引文格式：陈能成，江钰尧，唐炉亮，等．城市建成环境多源遥感智能监测技术研究进展与展望[J].武汉大学学报（信息科学版），2026，51(10):2215-2228.DOI:10.13203/j.whugis20260387

Citation：CHEN Nengcheng，JIANG Yuyao，TANG Luliang，et al.Research Progress and Prospect of Multi-source Remote Sensing Intelligent Monitoring Technology for Urban Built Environment[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University，2026，51(10):2215-2228.DOI:10.13203/j.whugis20260387

城市建成环境多源遥感智能监测技术研究进展与展望

陈能成[1] 江钰尧[1] 唐炉亮[2] 陈 杰[4] 耿 丹[5] 王 珂[3] 柳 絮[6]

1 中国地质大学（武汉）国家地理信息系统工程技术研究中心，湖北 武汉，430078
2 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室，湖北 武汉，430079
3 中国地质大学（武汉）地理与信息工程学院，湖北 武汉，430074
4 中南大学地球科学与信息物理学院，湖南 长沙，410012
5 建设综合勘察研究设计院有限公司，北京，100007
6 中国城市规划设计研究院，北京，100044

摘 要：城市建成环境监测是城市体检和城市更新的基础。面向低成本、大范围、高动态监测需求，从监测指标体系、空天协同三维建模与人工表面材质识别、城市“人-车-物”活动流动态监测、动静耦合模拟仿真等方面综述多源遥感智能监测技术进展，介绍遥感智能监测平台及建筑节能、城市更新和人居环境等典型应用，分析不同方法的数据条件、处理特点与适用范围。在此基础上，讨论多无人系统协同自主广域监测、生成式人工智能低成本监测，以及静态空间形态与动态活动过程协同动态监测三项未来挑战。

关键词：城市建成环境；多源遥感；城市体检；三维建模；活动流；动态模拟

中图分类号：P237 **文献标识码**：A **收稿日期**：2026-10-05

DOI：10.13203/j.whugis20260387 **文章编号**：1671-8860(2026)10-2215-14

Research Progress and Prospect of Multi-source Remote Sensing Intelligent Monitoring Technology for Urban Built Environment

CHEN Nengcheng[1] *JIANG Yuyao*[1] *TANG Luliang*[2] *CHEN Jie*[4] *GENG Dan*[5]
WANG Ke[3] *LIU Xu*[6]

1 National Engineering Research Center for Geographic Information System，China University of Geosciences (Wuhan)，Wuhan 430078，China
2 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying，Mapping and Remote Sensing，Wuhan University，Wuhan 430079，China
3 School of Geography and Information Engineering，China University of Geosciences (Wuhan)，Wuhan 430074，China
4 School of Geosciences and Info-physics，Central South University，Changsha 410012，China
5 China Construction Investigation and Design Research Institute Co.，Ltd.，Beijing 100007，China
6 China Academy of Urban Planning and Design，Beijing 100044，China

Abstract：Monitoring the urban built environment provides essential evidence for urban health assessment and urban renewal. Because built form，surface properties，and human activities are observed at different spatial and temporal scales，low-cost，wide-area，and dynamic monitoring requires the integration of multiple data sources. This review examines advances in intelligent monitoring using multisource remote sensing and compares the data requirements，processing methods，validation needs，and applicability of representative approaches. It covers monitoring indicator systems，satellite-airborne collaborative three-dimensional modeling and artificial surface material identification，dynamic monitoring of flows of people，vehicles，and objects，coupled simulation of spatial form and activity processes，and intelligent monitoring platforms. Indicator systems translate urban assessment needs into observable objects and calculable measures at building，

基金项目：国家重点研发计划（2024YFB3908600）。

第一作者：陈能成，博士，教授，主要从事对地观测传感网、具身时空智能和网络地理信息系统与服务研究。chennengcheng@cug.edu.cn

community, block, and city scales. Three-dimensional modeling and material identification describe the physical environment, while activity-flow analysis links observed trajectories to paths, road segments, networks, and regions. Their integration supports applications in building energy conservation, urban renewal, and urban living environment assessment. Monitoring platforms organize data, indicators, operators, and models to generate thematic products. The reviewed methods can connect physical space with urban activity, but their applicability depends on observation coverage, spatial and temporal resolution, sample representativeness, and independent validation. Future research should advance autonomous wide-area monitoring through coordination among multiple unmanned systems, explore generative artificial intelligence for low-cost monitoring under limited observations, and coordinate updates to spatial form with changing activity processes. These directions require monitoring accuracy and cost to be evaluated together at the scales relevant to urban decisions.

Key words: urban built environment; multi-source remote sensing; urban health assessment; three-dimensional modeling; activity flow; dynamic simulation

中国共产党第二十次全国代表大会报告提出“打造宜居、韧性、智慧城市”的建设目标。城市建成环境是人们对城市自然本底改造后形成的人为环境,全面精准监测城市建成环境是准确把握城市体征、获取城市动态运行信息的重要基础,也是开展城市体检和构建城市信息模型的内在要求。遥感具有大范围、多频次、多模态等优势,多源遥感综合感知已成为城市建成环境智能监测的重要手段。中国城市建成环境监测大致经历了以早期城市管理信息系统和单星20 m级遥感为特征的1.0阶段(20世纪90年代至2003年),以网格化城市管理和多星协同米级遥感为特征的2.0阶段(2003—2018年),以及以城市体检为核心业务、结合人工智能和亚米级遥感的3.0阶段(2019年以来)。随着监测业务不断扩展,城市建成环境遥感监测已积累了多种技术方法和标准,但仍存在监测指标体系不完善、三维模型构建成本高、活动流刻画不充分、场景模拟不精细等问题,难以满足城市动态运行监测和城市体检对于低成本、大范围、高动态监测的需求。

围绕上述需求与问题,本文综述了城市建成环境多源遥感智能监测技术进展,介绍监测指标体系、三维建模与人工表面材质识别、城市“人-车-物”活动流动态监测、建成环境模拟仿真及监测平台应用,分析现有方法的适用条件,并讨论未来监测需要解决的关键问题。

1 城市建成环境多源遥感智能监测总体框架

城市计算和社会遥感研究将地理空间、交通、环境和社会经济数据用于城市分析[1-2];城市建成环境存量计算、城市影像表征和夜间灯光研究进一步丰富了城市空间与活动信息的获取方法[3-5]。多模态遥感融合和城市活动流研究分别为多源信息利用及动态活动分析提供了方法基础[6-7]。面向城市体检对监测对象、空间尺度和成果表达的要求,以多源遥感数据作为输入,城市建成环境多源遥感智能监测通过监测指标体系、形态流动静表征方式、动静耦合模拟仿真的协同作用,形成体检报告等成果,如图1所示。

各部分通过监测对象、数据和计算结果相互联系。城市体检、城市更新和动态运行监测需求决定监测对象及指标,卫星、航空与地面观测等多源资料用于获取建筑等静态空间要素和动态活动信息,形成三维空间模型与多尺度活动流表达。在此基础上,将建筑几何、材质、功能及活动过程用于建筑节能、城市更新和人居环境等场景模拟。遥感智能监测平台组织数据、指标、算子和模型,完成计算与成果集成,形成用于城市监测的专题产品。

2 城市建成环境监测指标体系

2.1 城市建成环境监测指标体系构建

中国城市体检以住房、小区(社区)、街区和城区(城市)为对象,识别建设和管理问题[8]。已有研究从建筑密度、功能混合、道路设计和局地气候区等描述建成环境特征[9-10],分析其与居民通勤、步行及不同人群活动的关系[11-13];公共服务评价关注设施可达性和资源分配,智慧可持续城市指标涵盖经济、环境、社会与文化等方面[14-15]。面向遥感监测,需明确指标的空间对象、数据条件和计算方法,使建设目标转化为可观测、可计

