

城市设计创作过程的HAI模式及其实践^{*}

The Human-AI Model and Its Practical Applications in the Process of Urban Design Generation

甘 惟 吴志强

GAN Wei, WU Zhiqiang

关键词 人机融合；城市设计创作；人工智能；生成式设计；流程创新

Keywords: Human-AI integration; urban design; AI; generative design; process innovation

提 要 人工智能的发展推动了城市设计范式变革，然而现有城市设计智能化研究缺少对创作过程人机协作模式的系统性探讨，单点技术突破难以解决复杂设计决策问题。提出并构建城市设计创作过程的人与AI（Human-AI，HAI）协同新范式。以城市设计的创作性特征为基础，论述在机器学习、深度学习及生成式大模型技术支持下的AI介入方式及其挑战。从科学性、靶向性、前瞻性及可控性维度提出HAI模式目标，将设计师的空间直觉及创造性判断，与人工智能在模式识别、智能推荐与即时评估方面的优势能力结合，构建“融合构思—创作协同—验证互鉴”的设计创作新框架。以一个创作实践中的HAI模式试验为例，解释在城市路网、功能布局、生态空间、形态及场景等环节创作过程中人与AI的多轮互动过程及其在提升设计创作性方面的价值。最终，从人机博弈的设计思维融合、自适应智能体演进及设计师增强智能助理角度提出未来HAI模式的应用情景。

Abstract: The development of artificial intelligence (AI) technology has driven a transformation of urban design paradigms. However, existing research a systematic exploration of the human-machine collaboration in the urban design generation process. Isolated technological breakthroughs are insufficient to address complex and interrelated decision-making problems in urban design. This paper develops a new paradigm of Human-AI (HAI) collaboration for urban design generation processes. Based on the nature of urban design, this paper examines the interventions and challenges of AI technology supported by machine learning, deep learning, and generative large language models. The goals of the HAI model include four dimensions: scientific rigor, strategic precision, accurate foresight, and technical controllability. By integrating designers' spatial intuition and creative judgment with AI's capabilities in pattern recognition, smart recommendation, and real-time evaluation, this study builds anovel framework for design generation: integrated conception, creative collaboration, and verification and mutual learning. Using the application of the HAI model in an urban design practice as an example, this paper explains the multi-round interaction process between humans and AI in generating urban road networks, functional layouts, ecological spaces, spatial forms, and application scenarios, demonstrating its value in creativity enhancement in the design process. Finally, the paper proposes future scenarios of the HAI model from three perspectives: the integration of human-machine game-based design thinking, the evolution of adaptive agents, and the hybrid-augmented intelligent assistants by designers.

中图分类号 TU984 文献标志码 A
DOI 10.16361/j.upf.202603002
文章编号 1000-3363(2026)03-0012-09

作者简介

甘 惟，同济大学建筑与城市规划学院助理教授，ganw@tongji.edu.cn

吴志强，同济大学建筑与城市规划学院教授，中国工程院院士，通信作者，wus@tongji.edu.cn

^{*} 中央高校基本科研业务费专项资金资助“‘场所-经济’视角下的城市空间价值提升机制与更新策略研究”（项目编号：22120250427）；“十四五”国家重点研发计划专项“城市可持续规划建设多模态情景智能仿真信息平台研究”（项目编号：2022YFC3800205）

