detection based on artificial intelligence: state-of-the-art and challenges[J]. *Remote sensing*, 2020, 12(10): 1688.
- [21] GOODCHILD M F. Introduction to urban big data infrastructure[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds. *Urban informatics*. Springer, 2021b: 543-545.
- [22] Berlin Partner. Berlin Economy Overview Map[EB/OL]. (2021)[2022-07-29]. <https://www.businesslocationcenter.de/wab/maps/main/#/>.
- [23] City of Helsinki. Helsinki Energy and Climate Atlas[EB/OL]. (2022) [2022-07-29]. <https://kartta.hel.fi/3d/atlas/#/>.
- [24] ZHANG X. Smarter 3D Utility Management in Germany with SuperMap GIS[EB/OL]. (2022) [2022-07-29]. https://www.supermap.com/en-us/case/?70_3243.html.
- [25] MA Z, REN Y. Integrated application of BIM and GIS: an overview[J]. *Procedia engineering*, 2017(196): 1072-1079.
- [26] KUTZNER T, CHATURVEDI K, KOLBE T H. CityGML 3.0: New functions open up new applications[J]. *Photogrammetrie fernerkundung geoinformation*, 2020(88): 43-61.
- [27] SHI W, ZHANG A. Introduction to urban computing[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds. *Urban informatics*. Singapore: Springer, 2021: 723-726.
- [28] COOK D, FEUZ K D, KRISHNAN N C. Transfer learning for activity recognition: a survey[J]. *Knowledge and information systems*, 2013, 36(3): 537-556.
- [29] GUPTA O, RASKAR R. Distributed learning of deep neural network over multiple agents[J]. *Journal of network and computer applications*, 2018(116): 1-8.
- [30] ZHANG Y, WANG S, CHEN B, et al. Trafficgan: networkscale deep traffic prediction with generative adversarial nets[J]. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 2019, 22(1): 219-230.
- [31] KWAN M P. Introduction to urban systems and applications[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds. *Urban informatics*. Singapore: Springer, 2021: 149-152.
- [32] ZHANG M, WANG S, HU T, et al. Human mobility and COVID-19 transmission: a systematic review and future directions[J]. *Annals of GIS*, 2022. <https://doi.org/10.1080/19475683.2022.2041725>
- [33] SINGLETON A D, SPIELMAN S E. Urban governance[M] // SHI W, GOODCHILD M, BATTY M, et al, eds. *Urban informatics*. Singapore: Springer, 2021: 229-241.
- [34] JANOWICZ K, GAO S, MCKENZIE G, et al. GeoAI: spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond[J]. *International journal of geographical information science*, 2020, 34(4): 625-636.
- [35] LIAN R, WANG W, MUSTAFA N, et al. Road extraction methods in high-resolution remote sensing images: a comprehensive review[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2020(13): 5489-5507.
- [36] MA L, LIU Y, ZHANG X, et al. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2019(152): 166-177.
- [37] YUAN X, SHI J, GU L. A review of deep learning methods for semantic segmentation of remote sensing imagery[J]. *Expert systems with applications*, 2021(169): 114417.
- [38] HAUT J M, FERNANDEZ-BELTRAN R, Paoletti M, et al. A new deep generative network for unsupervised remote sensing single-image super-resolution[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2018, 56(11): 6792-6810.
- [39] ROMERO A, GATTA C, CAMPS-VALLS G. Unsupervised deep feature extraction for remote sensing image classification[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2015, 54(3), 1349-1362.
- [40] ZHAN T, GONG M, JIANG X, et al. Unsupervised scale-driven change detection with deep spatial-spectral features for VHR images[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2020, 58(8), 5653-5665.
- [41] CAI M. Natural language processing for urban research: a systematic review[J]. *Heliyon*, 2021, 7(3): e06322.
- [42] GREKOUSIS G. Artificial neural networks and deep learning in urban geography: a systematic review and meta-analysis[J]. *Computers, environment and urban systems*, 2019(74): 244-256.
- [43] National Research Council. Toward a coordinated spatial data infrastructure for the Nation[R/OL]. National Academy Press, Washington DC. (1993) [2022-06-03]. <https://nap.nationalacademies.org/catalog/2105/toward-a-coordinated-spatial-data-infrastructure-for-the-nation>.
- [44] MISHRA N, KAPIL M, RAKESH H, et al. Quantum machine learning: a review and current status[J]. *Data management, analytics and innovation*, 2021: 101-145.
- [45] IBM Research. Quantum computing[EB/OL]. (2022)[2022-05-09]. <https://research.ibm.com/quantum-computing>.
- [46] ZHANG J, TAO D. Empowering things with intelligence: a survey of the progress, challenges, and opportunities in artificial intelligence of things[J]. *IEEE internet of things journal*, 2021, 8(10): 7789-7817. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3039359>.
- [47] JIN T, SUN Z, LI L, et al. Triboelectric nanogenerator sensors for soft robotics aiming at digital twin applications[J]. *Nature communications*, 2020, 11(1): 1-12. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19059-3>.
- [48] YU H, HAN S, YANG D, et al. Job shop scheduling based on digital twin technology: a survey and an intelligent platform[J]. *Complex city*, 2021: 8823273.
- [49] CURETON P, DUNN N. Digital twins of cities and evasive futures[M] // *Shaping smart for better cities*. Academic Press, 2021: 267-282.
- [50] ARUN P V, KARNIELI A. Deep learning-based phenological event modeling for classification of crops[J]. *Remote sensing*, 2021, 13(13): 2477.
- [51] DIKSHIT A, PRADHAN B. Interpretable and explainable AI (XAI) model for spatial drought prediction[J]. *Science of the total environment*, 2021(801): 149797.
- [52] TAM P, MATH S, NAM C, et al. Adaptive resource optimized edge federated learning in real-time image sensing classifications[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2021(14): 10929-10940.
- [53] HUANG A, LIU Y, CHEN T, et al. StarFL: hybrid federated learning architecture for smart urban computing[J]. *ACM transactions on intelligent systems and technology*, 2021, 12(4): 1-23.
- [54] LIM W Y B, LUONG N C, HOANG D T, et al. Federated learning in mobile edge networks: a comprehensive survey[J]. *IEEE communications surveys & tutorials*, 2020, 22(3): 2031-2063.
- [55] BOU A H. (Post)Pandemic Urban Futures and Their Contradictions[EB/OL]. (2021)[2022-05-11]. <https://www.societyandspace.org/articles/post-pandemic-urban-futures-and-their-contradictions>.
- [56] MOTWANI S, GUPTA A. Experiencing hyperloops: the transit of the future[J]. *Computer*, 2021,54(7): 37-45.