

特色专题

整合可持续发展目标和新一代信息技术体系,实现城市“热—碳—污”协同降减

王伟武¹, 何杰¹, 厉华笑²

摘要 从城市空间形态的新视角出发,综合评述了多尺度、多维度下“热—碳—污”协同规划的理论、技术与应用,同时指出当前研究在数据整合、视角融合与目标协同等方面仍存在局限。进一步从理论与方法创新、数据技术融合、实践与政策协同三方面展望未来挑战,为我国城市多目标协同治理与可持续发展提供创新思路。

关键词 可持续发展目标;城市热岛;碳排放;空气污染;协同降减

城市作为人类生产与生活的重要空间载体,其面积约占全球陆地面积的3%,但其对气候和环境的影响却十分显著,98.9%的城市存在城市热岛效应,温室气体排放占比67%,并产生了78%的人为空气传播毒素和污染物^[1]。联合国人居署指出城市化和气候变化的双重影响正在以危险的方式融合,加剧了城市生态系统受到的压力和负面影响,导致城市区域普遍出现了显著的热岛效应、高碳排放和空气污染,给居民健康、能源负荷及生活品质带来了严重影响^[2]。

中国正处于快速城市化进程中,城市热、碳、污问题尤为突出。《中国应对气候变化的政策与行动》白皮书确立了“以人民为中心”“不断提高应对气候变化力度”增强适应气候变化能力的应对气候变化国家战略。《国家适应气候变化战略2035》则强调气候变化风险评估,将“适应”“减缓”2大应对气候变化的对策与国土空间规划结合,提出到2035年基本建成气

候适应型社会。进入“十四五”时期,中国生态文明建设正重点突出降碳战略,推动减污降碳协同增效,促进经济社会全面向绿色转型,实现生态环境质量由量变向质变的重要转折。在此背景下,城市生态环境多目标治理的紧迫性进一步显现。

将热岛效应、碳排放及空气污染纳入同一框架进行综合评估是未来城市研究和政策制定的重要方向。实现城市“热—碳—污”协同降减,对于促进中国经济的绿色转型、提高居民生活质量、提升城市竞争力具有重要意义。同时,协同降减对于实现国家层面的环境保护目标和国际气候承诺具有积极推动作用,是响应国家“碳达峰”和“碳中和”战略,推动生态文明建设的重要举措。通过协同降减措施,中国可以更有效地实现这一目标,为全球气候治理贡献力量。新一代信息技术的迅猛发展,特别是人工智能、大数据和物联网正在深刻改变城市环境管理的格局,可以通过智能化的分析和实时数据的应用实现更精准的多目标治理,从而提升城市“热—碳—污”的协同治理的可持续性。

1. 浙江大学城乡规划理论与技术研究所, 杭州 310058

2. 浙江大学城乡规划设计研究院有限公司, 杭州 310030

收稿日期: 2024-07-24; 修回日期: 2024-08-12

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51578482)

作者简介: 王伟武, 副教授, 研究方向为国土空间规划与城乡规划设计, 大数据分析 with AI-Planning, 城市高温场、风场、污染源三维精细化模拟研究等, 电子信箱: weiwuwang@zju.edu.cn

引用格式: 王伟武, 何杰, 厉华笑. 整合可持续发展目标和新一代信息技术体系, 实现城市“热—碳—污”协同降减[J]. 科技导报, 2025, 43(22): 52-58;

doi:10.3981/j.issn.1000-7857.2024.07.00911

1 全球发展议程与城市热、碳、污降减目标的一致性

随着全球化和城市化的迅速推进,城市热岛效应、碳排放和环境污染问题日益严重,对人类社会和自然环境构成了巨大挑战。在这一背景下,联合国提出了 17 个可持续发展目标(sustainable development goals, SDGs),旨在促进全球经济、社会和环境的协调发展,其中包括减少温室气体排放、提高空气质量以及增强城市韧性等目标^[3]。城市“热—碳—污”协同降减策略成为实现这些目标的关键途径之一,通过综合措施同时减少城市热岛效应、碳排放和环境污染,以推动可持续发展的实现。城市“热—碳—污”降减与多个 SDGs 具有内在联系(图 1),例如,增进良好健康和福祉(SDG 3)、推动负担得起和清洁能源(SDG 7)、支持工业、创新和基础设施(SDG 9)、促进可持续城市和社区(SDG 11),以及保护、恢复和促进可持续利用陆地生态系统(SDG 15)8 项目标高度关联^[4]。气候变化与城市化双重风险严重影响到城市居民热健康