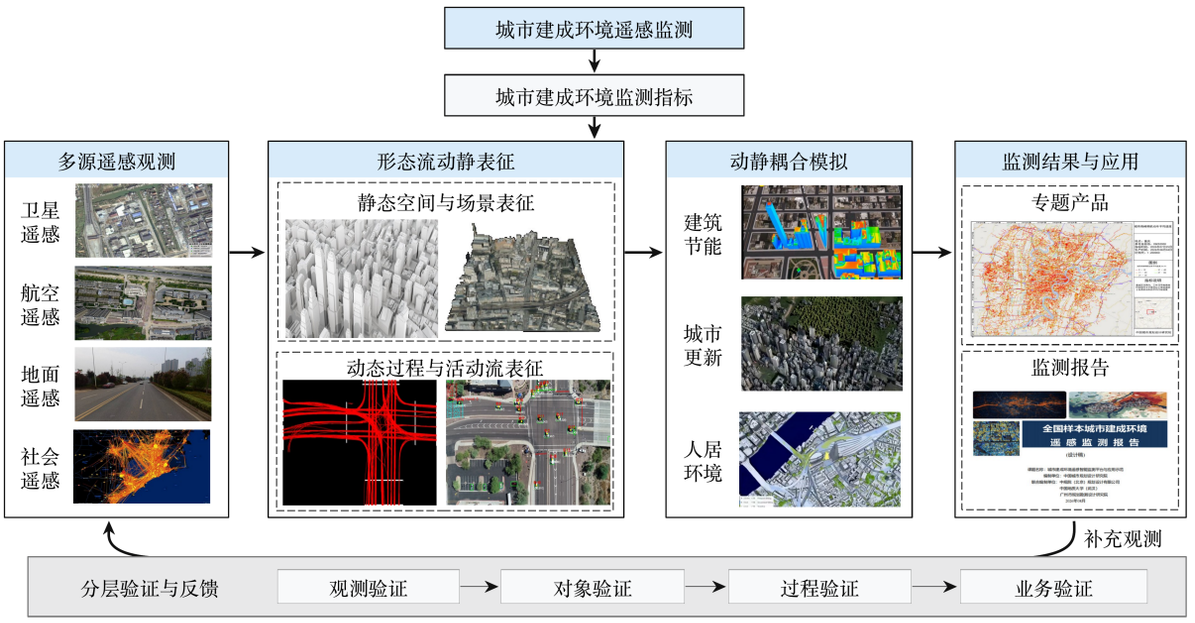


图 1　城市建成环境多源遥感智能监测总体框架

Fig. 1　Overall Framework for Multi-source Remote Sensing Intelligent Monitoring of Urban Built Environment

算和可验证的内容。

城市建成环境多源遥感监测指标体系以“好房子、好小区、好社区、好城区”为建设目标,以城市体检、城市更新需求为基础,先从政策条款中提取需通过空间信息手段监测的事项,依据法规和技术规范明确空间尺度与衡量指标,再根据遥感数据条件评估可行性。体系按“房子-小区(社区)-街区-城区”4级尺度组织,明确每项指标的监测对象、计算单元和成果表达层级,通过一级、二级指标将安全、舒适、绿色、宜居等建设目标转化为监测内容,并记录数据、要素、计算技术和成果质量等属性。

“四好”是建设品质要求,四级尺度用于确定指标计算和汇总范围,二者并非一一对应。公共服务设施的服务范围往往跨越小区或社区边界,仅按社区统计可能割裂实际服务关系,城区汇总则可能掩盖局部差异。街区通常具有由道路、河流等形成的相对稳定边界,可用于公共服务覆盖、道路可达性和设施布局分析。指标体系如图2所示。

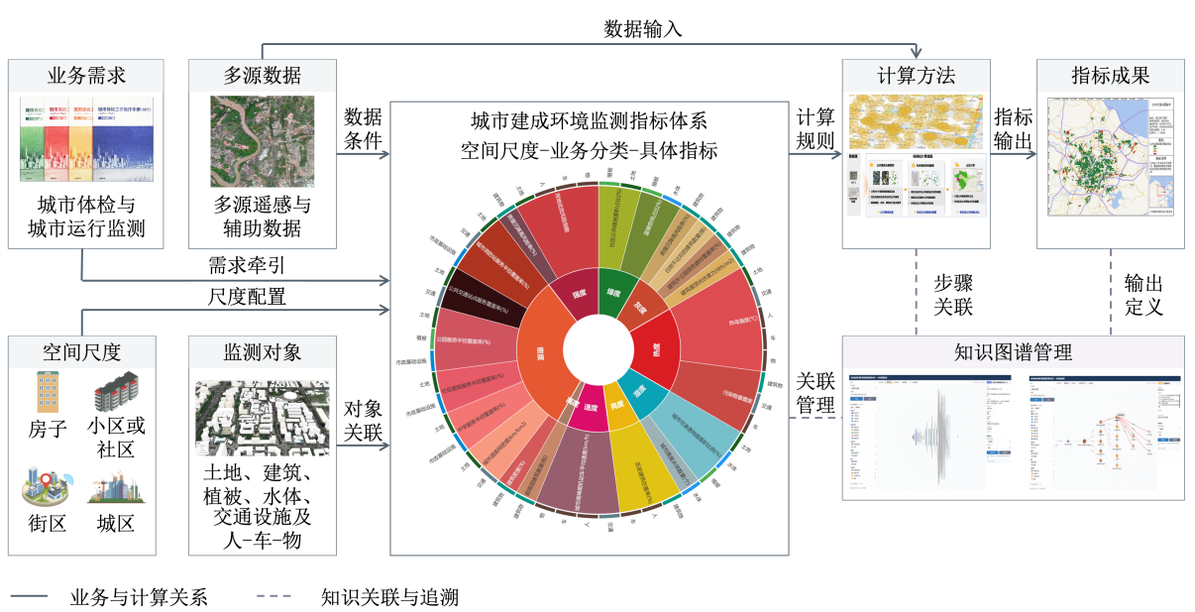


图 2　城市建成环境监测指标体系

Fig. 2　Monitoring Indicator System for Urban Built Environment

2.2 多源遥感监测指标计算方法

指标计算分为数据准备与预处理、基础要素提取、专题指标计算、质量核查与精度评估、成果集成与输出5个阶段。输入数据需核查时相、覆盖范围、分辨率和云量,并完成必要的辐射处理、几何配准和坐标统一。提取建筑、植被、水体、道路、土地覆盖及设施等要素后,按指标定义采用空间统计、缓冲区与覆盖分析或模型反演。建筑密度和蓝绿空间占比可直接统计;公共服务覆盖与可达性需结合路网、设施和人口资料,公园评价还需考虑入口位置、吸引力和绿地多样性[16-17];建筑能耗和屋顶光伏潜力涉及物理过程,需结合三维模型、气象资料及模拟方法计算。

遥感与基础空间数据直接支撑的指标采用标准化流程;需融合人口、交通、气象及业务台账的指标明确参数和计算规则;地方特色指标则结合需求确定计算范围与解释方式。质量控制贯穿计算过程,核查输入数据的完整性与适用性、要素分类与几何精度、中间结果与数值分布及时间一致性。计算过程记录数据版本、参数、质量检查和动态更新情况,使跨时段、跨区域结果能够核查和复算。

2.3 基于知识图谱的监测指标动态管理

监测指标管理需关联名称、定义、计算公式、数据来源、基础要素、处理步骤和应用场景。针对字段命名不一致、记录粒度不同和属性缺失,进行语义识别、类型检查和规范化处理。将指标级流程组织为主计算步骤,共享过程组织为子计算步骤,保留顺序、父子关系和所用方法;输入输出对应到数据节点,表达“数据-处理步骤-结果数据”关系,支持数据查询与计算链路追溯。知识图谱管理工具以指标体系为知识来源、语义模型为组织框架,通过实体和关系抽取,将指标层级、属性及计算流程组织为节点和关联关系,写入图数据库并提供接口服务。实体类型与唯一标识用于区分名称相同但含义不同的对象。工具支持按空间尺度、指标层级和数据源筛选指标,查看属性、局部关系和计算流程;数据条件或计算方法变化时,可通过关联关系查找受影响的指标与步骤,辅助指标维护和计算过程更新。

