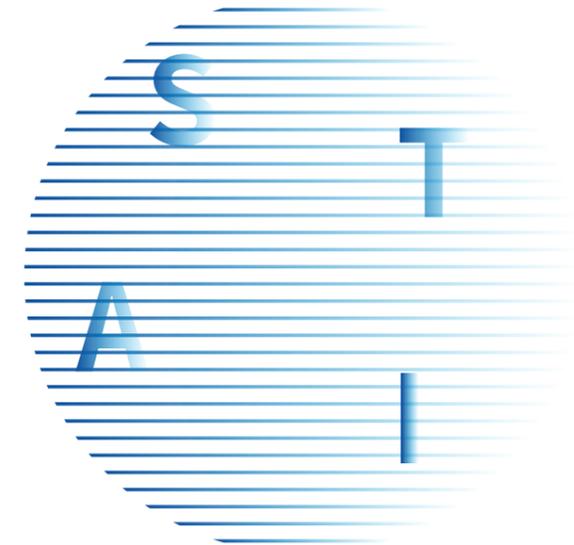


时空人工智能 赋能数字孪生城市 白皮书

Spatio-Temporal Artificial Intelligence
Powering The Digital Twin City
White Paper V1.0 2021 July



时空人工智能编委联系: Whitepaper@wayz.ai



时空人工智能赋能数字孪生城市白皮书(2021)

时空人工智能 Spatio-Temporal Artificial Intelligence



时空人工智能提出背景 01

时空人工智能:城市数字化转型的新引擎 02

关键技术 03

生态应用 04

时空人工智能赋能数字孪生城市案例 05

结语 06

时空人工智能 赋能数字孪生城市白皮书 (2021)

主编单位：上海维智卓新信息科技有限公司（维智科技）

指导单位：上海市人工智能行业协会时空AI专业委员会



编委指导委员会



李德仁院士 郭仁忠院士 周成虎院士



MICHAEL BATTY院士

主编



陶闯博士 维智科技

编委成员



王昊奋教授
同济大学



刘瑜教授
北京大学



吴华意教授
武汉大学



叶宇副教授
同济大学



高松助理教授
威斯康星大学



朱递助理教授
明尼苏达大学



姚健院长
中国联通



程洋博士
图源素

前言

人工智能(AI)的发展从感知阶段进入认知和预知阶段。AI的发展已经渗入到多个应用领域。最近几年,尤其是全球疫情的爆发让大家认识到“时空大数据+AI”在科技抗疫防控中产生了巨大的价值。AI技术与地理空间智能、城市空间智能、时空大数据智能、数字孪生城市的发展产生了深度的融合,推动了AI在认知和预知层面的创新与发展。

我们看到这些领域无论在理论方面、还是技术创新和应用实践方面,一个核心的底层创新是基于时空的人工智能:时空人工智能(Spatio-Temporal AI)。随着城市数字孪生的发展,时空人工智能(ST-AI)开始受到产学研的广泛重视,为此我们组织行业专家首次发布这本白皮书“时空人工智能赋能数字孪生城市(2021)”。本书的发布旨在推动AI技术与城市数字孪生的场景结合,通过场景应用推动技术升级,通过技术创新赋能城市数字化转型。

时空人工智能是AI领域的新型创新应用技术,定义为以时空为‘索引’对多源异构数据进行时空化治理和融合,并借力知识工程和AI算法进行智能化分析,从而挖掘知识和辅助决策。时空AI是地理空间智能、城市空间智能和时空大数据智能等的统一表示,包括从时空感知、认知到决策预知的多项核心技术。其应用生态领域非常广泛,包括智慧城市、智能交通、智能园区、智能零售、智能地产、智能商业等多个领域。

Michael Batty, 英国皇家科学院院士, 给时空AI的一个很好的英文定义:

Spatio-Temporal Artificial Intelligence (AI) is a collection of digital tools, models, and methods that can be deployed to increase our understanding of how, where and why we locate and move in cities. It also enables us to develop new procedures for designing and managing the future city so that it can become more sustainable, equitable and efficient. In this sense, spatial-temporal AI provides the underlying foundations for the data and logic for developing the smart city. It focuses on integrating methods to provide new computational platforms and environments that enable different functions in the city to begin to complement digital with physical activities.

The core of transforming the digital city and managing city growth and development is to dynamically sense key information, to intelligently analyze, and to integrate different applications in moving towards making cities smarter. The base of the smart city should be evolved from information infrastructures to digital foundations with intelligent sensitivity, high precision mapping, fully-scoped insights, and intelligent location-based services. As new technology in AI, Spatio-Temporal AI will liberate a huge potential in city computation, analysis, and forecasting which is key to increasing the livability and sustainability of cities.

为方便大家阅读,白皮书的组织结构如左图所示。如果有任何描述方面的问题,请大家指正。同时我们邀请您参与讨论,一起发展这一全新的AI应用技术。最后,感谢上海市人工智能行业协会时空AI专业委员会对白皮书的发布给予的指导和支持。

时空人工智能赋能数字孪生城市白皮书 编委会



时空人工智能赋能数字孪生城市整体框架

人工智能(AI)领域的技术进步给地理空间相关研究和应用的智能化发展和融合创新带来了新机遇和新挑战。虽然早期人工智能概念的提出和理论算法的发展可以追溯到20世纪40~50年代,但其近期快速发展的主要动力来自于深度学习模型和开发框架(如Tensorflow、Keras、PyTorch)的快速发展和产业化日趋成熟,各行业领域大数据的生产爆发,和计算机硬件(如图形处理单元GPU和高性能计算平台HPC)和终端设备的计算性能不断升级,进而可以支持在很短的时间内训练和部署人工智能模型、支持数据驱动的智能决策和产业变革。地理空间人工智能(Geospatial Artificial Intelligence,简称GeoAI),是指地理空间相关科学与人工智能相结合的交叉学科研究方向,通过研究与开发机器的空间智能提升对于地理现象的动态感知、智能推理和知识发现能力,并寻求解决人类和地球环境系统相互作用中的重大科学和工程问题(比如人口迁移预测、城市扩张预测模拟、复杂条件下的智能交通决策、高精地图制作与自动驾驶、全球变化对农业产的影响、自然灾害应急救援工程等)。地理空间智能的萌芽与发展与地理学、地图学与地理信息系统、遥感科学与技术、地球系统科学、资源环境与城乡规划、智能交通和计算机科学(尤其是机器学习和知识图谱)等学科间的交叉融合、创新发展紧密结合。



日前发布的第七次人口普查数据显示,中国城镇化水平已超过63%,已处于城镇化进程的下半场。在此背景下,城市空间的需求正在从关注“增量”的快速建设向关注“存量”的精细化治理转变,城市空间监测评估、品质提升和精细治理转型正在成为热点。与这一大趋势呼应,国家“十四五”规划纲要明确提出了“加快数字社会建设步伐,全面提升城市品质”的国家战略,需要我们将新近涌现的智能化算法应用在高密度城市空间建设与管理的迫切需求上,探索高密度与高品质协同发展的路径。

当前城市空间层面的智能化研究与实践经过近年来的快速发展,基本已经解决了城市数字本底的构建问题,相当数量的城市及相关委办实现了业务上云,建设了大量的大数据中心,并通过各类摄像头、物联网和穿戴式设备来实现海量数据的大规模、高精度获取。以移动互联网、城市大数据、物联网、穿戴式设备等新技术的平台性整合,形成兼具大规模和高精度的建成环境数据集成,以及与之匹配的高分辨率市民行为与感知数据。随着城市数据时空精度的不断提高,这些海量的新数据能的可视化也揭示了之前难以有效获得的直观图景,为个体层面的行为活动与空间形态现状评估提供坚实的基础。

但城市空间的智能化需求远不止于海量数据的可视化展现,及其所支持的简单现状监测和使用评估。高密度城市空间建设与管理的人性化、品质化需要能高效处理和应对大量复杂而交联的城市问题,而这是通过现状数据可视化所不能解决的。换言之,智能化算法的应用不能止步于城市空间及市民行为基础数据的获取与清洗层面,而是应该更深入融合到城市规划、设计、治理等领域中来,通过各类深度学习算法的引入,推动可感知、可建模、可分析、可预测、可解释、可决策的智能化变革,有望为这一系列经验主导的行业范式带来的变革可能。

互联网、传感技术和大规模计算基础设施在城市空间中产生了各种各样的动、静态大数据,其中超过80%的数据与时空有关,如空气质量报点读数、天气、出租车移动轨迹、实时路况等。这些数据都至少具有时间或者空间维度,并且可能还有其它属性维度。时空数据按照数据结构可分为点数据、网数据;按照时空信息是否动态变化又分为三类:空间静态、时间静态、时空动态。通过组合可分为六类,其中,空间静态时间动态的点数据:例如传感器大多安装在固定位置,但其产生的读数却随时间不断变化;时间和空间都随时间变化的点数据:两个时空动态点数据之间没有关联,例如在不同时间段滴滴打车的使用记录;空间静态时间动态的点数据:例如路网可以用一个网络来表达,虽然路网是空间静态的数据结构,但在其上叠加动态的交通流量信息,叠加了动态流量信息的管网也就变成了空间静态时间动态的数据结构;事件时空都动态的网络结构数据:整个网络的节点和边都在不断变化。以轨迹数据为例,空间中的人、车、物在不同的时间段经过不同位置,体现出不同的状态,时空点按照时间顺序连接,形成链式结构。

时空大数据意味着对一个城市的丰富知识,如果正确使用,可以帮助解决各类城市化发展以及场景赋能挑战。通过融合基础地理信息数据资源池(2D、3D),感知物联网数据资源池(环境感知数据),维度丰富的时空数据资源池(人、车、物、场),构建统一的地理信息数据、时空数据、业务数据的数据治理框架,以及丰富灵活的时空服务体系框架,能够支撑海量数据和复杂应用的高效率对接。

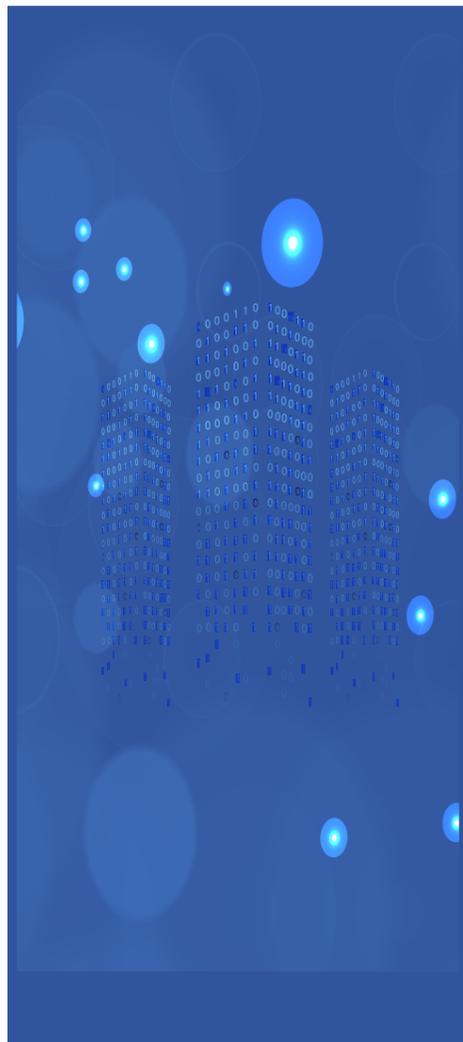
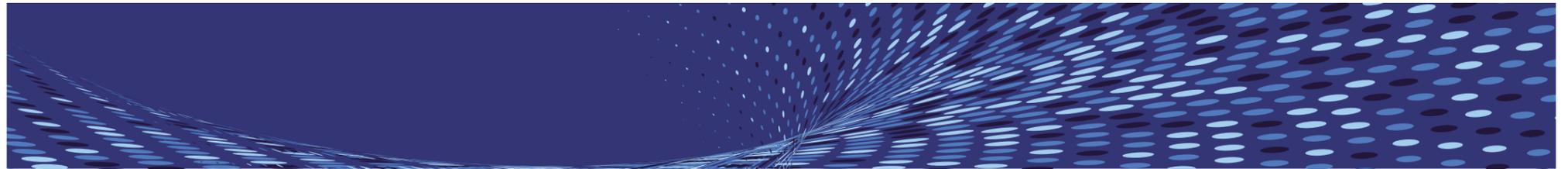


数字孪生的概念模型最早出现于2003年,由Grieves M. W. 教授在美国密歇根大学的产品全生命周期管理课程上提出,当时被称作“镜像空间模型”,后被定义为“数字孪生”。2010年,美国国家航空航天局(NASA)在太空技术路线图中首次引入数字孪生概念,用于实现飞行系统的全面诊断和预测功能,以保障在整个系统使用寿命期间实现持续安全地操作。

2019年10月以来,国家发改委、科技部、工信部、自然资源部、住建部等部委密集出台政策文件,有力推动城市信息模型(CIM)及建筑信息模型(BIM)相关技术、产业与应用快速发展,助力数字孪生城市建设。

目前,数字孪生城市建设处于1.0阶段,主要面临以下问题和挑战。一是以**城市静态数据为主**,而城市场景复杂,城市的状态瞬息万变,如何及时、准确地捕捉可以反映城市动态数据地开展智能城市应用的基础,同样也是一大难题。二是**依靠数据直接表达的信息来解决问题**,数据背后更深层次的知识有待进一步发掘,城市数据被利用的深度和广度还很不足。三是**缺乏人机交互和人机智能融合的可视分析能力**,通过展现端对物理世界的反控能力更是不足,城市的展现和感知没有形成闭环。四是**以还原真实城市为主**,无法通过应用智能模型前瞻性地创造出未来场景,以帮助使用者看到明天的城市问题并据此引导今天的发展路径。五是**以政府为主进行建设**,没有形成开放生态圈,导致可持续性较差。

● 1.5 人工智能的发展阶段



1.5.1 政策支持:人工智能走向“泛在智能“,推动产业智能化发展

人工智能是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力,其战略重要性已成为全球普遍共识。以2015年国务院正式把人工智能纳入“互联网+”的重点任务之一作为起点,我国对人工智能的重视程度持续增加,其发展至今大致可分为四个阶段。

其中,具有标志意义的是第二阶段,2017年的政府工作报告第一次写入“人工智能”,人工智能正式上升为国家战略。同年国务院发布《新一代人工智能发展规划》的中明确提出“三步走”的战略目标:2025年,新一代人工智能在智能制造、智能医疗、智慧城市、智能农业、国防建设等领域得到广泛应用。第三阶段,即人工智能开始和实体经济深度融合落地。第四阶段于2020年开启,人工智能被纳入“新基建”政策,成为新技术基础设施的主要支撑技术之一,将肩负起更重要的角色,去推动万亿实体经济产业数字转型、智能升级和融合创新。国家政策支持人工智能走向“泛在智能“,即人工智能技术将广泛渗入新型基础设施建设,其本质不仅仅指向人工智能自身的产业化发展,更是在实体经济中寻找应用场景,赋能生产力升级。

1.5.2 技术发展:从“感知智能”到“认知智能“,让机器能“理解”与“解释”

人工智能于1956年在达特茅斯会议上被首次提出,发展至今普遍认为,人工智能分为计算智能、感知智能和认知智能三个层次。计算智能即快速计算和海量存储能力;感知智能即让机器具有“能听、会说、会看”的能力,对具象事物能够识别与判断,其发展得益于以卷积神经网络(Convolutional Nerul Network, CNN)、循环神经网络(Recurrent Nerul Network, RNN)等为代表的深度学习模型的迅猛发展,但深度学习难以有效利用先验知识,其不透明性、不可解释性已成为制约人工智能发展的障碍;认知智能则为理解与解释能力,旨在让机器能读懂语义、逻辑推理和学习判断。因此,认知智能的实现需要以知识为驱动力,这涉及到知识表示、语义理解、联想推理、智能问答、情感计算、决策规划等关键技术。

当前人工智能的发展仍然处于弱人工智能的状态,研究重心正经历由感知智能向认知智能的过渡。以视听觉等识别技术为目标的感知智能突破了工业化红线,但还只能在某一方面的人类工作上协助或替代人类。当人们能使用机器识别更多事物,自然而然地引发了对事物的理解和分析等深层次的自动化知识服务的需求,而需要外部知识、逻辑推理或者领域迁移的认知智能领域还处于初级阶段。

1.5.3 知识图谱赋能:作为认知智能的底层支撑

知识图谱(Knowledge Graph)的概念最初由谷歌于2012年正式提出,主要用来支撑下一代搜索和在线广告业务。知识图谱本质上是基于语义网络(semantic network)的知识库,旨在描述客观世界的概念、实体、事件及其之间的关系。知识图谱是符号主义研究范式在大数据和人工智能时代的演变和发展,它以知识为处理对象,通过模拟人脑的知识认知、问题解决、知识问答、知识推理等功能,增强机器的认知能力、学习能力、推理能力。其发展与语义网密不可分,相比于传统的语义网,知识图谱的优势在于:(1)语义表达能力更加丰富,能够支持更多场景下的应用;(2)可以很好地结合人工智能技术,实现认知智能、可解释人工智能;(3)基于图结构的数据,便于知识的存储和集成。认知智能是一种能够实实在在落地、有着广泛且多样的应用需求、能够产生巨大社会经济价值的人工智能技术。而知识图谱作为认知智能的底层支撑,将加速人工智能从“感知智能”向“认知智能”的进阶,在电商、社交、物流、金融、医疗、司法、制造等众多领域已越来越多地涌现出知识图谱赋能人工智能的案例。知识图谱提供了全新的视角和机遇,并带来新科技、产业和社会新纪元—认知时代的黎明。

1.6 时空人工智能的提出

人工智能的发展已经渗入到地理空间智能、城市空间智能、时空大数据智能、数字孪生的城市发展有关的应用领域。我们看到这些领域无论在理论方面、还是技术创新和应用实践方面，一个核心的底层创新是基于时空的人工智能：时空人工智能（Spatio-Temporal AI）。随着城市数字孪生的发展，时空人工智能（ST-AI）开始受到产学研的广泛重视，为此我们组织行业专家首次发布这本白皮书“时空人工智能赋能数字孪生城市（2021）”。本书的发布旨在推动AI技术与城市数字孪生的场景结合，通过场景应用推动技术升级，通过技术创新赋能城市数字化转型。

1.6.1 当前数字孪生城市建设面临的问题

(1) 城市应用场景挖掘不足，缺乏对业务逻辑的深层理解

很大一部分数字孪生产品脱离应用场景和实际业务需求，盲目跟风，缺乏对业务逻辑的深层理解，忽视对城市运行治理的有效支撑。城市规划、建筑管理等行业性孪生应用多，基于数字孪生的城市治理、服务等应用普遍深度不足。由于城市级异构大数据汇集和跨行业跨领域应用还处于初级阶段，各专业、各行业领域的算法模型成熟度不高、尚待沉淀。且市场缺乏规范的建设指引，具有长期考量、实现体系化布局、面向深度应用需求的建设方案还比较少。