人类历史上城市设计 (urban design) 与人工智能 (artificial intelligence) 几乎是同一时期提出的概念。前者于1956年哈佛大学“城市设计会议”的研讨会上首次被使用,而后者则是在同年的达特茅斯会议上,分别被视为城市设计与人工智能作为现代科学的诞生标志^[1]。时隔近70年,城市设计在我国经历了高速城镇化时期,从关注空间形态扩展到关注社会、经济、环境、人文体验等多个维度,并成为直接推动城市发展和建设的重要环节,而人工智能领域也在先后经历了机器学习、深度学习及通用大模型等重要突破后得到快速发展,并成为推动人类科技进步的重要引擎^[2-3]。自2010年以来,以上海世博园区人流模拟^[4]、北京城市副中心总体城市设计中的CIM应用^[5]等为典型的城市设计智能化技术得到发展,其理论方法、技术体系已逐步形成。随着地理信息系统、虚拟现实、参数化设计、计算机视觉、人机交互平台^[6-8]等前沿技术引入城市设计过程,出现了多种支持城市数据处理、分析、模拟、呈现的技术方法来解决城市设计问题^[9]。今天,我国城市发展正从大规模增量扩张阶段转向存量提质增效为主的阶段,人工智能与城市设计的结合更受到广泛关注,被认为是提升设计科学性、优化城市设计流程及创新设计机制的重要路径^[10]。如果说以CAD为代表的数字工具释放了设计师的“体力工作”,那么随着AI技术的引入,城市设计的智能化将会进入辅助设计师的“脑力创造”的新阶段,促进设计师完成更高质量的作品^[11]。然而,审视既有研究,技术应用普遍以结果性能为导向,即关注AI在特定任务上的输出表现,如生成方案是否满足预期指标、模拟结果是否准确等。这种取向将城市设计简化为从输入到输出的映射问题或参数寻优问题。然而,城市设计本质上不存在唯一的最优解,方案质量高度依赖设计过程中问题的定义与重构、备选方案的生成与筛选、设计判断的进化与修正。这些关键活动均发生于创作过程之中,而非仅体现于最终结果。单点技术突破固然重要,但难以应对复杂且相互关联的设计决策挑战,其深层症结在于缺少对“人与AI如何共同完成设计创作过程”的系统性理解。

因此,从总体上看,当前城市设计仍处于智能化初期,设计实践应用中的智能化水平不高。笔者认为提出HAI模式城市设计,即构建在一个完整设计实践过程中Human-AI深度融合的框架十分必要,将推动人工智能模型能力与城市设计创作品质的双向提升。

1 城市设计的创作性特征及其AI介入

1.1 设计创作的内涵

城市设计要建构“未有之空间”,是一个面向未来、以人为宗的创作过程。“创作”,在《国语辞典》中意为“出于己意而非模仿的文学或艺术作品的制作”,《辞海》中也指出创作的“核心特征是独创性”,这体现了创作包含新颖、独特及艺术价值的多重属性。韩冬青^[12]认为城市设计的创作性具有4个特征:①以人为本;②以提高环境质量和职能效率为目标,在空间中化解各种矛盾;③侧重城市系统各要素关系的组合;④具有艺术创作的属性。城市设计要建构一个“未有之空间”,既不存在固定不变的模式范本或是规则逻辑,又不是经过特定先验公式的推演计算,设计作品都是设计师注入了原创性的构思。由此可见,“创作”具有难以替代性。

城市设计的结果受多方面的影响,包括:

- ①因人而异,设计师知识经验、思维方式、技巧水平差异性;
- ②因地制宜,场地特点、地域文化及周边环境的适应性;
- ③因技而异,技术使用产生新的可能性。

1.2 城市设计创作的典型AI介入

随着机器学习、深度学习、生成式大模型等技术广泛应用,在城市设计问题识别、发展规律揭示、空间形态适应性优化以及设计性能定量评估等方面的价值已得到验证。

(1) 以数据驱动为特征的增强设计^[13]。数据驱动的增强设计标志着城市设计方法论从经验主导转向实证探索的变革。通过汇集多源大数据,特别是如手机信令、社交媒体、物联网传感等新

兴数据,运用可解释机器学习算法洞察并定量描述城市空间中隐藏的规律^[14],为设计策略的制定提供过去难以获得的客观依据。典型应用包括基于位置数据识别人群画像^[15]、共享单车的骑行轨迹数据诊断交通问题^[16]、分析夜间灯光数据识别城市活力区域^[17]等。这种方法让设计决策根植于对城市运行的深度理解之上,进而提升了设计科学性。