3 城市建成环境三维建模与人工表面材质智能识别

3.1 基于卫星影像的城市三维重建

卫星影像三维重建以摄影测量为基础,通过影像定向、多视密集匹配和表面重建获取城市三维信息。半全局匹配以多路径代价聚合和平滑约束估计视差[18],高分七号建筑信息提取研究与WHU-Stereo数据集分别支撑卫星建模和算法测试[19-20]。神经辐射场和三维高斯溅射发展了基于多视影像的场景表达方法[21-22]。卫星影像的观测距离、分辨率、成像几何及多时相辐射差异影响匹配;密集高层建筑的遮挡与视角差异易造成信息缺失,屋顶、道路等弱纹理区域则容易产生视差误差。

多视深度融合将深度图反投影至统一空间,通过重投影检验深度一致性,对多视角重复观测且一致的点赋予较高权重,对不一致或缺少支持的点降权或剔除,形成稠密点云。单目深度特征提供相对远近关系,可补充弱纹理匹配,并与纹理、边缘特征共同用于视差估计;Sat-DN采用深度与法向监督,分别约束表面位置和局部方向[23]。

关系-几何增强网络融合视觉特征与Depth Anything V2[24]深度特征,构建多范围代价体,使纹理、边缘和相对深度先验共同参与视差估计;深度特征补充弱纹理且几何连续区域的匹配信息,多范围匹配信息描述建筑边缘及较大视差变化处的局部差异。在WHU-Stereo 6城市测试中,综合端点误差为1.922像素,视差误差大于3像素的比例为17.07%。这些结果评价相应测试条件下的视差估计性能,三维模型完整性与几何精度仍需另行检验。

3.2 多源信息融合的建筑材质智能识别

人工表面材质影响建筑表面的反射、吸收与热交换。高光谱遥感利用诊断性光谱特征识别材质,多光谱和近景影像主要利用颜色、纹理与上下文信息[25]。视觉语言模型联合处理图像与文本,为材质识别提供了新方法[26-28]。涂层、老化、光照和遮挡会影响视觉判断,仅凭影像特征难以区分外观相近的材料。屋顶和立面资料来自不同视角,还需解决多源资料关联与工程知识利用问题。

材质识别方法以单体建筑为基本单元,通过建筑位置与唯一标识关联遥感影像、街景立面影像和建筑属性,建立多模态知识库。视觉相似性检索获取相似案例及材质标签,规范知识检索匹配适用的设计标准与材料选择条款,将筛选结果输入多模态模型生成材质描述;发生信息冲突时,结合建筑功能、结构和区位筛选检索结果。

模型对比、检索通道消融和抗干扰实验用于分析两类检索的作用,词汇重合指标衡量生成文本与参考文本的匹配程度,基于预训练语言模型的评价指标衡量语义相似性。这些指标反映材质识别描述的文本一致性,实际识别效果仍需结合材质真实标签或现场核验。

3.3　建筑单体化重构与材质融合

已有研究开展建筑和道路提取[29-30]、建筑边界简化与规则化[31-32],视觉基础模型可用于对象分割[33],三维点云语义分类用于地物识别[34]。地物分类区分建筑、道路和植被等类别,建筑单体化则需确定每栋建筑范围,并关联其几何表面与属性。卫星重建的连续三角网模型通常缺少单体语义,难以逐栋查询属性和开展模拟。单体化处理通过三角网预处理、轻量化、拓扑分析与几何特征提取优化模型,结合顶部和立面信息,以语义分割和规则约束识别建筑区域、提取边界,形成单体建筑白模。

建筑单体化后,采用材质分类、纹理匹配、遮挡修复和多视角融合映射,将识别结果关联到建筑白模表面。多属性建筑数据集也以建筑单元关联多源几何、立面和功能信息[35]。用于能耗或热环境模拟时,反射率、导热系数等仍需依据材质资料或规范确定,不能将材质名称视为已知物理参数。三维建模、材质识别和单体重建过程如图 3 所示。

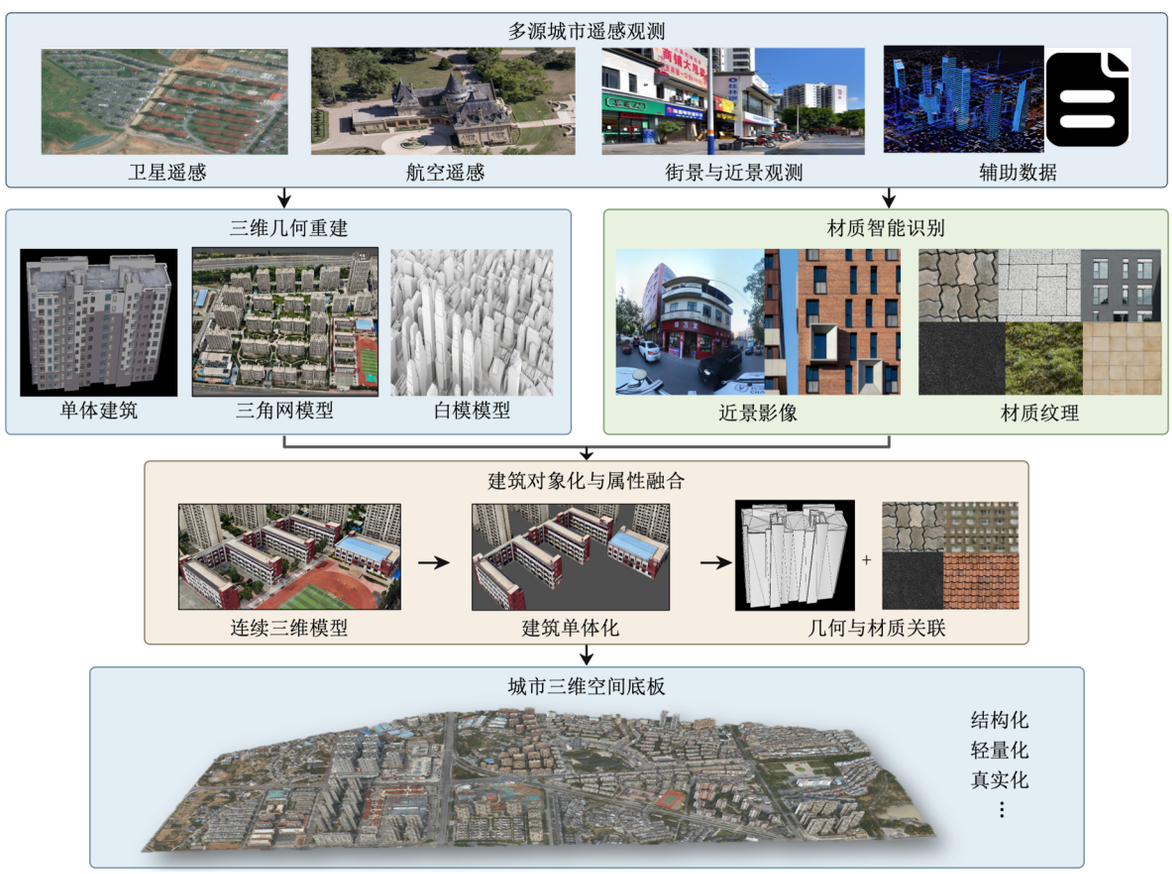


图 3　空天协同三维建模与人工表面材质融合技术路线

Fig. 3　Technical Workflow for Satellite-Airborne Collaborative 3D Modeling and Surface Material Integration