以及城市环境热脆弱性,缓解城市热岛效应与采取紧急行动应对气候变化及其影响(SDG 13)密切相关。为了实现气候目标,碳减排被认为是必要的,这与体面工作和经济增长(SDG 8)中提到的通过创新和可持续性促进经济增长的目标相辅相成。实现碳减排和 SDG 8 的关键在于技术创新和政策支持,这不仅能促进经济增长,还能确保环境的可持续性,与负责任的消费和生产(SDG 12)目标同样一致。SDG 6 致力于确保清洁饮水和卫生设施的可获取性,减少空气污染对于水质的改善具有积极影响,因为大气污染物可能通过降水过程进入水体,进而影响水源的清洁度。SDG 12 强调负责任的消费和生产,减少空气污染是实现这一目标的关键一环。例如,通过推广可再生能源和清洁技术,减少对化石燃料的依赖,可以有效降低生产过程中的空气污染排放。因此,城市“热—碳—污”降减不仅有助于实现 SDGs,还能显著提升城市居民的生活质量,提供良好健康与福祉,推动更加包容和可持续的城市发展。

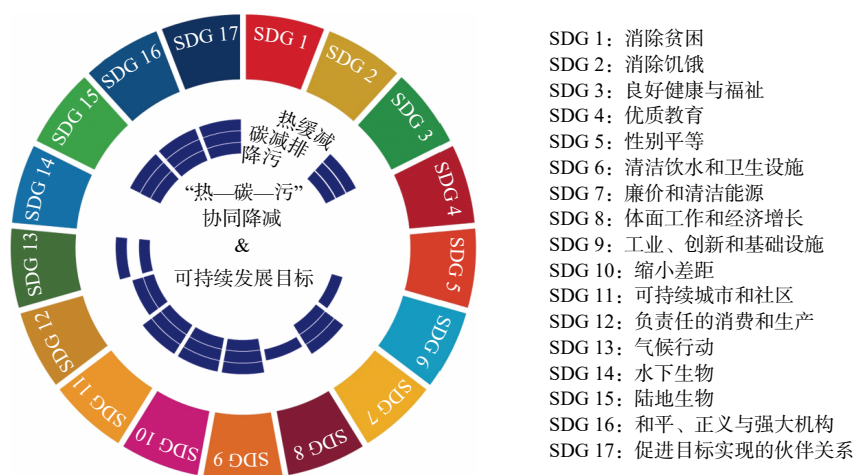


图1 “热—碳—污”协同降减与联合国可持续发展目标之间的对应关系

2 新一代信息技术对热、碳、污协同降减的应用潜力

基于区块链、数据传感和分析、深度学习,以及人工智能支持的城市功能和空间形态实时监测等技术对于优化城市管理和增强城市韧性至关重要^[5]。这些新一代信息技术为城市“热—碳—污”协同降减提供了创新的解决方案。利用物联网技术布设环境传感器^[6],可以实时监测空气质量、噪声水平和温度等环

境参数,及时采取应对措施。举例来说,部署空气质量传感器可实时监测不同城市区域的空气污染情况,并根据监测结果调整管理措施,提高空气质量。数据驱动的技术解决方案,如智慧城市应用,通过实时监测和管理城市资源,提升能效和污染控制水平^[7]。这些技术能够实现城市环境的实时监测、数据分析和智能管理,提高能源利用效率,优化交通系统,促进绿色建筑发展,有效减少城市热岛效应、碳排放和空气污染的影响。

目前在城市热、碳、污环境研究中,利用人工智能技术中的机器学习和深度学习算法分析数据的方法越来越普及^[8]。研究主要集中在几个方面,包括机器学习算法、深度学习算法、数据融合和多源数据分析等。机器学习的监督学习利用已有的标记数据训练模型,以预测城市“热—碳—污”数据之间的关系,例如支持向量机^[9]和随机森林^[10]。深度学习的卷积神经网络适用于处理图像数据,可用于预测城市“热—碳—污”的空间分布^[11]。循环神经网络适用于处理时间序列数据,可用于城市“热—碳—污”的时空动态建模^[12]。深度强化学习通过智能体与环境的交互学习,优化城市环境管理策略,例如,优化交通流和控制污染排放。在数据融合和多源数据分析方面,结合卫星遥感数据、传感器数据和气象数据等多源数据进行综合分析^[13],全面地揭示城市“热—碳—污”之间的关联,提高数据的时空分辨率和准确性,为城市环境问题的预测和决策提供更可靠的支持。