(2) 以空间模拟仿真为特征的推演设计^[18]。采用逻辑程序模拟推理过程进而制定规划情景,依靠机器学习提取学习样本的数据分布特征进而推测不同设计方案的可能性。例如通过参数化建模或智能体 (ABM) 模型,对交通流线、环境影响、社会行为等复杂系统进行动态模拟^[19-21]。设计师可以输入不同的规划情景,系统便能推演出其在未来可能产生的综合效应。借助生成式AI模型不仅能够模拟空间演变过程,更可将规划理论与伦理约束嵌入模型框架^[22]。设计从静态蓝图构想变为动态过程预测,允许设计师在实施前反复试错、优化方案,有效降低了决策风险与不确定性。

(3) 以性能驱动为特征的生成式设计^[23]。性能驱动的生成式设计将设计过程转化为一个目标寻优的计算过程,在计算性设计领域得到较充分发展^[24]。设计师不再直接构思形态,而是优先定义一系列设计目标 (如最大化日照、最小化碳排放、最优视野) 和约束条件 (如容积率、限高),通过进化算法实现形态优化^[25-26]。此外,引入对抗生成网络 (GAN) 生成适应气候的形态^[27]、推理形态机理^[28],甚至自动探索反常规的设计方案^[29],通过设计性能评估及方案迭代极大地拓展了设计边界,能够发现超越人类经验局限的高性能方案,辅助设计师在复杂的多目标权衡中做出最优决策。

(4) 以大模型为代表的场景设计^[30]。2023年以来,以大模型为代表的生成式AI技术开始改变设计概念的生成与表达方式。利用扩散模型 (Diffusion Model) 等强大的人工智能,设计师可以通过自然语言描述或简单草图,即时生成高度逼真、风格多样的城市空间效果图与场景叙事^[31]。这不仅大幅简化概念构思与方案可视化的流程,降低了专业门槛,更能够激发创作灵感,还通过在设计过

程中建立交互式生成机制促进与公众和非专业人士的直观沟通^[32],使协同设计变得更为高效和生动。

1.3 AI介入设计创作过程的挑战

1.3.1 单点介入缺乏对系统创作问题的应对

AI技术在城市设计中的应用受限于数据获取的碎片化和适用性^[33]。尽管多源数据的可用性显著提升,但数据孤立现象仍然严重,导致AI模型训练集存在样本偏差。例如:交通流量预测模型在分析城市设计交通影响时表现优异却难以解释复杂的空间优化问题;大语言模型工具可以生成接近真实效果的空间场景却无法响应城市设计对人文、环境、美学等多方面特征的关切;此外,现有数据标注体系未考虑设计专业语义等问题,使AI输出结果需人工二次校正以匹配设计价值导向,反而增加工作负担。

1.3.2 创作过程的人机协同存在认知断层

AI与设计师的协作仍停留在单向工具层面,未能实现真正意义的认知互补。主流生成式设计工具虽能快速产出方案变体,但其底层算法缺乏对设计价值、原理、地方文脉等隐性知识的编码能力,对设计过程中人类设计师具备的综合性思维、创造性思维以及批判性思维的支撑十分有限^[34]。实践中常见设计师被迫“逆向工程”调整AI方案,通过反复调试获得一个满意的AI结果,其时间成本甚至超过传统手工建模,这在城市设计中尤为突出。

1.3.3 生成模型黑箱造成整体设计逻辑割裂

典型的可解释机器学习方法,如用于解释机器学习多因子耦合影响的夏普利值(SHAP)、局部依赖分析(PDP)^[35]等,能够可视化参数变化过程的强化学习、多目标优化算法等,能够在一定程度上建立机器学习与真实世界的解释,然而其权重设置和模型结构往往隐含开发者主观偏好。此外,算法偏见可能边缘化弱势群体,例如基于大数据样本训练的预测模型,可能会忽视个体特征的存在。更深层复杂性在于,AI的优化逻辑可能与人类的空间感知存在冲突,导致生成设计结果出现“计算合理但体验