(2) 缺乏统一时空智能平台规范，数字底座亟待整合

数字孪生城市源于“一张图的GIS、BIM、CIM实践，但高于条线“一张图”建设。城市管理部门对城市数字底图都有强烈需求，如住房与城乡建设系统推进的城市信息模型平台，自然资源与国土规划主导的时空大数据平台，公安政法条线依托进行城市安全和综合治理的城市底图等。每个底图自成体系，一般仅支撑本系统内应用，无法按需、随时支撑其他部门调用。长期以来智慧城市条线强协同弱，没有明确牵头部门，即使有些地方成立了大数据局，但协调统筹力度仍然不足，多张底图如何整合形成城市级统一的数字底图和数据资产，是数字孪生城市建设首先要面对的问题。

(3) 时空数据孤岛欠缺关联融合，数据价值远未释放

数字孪生城市的核心在于构建一个统一的时空智能底座，但目前尚未形成可兼容异构信息的统一标准的时空数据底层框架，机构和厂商各自推进，难以确保统一编码、多模态数据的精准融合表达。且城市矢量时空、政府业务数据、物联网、栅格数据、模型数据、点云数据多源数据的融合处理存在一定困难，格式间存在壁垒。数据孤岛虽然一直都受到人们的重视，却一直未能解决。各部门业务系统数据格式不统一、数据权限不明确、数据对接机制不健全，都将制约数字孪生城市作用的发挥。

(4) 算法模型与动态数据融合不深，快速分析与辅助决策能力不足

当前数字孪生城市涉及的新型测绘、标识感知、协同计算、全要素表达、可视化、数字空间模拟仿真、态势预测等价值远未释放，关键技术自身发展和融合应用还有待加强。海量数据加载技术、云边计算协同技术、模拟仿真技术等成熟度不高；利用人工智能尤其是时空人工智能、边缘计算对动态数据快速分析处理能力不足。

(5) 投资运营机制不明确，尚未形成开放产业生态圈

从建筑部件到地块、到各种专业单元，最终汇聚到城市，形成了城市运营活数据的层层汇聚，用于评估城市的“实体”建设基因和“虚拟”运行绩效之间是否有相关性。例如，一个运行绩效良好的科技园区如何依赖于土地混合程度、绿化水平、路网可达性、住房租金、或咖啡厅密度等方面的支撑。建立有效的运行绩效和建设基因之间的关联机制，赋能普通老百姓和利益相关方，助力他们更便捷而理性地参与到城市建设或城市运营管理中，如何通过建立起市民、专家以及政府之间实时有效的沟通互动渠道是需要各地实践的。

1.6.2 数字孪生城市未来发展需求：与智能技术融合的数字孪生2.0

(1) 细粒度的城市智慧场景服务

因制宜做好数字孪生城市顶层设计，要将数字孪生城市与城市治理现代化场景、业务需求紧密结合，同时考虑城市未来发展规律和信息技术演进方向，推进数字孪生城市落地应用。在“泛在智能”的背景下，借助人工智能技术，将数字孪生城市的建设与经济、生活、治理等应用场景紧密结合，推动实体经济产业数字化转型，做到真正为城市智慧场景服务。

(2) 业务需求为导向的统一时空智能底座建设

随着数字经济新技术、新应用、新场景的发展，跨地域、跨行业、跨业务的数据共享需求与日俱增，数字孪生城市建设亟待制定统一的规则框架、法律法规及基础平台。遵循目标导向与需求导向相结合的原则统筹规划，充分考虑城市未来的发展规律和信息技术的演进方向，统一共性需求，协同推进时空智能底座的建设。建立基于统一底座的数字孪生应用体系，针对现有条线系统的城市底图和数据资源进行评估，遵循统一标准构建技术先进、数据完整、拓展性强的时空智能底座平台或时空大数据平台，并逐步推动应用场景的丰富和系统的迭代发展。

(3) 多源异构时空数据的融合与数据资产管理

要解决数字孪生城市各层级、各系统之间的数据融合、信息共享和业务协同机制，重点是解决各系统之间的衔接配合与关联约束关系问题，用系统科学的方法指导智慧城市的复杂巨系统规划设计，提高顶层设计的科学性、规范性和可操作性。加快完善多元异构数据融合处理标准规范，将矢量、栅格、网格、模型、点云、政务、感知等各类数据统一格式、编码，形成全周期的数据标准规范，借力知识图谱在数据融合方面的优势，构建多源异构数据的融合处理能力。

(4) 基于高效算法模型的时空数据深度挖掘与分析

在提供对城市多源数据的常规通用空间分析能力基础上，结合人工智能技术构建具备机器学习、深度学习和知识图谱等算法模型的深度空间分析能力，利用分类、聚类、回归、深度学习等监督与非监督的学习方法，实现信息的分类、挖掘与预测等。将不同类别的分析能力按特定的应用场景进行建模，组成面向特定专题的空间分析能力，如面向园区规划相关的园区产业定位分析与动态评估，面向商业选址的可行性分析与销量预测，面向交通领域的智能调度与出行规划等等。提供实时在线分析建模能力，能够构建空间数据的分析管道，以有向无环图形式组织数据和算法模型，按照策略进行分析过程的调度执行。

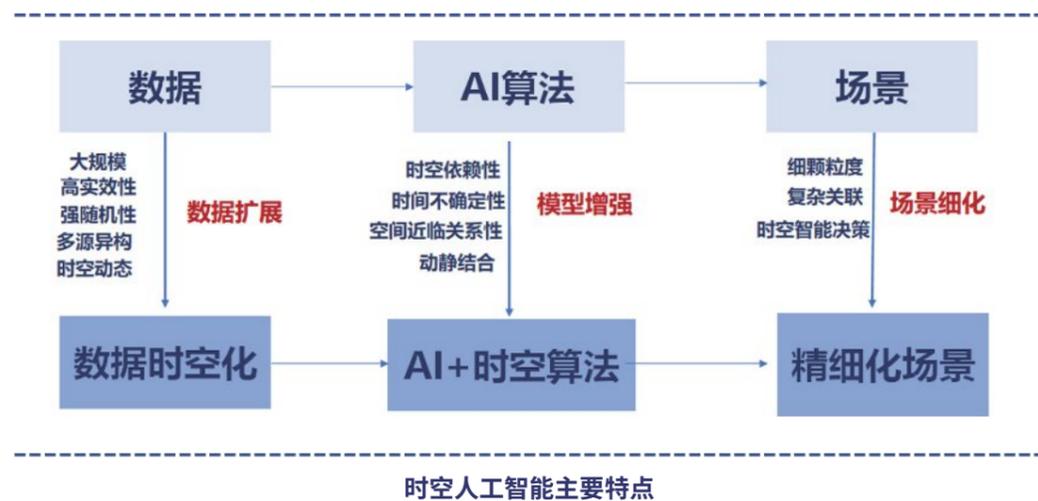
(5) 多方利益者共建的产业生态全方位共享合作

城市全域数字孪生化和全域智能化不可能一蹴而就，需要构建共建共治共享的城市数字化转型新模式来提供持续动能。数字孪生城市2.0的落地离不开具有全栈时空人工智能的技术平台公司的支持，但是单靠一家公司远远不够，需要依托相关的技术联盟聚拢相关企业及具有优势学科的高校与科研院所来共同完成。要建立创新生态，使得政府与数字城市相关领域的企事业单位、高校、科研机构联合起来，组成跨行业、开放性的联合会。负责数字孪生城市理论、标准、解决方案等公共性问题的研究，在上下游产业建立有效运行的产学研合作新机制，形成数字孪生的标准和质量。负责各数字孪生应用场景的方案编制，组织应用场景示范，支撑未来数字孪生城市的建设和发展。

2.1 概念定义

时空人工智能(Spatio-Temporal AI)是人工智能领域的新型创新应用技术,旨在以时空为“索引”对多源异构数据进行时空化治理和融合,并借力知识工程和AI算法进行智能化分析,从而挖掘知识和辅助决策(图1)。时空人工智能是上述提出的地理空间智能、城市空间智能和时空大数据智能等的统一表示,包括从时空感知、认知到决策的多项核心技术。其应用生态领域非常广泛,包括智慧城市、智能交通、智能园区、智能零售、智能地产、智能商业等多个领域。

其首要核心是推进落实城市新型基础设施之数字孪生底座建设,通过城市数据时空价值释放与共享、时空动态数据资产构建等,助力实现新型智慧城市自组织、自学习、自预测的智能泛在愿景。以“赋能、创新、合作、共享”为理念,推动布局构建开放共享、普惠全球的时空人工智能技术和应用平台。助力智慧城市各个领域的技术成果转化、应用场景落地、标准研究和制定以及行业生态建设等方面的发展,加快城市数字化转型和构筑动态数字孪生城市新范式。



2.2 主要特点

时空AI作为AI的新型应用技术,具有三大技术特点、和六大核心能力。

2.2.1 数据扩展:数据时空化

实现对汇聚获取的各类数据等添加时空标识,即时间、空间和属性“三域”标识。时间标识记录该数据的时效性,空间标识记录空间特性,属性标识记录所属的领域、行业、主题等内容,以便后续的数据整理。

时间标识记录该数据的时效性,便于后续的时空大数据整理。数据本身带有的时间标识,记录的是数据采集、生产或修改的具体日期。而加入的时间标识,主要记录了数据汇集的时间节点,便于时空数据统一管理和分析。针对不同的数据类型,采用不同的时间标注方式。分别为按幅标注、按类型/比例尺和批次标注。流式数据可以看作是流动的数据,在接口汇入的同时必须打上时间域标签才可以写入时空数字底座。汇入的数据必须经过统一的脱敏过程,去掉敏感信息,才能提供给用户调阅、下载、分析。

通过建立数据时空化子系统,实现业务数据时空化落图的能力。包含时空化数据接入、数据清洗、时空化处理、数据决策、数据导出等模块。

对于汇聚的数据,进行时空融合关联。对海量、不同来源、不同分辨率空间数据的高效融合和关联,对充分挖掘数据价值、降低时空大数据应用系统的建设成本、提高空间数据的使用效率具有重要的现实意义。通过知识图谱的方法,能够支持对多源异构数据进行深度融合。

2.2.2 模型增强:AI+时空算法

从数据汇集到数据时空化再到数据融合,将AI+时空算法加入动态监测、异常评估,而非发现要素将结果直接呈现,发现数据的时空规律,辅助决策。一方面是知识由薄到厚的积累,一方面以精确的方式给决策相关方提供有效信息而非大量的冗余的信息,提高问题处置效率,在精细化的管理的同时保证决策的高效执行。

通过引擎与服务的形式,嵌入AI+时空算法,根据不同的业务场景,使用不同的模型或工具,达到动态监测、异常诊断、评估优化,从而辅助发现问题、解决问题,反馈机制制定,辅助决策。

AI+时空算法服务能够解决机器学习的“最后一公里”问题,用于发布服务、监控和解释模型、升级并回滚服务。经过训练,在得到满足性能要求的模型之后,在一般情况下,需要对外发布服务,使模型发挥作用。目前AI服务的功能不仅是服务的发布和管理,还包括模型解释、预测之后的行为定义等。

2.2.3 场景细化:精细化场景

在静态建模基础上,通过叠加多维实时动态数据和AI分析数据,支持以生命体、有机体这样的视角对最小治理单元进行感知和管理,并且构建了系统化的数字生命体征,实现城市运行管理的实时预判、实时发现、实时处置。

实现最小单元事件、客流感知、预测、预警,实现政府和市场主体之间上下贯通、相互联动的协同工作模式,实践了从岗位责任闭环、市场主体闭环、城运闭环、应急处置闭环到两网融合闭环的“五级闭环”管理新机制。具体场景包括但不限于:

(1) 高空坠物应用场景

针对高空抛物、外立面附属设施、沿街楼层装修、窗户状态(开窗、破损)等高空坠物高发场景,通过在外立面安装传感器或摄像头等设备,24小时监控。结合AI+时空智能算法和建筑的数字孪生模型,进行对比,及时发现异常,及时预警。

(2) 消防安全应用场景

针对楼道飞线充电、安全通道占道堆物、智能烟感(后续视实际情况安装)等消防安全应用场景,感知设备7*24小时巡查,结合AI+时空算法发现相关问题生成预警,经城运指挥平台生成工单,通过政务微信高效一件事派单物业经理(若为居民小区,则派给居委干部),工作站同步收到消息,并关注事件处置情况,并同步在3D建模的楼层图内展示相关问题点位。

(3) 店招店牌管理

在店招牌周边安装感知设备,经过AI+时空算法的分析预测,分析并预测松动、摇晃、(接近危险数值)或零部件腐蚀等情况,设备报警,将信息报给就近工作站、居委会、及物业,提醒商家或物业尽快修复问题店招。责任主体:考虑实际情况的复杂性和多样性,将经营者作为对店招安全管理的直接负责人,业主为间接负责人,二者之间的责任具有连带关系。

(4) 地下管线应用场景

针对小区、大楼、公共空间等场景,提出智慧管线管理概念,通过安装智能感应设备、GIS与GPS定位(图2),结合管线图纸、硬件层、物联网实现管线设施将设备与事件关联并数字化管理,使用AI+时空算法技术,在线监测与预测,一张图展示地下空间,提升极端天气和突发事件带来的事故维修处置能力,降低人工排查的劳动强度,精准定位事故根源点位,同时将基础管理数据纳入常态长效管理机制,预判风险,加强维护巡查,为居民安全保驾护航。



基于空间多源频谱信号AI的室内外定位感知技术

● 2.3 核心能力

2.3.1 可感知(采集、融合)

构建时空数据采集体系。针对不同的社会化数据源,对多种数据源进行采集数据入库,通过多端口数据读取,文件系统数据读取,多接口数据队列,数据全表对比,实时消息队列建立进行整体的数据采集体系。面向任务需求,整合相关社会化数据,如城市人群数据、产业经济数据等。

对各类结构化、非结构化的时空大数据,在序化前的处理工作,总体上包括:统一格式、一致性处理和空间化。

2.3.2 可建模(理解、计算)

根据实际的应用需求,构建基于时空数据挖掘工具、时空人工算法平台。时空数据挖掘工具系统建立在数据挖掘的各个环节中,支撑时空数据引擎算法的产出。

搭建标签计算工具,定义元标签,并且定制规则,利用元标签规则组合逻辑,定义新维度标签,并且对标签进行校验,最终业务输出。搭建客流计算工具,对各大场景客流维度进行计算,包括但不限于总客流,到访客流,各不同时间维度客流等,结合不同时间和场景对客流进行计算,最终业务输出。搭建数据生产工具,针对线上或线下数据,包括但不限于:线下POI、AOI、线下品牌门店,特定场景等进行数据获取,数据清洗和审核入库,保证其数据在各个环节均可查,可审核,保证数据生产流程透明化。搭建数据标注工具,对线上或线上数据进行标注,比如场景边界绘制,场景描述,场景标签标注等,包括标注工具的开发,流程制定等。搭建数据运营工具,针对数据进行整体的运营操作,比如数据质量的分析,数据场景的规划,数据报告的输出等。

时空人工智能平台支持大部分机器学习工具框架,如TensorFlow、PyTorch、Scikit-Learn、XGBoost、Keras、MLlib、MXNet等。针对不同的机器学习框架提供基于Kubernetes的资源调度和分布式训练的能力,以缩短训练时间,提高模型的时效性。用户无须进行复杂的配置和平台分配工作,只需关注数据的输入、代码的运行、日志的输出即可。

平台算法库涵盖丰富的机器学习与深度学习模型,以支撑时空数据计算与分析、数据治理和挖掘,并能够适配不同的应用场景,为上层智能发现服务提供算法支撑。例如循环神经网络处理时空序列数据,以学习时空数据的时间依赖性,被广泛应用在各类时空预测任务上,如轨迹预测、人流量预测、流失预测、异常事件检测等等。图神经网络可用于地址匹配、社交网络、可解释性推荐系统、关联分析、比较分析、相似度分析、人群画像、场景画像等等。

2.3.3 可分析(挖掘、推理)

人口分析。运用大数据分析的方法,获取互联网等大数据,制定网格价值评估模型,通过网格内用户价值评估结果对网格进行画像。运用大数据技术构建网格画像分析模型的方法,通过在地图上任意网格或网格组合,实时对该网格区域内居住人口、工作人口、企业、基础设施、公共安全等进行分析推理,形成直观的分析成果。可以快速分析出网格区域内包含人口综合分析、人口流动趋势、社区比较、社会治安等标签的区域画像,可以有效的辅助政府相关人员快速了解本市各区域形势,以便于更合理有效进行民生、治安、资源分配等工作的进行,为政府工作的人员提供便利,更好的为民众服务。

客流统计,对于人群分析而言意义非凡,因此客流的统计方式也是需要我们主动掌握的,并需要我们结合不同场景灵活使用不同的客流统计方式。对客流监控可为各类场所运营方提供人流量峰值、累计人数、人流量区域分布热图等基础信息,还提供了进入某个区域的概率(比如商场进店率)、驻留率等分析信息,同时通过数据呈现出某个区域(比如某个景点)的人流量情况、以及整个场所的人流量变化的走势图。而运用指数统计的方式,更能从宏观角度体现场所一段时间内的趋势情况,从而通过数据提出有利的决策。客流指数则是运用空间层次以及时间层次的推算模型,在客流指数理论架构及模型推算基础上。通过对客流评估指数与客流密集指数进行相关验证,证实客流指数可以正确的反应客流的密集情况。

轨迹热力在固定区域和固定人群中,可通过对部分人群的历史流动情况进行可视化呈现,达到对人轨迹的分析,统计,预防和抓捕的效果。分别从人群画像、流动轨迹、任务与反馈和人群密集度等维度进行分析,获取不同的细分人群,如可细分为可疑人员,关注人员,常驻人口或流动人口,未落地人员轨迹,群体出行、敏感轨迹等人群。针对不同人群进行人员信息分布统计,包括人员分析,热门场所分析推理等,进行可视化呈现。

轨迹热力的宏观运用上,可运用区域的热力图来支持决策,通过监测系统来检测项目的多个区域,确定每个区域的人群数量,并且该监测系统包括多个传感器,如摄像机,运动传感器等;通过热力图生成模块生成项目,建立分析项目,为决策的实施提供具有操作性的分析结论。

产业分析。融合多维企业数据,360度还原企业全貌,如发展阶段、人才分布、产品亮点、行业地位等,以可视化图表展示。结合海量数据和精准算法,就企业行为、产品销量、经营风险等进行预测。

根据企业画像,通过分析企业近期新闻、招聘等行为数据,智能提取企业需求。对创业服务机构服务人员来说,可在企业转型、融资等诸多关键节点进行科学引导,采取相应措施推动企业发展。