4　城市人-车-物活动流动态监测

4.1　空天地多源遥感活动流提取

城市人-车-物活动流监测综合利用卫星视频、无人机视频和社会感知数据。卫星视频观测较大范围内的移动车辆,无人机视频记录道路和交叉口的局部活动,手机信令与定位轨迹用于分析较长时段的个体移动。各类数据的观测范围、时间连续性和定位精度存在差异。视频影像配准可利用局部特征与全景拼接方法[36-38]、局部加权单应变换[39]及学习式特征匹配方法[40-42],但仍受高层建筑视差、遮挡和动态目标影响;社会感知数据则需处理采样不均、定位误差和记录缺失。

卫星视频中的车辆尺度较小,运动信号易受背景纹理和辐射变化干扰。车辆检测方法通过

运动引导时序适配器提取前后帧运动信息,融合短时和长时运动信息,减小亮度变化、高反射背景和跨卫星辐射差异的影响,将可靠运动信息用于车辆检测。低空视频采用深度网络结合运动状态和外观特征进行跨帧关联,形成具有统一标识的轨迹,记录目标的位置、时间和方向。结合道路分割结果及轨迹进出关系划分道路方向单元,按统一时间窗口统计节点流量、边流量和转向流量,保留统计结果与原始轨迹的对应关系。手机信令按匿名用户标识和时间整理,清除重复记录,结合时间差、位移和合理移动速度识别异常跳点,并处理频繁基站切换造成的往返跳动。全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)轨迹通过地图匹配确定实际经过的道路。清洗和空间匹配后的记录可用于个体活动和道路运行分析,结果仍受样本覆盖、采样频率和定位误差影响。

4.2 活动流多维多尺度时空表达

空间流聚类、地理流L函数和移动方向性研究分别分析流动联系、集聚尺度及方向特征[43-45]。起、终点连线可以表示地区间的联系强度,但不能反映实际道路及转向。同一起终点之间可能存在不同路径,同一道路的双向运行状态也可能不同,因此需要将区域联系与道路网络中的实际移动过程对应。基于道路网络的活动流表达按目标、轨迹、路径、路段、路网和区域组织信息。轨迹记录个体的位置变化,路径表示实际经过的道路序列;路段和路网记录流量、流速、密度及方向,区域层次汇总不同范围的活动联系。道路网络采用节点和弧段描述,通过拓扑关系连接路径与路段,并引入时间维度记录状态变化。通过各层次的位置与时间信息,将轨迹汇总为道路状态,并将区域联系对应到实际路径。在武汉网约车GNSS样本中,代表路径与同类实际行驶路径的吻合度为96.69%,反映相应样本的路径结构一致性。

4.3 活动流多模式多层次聚类

活动流聚类用于识别空间联系或移动过程相似的群体。基于密度的含噪声空间聚类算法和基于点排序的聚类结构识别算法分别依据密度可达关系与可达距离排序识别聚类结构[46-47],人群活动差异可为城市空间使用分析提供依据[13]。活动流相似性取决于分析对象:区域间流量相近,不代表实际路径相同;路径相似,也不意味着出行目的相同。活动中心、区域功能联系和出行模式分析需结合区域联系、实际路径与活动语义。活动流多模式多层次聚类在城市整体和区域尺度识别流动集聚结构及其时间变化,将区域联系对应到实际出行路径,识别相近起、终点联系内的路径聚集、路径分化和共享路段。同时,综合目的地机会、空间距离与活动时间推断出行目的,将活动语义与区域流动、实际路径关联,解释不同类型活动的空间分布。活动流多尺度分析过程如图4所示。

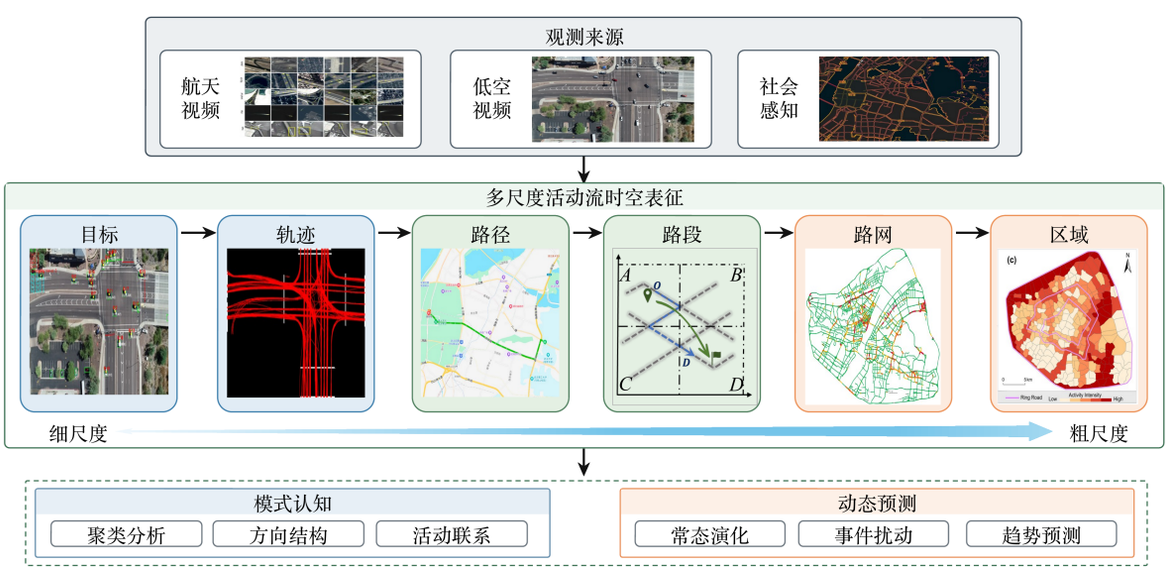


图4 城市活动流时空建模分析

Fig. 4 Spatiotemporal Modeling and Analysis of Urban Activity Flows

4.4 常态与事件扰动下的活动流预测

交通预测分析流量、车速、拥堵程度和客流等状态变量的时间变化。时空图模型描述道路间的交通传播,时间序列模型提取周期变化和长

期依赖。DCRNN和STGCN分别通过有向图扩散及图卷积学习道路间的时空关系[48-50],FEDformer和STAEformer分别采用序列分解及自适应嵌入建模[51-52]。道路之间的影响关系随运行状态变化,固定邻接关系难以完整描述这种变化,大型活动、事故和施工等事件还可能使局部状态偏离日常规律。历史轨迹经地图匹配和时间汇总后形成道路状态序列,气象资料与交通数据按位置和时间对应。多源动态时空图增强Mamba模型以双向道路图保留道路方向和转向关系,结合交通状态、时间和气象信息动态调整道路之间的关联,并利用时序模型学习较长时间范围的变化。在中国上海566个节点和武汉505个节点的实验中,以10 min为时间间隔组织数据,开展30、60和120 min预测,并采用平均绝对误差、均方根误差和平均绝对百分比误差评价结果。

城市事件研究结合交通轨迹和社交媒体分析事件影响[53],语言模型研究利用时序及外部信息辅助预测[54],概率图模型估计出行需求的不确定性[55]。事件修正以常态预测为基础,将事件类型、开始时间、持续时长、文本信息及与道路的距离转换为事件特征,确定修正道路和预测时段,对常态结果进行有范围约束的调整。事件历史样本不足且影响范围不一,修正效果仍需结合不同类型事件和独立样本进行检验。

5　城市复杂建成环境动态模拟仿真

5.1　活动流与建成环境动静耦合框架

城市建成环境模拟需结合建筑、道路和土地利用等静态空间信息与人员活动、交通运行和气象变化等动态信息[56-57]。模型驱动方法依据物理机制或规则描述过程,数据驱动方法利用观测样本学习统计关系,两者结合可通过物理关系约束数据学习,或利用观测修正模型参数[58]。不同场景的数据和作用过程有所不同,动静耦合需明确动态信息对应的对象、模型参数和计算过程,统一空间单元与时间尺度。知识图谱与本体可用于组织概念和对象关系,关联多源信息[59-60]。