新一代信息技术在智能优化与协同调度、数据融合与分析、实时监控与反馈、决策支持与模拟等方面具有很强的优势。人工智能技术,尤其是机器学习和优化算法,可以对“热—碳—污”多目标进行综合分析,识别潜在的冲突和协同机会,还能够提供多目标优化方案,实现更有效的权衡和调度^[14]。新一代信息技术可以集成来自不同来源的数据,使用大数据分析技术进行深度挖掘,能够有效帮助识别和理解复杂的环境问题,支持更精确的决策制定^[15]。可以利用传感器网络和实时数据流,对城市环境的动态监控和反馈,使得规划对策能够根据实时情况进行调整,从而提高应对效率和效果。另外,新一代信息技术能够创建虚拟仿真环境,帮助决策者模拟不同方案的效果,预测各类干预措施的长期影响,支持科学决策,降低了决策风险,实现城市热、碳、污多方面的综合减排与优化。

因此,利用机器学习和深度学习算法分析城市“热—碳—污”时空数据,揭示它们之间的相互作用机制和规律,为城市环境研究提供了全新的视角和方法。未来城市环境研究将更加注重智能化监测、大数据应用和跨学科合作^[16]。通过实时在城市范围内采集和分析“热—碳—污”数据,可以深入探讨城市热岛效应、碳排放、空气污染传播等科学问题,并研究这些

问题与城市规划、建筑设计和环境管理的关系,为制定适应性规划和提高城市环境质量的策略提供支持。

3 城市热、碳、污协同降减的规划应对

3.1 城市空间形态新视角

考虑经济、社会和环境子系统的城市可持续性评估是城市规划的基础。气候变化对城市环境和人类生活带来了严峻影响。为了应对气候变化的挑战,通过城市规划和设计减少城市热岛效应、碳排放和污染的负面影响,实现城市环境的协同降减是至关重要的^[17]。

一些学者开始研究城市形态与减缓热岛效应、减少碳排放和污染等双重或多重目标之间的定量关联。例如,有学者通过识别城市通风廊道的功能空间和补偿空间,运用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)和地理信息系统(geographic information system, GIS)技术评估建筑密度、高度、绿地面积、水体、道路和地形等因素对城市通风潜力的影响。这些研究旨在通过规划和建设城市通风廊道系统,减少城市热岛效应和空气污染,提高城市的居住舒适度,并促进气候适应性城市设计的发展和科学性^[18]。同时,结合减污和降碳的双重目标,利用GIS技术和空间自相关方法研究其空间分布格局,并应用空间计量模型探索其驱动因素。在明确城市减污降碳协同治理效率的基础上,利用空间计量模型深入分析各个驱动因素的影响力,以指导未来城市减污降碳协同治理流程的发展方向^[19]。此外,利用遥感数据反演多种生态效应指标,采用统计模型分析城市空间形态参数与生态效应之间的关系,并应用多目标优化框架确定最佳的城市空间形态,为特定城市更新试验区提供优化设计建议^[20]。

基于“热—碳—污”协同减降的城市空间形态优化模拟与规划能够提供更加可持续的发展路径,促进城市资源利用效率的提升和环境质量的改善。而且,传统城市规划往往侧重于单一的土地使用功能和规划要素,却忽视了热、碳排放、空气污染的协同影响^[21]。对城市空间形态进行“热—碳—污”协同降减研究,有助于引入新的空间规划思路和规划工具,为城市可持续发展提供创新性解决方案。因此,通过将

城市空间形态与热缓减、降碳、减污等目标一起研究,可以在城市规划和设计中综合考虑多个目标。不仅可以优化城市热环境和空气质量,还可以提高能源利用效率和资源循环利用,另外还可以促进协同效应的产生^[22]。例如,通过合理的建筑布局 and 交通规划,可以降低能耗和交通拥堵,减少碳排放和污染物排放。而且可以制定更具针对性和有效性的政策和规划方案,提供实践案例和经验分享,为其他城市和决策者提供借鉴和参考,有助于加快全球城市可持续发展进程,共同应对气候变化和环境挑战。