在洞察企业需求后,基于创业服务机构资源矩阵,线上智能匹配服务,线下企业服务人员配置个性化服务,让企业服务体验更精准。

面向企业聚集区(科技园、产业园、孵化器)的运营机构的大数据管理工具,协助园区把企业数据变成可运营的资产,为企业提供更广泛、更高效、更精准的服务。助力园区管理者降低沟通成本、激活内外资源、实现快速发展。助力企业服务人员提升服务质量、提高工作效率、加强内部互动。

2.3.4 可预测(人流、销量、异常、投放等)

时空人工智能预测的核心在于高效的机器学习与深度学习算法,能够根据时空历史数据预测其未来观测值。因卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、图神经网络(Graph Neural Networks, GNN)和序列到序列(sequence to sequence, Seq2Seq)等深度学习模型在时空域上具有强大的自动特征学习能力,被广泛地应用于各类时空数据预测建模任务中。对于不同的应用,输入和输出变量都可以属于不同类型的时空数据实例,包括点数据、时间序列数据、空间地图数据和轨迹数据等,根据数据类型特点将采取适用的深度学习模型或进行组合建模来实现对未来场景的预测。

基于城市全域时空感知数据的采集、高性能计算引擎和云服务加持以及知识图谱的知识融合和知识嵌入,能够实现海量异构时空数据的实时动态分析预测和可解释性预测,服务于各类智慧城市应用场景:具体包括但不限于城市交通管理场景下的道路交通流量预测、拥堵预测、交通事故预测、出租车及网约车供需关系预测和异常事件检测,出行服务场景下的人群流量预测、出行目的地预测和出行方式预测,气象分析中的天气状况预测和空气质量、湿度、噪音等环境质量预测,商业经营中的商品销量预测、客流转换率预测、客户消费水平预测、消费偏好预测、物流轨迹预测和广告投放预测,产业园区运营中的企业及人才流失预测、园区及企业风险预警和舆情预测等。

2.3.5 可解释(现象到本质,由果及因)

解释数据,是指利用知识库中实体、概念、关系解释现象的过程。神经网络端到端学习的“黑箱”特性使得很多深度学习模型不具有可解释性,严重依赖专家和人工干预,且数据中蕴含的大量隐性知识和过程知识等难以表达,在大量应用场景尤其是低容错高风险场景中,机器结果因无法完全置信而需要谨慎使用,例如城市交通智能调度、金融的智能投顾等等。时空人工智能能够结合知识图谱技术有效弥补传统领域技术解决方案缺乏时空化管理,传统GIS(Geographic Information System, 地理信息系统)和CIM平台缺乏领域数据的深度挖掘和关联,单纯依赖机器学习和深度学习的传统人工智能平台解释性差、可扩展性低等问题。

万事万物都处在一个复杂的因果网络中,隐含大量待挖掘知识。时空知识图谱可以对碎片化的时空数据进行关联和融合,为其提供元数据,使得自主、普适融合成为可能。对于蕴含丰富时空语义知识的行业大数据,知识图谱可以有效补齐缺失的因果链条。通过知识表示、知识融合、推理计算等技术,结合行为结果数据深溯其产生背景或原因,知其然且知其所以然,进而深化对行业数据的理解与洞察,最大程度释放数据价值。实现时空数据中的实体、概念、联系和主题认知,挖掘大量知识为分析和预测任务提供更加多元化的信息,对提高时空数据的使用效率、高效赋能业务场景具有重要的现实意义。

2.3.6 可决策(干预、优化、规避等)

根据数据关联及决策管理需求,建立丰富的业务应用场景智能分析模型,将时空人工智能的决策能力赋能城市运行智能发现和干预优化,为管理决策者提供科学、可靠、智能化的服务支撑,实现从“数据智能”迈向知识驱动的“决策智能”。决策能力的关键在于时空知识图谱可视化技术,其核心包括建立在图数据库上的高效查询机制、通过可视化方式辅助用户快速发现业务模式、提供友好的可交互模块满足探索式知识检索与分析推理,以及大规模知识图环境下的图挖掘算法支撑等。知识图谱中的图挖掘算法一般包括图遍历、路径分析、关联分析、权威节点分析、社群发现、相似子图计算、模糊子图匹配和链接预测等。

基于知识网络,通过图挖掘算法进行辅助分析,以图谱可视化的方式展示知识间的关联。可以对关联参数,如步长、过滤条件等,以及可视化的形态,如节点颜色、大小、距离等进行定制,使得用户可以用更加直观的图谱方式对数据进行关联挖掘与分析,从而为可视化决策支持赋予不同的业务含义,实现定位、评估、归因、优化全生命周期的智能化行业管理。例如,决策支持可对产业园区知识图谱中的企业及产业发展情况进行深度解读。通过园区属性查询、节点探索、路径发现、园区关联探索、对比分析等交互式图谱可视化分析技术,全方位展示园区信息,帮助园区实现从前期园区产业定位、园区发展指标评估、与标杆园区的对比归因到细粒度优化建议的动态化管理。



时空大数据应用,涉及采集、接入、存储、管理、分析诸多流程环节,每个流程环节又有众多技术路线及其实现框架可供选择。这些技术和框架叠加与融合,即构成了时空大数据技术体系,支撑时空大数据的多类型应用。

- (1) 数据接入层主要作为数据入口,负责时空大数据的接入与缓存,并供下游系统消费;
- (2) 数据存储和管理平台负责时空大数据的存储,并组织相应的索引接口,按访问模式可分为分布式文件系统型和非关系型数据库型两类:分布式文件系统型主要用于面向大规模数据量的聚合分析场景,而非关系型数据库型主要用于各类数据精确查询;
- (3) 数据处理与分析平台除了提供基本查询访问接口之外,进一步提供高性能分析方法,根据数据存在形式和应用场景,分为面向批处理的离线数据分析和面向流处理的实时流计算;
- (4) 应用层则根据需要,直接调用查询/处理层的访问接口与计算分析操作,或者通过二次开发来组合相关方法,以支持时空大数据的高阶应用。

3.1 时空大数据

日常生活中带有时间与位置标签的数据十分常见,人类生活中所产生的数据约有80%和时空位置有关。2011年,麦肯锡全球研究院Manyika等发布了报告“Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity”,报告提出医疗保健、零售、公共领域、制造业和个人位置这五大类数据组成了当前主要的大数据流,而这些数据都具有显著的地理编码和时间标签。

3.1.1 时空大数据特征

随着互联网、物联网和云计算的高速发展,数据获取手段向多元化方向发展,数据种类不断多样化,促使时空相关的数据呈现“爆炸式”的增长趋势,时空信息与大数据的融合标志着我们正式进入了时空大数据时代。时空大数据公认具备“4V”特征:规模性(Volume)、多样性(Variety)、高速性(Velocity)和有价值(Value)。此外,还具备对象/事件的丰富语义特征和时空维度动态关联特性,具体包括以下四点:

- (1) 时空大数据的要素包括对象、过程、事件等,且这些要素在空间、时间、语义等方面具有关联约束关系;
- (2) 时空大数据在空间和时间上具有动态演化特性,这些基于时空大数据要素的时空变化是可被度量的;
- (3) 时空大数据具有尺度特性,根据比例尺大小、采样粒度以及数据单元划分的详细程度可以建立时空大数据的多尺度表达与分析模型。

3.1.2 时空大数据分类

时空大数据从感知对象角度可以分为感知地理环境的时空大数据和感知人类社会活动的时空大数据。随着对地观测技术的发展,各类遥感数据成指数级增长并逐步积累,成为一类典型的时空大数据,即“遥感大数据”。随着互联网技术、社交媒体平台的不断发展和进步,人类活动每时每刻都会产生大量的时空数据,具有位置坐标和时间标签,具体包括移动轨迹数据、社交媒体数据、购物订单数据、手机信令数据等。这些数据记录着人类的日常生活,蕴含着人类活动的潜在规律,且它们正以前所未有的速度和规模增长和累积,亟待被合理、高效、充分地挖掘应用。

3.1.3 时空大数据管理

时空数据的高效管理是时空大数据实时、全面、系统地分析和计算的基础。时空数据具有非结构化特征,数据项不定,数据长度变长,记录甚至是嵌套的,因此时空大数据高效管理方案一方面需要有效组织大规模的时空数据,另一方面需要支持表结构组织管理非结构化数据。

时空大数据管理的关键技术包括时空索引和编码、适应时空非均衡数据的负载均衡、高效查询检索、管理平台技术等。时空大数据综合管理平台是在数据管理平台和时空数据存储方案的基础上,结合时空大数据环境高效存取、多维索引的特点构建。大多数时空数据存储管理解决方案基于文件级管理平台和数据库级管理平台设计。

3.1.4 时空大数据分析

时空大数据分析就是在时空大数据中应用各种分析和挖掘模型,发现地理数据中潜在的、有价值的时空模式、关联关系及其随时间的演变趋势,对于理解复杂的地理学规律具有重要的科学价值。目前主要的时空大数据分析方法分为4类,包括时空聚类分析、时空异常分析、时空关联分析与时空预测分析。

(1) 时空聚类分析

时空聚类分析旨在发现地理空间中各类实体的时空分布格局与规律,对于揭示地理实体或地理现象的本质特征、相互依赖关系和演化趋势具有重要的指导意义。据聚类方法是否顾及非空间专题属性,可以将当前时空聚类分析方法分为两大类:时空位置聚类分析和顾及非空间专题属性的时空聚类。

(2) 时空异常分析

时空异常分析旨在从海量时空数据库中挖掘得到偏离整体或局部分布特征的少部分实体,为深入剖析地理现象或地理过程的特殊分布状况、变化或潜在发展规律提供重要的理论依据和实践指导。时空异常分析可视为事务型异常探测在空间域和时空域的扩展与延伸,进一步顾及了时空数据的相关性、异质性、非平稳性等特征。根据位置、时间、属性三者之间的组合关系,时空异常分析大致分为:基于位置的空间异常探测、基于位置-属性的空间异常探测、基于位置-时间的时空轨迹异常探测和基于位置-时间-属性的时空序列异常探测。

(3) 时空关联分析

时空关联分析旨在从时空数据集中识别不同类别地理实体间频繁存在特定时空关联关系(如时空邻近关系)的实体类别集合,对于理解地理实体间的时空交互具有重要的科学意义。其中连续时/空域的离散划分会割裂邻近时空位置上数据间潜在的时空关系,为此,Shekhar等人首次提出了非事务化模型,用于发现连续空间域内频繁同现于邻近空间位置的地理实体集合(称空间同位模式)。目前,相关学者主要在3个方面开展深入研究:空间域向时空域的拓展、欧氏空间向网络空间的拓展和全局模型向局部模型的拓展。

(4) 时空预测分析

时空预测是通过构建反映时空变量间关系的模型对地理事物或现象未知的空间属性值或专题属性值进行估计。依据分析理论的差异可将时空预测模型分为时空统计模型与机器学习模型。其中,时空统计模型通过统计推断来刻画变量间的关系,如处理(时)空间依赖性的地统计学模型、时空自回归移动平均模型等,以及表达(时)空间非平稳性的地理加权回归、地理时空加权回归模型等。与时空统计模型相比,机器学习模型能够自适应地对任何复杂非线性关系进行建模,近年来被广泛地应用于时空预测分析中。如向量机、决策树、神经网络、深度神经网络等。



● 3.2 时空大数据计算

时空大数据计算就是在时空大数据采集、接入、存储、管理、分析等各个环节中,处理时空大数据的计算方法、技术选型、实现框架、性能分析等的总称。这些计算,有些是为了实现时空大数据的数据整理、准备和流式服务,有些是为了计算结果的规整合并和可视化,有些算法是为了计算加速,有些是基于流式时空数据的机器学习模型训练、校验和应用。

3.2.1 基于格网空间化的时空大数据计算框架

时空大数据计算一般基于地理坐标系的球面网格或基于多面体剖分的球面网格进行时空剖分,使用支持动态调整的平衡树索引或基于静态空间划分的哈希索引对海量时空数据建立索引,并结合索引与数据特性和管理平台特性设计时空数据编码方案,以优化时空范围查询和时空最近邻查询等时空查询算法。

在格网剖分的框架下,任何时空数据的属性都空间化到每个格网,进而构建了结构化时空数据阵列。遥感图像就是天然的数据格网化数据,非常容易构架机器学习的框架。

3.2.2 时空大数据的分布式计算

时空大数据因其数量大、类型多的特点及存储模式的变化,使得传统的集中式时空分析平台以及串行算法存在很大的局限性,难以满足实际应用的规模与高效需求。分布式并行技术充分利用和发挥集群架构资源的优势,将计算分析任务分解成若干子任务,分发到计算机集群中进行处理,大大提高了计算吞吐量和计算效率。传统的时空分析算法大多为集中式单机算法,通过对其进行分布式并行扩展,即可利用计算机集群完成对时空大数据的高性能计算分析任务。

时空大数据计算一般基于分布式计算平台,利用MapReduce、DAG计算模型、数据分区负载均衡以及分布式索引等关键技术,提高时空大数据分析的计算效率。分布式时空大数据分析的实现主要包含四个步骤:基于时空邻近性的数据分区与负载均衡;分布式两级时空索引的构建;高效空间关系计算库的实现;SQL语言时空谓词的扩展。

3.2.3 时空数据流式计算

时空数据流实时产生,具有较高的时效性价值,在物流配送、车客匹配、指标监控等方面具有广阔的应用场景。不同于静态时空数据的处理,时空数据流具有逐步到达、乱序、时空分布不均、未来状况难以预测等特点。时空数据流的计算需要状态、时间窗口、容错等一系列技术的支持。实时时空计算一般运用现有分布式流处理引擎对时空数据流进行高效处理,以充分利用时空数据流的时效价值。实时时空计算是目前的技术前沿,已经有一些原生的流数据处理引擎,在事件驱动应用、ETL等方面已经有了广泛的应用,并证明了其具有低延迟、高吞吐、处理准确等优势,能够作为当下流式计算的行业标准。但是,无论是在学术界还是工业界,流处理引擎的时空扩展仍然较未成熟。



● 3.3 时空知识图谱

时空知识图谱不单单是一个“增强型”的开放域知识图谱,而是需要结合业务场景和领域知识,并针对时空知识自身的特点,对知识的概念、实体和关系进行语义化和时空化拓展。时空知识图谱除了描述语义关系外,还需要考虑空间关系和时间关系的描述,如何建立时空关系和语义关系的映射,是时空知识图谱构建的关键问题。

时空知识图谱的构建遵循时空知识抽取、时空知识融合与关联、时空知识推理与计算、时空知识场景应用的基本流程。从海量结构化、半结构化和非结构化时空数据中进行实体、关系和属性的信息提取,通过实体对齐和指代消解实现对时空数据的知识融合并将知识存储到知识库中,最后进行进一步的知识推理、计算和图谱应用。

3.3.1 时空知识抽取

时空知识抽取是构建大规模时空知识图谱的重要环节,其目的在于从多源异构时空数据中自动抽取实体、关系及属性等知识要素,并将其组织成三元组形式存入知识图谱中。时空数据按存储类型可分为结构化、半结构化和非结构化数据。面向不同类型的数据源,知识抽取涉及的关键技术有所不同。针对结构化数据(如地图、地名库等),通过建立数据库中概念与知识图谱中本体的映射关系以及基于规则的推理,从数据库中自动抽取空间实体、属性及其关系;针对半结构化数据(如网站的表格、列表型数据),可建立相应的模板抽取器实现知识抽取;针对非结构化数据(如网页文本或其他文本信息、微信、微博、图片等数据),主要利用已有的知识图谱知识,通过远程监督的方式来构建训练集,并利用深度学习的方法学习出抽取器,进而进行知识抽取。

由于爆发式增长的网络文本蕴含丰富的时空语义信息以及自然语言处理技术的迅速发展,网络文本的时空知识抽取成为关注重点之一。深度学习对语料库的依赖性明显低于其他机器学习方法,能够在深层结构上自动学习上下文特征,在地理实体、时间信息、空间信息、属性抽取和关系抽取等方面从海量文本中获得较好的知识抽取性能并及时更新时空知识,成为构建动态的时空知识图谱的重要途径。时空数据也常包含大量地图、图像、轨迹等异构数据,因此在进行知识获取时,需要对数据进行进一步解析和转换,理解地图符号的时空意义、识别各类时间、空间以及时间-空间关系等。

3.3.2 时空知识融合与关联

多政务数据、时空基础数据、网络数据、领域数据等海量时空知识的来源渠道众多,实现对时空数据的高效融合和关联,对充分挖掘数据价值、降低时空大数据应用系统的建设成本、提高空间数据的使用效率具有重要的现实意义。

不同数据源的时空知识描述存在一定的互补性和差异性,如分类体系不统一、地理空间实体歧义、特征描述详略不同、实体关系冲突等信息冗余和不一致问题。知识融合是将不同数据中不同标识实体的语义理解,关联到同一实体上,实现对同名、多名和缩写等多种实体语义的消歧和共指消解,是解决知识图谱异构问题的有效途径。时空知识的融合包括模式层(即概念层)和实体层的融合。模式层的融合主要是基于地理空间本体库的地理本体知识扩展,进行新旧本体的融合;实体层的融合包括实体的指称、属性、关系以及所属类别等,主要避免实例以及关系的冲突问题,造成不必要的冗余,主要用到实体链接技术。除此之外,基于逻辑推理和知识发现等技术,用时空数据产生过程中所反映出的用户行为、状态和偏好等语义信息来丰富单纯的地理空间信息,即进行语义标签化扩充;反之,也可对外部单纯的语义信息予以时空关联。

3.3.3 时空知识推理与计算

知识推理是指基于已知的事实或知识推断得出未知的事实或知识的过程。在知识图谱中,推理主要用于对知识图谱进行补全和知识图谱质量的校验。时空知识图谱除具备知识图谱常用的本体推理、规则推理以及常识推理能力外,还具备时态推理和空间推理能力。时态推理能够对目标查询辅以时间约束,使得推理结果符合时间需求,即可以看作是约束满足问题,其中变量表示时态对象,变量之间的约束对应于对象间的时态关系。与时态推理类似,空间推理过程产生多种空间对象及对象嵌入空间属性的理解,空间推理包含多种空间关系的推理,如拓扑、方向、距离等。

图数据中蕴涵着丰富的结构信息,这本质上对应着数据因内在关联而产生的一种非线性结构。表示学习是将图的拓扑结构、节点属性、节点标签特征经过神经网络非线性映射,在深层可以提取到更高层次的特征表示。主要目标是将图数据转化成低维稠密的向量化表示方式,同时确保图数据的某些性质在向量空间中也能够得到对应。图表示学习从方法上来说,可以分为基于分解的方法、基于随机游走的方法,以及基于深度学习的方法,而基于深度学习的方法的典型代表就是图神经网络(GNN)相关算法。一种图数据的表示如果能够包含丰富的语义信息,那么下游的相关计算任务如节点分类、链接预测、社区计算、相似子图计算等,就都能得到相当优秀的输入特征。主要计算任务包括:

节点分类——预测一个没有标签的给定节点的类型。

链接预测——通过一个已知的实体和关系预测另一个实体,或通过两个实体预测关系。

社区计算——识别密集连接的节点群,用来发现网络中的社区结构。

相似子图计算——计算两个子网络的相似性,图融合可以被认为是基于知识相似度的计算任务。

3.3.4 基于场景智能的预构建场景图谱库

(1) 城市图谱

随着物联网、云计算、大数据等技术的发展,智慧城市建设从感知智能到认知智能逐步提升。5G技术的应用将加快提升城市的感知能力,数据采集更快、更多、更全。数据包含了文字、图像、音视频等多模态,要把这些数据用好,需要把这些数据组织成大型的知识库,并将其作为智慧城市的基础资源。

由于知识图谱以资源描述框架(resource description framework, RDF)的形式对知识体系和实例数据进行统一表示,并可以通过对齐、匹配等操作对异构数据进行集成和融合,在语义搜索、问答系统、智能客服、个性化推荐等应用中占有重要地位。知识图谱技术在商业智能、智慧医疗、智慧司法等智慧城市各领域中具有广阔的应用前景。

城市的智慧教育、智慧医疗、智慧民生等都是围绕着自然人的数据开展的,因此智慧城市知识图谱建设的核心问题是构建以城市自然人为核心的本体,同时构建民生、教育、医疗等领域的子本体,形成多领域多模态的知识图谱结构,实现智慧城市知识图谱的应用生态。

理想的智慧城市模型应该是现实中运行着一个城市,网络上运行着一个对应的数字城市。现实城市运行中产生的各种数据,都能实时映射到数字城市,即数字孪生。而数字城市通过人工智能的模型算法,及时反馈优化现实城市的运行。目前不少城市已经把数据抽取到城市大数据中心,也实现了局部智慧,但数据结构设计仍模拟现实城市。

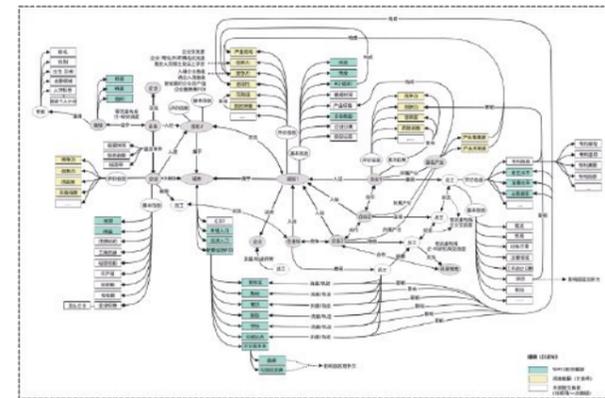
通过城市里面的实体构建城市的知识图谱,并且在图谱中描述关系方向、强度、时序等信息。智慧城市知识图谱和一般的智慧城市大数据中心的区别在于以下3点:

- 以人为本的设计思路,让智慧城市更好地围绕为人服务展开。一般的大数据中心把自然人信息、法人信息、地理信息、经济运行信息等都放在一个层面上,没有形成以人为核心的数据架构。
- 数据不与具体业务挂钩,而是在对城市大数据进行属性分类、关系分析之后提取更高层面的知识库,利于真正的数据共享。
- 结合图数据库技术及语义网描述体系、标准和工具,便于计算机系统对大规模知识系统进行存储与检索计算,便于人工智能模型之间的有机结合,特别是在语义搜索、智能客服、问答系统等方面的应用。

(2) 园区图谱

制定合理的园区发展政策,并能对招商效果、企业流失趋势、政策实施效果等进行分析预判以及时调整政策,对园区持续运营和抢占高地有重要意义。而单凭数据分析无法实现对未来的评估和预测,时空人工智能技术为此提供了实现的契机。提供园区交流分析、园区相似度查询与关系发现、与标杆园区的对比分析等交互式图谱分析。运用多源时空数据挖掘与基于人工智能的时空图谱技术,实现园区整个生命周期的动态化管理(如下图)。

- 目标园区基础信息查询:对相关信息根据所在地区、产业类型等指标进行查询;展示包括园区企业、常住人口、就业人口、客流情况、内外交流情况、职住平衡指数、交通便利性、周边配套设施、龙头企业、产业等信息。
- 产业关联分析:提供细分产业标签的上下游关系分析服务,为产业的强链、补链、增链、延链提供依据。
- 企业画像:融合政府数据,帮助政府构建企业法人库及企业关系图谱,为各职能部门对企业及法人的监管提供信息支撑。
- 园区招商引资:根据园区产业结构,产业链全景,及企业自身发展风险情况,提供多种场景、组合条件的企业筛选,对接园区发展需求,选取最适合园区产业发展方向和趋势的企业。
- 园区定位规划:对尚无产业规划的园区进行产业规划推荐,对已有产业规划的园区进行产业补全建议。
- 园区动态评估:依据产城一体、产业聚集、合作共赢等第四代产业园区发展方向建立可测度、动态可更新的园区评价体系。对园区从创新力、健康力、竞争力、影响力和发展力等各种维度进行综合评估,帮助园区运营者和政府管理者清晰了解园区整体企业现状。
- 园区对比归因:园区在发展过程中需不断提高核心竞争力,标杆管理是通过对标优秀园区来提升园区竞争地位有效管理方法。找出与标杆园区的差距,学习其成功经验,可以有效避免发展中的一些陷阱。如何收集标杆园区数据,快速建模与自身园区进行对比,找到两者的关键差异形成可操作方案,仍是难题。基于知识图谱,利用图表示学习算法和相似子图计算,计算自身园区与头部园区的图谱相似度,自动高亮最大差异点,即潜在优化点。
- 园区优化建议:针对最大差异点进行相应优化建议的智能推荐,并实时计算采纳该优化建议后的园区综合得分。



园区知识图谱



园区知识图谱可视化

(3) 社区图谱

运用时空AI算法,获取互联网等大数据,使用数据融合关联多源多方数据,进行社区知识融合。制定网格价值评估模型、社区智慧图谱,通过网格内用户价值评估结果对网格进行画像。运用时空AI技术构建网格画像分析模型的方法,通过在地图上任意网格或网格组合,实时对该网格区域内居住人口、工作人口、企业、基础设施、公共安全等进行分析推理,形成直观的可视化成果,便于相关方直接获取信息。可以快速分析推理出评价单元的区域包含人口综合分析、人口流动趋势、社区比较、社会治安等标签的区域画像,可以有效的辅助社区管理人员快速了解社区各区域形势,以便于更合理有效进行民生、治安、资源分配等工作的进行,为社区管理人员及社区服务人员提供便利,更好的为民众服务。

(4) 人群图谱

人群图谱指面向人群的画像标签体系,基于一定的指标输出多维度的数据计算结果。并结合基于人群活动、移动轨迹、活跃场所、工作、居住以及车辆状况等线下应用场景,产出各类标签、人群分类等内容应用于用户群体识别和用户分组,利用签到数据建立用户图谱,同时结合用户位置推断用户属性的框架,该框架从用户签到数据中抽取单个用户的空间、时间和位置知识,并利用时空人工智能引擎方法生成用户对签到位置的偏好,进而推断用户属性。

画像标签采用专业的时空人工智能算法,对出行数据的收集及处理,结合先进的自动化数据技术,再对数据进行智能清洗,结合人与地理位置的相关性数据,通过人与地理位置的结合、变化、频次等状态,实现人群标签的划分以及线下场景的捕捉,综合采用聚类算法、行为识别算法以及预测算法等对数据进行建模分析,深度学习用户行为特征,描绘用户画像,从数据统计到知识计算,构成人群图谱。

(5) 门店图谱

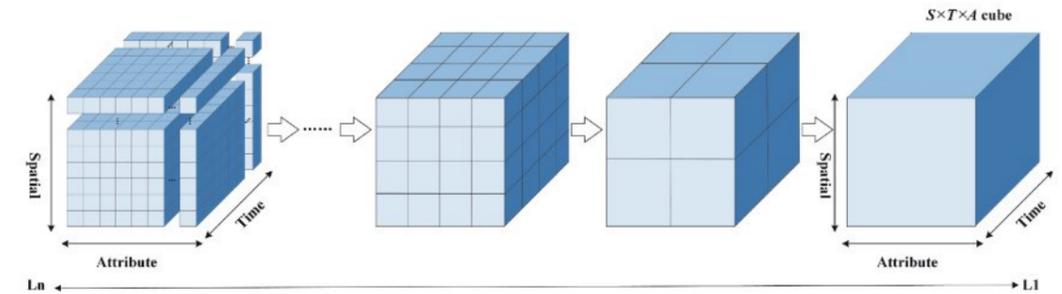
面向线下各种零售场景,进行了精准推荐技术的相关研究,主要包括以下部分:第一,构建商品知识图谱并设计用户画像标签体系,通过购买的商品组合给目标用户打上人群标签,基于人群标签产生推荐结果。第二,分析目标用户与购买过商品的用户的购物行为相似性,求出满足设定阈值的相似用户集合,并将集合中的相似用户购买的商品作为用户喜好,计算目标用户对候选特定商品的兴趣度,生成推荐结果。

(6) 商品图谱

随着电子商务在全球市场不断进行开拓,其中商品知识图谱承担了重要的角色,被广泛应用于平台治理、品牌运营、前端导购等核心业务。由于电商领域存在商品类型繁多、属性体系庞大等特性,商品知识图谱与通用知识图谱存在一定的差异。因此,本文主要研究基于商品属性的商品图谱构建,以及不同语言的商品图谱进行对齐与融合。

基于属性的商品图谱主要描述了商品的属性及属性值信息。采用基于规则的方法,设计领域相关的词汇表来提取商品的属性信息,基于属性增强的属性值抽取模型,不仅将属性视作标签类型,同时建模其语义信息,从而能够处理上万级别的属性,甚至是模型从未见过的新属性。商品知识图谱根据商品的详细信息和开放式的行业信息,利用图谱的方式存储商品信息,从而应用于商品管理、商品推荐等商务活动。由于商品知识图谱的应用场景众多,因此商品知识图谱还被细分为概念知识图谱、过程知识图谱、专家知识图谱和整体框架知识图谱等,不同商品图谱的构建重点和方式有所不同。在电商平台的日常经营中,描述商品属性信息的商品知识图谱在导购、推荐等活动中发挥了重要作用。此类商品图谱包含了商品的详细属性信息,由【商品实体,属性,属性值】三元组构成。

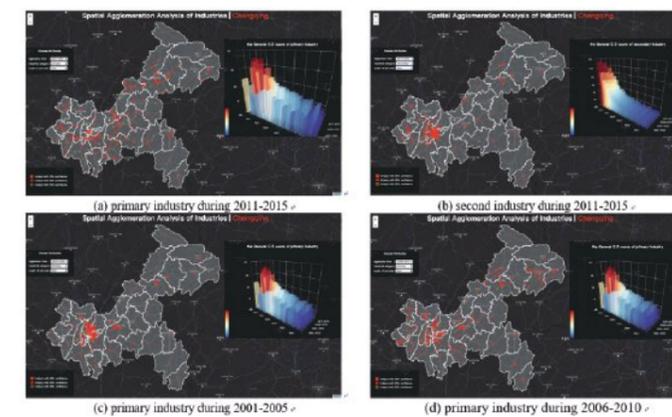
时空信息可视化就是将时空关联的信息通过计算机可视化手段展示出来,是信息化时代人类洞察时空过程内涵和规律的重要手段和高效人机界面,也是数据分析、数据挖掘等方法的有效补充,甚至在一些重要场合起到不可替代的作用。时空信息可视化的典型的例子有:空气污染传感器数据可视分析、出租车轨迹数据可视查询、多变量统计数据分布的定量可视分析、城市多维信息可视分析、国家气象局三维大气可视分析等。数字孪生城市的基础是城市时空信息的实时可视化,多粒度真实还原城市的大小部件机器运行状态,并提供在虚拟环境中操控真实城市的界面(如下图)。



以往对于数据在图形上表现只是停留在饼图、柱状图和折线图等简单的视觉表现形式上,为了更有效地传达数据信息,帮助用户理解,依附于目前多媒体的科技手段,可视化的表现形式从平面到三维,媒介形式从纸张到网络以及视频、虚拟环境,在互动性及时效性上都不断地发生着变化,智慧城市的建设中3D技术与AI、VR技术的深度结合,让人类产生全新的交互体验。

3.4.1 描述型可视化

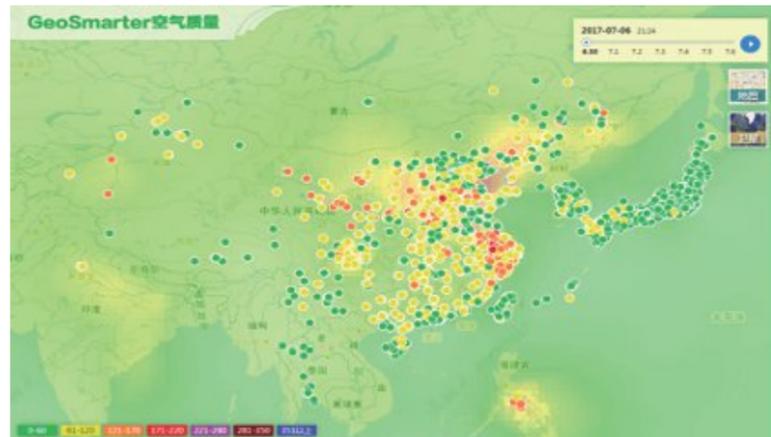
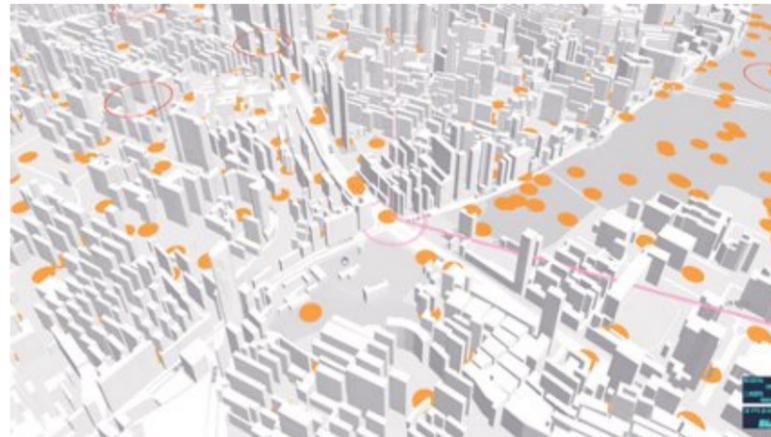
描述型可视化即人们通过观察图表直接接收图表所表达的规律价值信息,该可视化类型特点是不需要进行操作,仅仅通过直观视觉接收信息。依托于如今的高速网络和大数据背景,数据的时效性尤为重要。可视化技术与互联网技术的融合基于Web的便捷性,基于地图形式的可视化方式与GIS、地图等行业的结合具有较好的视觉效果,能够非常直观地展现数据中的群组信息(如下图),与地图结合的可视化有散点及聚合可视化、线性可视化、分级设色可视化3种形式。



基于地图结合的时空数据可视化

3.4.2 挖掘型可视化

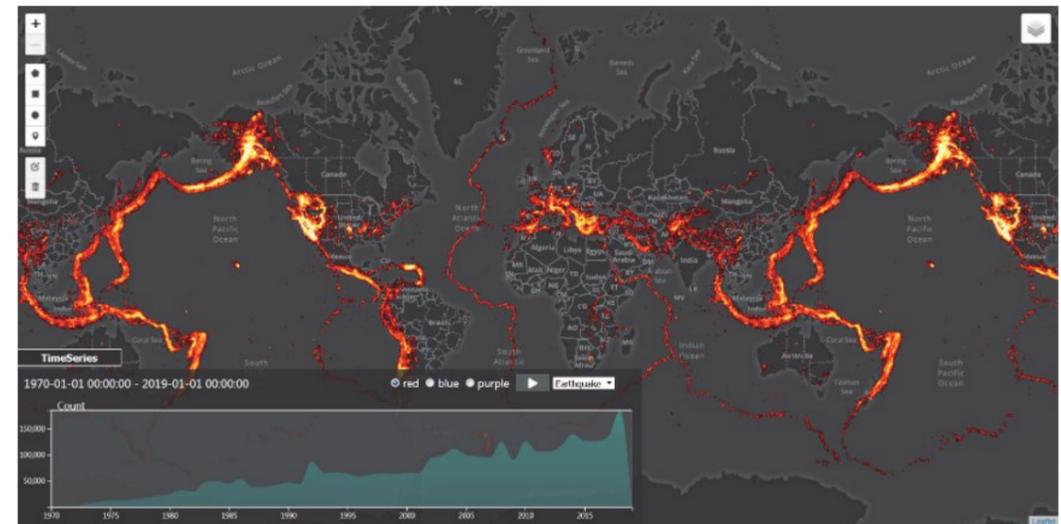
可视化技术与数据挖掘是相互驱动的,数据挖掘与数据可视化结合目前有3种方法:一是将可视化技术应用到信息领域,通过数据挖掘从数据库中提取出有用的信息;二是先进行数据的可视化,然后应用到数据挖掘工具中;三是把数据可视化用作补充和完善数据挖掘的一种方法。时空大数据挖掘常用的方法有分类、聚类、关联规则、神经网络、Web数据挖掘、深度学习等,数据挖掘可视化能够深入分析数据中潜在的价值规律为人们所用(如下图)。