动静耦合模拟框架包括动静态数据集、动静耦合知识图谱、模拟模型库和模拟运行机制,面向建筑节能、城市更新和人居环境组织场景模拟。初步本体以城市地理标记语言(city geography markup language,CityGML)和交通领域本体分别描述静态城市对象与动态活动信息,通过时空关系建立对象关联。本体设计和模拟仿真原型系统用于组织数据与模型,不同场景的耦合关系还需在具体计算中实现,并通过模型校准与验证加以检验。

5.2　耦合活动流的建筑节能模拟

城市建筑能耗模型由建筑几何、围护结构、功能、人员设备作息和气象条件共同驱动[56-57]。遥感可补充建筑空间与表面属性,计量数据用于模型校准与验证。Building Data Genome 2提供建筑属性、逐小时能耗和气象资料[61]。城市尺度模拟常为同类建筑采用统一的典型作息,难以反映实际活动及运行时间的差异。屋顶光伏潜力分析考虑可利用面积、太阳辐射和建筑遮挡,已有研究结合屋顶提取与辐射计算估计光伏潜力,并利用实际用电需求优化配置[62-63]。

耦合活动信息的建筑能耗模拟将人口热力、道路交通信息与建筑位置关联,按建筑功能、日期类型和时段确定活动参考水平,根据实际活动相对参考水平的变化修正建筑运行作息及边界条件,输入建筑能耗模拟软件EnergyPlus[56]开展逐栋、逐小时模拟。建筑几何和围护结构提供相对稳定的参数,活动资料调整内部负荷时序,气象资料及局地修正描述外部条件。人口热力反映建筑周边活动,与室内人员数量仍有差异,相关参数需结合实测校准;内部一致性检查不能替代实际用能验证。

光伏分析利用三维建筑模型计算屋顶遮挡,按网格结合气象资料估计逐时辐射与光伏潜力。能耗和光伏结果按建筑唯一标识与时间对应,分析用电需求、光伏供给及消纳条件,并采用层次分析法与逼近理想解排序法综合产能、消纳、减碳、工程与政策指标评价布设适宜性。2 m分辨率案例以实际面板分布为参照,潜力排序与既有布设的匹配度为90.2%,前20%高潜力建筑的实际布设覆盖率为83.3%。实际发电量受组件效率、安装方式和运行损失影响,仍需用发电观测验证。

5.3　耦合活动流的城市更新场景模拟

城市更新分析包括变化识别、空间演化模拟和土地使用状况评价。UrbanSim用于土地利用与城市发展模拟[64],多时相遥感和兴趣点资料用于识别更新区域及其变化过程[65-67]。分类后比较可描述新建、拆除和用途转变,但会累积各期分类误差;直接变化检测与时序分类通过联合处理多期信息改善制图一致性[68-69]。矢量元胞自动机及交通驱动模型将空间单元转换、道路联系和可

达性用于情景模拟[70-71]。土地消耗与人口变化指标、数据包络分析和随机前沿方法分别从变化关系、投入产出和统计效率等方面评价土地利用[72-74]。更新区域选择还需结合地块功能和实际使用情况。低效风险判断需将物理、生态、人口、交通、经济和功能信息对应到同一空间单元,并以规划用途和同类地块为参照。活动较少可能源于功能类型、观测时段或临时停用,建筑密度较低也不必然意味着低效,需结合时间变化和例外情况核查多源信息。

基于大语言模型的用地低效风险评估按空间单元唯一标识汇集多源信息,结合领域规则进行功能识别、正常参考校准、单项异常检查、多项信息对照和例外复核。物理形态描述地块建设状况,人口、交通和经济信息反映使用情况,据此识别长期闲置、产业衰退和功能错配等风险并形成理由。中国宁波案例以自然资源部低效用地再开发典型案例等资料为参照,高风险区域识别召回率为85%,反映参考案例被检出的比例,误报仍需结合其他样本评价。风险识别用于更新候选区域筛选,空间演化与未来情景模拟需依据转换规则和情景条件开展,其效果需另行验证。

5.4 耦合活动流的人居环境场景模拟

人居环境分析考虑城市形态、交通活动和环境状态。局地气候区组织城市形态与覆盖信息[75],植被指数与辐射温度关系用于温度及能量通量估计[76],统计降尺度利用辅助数据细化温度分布[77-78]。交通排放估计需结合车辆活动与排放因子,环境状态模拟需考虑相应环境条件,人群暴露分析则需人口分布和接触时间等信息,三者对应不同过程。交通碳排放估计利用2025年11月5日—9日逐小时出租车路段轨迹,采用车辆比功率框架,按路段速度区分减速、怠速和不同加速工况,结合排放因子估算样本车辆的分路段碳排放。相较按行驶距离统计,工况划分考虑了车辆运行状态差异。结果仅描述出租车样本,估计全部道路交通排放还需补充车流规模、车型组成及样本代表性信息,不能直接作为城市交通排放总量。

热环境模拟以遥感地表温度为基础,结合环境变量、城市空间形态和动态活动数据,用梯度提升决策树模型建立与热岛强度的统计关系。因缺少与10 m结果直接对应的观测,将结果聚合至30 m与参考数据比较,评价30 m尺度的一致性。结合人口分布可分析人口所在区域的热环境状况,但地表温度不等于人体热感受,人口加权结果也不能直接解释为健康风险。3类场景的模拟过程如图5所示。

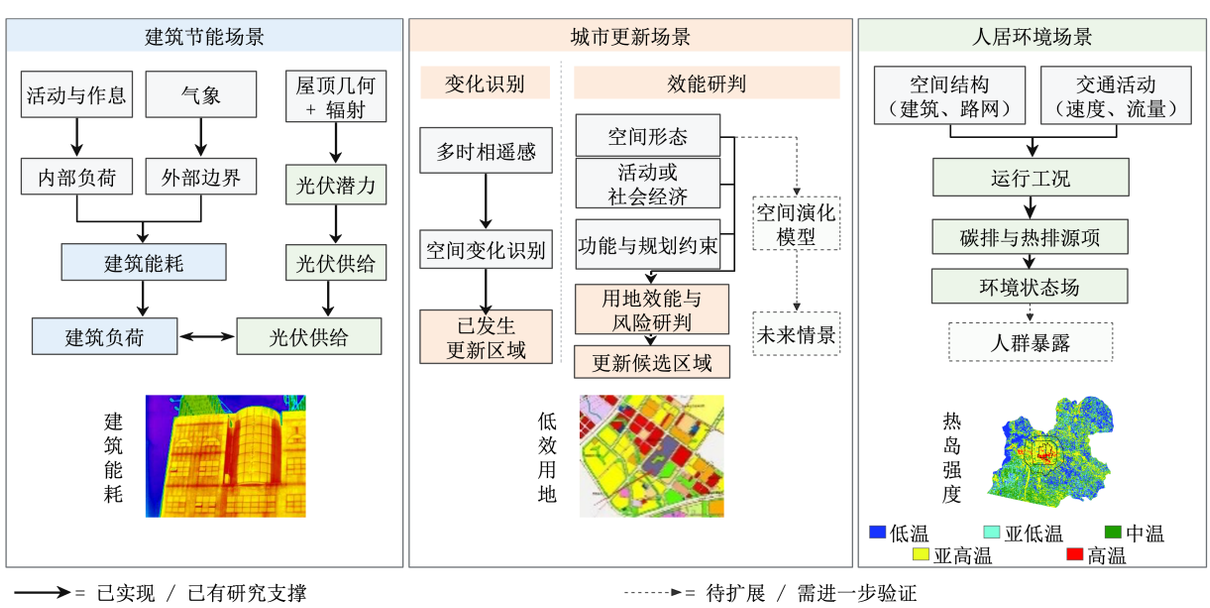


图5 活动流与建成环境融合模拟的3类场景

Fig. 5 Three Scenarios for Integrated Simulation of Activity Flows and Built Environment