失衡”,很难引起广泛共鸣。

2 城市设计创作过程的HAI模式构建

2.1 城市设计HAI模式的目标

HAI模式下的城市设计需实现认清、战略、精准、生态多维目标。在认清维度,基于互助原则实现人机协同的场地认知与问题诊断,强调“科学性”;在战略维度,基于可信机制定制知识图谱以引导方案构思,强调“靶向性”;在精准维度,基于推演进化实现从数据感知到时空预演,强调“前瞻性”;在生态维度,基于伦理基石构建让AI向善的驯化机制,保障良性技术生态,强调“可控性”。HAI模式的终极意义在于从工具理性到文明共生,契合城市设计的本质目标:为人民创造美好未来生活。

2.2 创作过程的“认知—工具”映射

城市设计创作流程较为复杂,早期研究将设计思维分为理解需求、提出问题、概念设计、生成方案与评估优化等

五个阶段。杨俊宴提出“感知—推演—生成—仿真”的智能化设计链条^[36],定义设计方案产生机制。构建HAI模式的关键在于将设计链与技术链深度融合,形成“认知—工具”映射。

在设计认知层面,设计师起主导作用,其认知差异对设计结果产生显著影响。城市设计的创作要素包括建筑形态、功能、道路、公共空间、生态系统、场景等,需借助综合手段有机整合。针对每一要素的创作,均在较短时间内完成从构思、创作到验证的微循环。

在设计工具层面,模型创新呈现多元化特征。创作前,AI通过诊断或推演实现问题识别与趋势预测,与设计师的问题定义能力形成互补;创作中,AI采用生成式算法启发构思并生成形态结果,实现设计共创;创作后,综合运用评估与优化工具进行验证,为下一轮迭代提供依据^[37]。

在实践中,“认知—工具”往往不是简单映射而是交叉联动(图1)。构思阶段不仅需要AI分析结果,也需AI提供灵感;创作阶段是形态生成与智能评估在

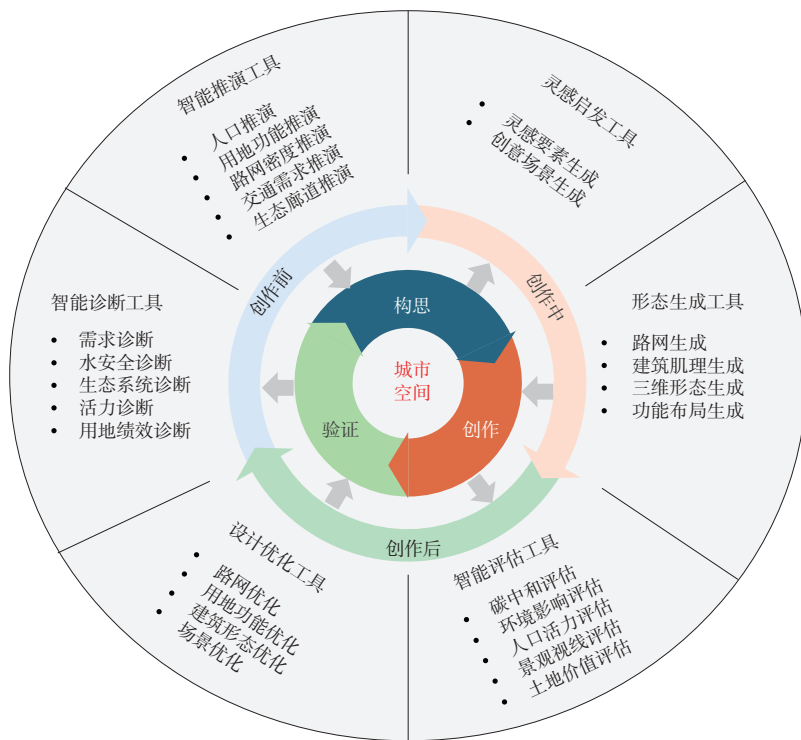


图1 城市设计创作过程HAI模式示意图

Fig.1 Diagram of the HAI model in urban design process

设计师互动下的产物；验证阶段既要检验模型优化方向，也需回应当初的诊断问题。以小型、轻量化的设计工具介入创作微循环，在可接受时长内完成高频、动态的辅助分析，提升设计性能。