面向数据挖掘的时空可视化

3.4.3 交互型可视化

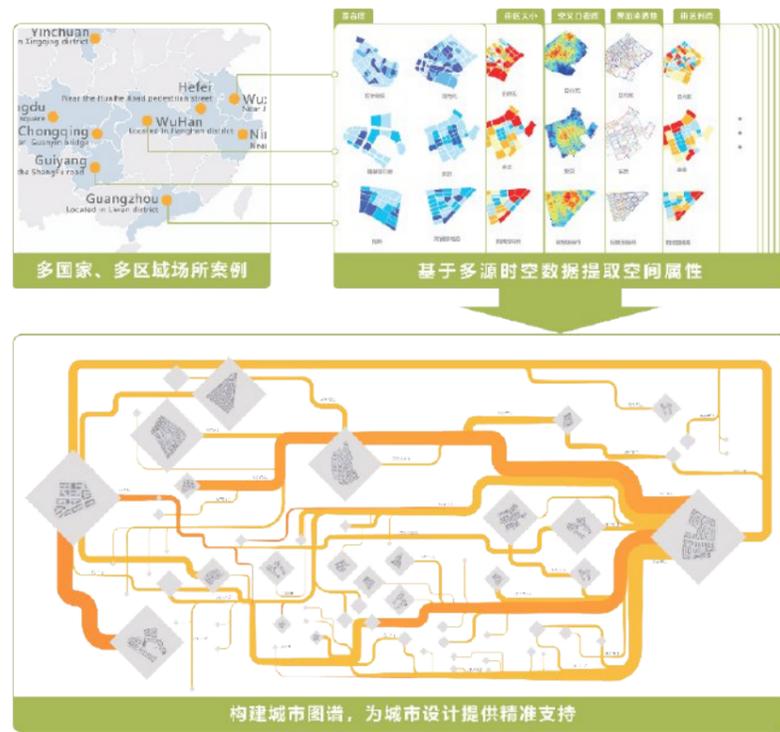
交互过程其实是一系列特定任务的集合,用户根据需求,与可视化界面中的图形元素进行交互式、响应式设计分析,加强用户对数据的控制力,建立起良好的人机关系,包括二维场景中的一些交互操作,还包括三维场景及虚拟现实场景中的一些交互操作,接收用户的交互反馈,并根据反馈生成新的可视化结果,实现查询、检索等需求。随着三维可视化、虚拟现实、3D互联网等技术的不断发展和深入,人们可以利用计算机去处理图形、图像、视频、声音、动画等,产生交互式的三维动画、动态仿真,对真实物理效果的模拟和较强的视觉冲击力加强用户对数据的感知能力(如下图)。近年来,交互可视化方面的成果主要分为以下两个方面:一是对时空数据进行动态可视化及可视性分析;二是运用虚拟现实技术对地形环境仿真,进而开展交互和分析。如让用户可基于城市3D模型进行人口管理、交通规划和城市建设等任务的高效智慧化人机交互操作,实现现实与虚拟的完美结合。



时空信息交互可视化

(3) 城市图谱:基于多城市时空数据库和知识图谱技术的空间基因库构建

丰富的城市大数据和相关算法不仅能用于认知城市现状、构建城市模型,还能通过大样本城市案例的分析,构建城市图谱。不同国家和地域,不同空间特征的数百个优秀城市案例的多视角、多标签分析,可以形成应对不同设计场景需求的城市空间基因库。以各类型城市空间位置为节点,以空间属性为节点特征,以城市空间之间的关系为边,构建知识图谱模型(如下图)。相对于传统关系型数据库,知识图谱具有深度特征提取的优势,可灵活响应实践项目中的设计需求,基于一定规则提取该区域的空间属性特征,帮助设计者在面对不同城市设计项目需求时都能迅速展开量化的特征抽取,运用多维度时空数据高效提升场地认知,为相关设计提供精准支持。

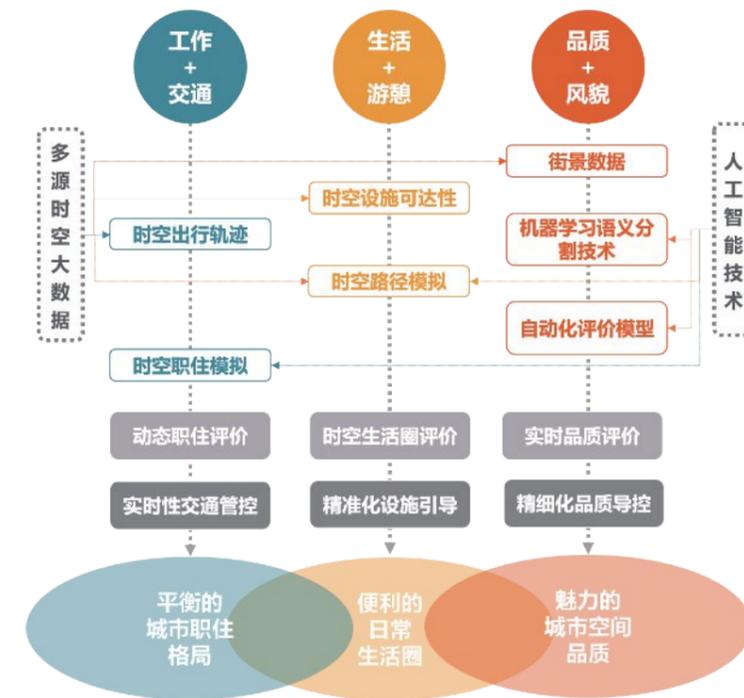


基于多城市时空数据库和知识图谱技术的空间基因库构建
(基于同济大学叶宇团队在Urbapedia平台的相关工作绘制)

4.1.2 城市体检

居住、工作、游憩、交通一直是城市的核心职能,也是城市体检关注关键议题。在城市人性化、品质化的转型背景下,城市体检首先需要评估工作与交通的基础职能满足情况,其次是生活、游憩等日常需求的解决情况,以及在此基础上的品质与风貌提升;从而精准查找城市建设和发展中的短板与不足。传统上城市体检以官方统计数据为主,结合多维度指标综合评估及社会满意度调查,主要依赖静态、小样本、低时空分辨率的传统统计数据,难以实现分析研判的精准化和实时化。

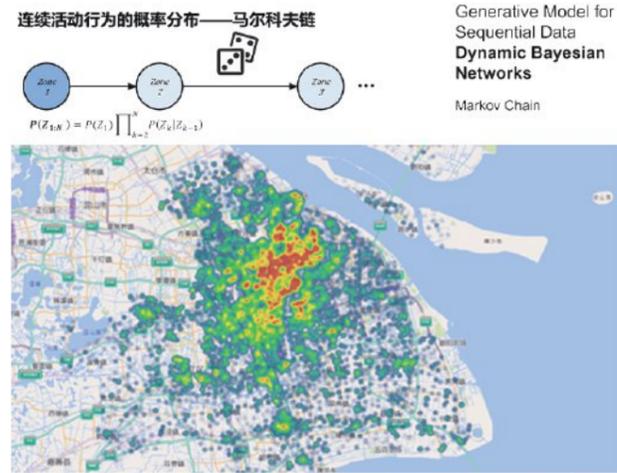
涌现中的城市时空人工智能可以全方位的支撑城市体检与更新(如下图)。首先,依托于时空大数据,建立全空间、全要素、全过程、一体化的数据体系,实现大规模、历史性、精细化城市运行状况监测;其次,基于时空人工智能技术,有望实现“自学习、自运行”,进而挖掘城市空间特征与具体指标的时空演变规律,回溯历史,把握“城市病”的根源,找准策略。这一时空人工智能体系支持下的城市体检,能快速响应、精准决策,灵活应对多层次、长时期的城市体检需求,从而深化数字孪生在工作与交通,生活与游憩,城市风貌与品质等城市体检场景中的应用。



基于多源时空大数据与人工智能技术的城市体检场景

(1) 面向工作与交通:基于时空行为特征的职住平衡评价与提升

职住平衡一直是衡量城市空间绩效的重要指标,也是城市体检的重要场景。既往研究与实践中,城市内部职住关系往往依赖于以交通小区为单元的交通普查数据,用静态职住比表达,在时空精度和数据效度上均有较大提升空间。时空人工智能技术,特别是手机信令大数据与深度算法的结合,可以进一步通过居民就业出行地和居住地的动态关联分析。手机信令大数据作为空间覆盖全面、通过手机用户被动提供位置信息的大样本数据,具有空间精确度高、连续、动态地反映手机持有者的空间位置变化的优势。而各种先进的深度学习算法可以高效利用海量的手机信令数据,从现状认知迈向模型构建乃至结果预测,不仅识别职住分布实时特征、探索城市职住平衡与通勤行为模式、时空资源配给的关系;而且还能进一步开展行为预测和模拟,为职住空间布局、城市功能引导等多方面需求提供指引(如下图)。



基于手机时空大数据的及人工智能技术的职住分布模拟

(2) 面向日常生活与游憩:基于时空生活便利度评价的十五分钟生活圈构建

在当前城市向人性化和品质化的转型的浪潮中,生活便利度作为衡量居民日常生活方便程度的核心指标和十五分钟生活圈评价的关键要素日益受到重视,但这一非物质实体的主观感受难以被高效采集与量化。时空人工智能支持下的生活便利度测度,可综合考虑步行、公交和地铁等多种出行模式划定每栋建筑的十五分钟日常出行范围,并基于海量兴趣点数据实现精确到每一栋建筑的、人本尺度生活便利度的实时化评价。基于时空人工智能技术的高频实时监测,可实现兼具大规模和高精度的市民生活便利度评价,进而找准设计介入点,为日常生活设施的规划提供引导策略,以及相关策略实施效果的监测和预评估(如下图)。



基于十五分钟生活圈的生活便利度评价

(3) 面向品质与风貌:结合街景数据与机器学习技术的城市空间魅力度评价

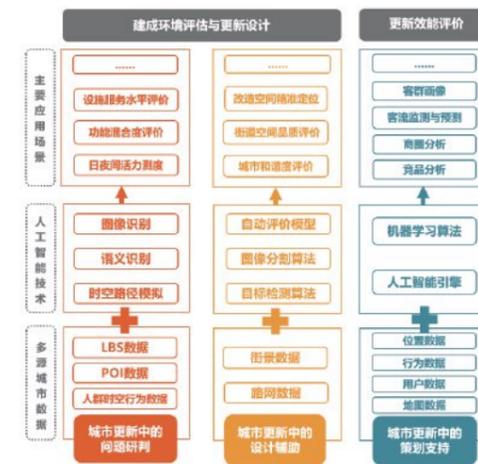
随着城市建设从高速推进型转向速度与品质兼顾型,城市风貌与品质监测也已成为城市体检的重要场景。但现有的城市空间品质评估往往只能点状开展,而不能实现全域城市空间全覆盖;而且空间品质与风貌作为一种主观经验评价缺乏科学化量化的评估标准。时空人工智能技术很好的解决这一痼疾。通过深度卷积神经网络算法等深度学习技术与海量街景数据结合,我们能高效测度绿视率、天空可见度等人本尺度的品质指标,还可通过训练智能化评价模型,让专家经验性共识可以被快速扩样和应用(如下图)。让以往较为棘手、复杂的城市品质评价变得不再只能绣花般的点状开展,而是能实现全域城市空间的批量全覆盖,从而高效应对高密度建成环境下的复杂问题。



基于街景数据与机器学习技术的街道空间魅力品质评价

4.1.3 城市更新

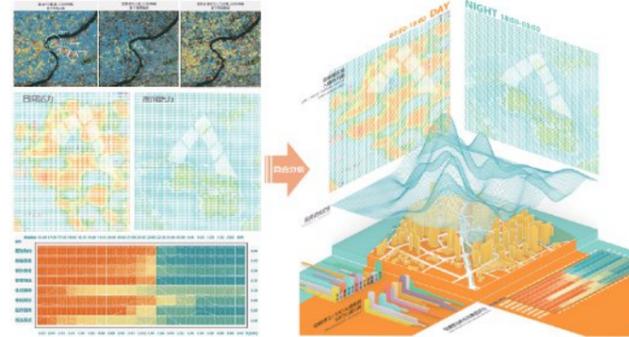
在经历粗放式发展扩张后,城市更新成为当下“提质”发展的主要方式。然而,以往城市更新相对而言规模不大、诉求单一,更新方案所需的基础数据多基于人工调研和传统资料。如今城市更新面临更为复杂的多元主体及经济社会诉求,催生了对城市更新中的问题研判、设计辅助和策划支持等典型应用场景。随着大数据和时空人工智能技术的出现,上述场景的实现已成为可能。一方面,城市决策者和规划师可以利用多源数据和时空人工智能技术对居民时空行为特征进行评估和研判,更好地认识城市活力区域和现存问题,为进一步更新行为的制定提供依据。另一方面,通过计算支持下的大规模、高精度的空间品质分析,准确识别具有更新潜力空间,以辅助微更新设计。此外,时空人工智能技术还能够通过客流监测、客群画像和商圈、竞品等分析提供城市更新区域的价值咨询与策划服务(如下图)。



基于多源时空大数据与人工智能技术的城市更新应用场景

(1) 面向城市更新中的问题研判:基于多源时空数据和人工智能技术

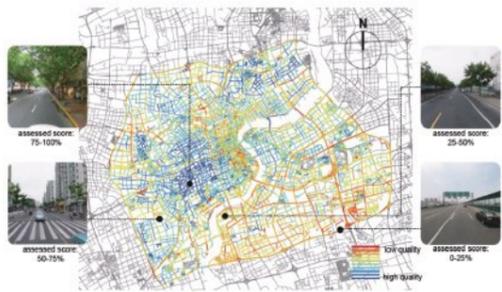
城市活力是以工作和生活为基础通过空间承载居民的经济、社会和文化等行为的综合性表征,分析城市活力能够揭示城市空间与功能组织对人群需求之间的匹配情况。同时,城市活力也是城市更新的核心目标之一,但传统技术条件下的城市更新对城市活力的分析需借助费时费力的田野调查、跟踪观测等方法,难以大规模开展。当下已有多种类型大数据(如LBS、手机信令)能够反映大规模人群的时空分布特征,多类功能要素数据(如POIs、大众点评)揭示现状城市功能结构特点。以这些多源时空数据为基础,利用语义识别、时空路径模拟等人工智能算法能够实现功能需求与服务供给匹配、活动需求与时空活力关联等基础分析,同时也有助于归纳居民行为与时空轨迹特征,进而识别城市活力的空间格局,为更新策略制定提供积极线索与依据(如下图)。



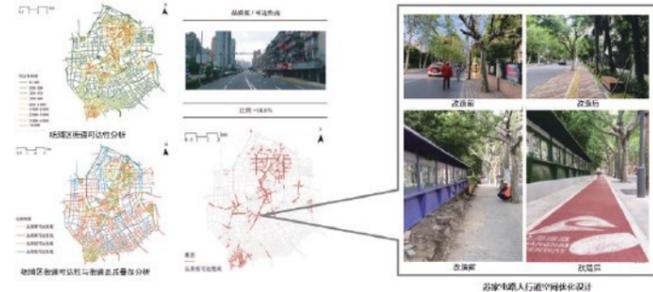
基于多源时空数据叠合分析的城市活力评估

(2) 面向城市更新中的设计辅助:基于多源数据支持和算法驱动的精准确城市微更新

城市微更新是通过对人本尺度物质要素的设计以实现环境品质的提升和功能的优化。以街道微更新为例,传统的设计实践对城市街道的品质特征缺乏全局认知,同时对特定区域的现状分析主要采用现场踏勘和定性分析方法。多源时空数据与机器学习算法的结合为街道品质进行大规模且精细化评价提供了可能。首先,图像分割算法能够大批量、精细化提取街景照片中的空间特征要素。其次,人工神经网络分析(Artificial Neural Network, ANN)能够实现对所有街景照片的品质进行大规模、高效率、精准化的评价打分,有助于从城市整体层面发掘街道品质空间格局与分布规律,为城市街道更新的总体设计框架提供指导。在此基础上,叠合路网其他特征(如路网可达性)的分析结果能够快速和精准识别需要优先更新的街道,并依据具体街道空间要素的分析提出具体更新策略及后续方案优化方向,最终形成“数据研判-设计分析-实践落地”的循环(如下图)。



基于街景数据与机器学习技术的街道空间品质评价



街道品质评价模型应用

(3) 面向城市更新中的策划支持:基于人工智能引擎与机器学习算法

商业价值的激活是城市更新的重要目的,开展经济潜力评估与效益预测是实现良好城市更新的重要基础。在城市更新领域,既有研究多采用人工观察、问卷调查和商业访谈等形式搜集商业行为数据,并基于简单统计模型进行价值效益研判,分析的准确度和规模性均有待提升。人工智能引擎与机器学习算法能够利用商家的商业行为和居民的消费行为数据解析城市现状商业价值与发展潜力,为更新对象和方式选择提供指引;同时,大量历史商业相关数据也能够为更新改造后的经济获益及其发展做出精准预测。比较典型的案例是我国维智科技(WAYZ LBI)公司研发的商业行为职能决策平台。该平台基于人工智能技术将人与场、场与场的线下时空关系有机连接起来,能够通过大数据分析反映实时客流情况并做出精准预测;并通过对相关商圈及竞品分析,为城市空间和商业功能更新提供重要依据(如下图)



WAYZ LBI 位置商业智能平台(来源:维智科技)

4.1.4 计算性城市设计

算法的快速发展正在推动城市形态分析的深化与城市设计的范式变革,在此基础上,以多源时空大数据为辅助的计算性城市设计正在被越来越广泛地使用。相关算法一方面能力立足海量时空数据所揭示的空间特征和行为需求,使特定空间形态的生成和设计决策对城市的影响可视化呈现,从而搭建互动式设计平台,有助于实现人本导向的城市设计;另一方面以生成对抗网络(GNN)为代表的算法可将目标函数的学习自动化,使人工智能更接近设计问题。其代表性应用场景包括但不限于:方案决策与推演、方案绘制等(如下图)。

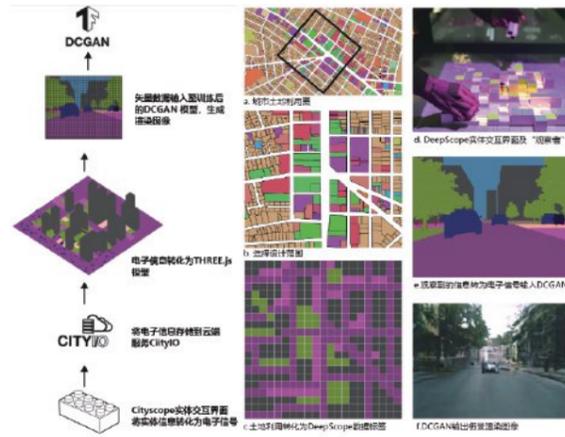
(1) 方案决策与推演:基于生成对抗网络算法的城市设计方案场景实时可视化

麻省理工学院媒体实验室(MIT Media Lab)研发的CityScope是一套人工智能增强的城市决策支持系统,其可以结合多源且海量的时空大数据,通过多代理模拟与机器学习实现城市决策的实时反馈,并将其反映在基于直觉的可触交互系统上,使用者可通过操作实体城市模型同步改变数字孪生模型的输入数据。此外,该系统能进一步提出人工智能优化建议,赋能决策者更高效地实现城市设计精准导航(如下图)。



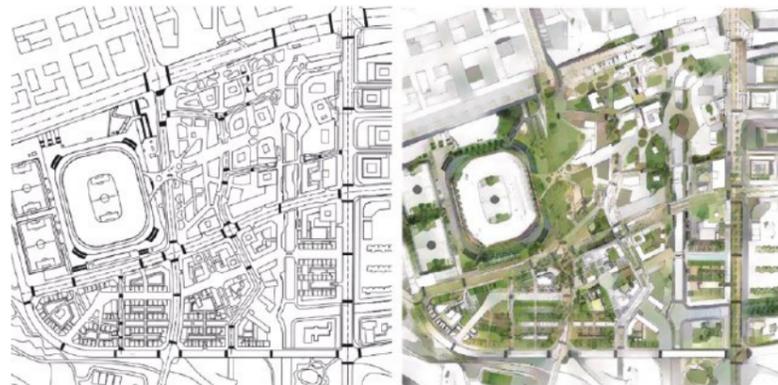
人工智能增强的城市决策支持系统(来源:MIT Media Lab)