6 城市建成环境遥感智能监测平台

6.1 遥感智能监测平台架构

城市遥感监测平台用于组织数据获取、处理、指标计算和成果应用。谷歌地球引擎通过云端数据与计算资源支持大范围遥感分析[79],时空资产目录和CityGML分别用于时空数据描述及三维城市对象表达[80-81]。面向城市体检和城市更

新,平台还需汇集三维模型、活动流及业务资料,按照指标定义调用不同计算方法。不同模型的数据格式、参数和运行条件存在差异,连续指标计算还需明确处理依赖,统一组织模型输入、计算参数和输出结果,保留计算过程与数据来源的对应信息。

遥感智能监测平台采用微服务和分布式计算架构,由数据集成、指标计算、可视化、运行管理和应用服务5个中心组成。指标计算以工作流方式组织,将数据处理、核心计算和分析推演分解为相互关联的算子,通过有向无环图描述执行顺序与数据依赖。基础算子完成裁剪、重采样、分类和空间统计,指标算子按定义完成相应计算。平台按指标需求组织算子工作流,数据仓完成汇集与预处理,计算中心调用模型执行任务,再进行质量核查、可视化和成果分发。大范围栅格处理采用分块计算和按需读取,减少一次性加载全部数据的需求;不同运行环境的模型通过统一任务编排调用。公共处理过程可用于多个指标,不同城市的任务按数据条件配置计算范围与参数。平台已用于部分城市的指标试算,规模化运行和完整业务部署仍需结合实际任务检验。

6.2　典型城市监测应用

在10个城市完成了部分数据的采集汇聚,并开展部分监测指标的平台试算,形成专题图及部分城市的阶段性监测报告。不同城市的数据基础与业务需求存在差异,需要记录输入资料的时间、覆盖范围和质量情况,结合当地数据条件解释试算结果。

宁波围绕高峰期机动车平均速度、建筑屋顶光伏潜力、交通碳排和用地低效风险等指标开展试计算、试部署并形成专题图;景德镇形成高峰期机动车平均速度专题图样例;重庆结合园林绿化和动态运行监测需求,完成示范场景、拟承载指标及既有平台接入关系设计。这些应用分别涉及指标试算、专题产品和平台接入,完整部署及应用效果还需通过业务核查和用户反馈检验。

7　城市建成环境多源遥感智能监测的未来挑战

7.1　多无人系统协同自主广域监测

城市建成环境监测涉及屋顶、立面、道路及活动目标,不同对象对观测位置、空间分辨率和更新频率的要求有所不同。单架无人机受续航和观测范围限制,多无人系统协同可通过任务分配和覆盖路径规划提高观测效率。RACER在有限通信条件下开展分布式协同探索,结合区域划分、覆盖路径优化和工作量平衡减少重复探索[82];多空中机器人主动几何-语义建图则根据建模与分类的不确定性选择观测行动[83]。这些研究为协同监测提供了方法基础,面向城市广域持续监测,仍需解决建筑遮挡、通信不稳定以及不同平台观测能力差异带来的问题。监测任务除覆盖指定区域外,还需获取满足指标计算要求的数据,应将监测对象、数据质量和更新需求纳入任务规划,根据已获取的数据识别缺测区域和重点变化位置,动态调整任务,并在通信受限时完成局部自主观测与信息共享。如何兼顾覆盖效率、观测完整性和持续运行能力,是多无人系统用于城市广域监测需要进一步研究的问题。

7.2　生成式人工智能低成本监测

城市建成环境监测常受到建筑遮挡、观测视角受限和活动记录不连续的影响,补充采集与样本标注也需要较多投入。生成式人工智能用于低成本监测,需要研究如何利用有限观测生成三维模型、材质信息和活动流。DreamFusion通过预训练图像扩散模型实现文本引导的三维对象生成[84],TexFusion在给定三维几何的条件下生成表面纹理[85],U2Diff研究多智能体轨迹补全及不确定性估计[86]。将这些方法用于城市监测,仍需结合具体观测条件开展研究。三维模型生成需利用已有影像、建筑轮廓和高度信息约束建筑的位置、尺度及结构;材质生成需结合屋顶、立面影像及建筑属性,区分纹理外观与实际材料类别;活动流生成则需考虑观测轨迹、路网和时间信息,分别检验轨迹补全与路段、区域流量估计的效果。

可研究利用生成数据补充训练样本或构建模拟场景,以减少数据采集与人工处理的投入。用于监测指标计算前,需通过独立观测检验生成结果,并评价生成误差对指标计算和场景模拟的影响。生成内容应与实测内容分别标识。实际成本是否降低,应在监测精度达到要求的条件下,综合评价补充采集、样本标注、模型计算和结果核查的投入。

7.3　静态空间形态与动态活动过程的协同动态监测

建筑、道路和土地利用等空间形态相对稳定,人员活动与交通运行则随时段和事件变化。卫星影像、视频和社会感知资料在空间精度、采

样频率及观测单元上存在差异,静态模型与动态数据之间的关联仍需完善。以建筑能耗分析为例,建筑几何和围护结构提供模型参数,活动信息用于修正运行作息;交通排放分析则需要将轨迹对应到具体道路与运行工况。不同任务的关联对象和作用方式不同,需要在建筑、路段和街区等空间单元上组织几何、功能与活动信息,记录观测时间和数据质量。持续监测还需区分空间形态变化与活动状态变化:活动下降可能来自日期和时段差异,也可能与功能调整有关,判断其原因需要结合空间变化和较长时间的活动记录。未来应完善城市对象的持续更新和多时相活动信息组织,研究观测缺失、样本覆盖不均及不同更新频率对结果的影响,并在不同城市和事件条件下检验动静态信息之间的关系,使协同监测能够描述城市空间变化及其运行状况。

8 结 语

城市建成环境多源遥感智能监测综合利用空间形态、表面属性与动态活动信息,为城市体检、城市更新和城市运行分析提供数据与方法。监测指标体系明确监测对象和计算要求,三维建模与材质识别描述建筑空间及表面属性,活动流监测分析人-车-物的移动过程,动静耦合模拟用于建筑节能、城市更新和人居环境等场景,监测平台组织计算并形成专题成果。现有方法及典型应用已形成一定基础,但数据条件、样本代表性和验证尺度仍影响结果的适用范围。多无人系统协同自主观测、生成式人工智能应用和动静态信息协同监测,是面向低成本、大范围、高动态需求需要进一步研究的问题。

参 考 文 献

[1] 郑宇. 城市计算概述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(1): 1-13.
ZHENG Yu. Introduction to Urban Computing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(1): 1-13.

[2] 李德仁, 秦昆, 张过, 等. 社会遥感地理计算的研究进展与创新[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(1): 1-21.
LI Deren, QIN Kun, ZHANG Guo, et al. Development and Innovation of Geo-computation for Social Remote Sensing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(1): 1-21.

[3] 鲍毅, 黄舟, 郭庆华, 等. 城市建成环境存量的空间计算:进展及展望[J]. 遥感学报, 2022, 26(10): 1909-1919.
BAO Yi, HUANG Zhou, GUO Qinghua, et al. Spatial Calculation of Urban Built Environment Stock: Progress and Prospects[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(10): 1909-1919.

[4] 黄颖菁, 张帆, 李勇, 等. 城市影像的智能计算表征[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(1): 22-31.
HUANG Yingjing, ZHANG Fan, LI Yong, et al. Intelligent Computational Representation of Urban Imagery[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(1): 22-31.