传统的研究方法通常静态地、局部地探讨城市空间形态的成因,主要从“类型”或“过程”角度描述,而忽视了城市形态的动态性、复杂性和社会性等因素,难以适应快速变化的城市环境。新一代信息技术,特别是人工智能技术,可以通过大数据分析实现精准的环境预测和资源优化,提升规划的科学性和准确性。基于实时数据的动态调整能力使得规划对策能够灵活应对变化的环境条件,从而提高实施效果。人工智能技术还能通过深度学习发现复杂的关联关系,为决策者提供更全面的解决方案,共同推动了城市环境管理的智能化与高效化,增强规划对策的协同效果。另外,与单目标治理,“热—碳—污”多目标协同治理存在更为复杂的相互作用和潜在的目标冲突。单目标治理往往会导致其他目标的反效果,通过综合考虑各个目标之间的相互关系,可以制定出更加全面和有效的规划对策。例如,关于绿色屋顶与能源消耗^[23],绿色屋顶可以有效降低城市热岛效应(热),但其维护和灌溉过程可能增加水资源消耗和一些二次污染物的排放(污)。为了维持绿色屋顶的效果则可能需要额外的能源投入(碳),可见仅关注单一目标可能导致其他目标的负面影响,需要协同治理来平衡这些影响。优化交通流量和推广公共交通可以减少汽车排放(碳)和改善空气质量(污),但交通优化措施如道路扩建可能导致城市热岛效应的加剧(热)。需要通过综合措施来减缓热岛效应同时控制交通扩建带来的负面影响。同时,处理热、碳、污三者的数据需要整合多种来源的信息,包括气象数据、能源消耗数据、污染物排放数据等,这些数据的复杂性和多样性增加了分析和决策的难度。

因此,针对城市空间形态参数、城市“热—碳—

污”空间分布及演化特征及其之间的相互作用机制,需要进行多尺度、多维度和高精度的研究。基于实时观测数据、地理和面板数据统计以及遥感、GIS多源空间数据,传统的方法,如大型遥感和GIS软件平台(如普通最小二乘法、地理加权回归、时空地理加权回归等模型)已经不能完全满足多目标多情景预测研究的需求^[24]。因此,融合大数据和人工智能技术成为必然趋势,并显得日益重要。利用大数据挖掘和分析,可以建立大气污染与气候变化、城市热岛效应等之间的关系模型,从而支持多目标多情景的预测。借助人工智能技术,能够构建精确的“热—碳—污”环境模型,并预测热岛效应、碳排放量和空气污染物的空间分布和变化趋势。通过深度学习、神经网络等技术处理复杂的非线性关系和高维数据,显著提升模型的预测能力和准确度^[25]。同时,将这些技术应用于智能决策支持系统中,可以综合分析和评估“热—碳—污”多目标多情景的预测结果。基于实时监测数据和模型预测,为环境规划、控制措施和政策制定提供科学依据,协助决策者有效应对环境保护和减排挑战。

随着人工智能、大数据和人工智能算法(如随机森林回归、人工智能决策树等)的发展,城市规划面临着许多新的机遇和挑战。在应对这些挑战的过程中,必须不断提升数据质量和可靠性,深入研究城市模型和智能算法。在未来的学科发展中,基于AI+“规划和设计”将成为城乡规划学科重要的发展方向,也是城乡规划理论与技术融合创新的新兴领域^[26]。另外,城市空间形态对“热—碳—污”影响的研究展示出多尺度空间效应^[27]。不同空间尺度下,城市热岛效应、碳排放和空气污染等生态效应的影响因素表现出异质性,即在不同的空间尺度下,建筑高度、密度、绿化覆盖率等城市空间形态指标对地表温度热岛(SUHI)和空气质量的影响程度不同。不同观测网格尺度下城市空间形态指标对地表温度和空气质量的相对贡献不同。此外,随着分析尺度的增加,建筑物的三维景观对地表温度(LST)的解释能力逐渐减弱。在不同的空间尺度上,低碳效应对紧凑发展的作用机制和逻辑也有所不同,因此不考虑空间尺度来讨论紧凑发展既不科学也不合理。通过优化城市形态可以改善空气质量,然而不同的建模方法各有优点和局限性。针对不同的空间尺度,需要提出合适的模型建议,分析

并确定有效且可操作的优化策略和工具。

综上所述,国内外相关研究通常按照“特征识别—影响因素—作用机制—优化策略”的逻辑线索进行城市空间形态与“热—碳—污”关联研究,其研究内容和方法日益多样化。从研究趋势来看,也逐渐向多目标协同增效的系统性研究过渡。