在CityScope实体设计平台的开发基础上,麻省理工学院媒体实验室进一步引入了生成对抗网络算法,构建城市设计可视化平台。这一系统通过CityScope实现快速城市建模并存储至云端服务,并进一步输入至训练好的模型DCGAN中,根据街道元素标签自动生成渲染街景图像。此系统让设计师及非专业人士可在设计初期通过调整建筑体量实时获得视觉场景反馈,即时了解设计方案能产生的视觉效果并动态修正,有助于人本尺度的高品质城市空间实践(如下图)。



(2) 方案绘制:基于生成对抗网络算法的图像生成与设计辅助

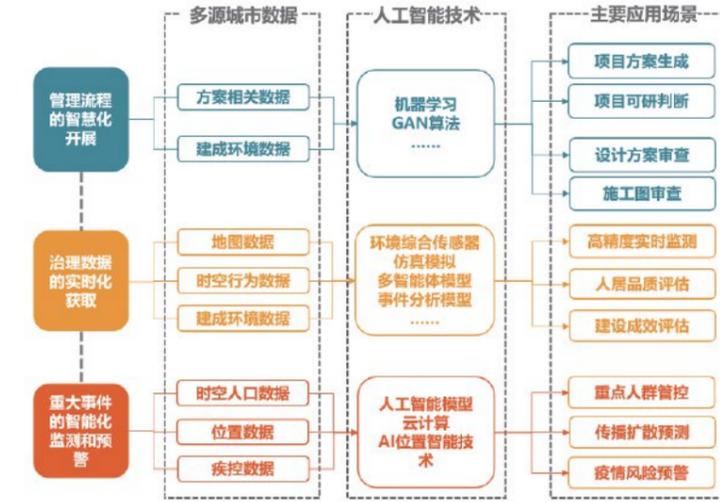
在传统的设计研判与优化决策之外,算法的进步还为高效的智能化设计工具开发提供了可能。同济大学与美国德州农工大学日前合作开发的MasterplanGAN工具就属此类。通过GAN类算法与设计需求的紧密结合,联合团队训练了一套智能化渲染算法,为城市设计总平面图智能化渲染上色并大幅提高效率。该算法可基于AutoCAD格式线条输入快速转绘风格化的总平面图,并在测试中表明相当接近手工绘制图像,初步实现了“类专家”水平的绘制,有望提高设计从业者即时可视化效率,为城市形态研究和城市设计带来另一视角的推动(如下图)。



基于生成对抗网络算法的MasterpanGAN工具输入(左)与输出(右)图像

4.1.5 城市治理

城市治理主要是通过对城市公共空间和公共服务设施的运行状态进行监测与管理,解决城市问题和协调公共利益,主要包含用途管制和评估决策等方面的场景。党的十九届四中全会明确提出了城市治理精细化、创新化的需求,催生了管理流程的智慧化开展、治理数据的实时化获取、重大事件的智能化监测和预警等一系列典型应用场景。时空人工智能技术的涌现为城市治理提供了新的机遇,推动空间治理向精细化转型。依托时空大数据平台和人工智能技术开展统计分析或仿真演算,有助于实现对城市运行状态的实时诊断和城市空间未来发展趋势的预测,为上述三个典型场景提供多方面的智能化支持(如下图)。



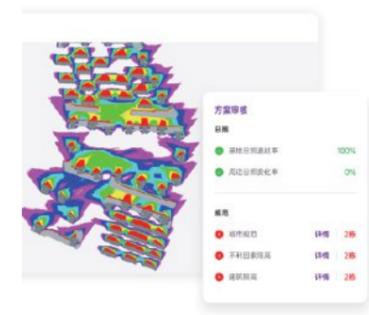
基于多源数据和人工智能技术的城市精细化治理场景

(1) 面向城市规划管理场景:规划指标的智能核算与智慧审批

传统的规划设计方案审批完全依赖于手工分析核算,效率低且不能适应目前集中供地背景下的需求。人工智能算法能够通过大量方案样本数据和建成环境数据的学习,实现项目方案的快速智能化研判,以及设计方案和施工图的智能审查,有望极大地提升管理效率。例如,中国城市规划设计研究院基于CIM平台建构了从规划立项选址到报批报建以及后期的动态维护的智能审批系统,提供了规划设计全周期的智慧化解决方案(图27)。另一个案例是小库科技(XKool)开发的智能审图系统,它能够用户上传的方案图纸直接生成三维方案,并实时观察相关指标数据,进行合规性提醒;同时,其人工智能技术还能够帮助快速完成规划方案和施工图在规范性、日照和指标等方面的审查工作,为高效且精细化的规划管控提供了技术支持(如下图)。



中规院智能审批系统



小库科技智能审图系统

(2) 面向社区治理场景:时空大数据和智能计算支持下的智慧社区治理

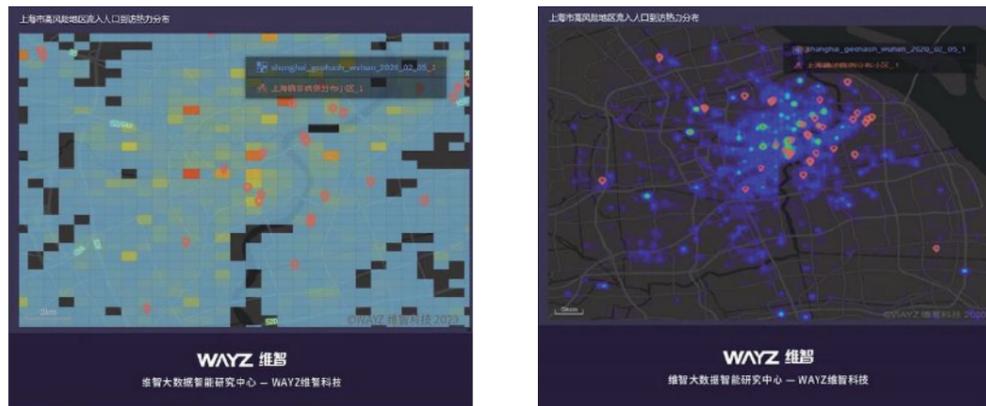
以往的社区治理场景中的各项决策缺乏针对性数据,难以支持治理决策精细化;而且相关决策行动从上至下逐级传导,效率低下且收效不佳。国际上谷歌公司开发了Sidewalk智慧社区模型,并在加拿大多伦多东部地区开展了设计实践;该模型主要是通过一系列的基础技术(ICT)(如城市事件与基础设施状态的机器学习建模、具有前端结构化处理能力的深度学习摄像头、基于数据地图的住房和社区事务沟通平台)建立城市的低成本分布式传感器网络,并基于实时地图平台和信息系统开展预测分析,从而实现社区的高效且精细化的管控。国内北京市朝阳区双井街道在“城市象限”公司支持下,整合传感器技术和人工智能算法建设成为精细化治理示范街区。基于传感器的街道移动环境监测网络的使用实现了街区的空间、人流、事件、环境等要素的全面感知;同时,多种模型分析技术(如社区体检模型、生活圈仿真模拟模型、基于多智能(Agent-Based Model)的小微空间设计优化模型)和智能报告系统(如大屏、桌面和手机终端)的运用,实现双井街道各个治理环节的精细化和动态化运行管控(如下图)。



北京双井街道环境综合传感器与智能治理平台(来源:城市象限)

(3) 面向事件预测场景:基于人工智能模型和云计算的智能预测与预警

以往传染病传播预测模型难以考虑人群时空活动特征,极大影响了预测的准确性和及时性。依托时空大数据,运用人工智能模型和实时动态云计算,将极大提升预测精度,为重点人群管控、传播扩散预测和疫情风险预警提供科学指导。维智科技(Wayz.ai)与国家卫生防疫部门、地方政府及公共安全系统,以及第三方服务平台等共同合作,开发了疾控AI分析平台;该平台利用空间大数据和位置智能技术,进行病毒传播动力模型分析,利用位置大数据寻找紧密接触人群和高危传播区域,为疾病防控提供决策支持(如下图)。



维智科技(Wayz.ai)开发的疾控AI分析平台

4.2.1 出行模式挖掘

城市居民是公共交通出行的组成主体,城市居民的出行活动规律是对城市公共交通运行状况的反映。因此居民出行活动的规律对于深刻理解城市公共交通具有重要的意义。当前,在大数据爆发的时代背景下,各种类型的时空轨迹大数据用于居民出行模式研究,如浮动车运行轨迹数据、交通智能卡刷卡数据等。该类型数据可以提取车辆运行的位置、速度、方向以等信息,被许多城市用作出行模式挖掘等方面研究。通过对居民出行活动模式的挖掘分析,可以识别个体或群体的出行活动是否规律或异常、出行目的的识别以及预测个体活动轨迹的相似性等。此外,利用公共交通轨迹数据还可以对城市居民出行活动模式与城市土地功能结合进行分析。智能卡数据和浮动车轨迹数据所反映的城市居民出行活动具有明显的时空相关性。当前大数据技术的发展,可以从数据驱动的角度和数据挖掘的方法来发现城市居民的活动模式。针对数据的时空信息,挖掘的思路主要分为三种:第一种是先从空间维度出发,挖掘移动对象在不同时间段内的聚类模式,然后按照时间序列进行拼接,得到完整的对象移动规律;第二种是先从时间维度出发,发现具有移动规律的时间区间范围,然后对该区间内的移动对象进行聚类分析,得到相应的对象移动模式;第三种是同时考虑轨迹的时空信息,将其综合起来作为轨迹相似性度量的基础,该方法可以有效的考虑轨迹的时空信息,有利于提高聚类的效率。(如下图)。



城市居民出行模式(全局)

城市居民出行模式(局部)

4.2.2 交通流量预测

交通流量预测问题首先是一个典型的时序数据预测问题,由于该类数据具有明显的时间周期性,因此常利用历史流量观测值来预测未来流量变化情况。在传统的时间序列数据挖掘领域中,有大量的经典方法,如自回归模型(AR),移动平均模型(MA)和差分整合自回归移动平均模型(ARIMA)等等。但若应用场景复杂,数据量大,这些方法就很难得到好的结果,性能也会变差,以近年来,越来越多的机器学习和深度学习开始被使用,它们比传统模型具有更好的性能和更高的精度。常用的深度学习模型包括针对序列数据的循环神经网络RNN、长短期网络LSTM及其变体GRU可用于预测短期的交通流量;同时,由于时空数据还存在空间属性,也可将交通流作为图像,利用卷积神经网络CNN进行预测,相较于基准方法有较为优秀的结果。进一步,同时顾及时序特征和空间特征,相关研究者提出了CNN与LSTM结合的ConvLSTM网络,结果证明该网络在时间和空间处理上有具有较为优异的结果。对于交通流量预测,常用的数据为出租车数据,因为出租车拥有较为稳定的数据采样来源,除此以外近年来使用的数据还包括:私家车定位数据、网约车定位数据、公共交通数据、交通流图像数据等。

4.2.3 智能调度

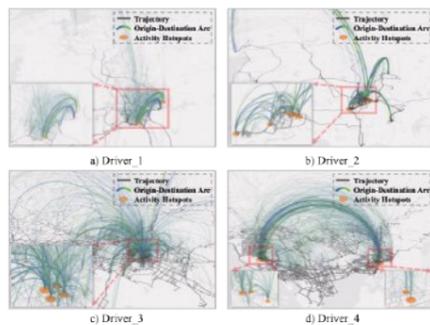
城市公交系统种类繁多,系统主要由出租车、地铁、轻轨等组成,隶属不同的部门,且各自独立运营,因此会造成不同部门间协作能力不足,公共交通运力难以发挥出最大作用。智能调度可以对公共交通整体谋划,使多种交通方式能够联系紧密,从而可在乘客出行更加便捷的同时也使得交通系统拥有更高的效率。智能调度是把先进的信息技术、数据通信技术、电子控制技术及计算机处理技术等有效地综合运用用于地面交通管理体系中,从而建立起一种大范围、全方位发挥作用、实时、准确、高效的交通运输管理系统。公共交通智能化调度系统所涉及的基础数据由动态数据和静态数据组成。动态数据是指随着时间实时更新的数据。包括站点客流量、车辆位置数据、车辆实时速度数据、交通流量数据、信号交叉口信号配时方案等等。静态数据是指一定时间内不发生变化的数据。这些数据中最重要的就是站点客流量数据和站点间运行时间数据。站点间运行时间历史数据可以通过公共交通调查得到,而更重要的实时站点间运行时间预测数据则需要结合历史数据、车辆定位系统的车辆位置信息间接获得。站点客流实时预测是公共交通实时调度的基础,常见的算法包括:聚类分析、逐步回归分析、时间序列预测方法、循环神经网络等。

4.2.4 交通事件检测

异常交通事件是干扰路网正常运行,降低道路通行能力与影响交通安全的主要因素之一;对交通异常事件的实时有效检测能够有效提升道路异常处理效率,是提升道路交通管理水平的重要环节。从事件检测原理主要将检测算法划分为四类:(1)基于特征参数阈值,该类算法选取具有区分能力的交通特征并根据历史经验标定相应阈值,当其选取特征变量的检测值超过相应阈值时,发出异常交通事件警报;典型代表有加州算法、动态阈值算法;(2)基于概率统计,通过对历史数据统计分析,得到有无异常事件发生时交通参数先验分布,并结合当前交通状态发生交通事件的条件概率,判断事件发生条件是否成立。该类算法主要包括统计理论的标准偏差算法、贝叶斯概率分类法、概率神经网络;(3)基于特征分类,该类算法通常选取流量、速度和车头时距等交通基本参数作为分类模型输入,利用交通事件发生状态与正常状态的交通参数的差异训练分类器。随机森林RF与支持向量机SVM是该类算法代表;(4)基于预测回归,将交通参数时序数据作为预测模型输入,对未来交通状态进行规律预测并比较实际检测值与模型预测值的差异,若检测参数偏离时间序列规律则判定事件发生,其中卡尔曼滤波和小波分析等算法为典型代表。除此以外,近年来视频数据作为一种实时性较强覆盖范围较广的交通监测数据来源被广泛应用于交通事件检测,由于图像的典型特征结合的算法常为卷积神经网络及其变体包括CNN、R-CNN、YOLO等。

4.2.5 个性出行服务

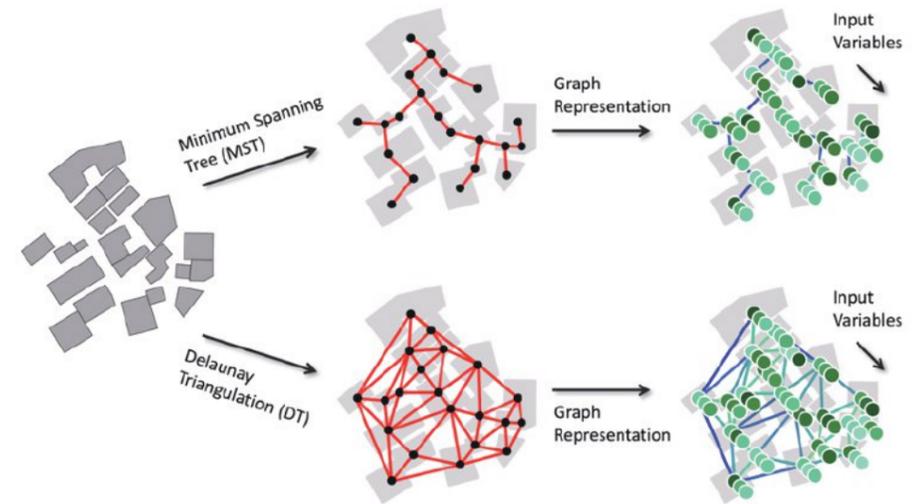
随着智能交通管理系统的广泛应用和交通信息化的发展,交通服务越来越成为社会公众出行必不可少的环节,当前的交通服务面向社会公众只提供了基本的、广播式的服务,公众在获取信息和服务的时候需要进行查找、筛选和辨别,过滤出自己需要的信息,而无法根据自身的需求定制交通服务,将定制的内容,通过指定的渠道或者手段,在规定的时间内发送给出行者。因此,个性化的交通服务研究,是对新的交通服务方式的探索,通过个性化服务系统将融合后的交通信息按种类进行服务产品化,以供社会公众通过系统进行服务定制,并将个性化信息推送给定制的出行者。目前针对于服务用户,可以将相关研究分为针对驾驶员、乘客、普通出行者三个方向,典型的应用包括交通信息推送、个性化导航、出行方式推荐。开展上述应用的基础主要包括:基于机器学习和人工智能的交通数据挖掘、交通出行行为分析和个性化交通服务系统构建等方面(如下图)。



个体出行目的地预测

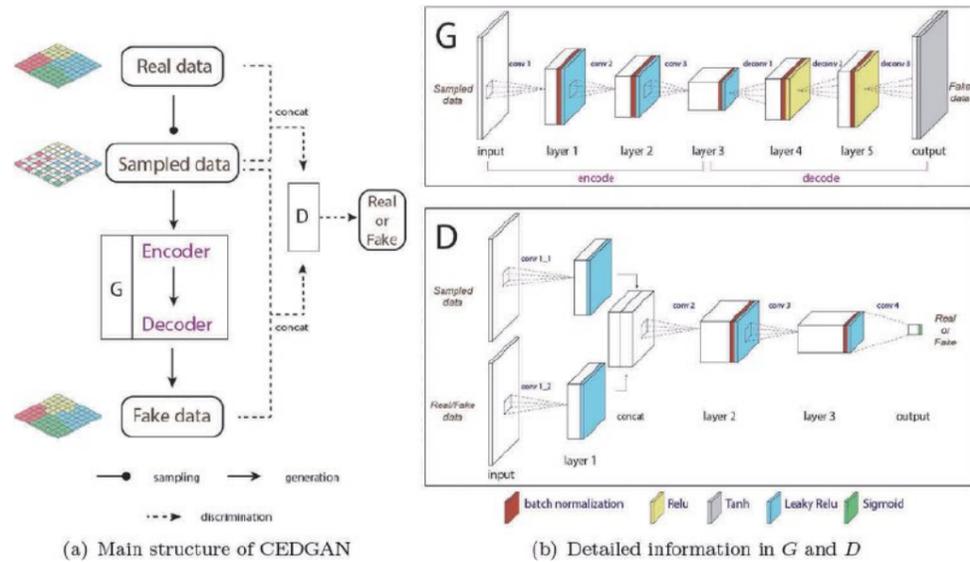
4.3.1 地理空间理解与计算

随着时空地理大数据的爆发式增长和信息技术的推动,地理空间建模分析方法与人工智能技术具有广阔的交叉前景。时空人工智能的思想可以很好地顾及地理规律的复杂性、地理信息表达的多样性以及地理数据的不完备性等关键问题,为构建更加智能化的地理空间建模和分析方法提供扎实的理论基础和技术支撑,辅助人类更好地理解“人类-环境”复杂系统中的各类地理现象。首先,地理现象的机理复杂性驱动着地理空间模型的设计和演变,时空人工智能可为地理空间模型和计算框架注入更大的发展潜力。经典空间分析中常用的统计或计量方法,在建模复杂的空间规律时,存在着一些难以突破的瓶颈。针对传统模型的不足,在20世纪80年代,已有相关学者提出了AI in Geography等地理智能的概念雏形。而在20世纪末期,学界出现了面向地理空间分析与建模的计算神经网络(Computational Neural Network)框架基础,为地理模式分类(Pattern Classification)、聚类(Clustering)、空间函数逼近(Function Approximation)、预测和推断(Prediction and Inference)以及空间优化(Optimization)等核心任务提供新的空间分析手段。其次,各类深度神经网络模型的架构基础与地理信息系统表达模型有着紧密的对应关系,可以被应用于地理空间格局的表达和建模之中。例如,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks)可以很好地对栅格数据间的空间关系进行建模、对规则地理空间分布中的依赖性知识进行建模,进而实现准确的地理空间模式分类。图卷积神经网络(Graph Convolutional Neural Networks)则可用于处理基于对象或网络地理信息,深度挖掘空间网络中的关系,用以支持不规则空间分布或空间交互网络中的地理知识发现(如下图)。除此之外,深度神经网络中还一定程度上考虑到了距离衰减、空间异质性、尺度等重要的地理空间性质。