[5] ZHENG Q, SETO K C, ZHOU Y, et al. Nighttime Light Remote Sensing for Urban Applications: Progress, Challenges, and Prospects[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 202: 125-141.

[6] 唐炉亮, 郭小刚, 赵紫龙, 等. 城市建成环境活动流时空建模分析与预测研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(9): 1891-1905.
TANG Luliang, GUO Xiaogang, ZHAO Zilong, et al. Research Progress in Spatiotemporal Modeling, Analysis, and Prediction of Urban Activity Flows in Built Environment[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(9): 1891-1905.

[7] LI J, HONG D, GAO L, et al. Deep Learning in Multimodal Remote Sensing Data Fusion: A Comprehensive Review[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102926.

[8] 住房和城乡建设部. 关于全面开展城市体检工作的指导意见:建科〔2023〕75号[EB/OL]. (2023-11-29)[2026-09-01]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202312/content_6918801.htm.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development. Guiding Opinions on Comprehensively Conducting Urban Checkups: Jianke [2023] No. 75[EB/OL]. (2023-11-29)[2026-09-01]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202312/content_6918801.htm.

[9] CERVERO R, KOCKELMAN K. Travel Demand and the 3Ds: Density, Diversity, and Design[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 1997, 2(3): 199-219.

[10] STEWART I D, OKE T R. Local Climate Zones for Urban Temperature Studies[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2012, 93(12): 1879-1900.

[11] 孙斌栋, 但波. 上海城市建成环境对居民通勤方式

选择的影响[J]. 地理学报,2015,70(10):1664-1674.
SUN Bindong, DAN Bo. Impact of Urban Built Environment on Residential Choice of Commuting Mode in Shanghai[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2015, 70(10): 1664-1674.

[12] 姜玉培,甄峰,孙鸿鹄,等. 健康视角下城市建成环境对老年人日常步行活动的影响研究[J]. 地理研究,2020,39(3):570-584.
JIANG Yupei, ZHEN Feng, SUN Honghu, et al. Research on the Influence of Urban Built Environment on Daily Walking of Older Adults from a Perspective of Health[J]. *Geographical Research*, 2020, 39(3): 570-584.

[13] LIU X, PEI T, WANG X, et al. Travel Flow Patterns of Diverse Population Groups and Influencing Built Environment Factors: A Case Study of Beijing[J]. *Cities*, 2024, 151: 105096.

[14] XING L, CHEN Q, LIU Y, et al. Evaluating the Accessibility and Equity of Urban Health Resources Based on Multi-source Big Data in High-density City[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 100: 105049.

[15] Y. 4903/L. 1603 (03/22) Key Performance Indicators for Smart Sustainable Cities to Assess the Achievement of Sustainable Development Goals[S/OL]. (2022-03-09)[2026-10-06]. https://www.itu.int/rec/T-REC-Y.4903-202203-I.

[16] ZHANG D, MA S, FAN J, et al. Assessing Spatial Equity in Urban Park Accessibility: An Improve Two-Step Catchment Area Method from the Perspective of 15-mintue City Concept[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 98: 104824.

[17] CHANG F, HUANG Z, LIU W, et al. A Novel Framework for Assessing Urban Green Space Equity Integrating Accessibility and Diversity: A Shenzhen Case Study[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(15): 2551.

[18] HIRSCHMÜLLER H. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(2): 328-341.

[19] WANG J Y, HU X L, MENG Q Y, et al. Developing a Method to Extract Building 3D Information from GF-7 Data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(22): 4532.

[20] LI S, HE S, JIANG S, et al. WHU-Stereo: A Challenging Benchmark for Stereo Matching of High-Resolution Satellite Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1-14.

[21] MILDENHALL B, SRINIVASAN P P, TANCIK M, et al. NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis[C]//European Conference on Computer Vision, Online, 2020.

[22] KERBL B, KOPANAS G, LEIMKÜHLER T, et al. 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2023, 42(4): 139:1-139:14.

[23] LIU T, ZHAO S, JIANG W, et al. Sat-DN: Implicit Surface Reconstruction From Multiview Satellite Images with Depth and Normal Supervision[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 8: 25374-25390.

[24] YANG L, KANG B, HUANG Z, et al. Depth Anything V2[C]//The 38th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 2024.

[25] HEIDEN U, SEGL K, ROESSNER S, et al. Determination of Robust Spectral Features for Identification of Urban Surface Materials in Hyperspectral Remote Sensing Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111(4): 537-552.

[26] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning Transferable Visual Models from Natural Language Supervision[C]//International Conference on Machine Learning, Online, 2021.

[27] LI J, LI D, SAVARESE S, et al. BLIP-2: Bootstrapping Language-Image Pre-training with Frozen Image Encoders and Large Language Models[C]//International Conference on Machine Learning, Honolulu, USA, 2023.

[28] WANG P, BAI S, TAN S, et al. Qwen2-VL: Enhancing Vision-Language Model's Perception of the World at Any Resolution[PP/OL]. arXiv (2024-09-18)[2026-09-19]. https://arxiv.org/abs/2409.12191.

[29] LI Q, MOU L, SUN Y, et al. A Review of Building Extraction From Remote Sensing Imagery: Geometrical Structures and Semantic Attributes[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 4702315.

[30] LIU R, WU J, LU W, et al. A Review of Deep Learning-Based Methods for Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(12): 2056.

[31] DOUGLAS D H, PEUCKER T K. Algorithms for the Reduction of the Number of Points Required to Represent a Digitized Line or Its Caricature[J]. *Car-*

tographica: *The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*, 1973, 10(2): 112-122.

[32] ZORZI S, BITTNER K, FRAUNDORFER F. Machine-Learned Regularization and Polygonization of Building Segmentation Masks[C]//The 25th International Conference on Pattern Recognition, Online, 2021.

[33] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment Anything[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Paris, France, 2023.

[34] LIAN Y, FENG T, ZHOU J, et al. Large-Scale Semantic 3-D Reconstruction: Outcome of the 2019 IEEE GRSS Data Fusion Contest: Part B[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021,14: 1158-1170.

[35] ZHANG Y, ZHAO H, LONG Y. CMAB: A Multi-attribute Building Dataset of China[J]. *Scientific Data*, 2025, 12: 430.

[36] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

[37] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF[C]//International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, 2011

[38] BROWN M, LOWE D G. Automatic Panoramic Image Stitching Using Invariant Features[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(1): 59-73.

[39] ZARAGOZA J, CHIN T J, BROWN M S, et al. As-Projective-as-Possible Image Stitching with Moving DLT[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, USA, 2013.

[40] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. SuperPoint: Self-Supervised Interest Point Detection and Description[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Salt Lake City, USA, 2018.

[41] SARLIN P E, DETONE D, MALISIEWICZ T, et al. SuperGlue: Learning Feature Matching with Graph Neural Networks[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Online, 2020.

[42] LINDENBERGER P, SARLIN P E, POLLEFEYS M. LightGlue: Local Feature Matching at Light Speed[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Paris, France, 2023.

[43] TAO R, THILL J C. Spatial Cluster Detection in Spatial Flow Data[J]. *Geographical Analysis*, 2016, 48(4): 355-372.

[44] SHU H, PEI T, SONG C, et al. L-Function of Geographical Flows[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2021, 35(4): 689-716.

[45] ZHAO P, WANG H, LIU Q, et al. Unravelling the Spatial Directionality of Urban Mobility[J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 4507.

[46] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise[C]//The 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, USA, 1996.

[47] ANKERST M, BREUNIG M M, KRIEGEL H P, et al. OPTICS: Ordering Points to Identify the Clustering Structure[C]//ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, Philadelphia, USA, 1999.

[48] LI Y, YU R, SHAHABI C, et al. Diffusion Convolutional Recurrent Neural Network: Data-Driven Traffic Forecasting[C]//International Conference on Learning Representations, Vancouver, Canada, 2018.