2.3 城市设计HAI模式的技术框架

HAI模式区别于传统计算机辅助系统的本质特征，在于其既保留设计价值判断，又突破了方案探索的认知局限，体现在以下方面。

(1) HAI设计构思融合。对应认清（科学性）与战略（靶向性）目标，凭借AI快速、精准的数据分析及预测能力，能够有效识别城市中的隐性系统问题，其认知过程涵盖特征学习、问题诊断与规律推演。然而，其在问题的归纳、概括与陈述方面仍有不足，需结合设计师构思提炼并重构设计问题。

(2) HAI设计创作协同。对应战略（靶向性）与精准（前瞻性）目标，利用生成式AI拓展设计师思路，其生成方式包括规则创作、学习创作与迁移创作。设计师将专业知识、风格偏好与AI生成能力结合，突破自身思维局限，采用语义修正、干预生成规则或训练数据集等方式，持续引导AI生成的设计形态。

(3) HAI设计验证互鉴。对应精准（前瞻性）与生态（可控性）目标，采用多维度设计评价模型可形成人机相互博弈、校验的智能响应设计模式。快速评价城市生态性能、流动要素影响及行人空间体验等问题，结合设计师综合感性评价，实现连续动态的互馈优化。

3 城市设计过程的HAI模式实践

笔者团队于2022年开始在无锡某地城市设计（以下简称“本试验”）中开展了首次系统性的试验，将AI诊断、推演与生成式设计技术大规模应用于设计过程，以期在实践中孕育一个人机协同设计的框架。该项目位于无锡市中心以南，蠡湖东北侧，总面积约3.62 km²，其定位是太湖湾科创带上的一个重要节点，计划建设一个能够容纳8万人口的集创新、办公、生活、休闲于一体的新城。结合本团队研制并试验的AI辅助设计方法，经过多轮人机协同过程最终创作定

稿，是HAI模式指导下的一次实践探索。

3.1 HAI模式对既有设计流程的改进

本试验的创作过程并非由设计团队独立完成方案创作，而是由“人工干预”作为主线，增加了机器推荐、推演评估两条支线作为辅助。在支线上，通过多个AI模块针对不同的设计问题进行解答，并与人工干预的主线环节产生交互。设计师在创作过程中，一方面不断接收AI推演生成的用地、路网、生态空间、三维形态及场景等信息，以此作为参考与依据；另一方面在创作设计方案的同时，接受AI在功能、活力、碳中和、景观价值、开发强度等方面的即时评估，以此判断设计方案是否达到预期。模块之间的交互呈现出网络化的特征，设计师在关注某一个要素创作时可能会整合

多个AI模块的计算结果，而同一个AI模块的结果也会影响多个人工创作的环节（图2）。

3.2 HAI模式设计的创作过程

3.2.1 路网创作

路网密度与城市发展的目标、城市的功能以及人群活动密切相关。传统路网设计主要根据设计师的经验进行。本试验中，以“尺度与功能相适宜”为原则，采用机器学习算法识别同类地区的路网密度规律，生成设计场地内各地块的路网密度预期值，辅助设计师创作合理路网。关键步骤包括：①设计师绘制主干路网轮廓；②以半径200 m六边形为采样单元，采用决策树模型（CART算法，最大深度5，叶节点最小样本数10）学习东京、香港、旧金山等18个典型城