基于神经网络的不规则建筑物群落表达模型(来源:Yan et al. 2019)

此外,推测与预测是地理空间理解和计算的首要任务之一。由于时空大数据的有偏性,在特定时空切片下能够观测到的空间分布或交互数据仍然是不完备的。以数据驱动为核心的地理人工智能(GeoAI)研究范式,特别是深度学习与地理空间分析模型与方法的结合,是传统数学建模和统计检验等地理空间分析方法的重要补充,有助于实现更加准确合理的推测结果(如下图)。对地理空间信息的推测,目前有空间插值、时间序列预测、移动模式预测、地理语义推理等主要研究方向,已被广泛应用于公共医疗、灾害预警、交通出行等相关领域。



基于条件生成对抗神经网络的栅格地理空间分布插值模型(来源:Zhu et al. 2020)

正如AI作为计算机科学的一个分支,企图生产出一种能与人类智能相似的方式做出反应的智能机器一样,GeoAI作为地理信息科学的前沿之一,能够为空间位置理解、空间格局表达、时空预测、地理知识发现等提供有力支持,试图辅助人类描述和认知复杂的真实地理世界。作为一门新兴学科,地理空间理解和计算中有诸多与时空智能紧密相关的研究方向和问题有待进一步探索,例如:

- (1) 开发新的开源地理空间基础数据集,使GIS学者能够通过可对比的实验提高研究的可重复性与可扩展性;
- (2) 利用人工智能的非监督学习或自监督学习框架来减少对带标签的训练数据的依赖;
- (3) 构造可解释的GeoAI模型,构建时空显式的GeoAI模型,从而清晰、直白地理解GeoAI模型中学习到的知识;
- (4) 提高模型的迁移能力,保证基于A地理区域的数据训练的模型能够被迁移至B区域进行应用,等等。

4.3.2 行为模式预测与移动群智感知

近年来,随着信息通讯技术的快速发展和位置感知设备(例如GPS接收机、智能手机、智能手表)的普及,对个体行为模式及其研究带来了深远的影响,个体行为模式在商业智能、城市交通、公共卫生事件、灾害应急等领域有着重要的价值。个体行为模式预测主要利用的数据包括:GPS接收机、手机基站定位大数据(话单或信令数据)、基于位置的服务应用程序产生的移动定位大数据、带有地理标签的社交媒体大数据。

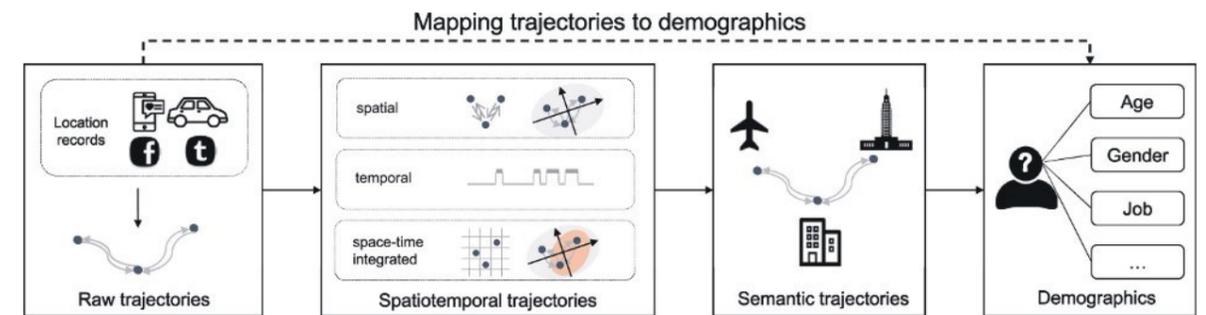
GPS接收机在室外的水平误差平均在10~20米,个体出行日志调查研究中采集个体移动信息需要配备大量GPS接收机并涉及隐私问题,因而在现有研究和应用中多向小规模人群发放并需签署相应协议。

手机信令数据利用基站定位,精度相对较低(取决于基站覆盖密度,一般在100米到几公里),但是可以连续追踪个体的位置变化,尤其是当前手机使用非常普及,手机定位使得采集海量个体移动信息成为可能。例如在抗击2019新冠肺炎中的“通信大数据行程卡”小程序正是通过追踪手机的位置识别出个体到过的城市、场所等信息,对于疫情防控发挥着重要的作用。

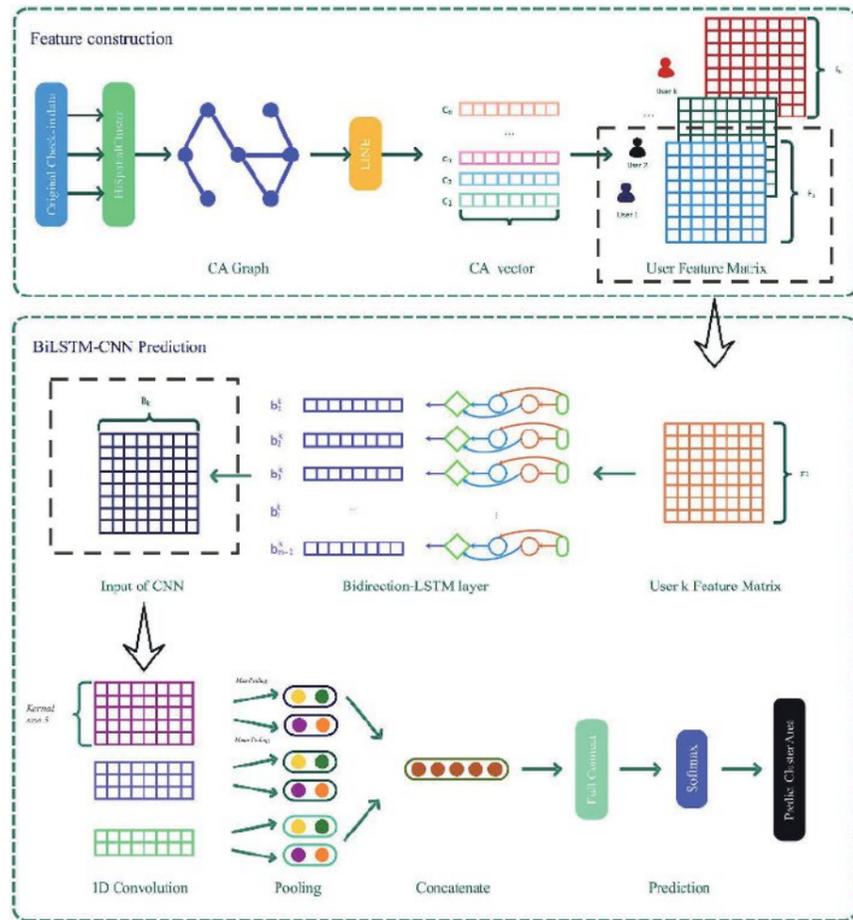
基于位置的服务应用程序(App)包括地图导航应用、共享出行应用、天气应用等,基于此类程序产生的个体位置数据信息一般来说数据量非常大,采样频率取决于个体使用App的频率,定位精度取决于与智能手机的定位精度。该类位置大数据在商业智能(比如选址服务、到店客流量分析)、交通流预测等领域有很高的应用价值。

最后,带有地理标签的社交媒体大数据(比如新浪微博数据)除了包括个体位置信息外,还包含丰富的多媒体信息(文字、图片、视频),对于分析个体移动行为所产生的环境背景、情绪状态、关联的事件和场所等语义特征具有独特的价值。

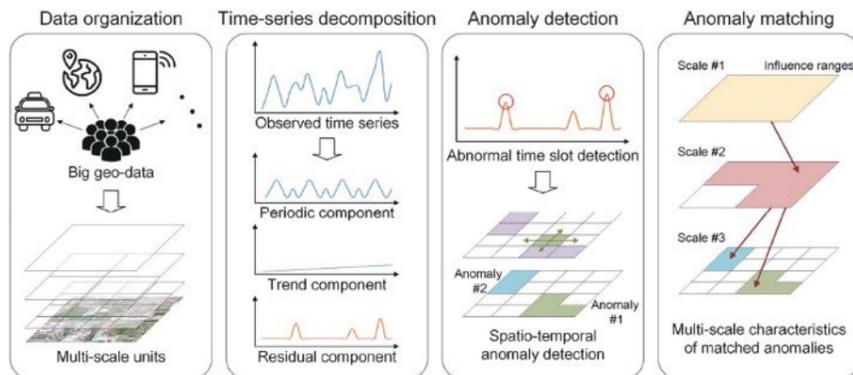
基于位置大数据的个体时空轨迹数据挖掘的主要任务包括用户画像、发现个体频繁到访区域、异常路径、相似路径以及未来位置预测等(如下图)。为了发现时空轨迹模式,需要对空间进行划分以实现数据聚合。通常,空间划分采用规则的网格划分,然而不合适的空间划分会带来计算量过大或特定模式丢失等问题,因此研究者们采用隐马尔可夫模型实现轨迹的预测,以避免空间划分带来的问题;除此之外,神经网络模型、卡曼滤波等方法也可用于预测个体时空轨迹。此外,基于智能体的模型(ABM)可用于模拟大量个体之间的时空行为和交互过程,据此模拟复杂系统的宏观特征,对于城市人群动态感知和风险管理具有重要价值。



基于时空轨迹挖掘的用户画像(来源:Wu et al. 2019)



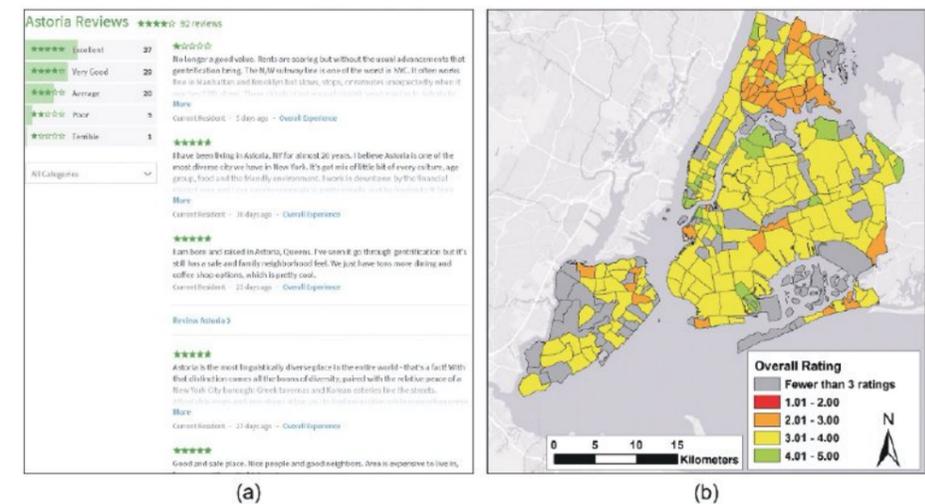
基于用户时空活动信息和深度学习模型来预测用户未来访问位置 (来源: Bao et al. 2020)



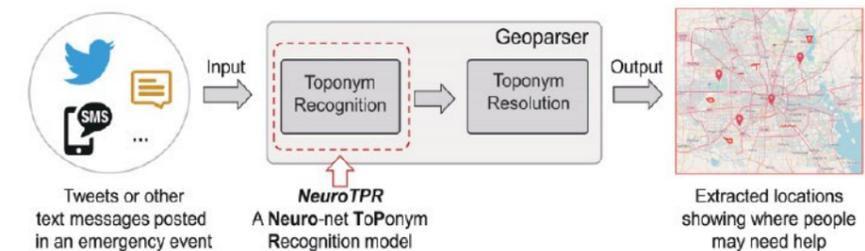
多空间尺度下的个体移动时空异常路径检测流程 (来源: Cheng et al. 2021)

4.3.3 地理文本语义分析

地名源于人们对于地理要素或场所进行概念化及命名。基于地理文本的数字地名词典和非结构化的地理文本数据在地理编码、空间定位、导航服务、地理信息检索、时空知识组织和位置数据驱动的智能决策方面发挥着重要的作用。地名词典以词条或记录为单位存储地名实体的地理属性。在地名词典数据库的一条词条中,通常至少包括地名文本、类型、地理位置三部分信息。大多数地名词典数据库都是由权威机构采集制作,由于数据量大、制作成本高、更新周期较慢,因而如何从海量自然语言文本和社交媒体大数据中自动采集和提取地理文本信息显得非常重要。地理文本语义分析的数据源主要包括百科网站、旅行博客、微博、用户点评网站等。地理文本数据语义分析主要处理步骤包括地名识别、地名解歧和匹配、空间坐标提取等。当前用于地理文本数据处理的多种分析方法主要包括:主题建模、基于规则的匹配算法、深度学习模型等。地理文本语义分析的智能应用包括从用户文字评论中获取人们对场所的空间范围的划定、以及对于居住环境的意见和情绪表达(图39),自动识别与理解用户空间查询语句并进行智能推荐GIS空间分析功能和匹配操作工具等。此外,采用改进的深度学习模型来分析带有地理标签的社交媒体文本数据可以更精准的提取自然灾害期间用户所在位置,辅助灾害应急响应决策与救援工作(图如下图)。



基于网络社区评价众包数据理解小区综合环境质量 (来源: Hu et al. 2019)



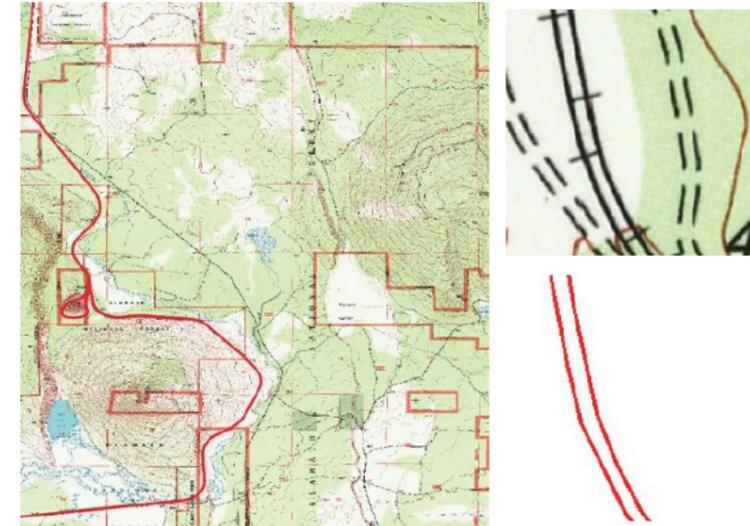
基于带有地理标签的社交媒体文本提取应急场景下的用户位置和需求 (来源: Wang, Hu and Joseph 2020)

4.3.4 地图服务

地图学是艺术与科学的结合。王家耀院士在“第三届全国地图学理论与方法研讨会”提出了在人工智能时代地图学需要的十点“传承、创新和发展”，着重强调了如何结合地图学的基础理论、科学思维与认知方法，以及大数据时代、人工智能时代的新研究范式和技术路线，推动地图科学的创新发展和地图服务的全面升级。网络电子地图服务是利用成熟的网络信息技术，计算机技术，地理信息系统技术，基于互联网实现的一种新型地图服务方式。以谷歌地图、百度地图、腾讯地图等为代表的地图服务的普及推动了大众化地理信息服务新的发展阶段。

近几年，人工智能在地图服务中的创新应用主要包括以下几个方面。首先，利用深层卷积模型可以自动提取地图和影像上的多类别地物目标、地图符号和文本标注信息(图41-42)。在此智能应用中需要考虑地理空间拓扑结构特征以及区分文字和地图符号模式识别的差异，从而得到更好的电子地图自动解译结果。其次，利用强化深度学习方法可以精确标注当代地理要素在历史扫描地图上的空间位置。再者，利用生成对抗网络模型可以进行地图样式风格的迁移学习，地形图的阴影自动渲染，并利用合成信息来改进制图风格设计或实现国土安全领域的地图位置电子欺骗。最后，人工智能与地图设计的整合可能会部分地实现制图综合的自动化工作流，比如建筑物多边形的简化与聚合、道路网的线简化与按联通性合并等步骤。

此外，与先前介绍的个体行为模式挖掘与预测、用户画像等相结合可以推出更智能化、可定制化的地图服务，应用于智能化的个人出行服务场景。



从扫描的纸质地图中自动识别地图矢量要素 (来源:Duan et al. 2020)



基于深度学习模型从遥感图像中自动提取多地物目标(来源: Xie et al. 2020)