[49] YU B, YIN H, ZHU Z. Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks: A Deep Learning Framework for Traffic Forecasting[C]//The 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Stockholm, Sweden, 2018.

[50] JIN G, LIANG Y, FANG Y, et al. Spatiotemporal Graph Neural Networks for Predictive Learning in Urban Computing: A Survey[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(10): 5388-5408.

[51] ZHOU T, MA Z, WEN Q, et al. FEDformer: Frequency Enhanced Decomposed Transformer for Long-term Series Forecasting[C]//The 39th International Conference on Machine Learning, Baltimore, USA, 2022.

[52] LIU H, DONG Z, JIANG R, et al. Spatiotemporal Adaptive Embedding Makes Vanilla Transformer SOTA for Traffic Forecasting[C]//The 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management, Birmingham, UK, 2023.

[53] 唐炉亮, 戴领, 任畅, 等. 现实与赛博空间数据相结合的城市活动事件时空建模[J]. 测绘学报, 2019, 48(5): 618-629.
TANG Luliang, DAI Ling, REN Chang, et al. Spatiotemporal Modeling of City Events Combining Datasets in Cyberspace and Real Space[J]. *Acta*

Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(5): 618 - 629.

[54] GUO X, ZHANG Q, JIANG J, et al. Towards Explainable Traffic Flow Prediction with Large Language Models[J]. *Communications in Transportation Research*, 2024, 4: 100150.

[55] WANG Q, WANG S, ZHUANG D, et al. Uncertainty Quantification of Spatiotemporal Travel Demand with Probabilistic Graph Neural Networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(8): 8770 - 8781.

[56] REINHART C F, CEREZO DAVILA C. Urban Building Energy Modeling: A Review of a Nascent Field[J]. *Building and Environment*, 2016, 97: 196 - 202.

[57] ANAND A, DEB C. The Potential of Remote Sensing and GIS in Urban Building Energy Modelling[J]. *Energy and Built Environment*, 2024, 5(6): 957 - 969.

[58] CUI Y, ZHOU X, FAN C, et al. Application of Physics-Informed Neural Networks-Based Hybrid Prediction Models in Campus Thermal Environment Prediction[J]. *Building and Environment*, 2026, 287: 113880.

[59] PENG C, XIA F, NASERIPARSA M, et al. Knowledge Graphs: Opportunities and Challenges[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(11): 13071 - 13102.

[60] MA R, LI Q, ZHANG B, et al. An Ontology-Driven Method for Urban Building Energy Modeling[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 106: 105394.

[61] MILLER C, KATHIRGAMANATHAN A, PICCHETTI B, et al. The Building Data Genome Project 2, Energy Meter Data from the ASHRAE Great Energy Predictor III Competition[J]. *Scientific Data*, 2020, 7: 368.

[62] ZHONG T, ZHANG Z, CHEN M, et al. A City-Scale Estimation of Rooftop Solar Photovoltaic Potential Based on Deep Learning[J]. *Applied Energy*, 2021, 298: 117132.

[63] ZHU R, WONG M S, KWAN M P, et al. An Economically Feasible Optimization of Photovoltaic Provision Using Real Electricity Demand: A Case Study in New York City[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2022, 78: 103614.

[64] WADDELL P. UrbanSim: Modeling Urban Development for Land Use, Transportation, and Environmental Planning[J]. *Journal of the American Planning Association*, 2002, 68(3): 297 - 314.

[65] NI H, YU L, GONG P, et al. Urban Renewal Mapping: A Case Study in Beijing from 2000 to 2020[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2023, 3: 0072.

[66] ZHAO X, XIA N, LI M C. Dynamic Monitoring of Urban Renewal Based on Multi-source Remote Sensing and POI Data: A Case Study of Shenzhen from 2012 to 2020[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 125: 103586.

[67] LIU C, ZHANG Q, HUANG H, et al. Identifying Where and When Urban Renewal Occurs: A Continuous Change Detection-Based Framework Using Two Decades' Worth of Landsat Data[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2025, 18(1): 2510573.

[68] CHEN H, QI Z, SHI Z. Remote Sensing Image Change Detection with Transformers[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5607514.

[69] XIONG S, ZHANG X, LEI Y, et al. Time-Series China Urban Land Use Mapping (2016—2022): An Approach for Achieving Spatial-Consistency and Semantic-Transition Rationality in Temporal Domain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 312: 114344.

[70] 孙毅中, 杨静, 宋书颖, 等. 多层次矢量元胞自动机建模及土地利用变化模拟[J]. 地理学报, 2020, 75(10): 2164 - 2179.
SUN Yizhong, YANG Jing, SONG Shuying, et al. Modeling of Multilevel Vector Cellular Automata and Its Simulation of Land Use Change[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(10): 2164 - 2179.

[71] 姚尧, 李林龙, 孙振辉, 等. 交通驱动下微观地块尺度的城市土地利用变化模拟:以深圳市为例[J]. 国际城市规划, 2022, 37(6): 17 - 25.
YAO Yao, LI Linlong, SUN Zhenhui, et al. Simulation of Urban Land-Use Change at Micro Land Parcel Scale Driven by Traffic: A Case Study of Shenzhen[J]. *Urban Planning International*, 2022, 37(6): 17 - 25.

[72] CAI G, ZHANG J, DU M, et al. Identification of Urban Land Use Efficiency by Indicator-SDG 11.3.1[J]. *PLOS ONE*, 2020, 15(12): e0244318.

[73] CHARNES A, COOPER W W, RHODES E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units[J]. *European Journal of Operational Research*, 1978, 2(6): 429 - 444.

[74] LIU S, XIAO W, LI L, et al. Urban Land Use Efficiency and Improvement Potential in China: A Stochastic Frontier Analysis[J]. *Land Use Policy*,

2020, 99: 105046.

[75] DEMUZERE M, KITTNER J, MARTYNOV A, et al. A Global Map of Local Climate Zones to Support Earth System Modelling and Urban-Scale Environmental Science[J]. *Earth System Science Data*, 2022, 14: 3835-3873.

[76] KUSTAS W P, NORMAN J M, ANDERSON M C, et al. Estimating Subpixel Surface Temperatures and Energy Fluxes from the Vegetation Index - Radiometric Temperature Relationship [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(4): 429 - 440.

[77] HUTENGS C, VOHLAND M. Downscaling Land Surface Temperatures at Regional Scales with Random Forest Regression[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 178: 127 - 141.

[78] PU R. Assessing Scaling Effect in Downscaling Land Surface Temperature in a Heterogenous Urban Environment[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 96: 102256.

[79] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 18 - 27.

[80] OGC 25-004 Spatiotemporal Asset Catalog (STAC) Community Standard[S/OL]. (2025-10-14)[2026-10-06]. https://docs.ogc.org/cs/25-004/25-004.html.

[81] OGC 20-010 OGC City Geography Markup Language (CityGML) Part 1: Conceptual Model Standard [S/OL]. (2021-09-13) [2026-10-06]. https://docs.ogc.org/is/20-010/20-010.html.

[82] ZHOU B, XU H, SHEN S. RACER: Rapid Collaborative Exploration with a Decentralized Multi-UAV System[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, 39(3): 1816 - 1835.

[83] LIU X, PRABHU A, CLADERA F, et al. Active Metric-Semantic Mapping by Multiple Aerial Robots [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, London, UK, 2023.

[84] POOLE B, JAIN A, BARRON J T, et al. DreamFusion: Text-to-3D Using 2D Diffusion[C]//International Conference on Learning Representations, Kigali, Rwanda, 2023.

[85] CAO T, KREIS K, FIDLER S, et al. TexFusion: Synthesizing 3D Textures with Text-Guided Image Diffusion Models [C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Paris, France, 2023.

[86] CAPELLERA G, RUBIO A, FERRAZ L, et al. Unified Uncertainty-Aware Diffusion for Multi-agent Trajectory Modeling[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, USA, 2025.