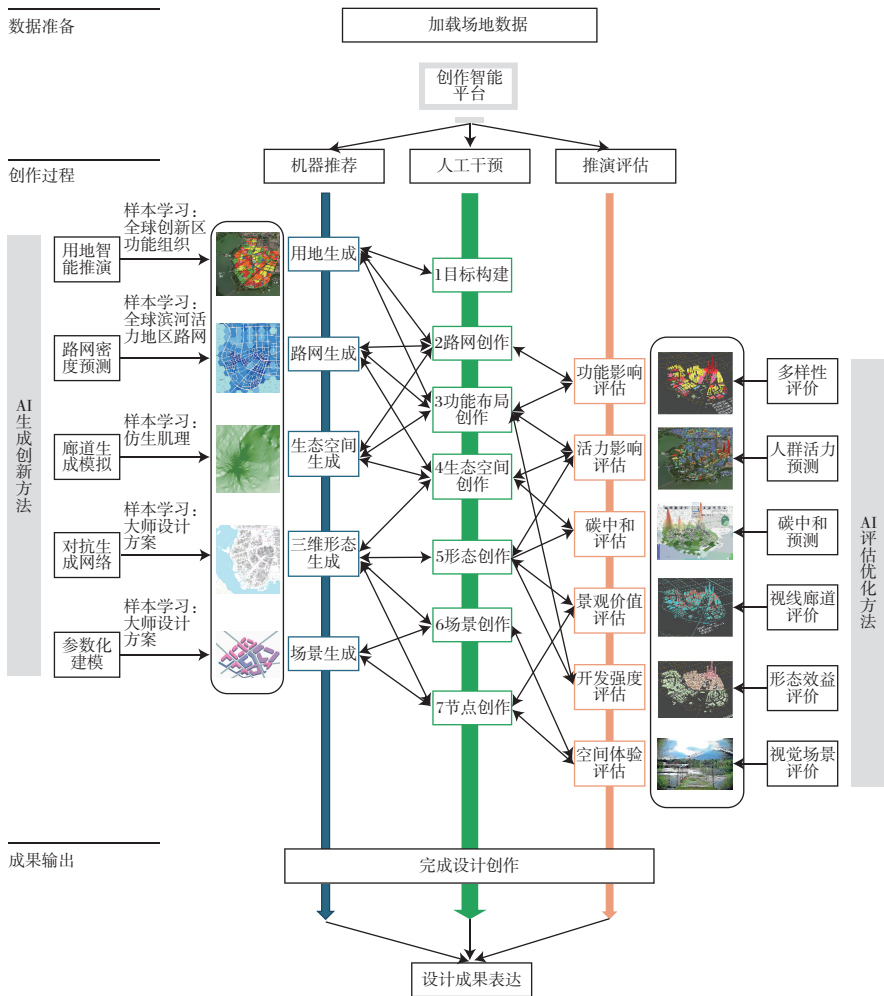


图2 城市设计创作的HAI模式试验流程

Fig.2 Process of HAI urban design experiment

市滨水区的路网密度与人群活力分布、POI功能、滨水距离等要素之间的非线性相关，模型在验证集上 R^2 为0.83；③根据场地特征数据预测每个计算单元中的路网密度预期值（输出为0—1归一化值），并与现状路网密度对比，发现部分地区甚至应提高到2.18倍；④依据路网密度建议值采用分形算法生成新的道路格网，并为设计师标记位置；⑤设计师根据形态构思进一步调整城市主干路、次干路和支路系统；⑥对调整后的路网进行新一轮的密度分析并与预测值对比，标记差异区，并重复上一步进入新的迭代。经过上述过程，最终完成疏密有致、与城市功能相适配的路网创作。AI与设计师的分工见表1。

3.2.2 功能布局创作

城市用地功能的组织是空间设计的基础，科学预测城市用地规模、配置城市用地功能，对解决城市设计中的人地矛盾具有重要意义。本试验中，以“构建15 min出行圈”未来家园为原则，采用多智能体强化学习方法对城市功能进行配置生成。关键步骤包括：①结合项目定位，提出在功能上的总目标为打造一个“滨水科技创新中心”；②导入包括现状地形、道路、水系、设施等环境数据，生态红线、永久基本农田等约束条件，以及批建项目数据；③采用多智能体博弈强化学习方法（以地块属性与邻接关系为状态，以混合功能指数与通勤距离为奖励导向）推演4类主体（政府、规划师、市民、投资者）对10种城市功能（生态、行政、居住、交通、商业、医疗、教育、产业、基础设施、创新）的布局；④根据推演结果凝练“打造中央绿轴与3处商业中心、湖滨生态功能复合”等设计策略；⑤采用随机森林模型学习18个典型城市滨水区样本的功能构成比例，并预测本试验场地的功能占比（创新20.91%、生态17.06%、商业14.91%、居住22.49%、医疗2.35%、教育5.74%，其余为基础设施与交通等），作为功能结构设计的参考；⑥设计师在机器推荐结果基础上微调各类功能的地块布局，得到用地布局方案；⑦采用人群活力模拟程序（以地块功能与路网拓扑为输入），预测用地布局影响下的人群活动强度分布，验证是否满足滨水地区