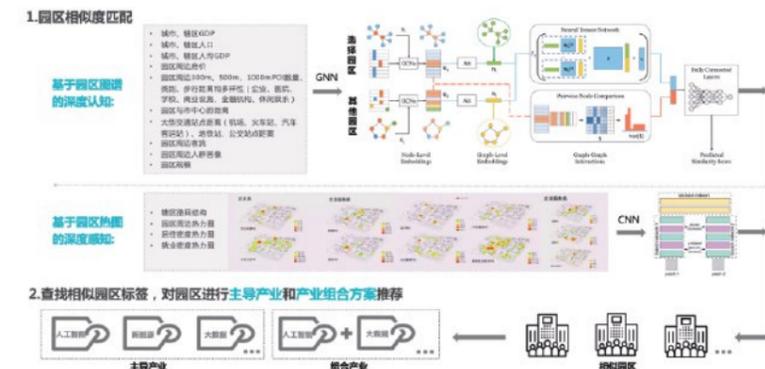
4.4 园区智能

4.4.1 产业定位规划

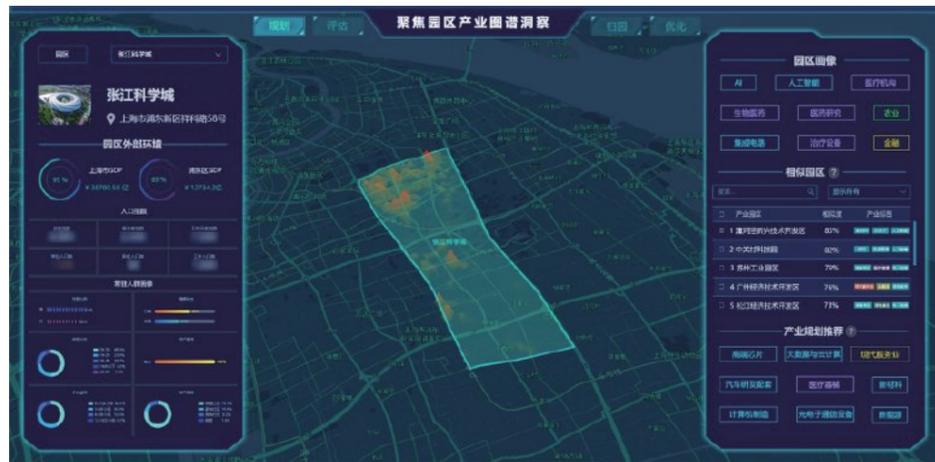
产业规划是园区发展的基础所在。需要深入考虑本地经济水平、资源优势、配套支撑、产业基础等多重因素，传统基于专家经验指导的方法耗时且无法保证能对复杂因素进行全局把控和科学分析，以致许多园区无法形成核心竞争力，呈现粗放发展模式。

基于时空人工智能能够对尚无产业规划的园区进行产业规划推荐，对已有产业规划的园区进行产业补全建议，聚集把优势传统产业做大做强、做优。结合知识图谱技术，将多源数据进行图谱化，利用图结构表示学习和相似子图计算，挖掘数据之间潜在的关联信息，最终服务于上层业务与客户。产业定位规划主要包含以下步骤：

- (1) 园区相似度匹配
- (2) 查找相似园区标签，对园区进行主导产业和产业组合方案推荐(如下图)



基于图挖掘的园区产业定位规划(来源:维智科技)



园区产业规划推荐可交互界面(来源:维智科技)

4.4.3 招商引资与招才引智

利用时空人工智能技术,融合多源政务、企业及互联网数据,构建园区招商引资与招才引智知识图谱,并通过图相似度计算等图挖掘算法,深度洞悉和匹配园区对企业和人才、企业和人才对园区的双向需求。挖掘适合园区主导产业招商的目标企业以及符合企业招聘目标的专家及人才,寻找招商招才路径精准触达。

根据园区产业结构、产业链全景、企业发展综合评估指数、人才综合评估指数提供多种场景、组合条件的企业与人才筛选,依托成熟的筛选、排序规则和挖掘、推荐算法模型,精准对接园区发展需求(如下图)。同时,在招商方面,实现招商引资项目从招前评估、项目落地以及招后监管的全流程管理,创新招商引资模式,提升招商引资效率,回答传统经验主义主导的招商难题。

招商引资

潜在招商目标测度技术方案

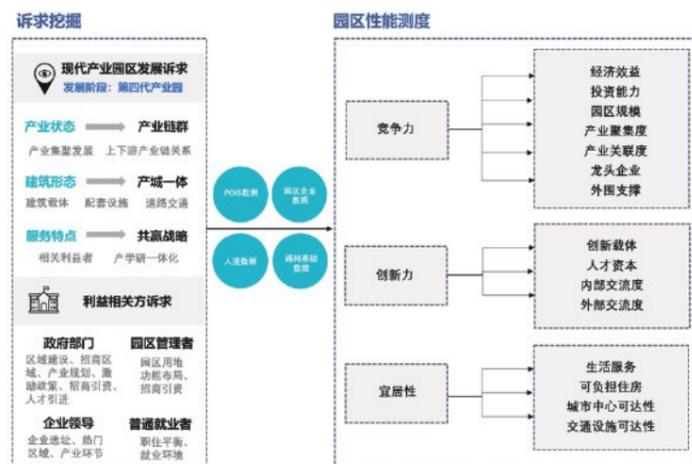


招商目标推荐技术方案(来源:维智科技)

高层次人才对于园区和企业创新能力的提升至关重要。在挖掘潜在人才过程中需要综合考察潜在人才的各方面信息,包括文献、专利等作为领域技术人才的重要产出成果。结合自然语言处理充分挖掘网站文献专利等信息,并基于知识图谱分析技术全方位多角度描绘人才画像与人才社交网络,能有效、高效代替传统的分析方法来识别领域关键人才(如下图)。

4.4.2 园区质量评估

动态监测评估是园区管理的重要内容。目前园区评估多基于专家打分及调查问卷,人力成本大、动态更新难。且新时代园区发展逐渐演化升级,在产城一体、产业聚集、合作共赢等方面有了更多需求,如何获取多尺度、多维度数据,并依此建立可测度、动态可更新的评价体系是亟待解决的问题。依据第四代产业园区发展方向建立可测度、动态可更新的园区评价体系。对园区从创新力、健康力、竞争力、影响力和发展力等各种维度进行综合分析,展示包括企业的发展指数值以及详细的发展情况数据字段包括融资历史、投资事件、企业专利著作、网站备案、舆情等明细,实现对园区的质量评估。帮助园区运营者和政府管理者清晰了解园区整体企业现状(如下图)。



园区质量评估因子(来源:维智科技)

招才引智

潜在招才目标测度技术方案



招才目标推荐技术方案(来源:维智科技)

4.4.4 风险预警

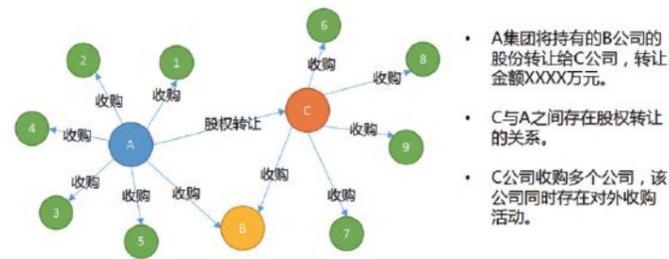
(1) 企业风险预警

由数据接入、数据清洗、文本分析、风险预警建模、风险预警应用等几个层次构成。通过企业工商、负面舆情、财务风险、经营风险等多维度数据对企业风险指数进行风险预警建模与综合评估。对采集获取到的外部数据，利用自然语言处理技术进行分析并挖掘其中的风险特征，以风险标签的形式输出。除挖掘企业自身信用风险外，基于企业知识图谱，发现企业间分散化和隐蔽化的关联风险。包括企业之间的关系，如投资、担保、违约、收购、股权转让等；企业与个人之间的关系，如股东、高管、离职等；除了上述基础的关联关系外，还可以供应链关系和企业资本关系作为维度(如下图)。



企业风险预警技术方案(来源:维智科技)

- **自身信用风险**:聚合该企业自身存在的司法、经营、监管等风险信息。
- **关联风险**:挖掘企业的关联企业(如企业股东、投资公司、分公司)和关联人(如法定代表人、实际控制人、股东、主要人员)的司法、经营、监管等风险信息(如下图)。



企业关联风险图谱

- **历史风险**:聚合该企业自身曾经存在的司法、经营、监管等风险信息。这些风险可能已经处理完毕,但对于评估企业过去的状况有较大帮助。
- **提示信息**:企业自身,及关联企业和关联人员的法定代表人、大股东和实际控制人、对外投资等工商变更信息。
- **负面舆情**:企业自身,及关联企业和关联人员的敏感舆情信息。等工商变更信息。

在风险特征挖掘、关联图谱构建的基础上,利用机器学习和深度学习模型对风险进行自动预警和管理。模型算法主要涉及逻辑回归、决策树、聚类分析、支持向量机、卷积神经网络、循环神经网络(包括长短期记忆网络)、图神经网络等。同时重点监测企业最新动态,以日报方式推送监控企业的变更信息,提前预知目标企业潜在风险。

(2) 园区风险预警

从园区企业舆情、经营、司法、财务多个维度,对园区风险进行监控识别、程度分析、结果评估,帮助园区运营者提前感知、预知、关注潜在风险,以便在企业选择、企业入驻、企业运转过程中及时做出正确决策,提高企业风险的识别效率。

(3) 企业和人才流失风险

持续对园区企业和人才流失风险进行监测和控制。在这个过程中,需要识别、分析和预测新的流失风险,保持对已识别风险的跟踪,监测不可预见流失事件的引发条件,评审流失风险应对措施的实施效果。主要结合实时动态时空数据,根据园区流量的异常检测进行企业和人才流失监测和预警,基于深度学习中常用的卷积神经网络、循环神经网络以及知识图谱的链接预测技术,将流失现象与个人因素、环境因素等综合因素结合起来进行可解释的未来流动预测,并能够进一步评估和预测配套设施建设、招商引资、招才引智等政策干预对流失的影响,以有效防范企业和人才流失,加强园区管理。

4.4.5 舆情监控

网络舆情对于企业的影响不可忽视,无论是企业的负面新闻被曝光,还是大众对企业的种种不满,或是来自竞争对手恶意冲击,都会通过舆情得以体现。良好的企业舆情监控和分析管理能力,可以使企业在面临负面形象危机时起到积极导向作用,帮助企业维护品牌形象。基于时空人工智能的舆情系统主要包括:新闻采集平台、算法分析平台、知识管理后台和数据展示等部分。

新闻采集平台底层基于分布式高吞吐网络采集系统,能够实时采集全网全渠道的新闻资讯和政府公告数据,涵盖媒体门户网站(如人民网、新华网等)、自媒体平台(今日头条、微博微信等)、各级政府机构门户网站(银监会、证监会)等,通过数据清洗输出高质量的新闻数据。

结合自然语言处理、深度学习和知识图谱技术,算法分析平台提供从底层的分词、句法分析,到文本分类、文本聚类、金融主体识别、主体情感识别、事件要素抽取等基于应用任务各类模型,再到高层阅读理解、文本摘要、自动写作、热点事件影响力分析、事件溯源分析等深层次语义分析的技术,实现舆情动态的实时跟踪,舆情演变趋势分析和预测,当有热度或正负面变化时可及时预警,防止舆情的发酵和次生舆情的滋生。

热点话题聚类:针对新闻内容,分析其包含的主题信息,并根据主题信息进行聚类,并筛选出热度最高的主题新闻展示给用户。主要基于无监督的主题聚类算法,并辅以实体识别技术。

金融主体识别:从金融新闻中抽取实体公司信息,并与知识库中的公司信息建立链接关系,帮助用户准确关联新闻描述的具体公司,高效获取信息。

金融主体情感分类:基于现下较为流行的BERT模型对新闻文本进行分析,解析出该新闻中对于某个具体实体的情感导向,分为正面、负面以及中性情感。能够帮助用户快速识别某个公司实体在某个新闻事件中的情感角色。

事件要素抽取:针对公告内容,检测事件类型,并针对不同事件抽取相应的要素,如主体、客体、时间等,对于时间、空间范围等进行格式上的统一。

“智慧规划”引领的城市时空智能信息平台建设案例

(1) 案例背景

随着中国各大城市城镇化进程进入新阶段,城市的个性发展、城市特色提升、城市交通拥挤、城市公共设施紧张、城市新区开拓等等开始成为城市发展的难题。探索如何解决这些“大城市病”,成为政府和社会的共识。党的十八大以来,习近平总书记多次强调利用信息化技术推进城市治理和治理能力现代化。2020年4月初,习近平总书记在浙江考察时指出,“让城市更聪明一些、更智慧一些,是推动城市治理体系和治理能力现代化的必由之路”。同时,随着大数据、人工智能、5G、CIM等新技术的发展,新型智慧城市建设已推向一个新的高度。

(2) 案例目标

通过建设城市时空智能平台,作为智慧化的城市治理决策平台,面向规划师、规划管理者、城市决策者,提供精准映射、虚实融合、模拟仿真等核心能力,由此衍生出城市风险自动发现、城市运行规律主动洞察、人和物轨迹追踪回溯、事件精准定位管控、决策分析推演、预案仿真演练、预案优化和执行、要素资源高效配置等多种能力,能够促进城市资源的公平分配、快速调配,探索建设活动与城市健康、城市安全、城市治理之间的管理,将对构建更加高效、智慧的城市空间治理体系提供有力支撑,更好地推进国土空间治理体系的建设、实现人居环境高质量发展。

(3) 案例实践

城市时空智能平台通过构建专业数学模型,全流程、全方位、全角度、全过程的对城市进行解构分析,对城市状态进行系统化,模拟城市系统运行,感知城市体征,监测城市活动,预演各种建设效果对城市带来的影响,从而实现查看-监测-感知-预警-模拟-评估的全流程。

平台整体上分为数据层、计算层、应用层和决策支持层等四个部分。

城市状态量化:以规划大数据为基础,将各类数据空间化,将城市状态、描述转化为可视化的规划指标。

城市体征可视:开展城市生命体征的量化研究,分专项用数据量化城市运行状态,在视图中可视,形成城市“仪表盘”。

城市规划预演:根据规划设想进行方案实施模拟与仿真预演,形成规划“预演室”。

城市评估决策:对城市运行状态进行动态检测,对照规划目标评估,为决策提供依据,形成城市仿真决策的智慧“大脑”。

针对不同的用户群体的使用需求,城市三维智能信息平台提供了四套视图,分别面向城市决策者、业务管理者、规划管理者以及公众。

· 城市决策

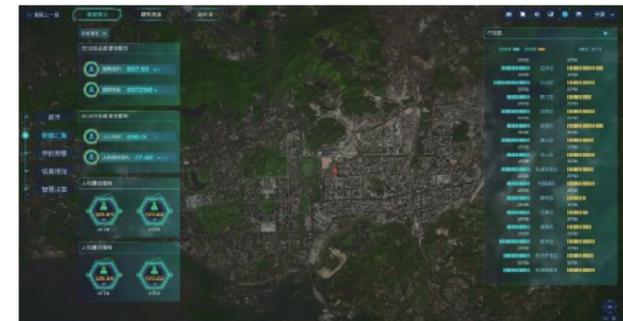
面向决策者,具备优秀的数据可视化能力,实现城市运行情况一目了然。以直观、真实的方式,将城市专项领域进行全面监测,可通过地图预警、预警通知对预警的重点业务指标进行查看,帮助领导掌握城市运行的重点和问题,并支持基于决策需求进行定制(如下图)。



城市时空智能决策

· 业务管理

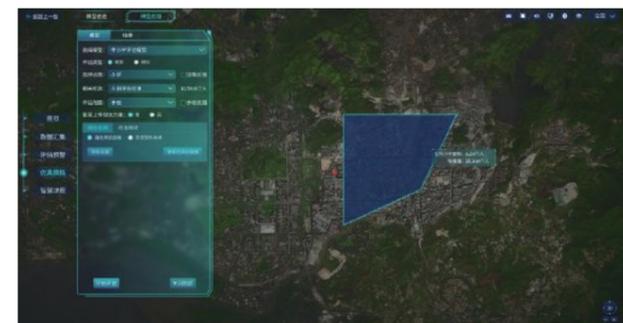
面向业务管理者,具备动态的数字化分析能力,实现业务领域量化管理。将不同领域的多源数据转换为业务核心指标,结合不同的预警标准,产生指标、位置等不同预警,并通过对指标的目标差距、兄弟城市、历史趋势等分析,为洞悉指标变化背后的特征和规律提供支撑(如下图)。



城市时空指标预警

· 规划管理

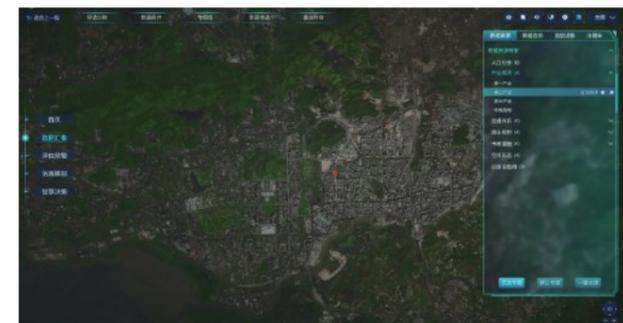
面向规划管理者,具备精准的仿真模拟能力,实现规划落地成效预演。通过专业分析算法和数据模型相结合,定制模型的输入输出条件、影响因子,对城市各要素进行分析模拟,通过量化结果模拟规划实施效果(如下图)。



城市运营模拟

· 公众视图

公众人员可以在平台上获取政府可公开的信息,包含城市各类公开地图、公开工具以及各类规划报告说明,同时可实时反馈城市发展管理的意见建议(如下图)。



公众公开

(4) 案例成效

数据融合:通过多源融合数据,汇集成一套坐标统一、标准规范的数据成果,实现数据的共享及统一管理,保障了数据的权威性和准确定,支撑相关预警、模拟、评估计算。

监测量化:建立了城市研究、国土空间治理等系列指标的多维度监测,通过总量、结构、分布和趋势,将数据量化成供领导决策的指标。将指标通过可视化手段实现了图文一体化的联动,结合预警、评估标准对城市规划体系进行整体认知和监测评估。

领导驾驶舱:通过系列的专业评价指标,将指标可视化,形象化的对城市状态进行重点监测,掌握全市预警状况,使管理者、决策者及时做出反应,成为监测城市运行状态的城市“仪表盘”。

评估模拟:实现了基于模型的模拟评估,让城市规划向更科学的规划的量化转变。例如城市正负效应评估、成本评估。公共服务设施服务能力评估、城市拆迁成本评估等。

智慧决策:以业务场景为导向,以数据、算法为核心,以模型为支撑,构建现状与规划实施模拟于一体的智慧场景,是实施智慧城市空间治理的重要环节。

总体而言,目前时空人工智能技术在促进城市数字孪生的发展中已经开始起到重要作用。时空人工智能的生态应用已涉及城市的智能感知与设计、交通智能管治理、地理智能分析以及园区智能管理等多个领域,在多级、高频和高精度的时空大数据与人工智能算法的支持下,可以实现精准化、动态性和高效性的智能城市治理,取得了一定的实践经验与成效。为了进一步适应城市发展的科学性、包容性和弹性需求,未来需要加强时空人工智能技术与城市数字孪生城市发展的深度的融合,从动态数据库高质量建构、智能算法迭代优化以及应用场景多元拓展等方面持续努力。

这次首次发布“时空人工智能赋能数字孪生城市”白皮书,我们邀请产学研的专家和实践者一起参与讨论,共同发展这一全新的应用技术,促进城市数字孪生的发展。