3.2 面临的问题及挑战

从城市空间形态与“热—碳—污”目标的协同和规划视角来看,国内外相关研究已经展现出多目标融合、多维度增强、多尺度分异和高技术应用等发展特征和趋势。然而,对于中国大城市而言,针对“热—碳—污”协同减少目标的城市空间形态多维度优化方法仍处于起步阶段,需要深入解决和探索以下问题。

首先,城市空间形态的优化必须考虑城市存量更新的背景,并在“热缓减—碳减排—降污”的多目标协同增效下进行耦合,以更加突出城市生态环境的多目标协同治理需求。当前研究多因涉及学科交叉和技术难度较大,受到数据支持和研究方法的限制,显得相对滞后。现有研究多局限于单一空间尺度、单一目标或双目标组合的研究,未能充分考虑城市在不同尺度下“热—碳—污”生成及其演变机理的空间异质性。这一局限导致研究结论与中微观尺度上的城市空间形态改善与治理需求不相匹配。例如,某些研究可能在宏观层面提出的治理策略在实际应用到特定街区或社区时,效果可能存在显著差异。此种局限性不仅影响理论的普适性,也削弱了实践中的操作性。因此,需要扩展研究的空間尺度,探索不同目标间的综合优化机制,以更好地对接实际治理需求。此外,“热—碳—污”数据采集方式的局限性增加了原始多源数据的采集难度,影响了对相应尺度城市空间形态指标优化分析研究的支持。当前的数据采集方法可能未能全面覆盖城市空间的复杂性和多样性,导致数据的不完整和不准确。这一问题限制了对不同空间尺度和目标间关系的深入分析,使得相关结论的推广应用受到制约。

其次,目前的多尺度多维度城市空间形态指标筛选仍存在局部性和片面性,对空间形态指标的典型性和合理性选择仍需进一步审慎推敲。不同城市空间形态指标在不同时间空间尺度和多维度(二维空间、三维空间或社会经济维度等)下对“热—碳—污”生态

效应的影响程度及作用机理尚不清晰。某些空间形态指标可能在短期内对“热—碳—污”效应产生显著影响,而在长期效果上则不显著。因此,需要深化城市空间形态的量化表征方法,选择更加全面的指标体系,以较为完整地量化和表征城市空间形态特征。此外,还需明晰多个指标间相互关系及其对生态效应的层级影响,避免指标间相互作用导致的分析偏差。通过建立系统的关联分析逻辑关系,可以更清晰地识别不同目标间的协同效应和潜在冲突。

最后,迫切需要深入探讨不同空间尺度下城市空间形态与城市热岛效应、碳排放量以及空气污染物浓度的耦合关系及机制,定量分析关键城市空间形态指标对不同生态效应影响的最佳空间尺度。在特定空间尺度下有效的优化策略可能在其他尺度下并不适用,确定最优空间尺度对于制定切实可行的政策至关重要。这些分析可为不同尺度上的空间规划编制和相关参数调控提供有益参考。

针对以上3个问题,为保障多尺度多维度视角下城市空间形态优化的精准度,提高“热缓减—碳减排—降污”空间规划应对的决策质量,可基于大数据及“热—碳—污”为知识驱动的融合框架,重构长周期、高空间分辨率且年际季相可比的“热—碳—污”综合数据集;利用机器学习智能识别覆盖城市建成环境宏观、中观、微观局地热岛、高碳排放区、高污染区的长周期差异化表现空间,精准厘清决定不同尺度和功能城市空间不同维度“热—碳—污”的关键调控指标及其有效作用区间;并从城市宏观层面提出城市空间结构和总量控制的优化对策,基于城市中微观尺度,提出面向多目标组合和多场景差异化实践需求的规划调控技术。这些措施不仅有助于提升理论模型的精准性,也能为实际应用提供科学依据。

4 结论

通过上述分析,可以得出如下结论。

1) “热—碳—污”问题的有效治理必须采取综合性的多目标协同策略。单一目标或局部优化措施无法全面应对复杂的城市环境问题。多目标协同治理能够更好地兼顾热岛效应、碳排放和空气污染,从而实现城市环境的整体改善。

2) 新一代信息技术,如大数据和机器学习,在识别和分析城市空间形态对“热—碳—污”效应的影响方面具有显著优势。技术创新不仅提升了数据采集和处理的精度,而且为城市规划和管理提供了更加科学的决策依据。

3) 多尺度和多维度的分析方法对于优化城市空间形态至关重要。研究强调在不同尺度和多维度下进行“热—碳—污”目标协同的必要性,这有助于揭示不同空间尺度下的关键调控指标及其作用机制。

4) 当前的数据采集方法和模型构建仍存在局限性,如数据的空间覆盖不足、指标选择不完善等。这些挑战影响了研究的全面性和准确性,未来需要在数据整合和模型优化方面进行更多探索。

另外,未来研究可以主要关注以下方面。首先,应进一步探索多目标协同治理的理论框架和方法,尤其是在不同城市规模和环境条件下的应用。这包括建立更加细化的协同优化模型,提升对城市空间形态调整的科学指导。其次,建议继续挖掘新技术在城市治理中的应用潜力,如高分辨率遥感数据、智能传感器网络等。此外,应建立更为全面的“热—碳—污”综合数据集,重视数据的时效性和空间代表性。加强对不同城市和区域的实证研究,特别是中小城市和特定地理环境下的应用案例分析。这有助于验证理论模型的适用性,并为具体城市提供针对性的优化建议。最后,推动跨学科合作,结合城市规划、环境科学、信息技术等领域的知识,以全面应对“热—碳—污”问题。同时,积极倡导政策制定者采纳基于研究结果的科学决策,推动政策的实施与调整。

整合可持续发展目标与新一代信息技术,通过多方协同和创新应用,不仅能够有效应对中国城市面临的“热—碳—污”问题,而且为实现可持续城市发展提供重要支持。从多维度城市空间形态视角出发,综合多尺度开展“热—碳—污”多目标协同降减的规划响应研究,已成为解决中国城市环境挑战的关键路径。

参考文献(References)

- [1] Tan X L, Zhou Z, Wang W L. Relationships between urban form and $PM_{2.5}$ concentrations from the spatial pattern and process perspective[J]. Building and Environment, 2023, 234: 110147.
- [2] Deng X W, Cao Q, Wang L C, et al. Characterizing urban densification and quantifying its effects on urban thermal environments and human thermal comfort[J]. Landscape and Urban Planning, 2023, 237: 104803.
- [3] Blasi S, Ganzaroli A, De Noni I. Smartening sustainable development in cities: Strengthening the theoretical linkage between smart cities and SDGs[J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 80: 103793.
- [4] Wang R Y, Zhao J S, Lin Y L, et al. Study on the response and prediction of SDGs based on different climate change scenarios: The case of the urban agglomeration in central Yunnan[J]. Ecological Indicators, 2023, 156: 111076.
- [5] Said O, Tolba A. Accurate performance prediction of IoT communication systems for smart cities: An efficient deep learning based solution[J]. Sustainable Cities and Society, 2021, 69: 102830.
- [6] Feng Z K, Zheng L N, Ren B L, et al. Feasibility of low-cost particulate matter sensors for long-term environmental monitoring: Field evaluation and calibration[J]. The Science of the Total Environment, 2024, 945: 174089.
- [7] Bibri S E, Huang J, Krogstie J. Artificial intelligence of things for synergizing smarter eco-city brain, metabolism, and platform: Pioneering data-driven environmental governance[J]. Sustainable Cities and Society, 2024, 108: 105516.
- [8] Ma J, Ding Y X, Cheng J C P, et al. A Lag-FLSTM deep learning network based on Bayesian Optimization for multi-sequential-variant $PM_{2.5}$ prediction[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 60: 102237.
- [9] Wang P, Zhang H, Qin Z D, et al. A novel hybrid-Garch model based on ARIMA and SVM for $PM_{2.5}$ concentrations forecasting[J]. Atmospheric Pollution Research, 2017, 8(5): 850–860.
- [10] AlDousari A E, Al Kafy A, Saha M L, et al. Modelling the impacts of land use/land cover changing pattern on urban thermal characteristics in Kuwait[J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 86: 104107.
- [11] Kow P Y, Hsia I W, Chang L C, et al. Real-time image-based air quality estimation by deep learning neural networks[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 307: 114560.
- [12] Feng R, Zheng H J, Gao H, et al. Recurrent Neural Network and random forest for analysis and accurate forecast of atmospheric pollutants: A case study in Hangzhou, China[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 231: 1005–1015.
- [13] Ao X Y, Qian J, Lu Y W, et al. Mapping fine-scale anthropogenic heat flux in Shanghai by integrating multi-source geospatial big data using Cubist[J]. Sustainable Cities and Society, 2024, 101: 105125.
- [14] Rezapour A, Tzeng W G. RL-PMagg: Robust aggregation for $PM_{2.5}$ using deep RL-based trust management system[J]. Internet of Things, 2021, 13: 100347.

- [15] Jang S, Bae J, Kim Y. Street-level urban heat island mitigation: Assessing the cooling effect of green infrastructure using urban IoT sensor big data[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 100: 105007.
- [16] Sun H C, Fung J C H, Chen Y A, et al. Improvement of PM_{2.5} and O₃ forecasting by integration of 3D numerical simulation with deep learning techniques[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 75: 103372.
- [17] Li P Y, Wang Z H. Environmental co-benefits of urban greening for mitigating heat and carbon emissions[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 293: 112963.
- [18] Wang W W, Wang D, Chen H, et al. Identifying urban ventilation corridors through quantitative analysis of ventilation potential and wind characteristics[J]. *Building and Environment*, 2022, 214: 108943.
- [19] Zha Q F, Liu Z, Wang J. Spatial pattern and driving factors of synergistic governance efficiency in pollution reduction and carbon reduction in Chinese cities[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 156: 111198.
- [20] Zhou S W, Shi T M, Li S, et al. The impact of urban morphology on multiple ecological effects: Coupling relationships and collaborative optimization strategies[J]. *Building Simulation*, 2023, 16(8): 1539–1557.
- [21] Wang Z H. Compound environmental impact of urban mitigation strategies: Co-benefits, trade-offs, and unintended consequence[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 75: 103284.
- [22] He N C, Zeng S B, Jin G. Achieving synergy between carbon mitigation and pollution reduction: Does green finance matter?[J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 342: 118356.
- [23] Jamei E, Thirunavukkarasu G, Chau H W, et al. Investigating the cooling effect of a green roof in Melbourne[J]. *Building and Environment*, 2023, 246: 110965.
- [24] Kashki A, Karami M, Zandi R, et al. Evaluation of the effect of geographical parameters on the formation of the land surface temperature by applying OLS and GWR: A case study Shiraz City, Iran[J]. *Urban Climate*, 2021, 37: 100832.
- [25] Park S, Park J, Lee S. Unpacking the nonlinear relationships and interaction effects between urban environment factors and the urban nighttime heat index[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 428: 139407.
- [26] Son T H, Weedon Z, Yigitcanlar T, et al. Algorithmic urban planning for smart and sustainable development: Systematic review of the literature[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 94: 104562.
- [27] Ahmed I, van Esch M, van der Hoeven F. Heatwave vulnerability across different spatial scales: Insights from the Dutch built environment[J]. *Urban Climate*, 2023, 51: 101614.

Integrating sustainable development goals and next-generation information technology systems to achieve synergistic heat-carbonpollution reductions in cities

WANG Weiwu¹, HE Jie¹, LI Huaxiao²

1. Institute of Urban and Rural Planning Theories and Technologies, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

2. Zhejiang University Urban-Rural Planning & Design Institute Co., Ltd., Hangzhou 310030, China

Abstract The dual pressures of urbanization and climate change are intensifying the urban heat island effect, carbon emissions, and air pollution, posing significant challenges to environmental sustainability and urban livability. As the demand for multiobjective coordinated management of urban ecological environments continues to increase, integrating heat, carbon, and pollution into a unified framework for comprehensive assessment has become a key direction for future urban planning and policy-making. This article systematically compares and analyzes the consistency between global development agendas and the goals of reducing urban heat, carbon, and pollution, highlighting the significant potential and advantages of new-generation information technologies in intelligent optimization and coordinated scheduling, data fusion and analysis, real-time monitoring and feedback, and decision support and simulation. From the new perspective of urban spatial form, it comprehensively reviews the specific content, challenges, and future issues in conducting multi-scale, multi-dimensional "heat-carbon-pollution" multi-objective coordinated reduction planning. It provides innovative solutions for multi-objective coordinated management and sustainable development of "heat-carbon-pollution" in Chinese cities.

Keywords sustainable development goals; urban heat island; carbon emissions; air pollution; synergistic mitigation ●



(责任编辑 赵庆圆)