表1 路网创作的AI与设计师分工
Tab.1 Roles of AI and designers in road network design

	AI推荐方案	设计师干预方案
设计流程	A1.机器学习路网密度分布规律 A2.输入现状路网、H1主干路网结构与地块功能、人群热力 A3.划分计算单元 A4.预测各计算单元路网密度 A5.生成初步路网 A6.对H2优化路网的密度检验	H1.确定主干路网结构 H2.根据A4、A5完善路网系统 H3.根据A6优化路网细节 H4.细化路网分级
设计结果	 路网密度分布预测图	 设计方案路网系统图

需求；⑧将配置后的各类城市功能依据开发强度要求推算各类功能的建筑面积。经过上述过程，最终完成功能多元、配置合理、满足15 min家园需求的功能布局创作。AI与设计师的分工见表2。

3.2.3 生态空间创作

生态空间包括城市中间的生态廊道、斑块、表面及屋顶绿化等。“双碳”战略背景下生态空间布局尤为重要。本试验中，结合设计场地位位，将生态目标设定为“碳中和自足的新城”，采用机器学习模型分析同类型地区样本的城市产业类型、功能、人口对碳排放及碳汇的影响机制，动态预测方案碳排与碳汇量，从而优化设计结果。关键步骤包括：①导入城市设计形态方案；②采用随机森林回归模型（以产业类型占比、功能混合度、人口密度为输入特征，输出年度碳排放与碳汇总量，模型验证集 R^2 为0.79）预测设计方案碳排放与碳汇量，发现距离碳中和目标约有5.9万t/a的缺口；③以达到碳中和为目标，采用基于遗传算法的绿地配置优化器（迭代次数设为200代）生成绿地布局方案，增加约15.2%的碳汇量，输出建议布局图；④设计师基于AI建议设计生态空间结构，提出由滨江向腹地内部延伸出12条景观廊道，对后续空间形态创作产生较大影响；⑤由AI配置能源减碳措施（如

太阳能板、地源热泵、太阳能集热管、太阳能路灯）、产业减碳措施（如产业结构调整建议）及碳汇措施（如森林密植、立体绿化、屋顶绿化），并按成本与减碳效率进行排序推荐；⑥重复上述步骤，迭代优化直至达到碳排与碳汇的平衡状态。经过上述过程，最终完成既符合碳中和目标又具有特色的生态空间创作。AI与设计师的分工见表3。

3.2.4 形态创作

城市三维空间形态是设计师创作构思直观、具象的表达，是设计核心议题。城市形态设计既要与城市功能相适应、满足市民生产生活需要，同时也要求美观、舒适，并具有新颖、独特的创意。本试验中，结合场地条件提出“空间形态需要有效利用滨水价值”的原则，采用机器生成与人工设计协同的方法，为设计师提供机器创作建议并从滨水景观视线角度进行优化。关键步骤包括：①对两类样本（已建成滨水地区及本团队既往城市设计方案中的滨水地区）进行形态参数提取，涵盖容积率、建筑密度、平均高度、高度方差、开敞度等指标；②采用XGBoost模型（以地块功能、滨水距离、周边路网密度为输入特征，输出各项形态参数的预期值，模型验证集 R^2 为0.81）预测目标场地的形态参数，并采用参数化规则生成建筑体块布局；

③采用条件生成对抗网络（cGAN）以用地功能为条件输入，生成器为U-Net架构（训练数据集包含500组滨水区样本）生成完整场地的建筑形态方案；④设计师综合考虑前序分析结果，结合主观概念对AI生成的形态方案进行修正；⑤基于视域分析算法，对方案建筑立面的山水景观视线可达性进行全局检验；⑥设计师优化方案局部形态，如打通视廊、调整朝向、错位布局等，最终将能够观湖的建筑立面占比由原方案的42.3%提升到51.2%；⑦通过多轮调试，输出景观价值最优的形态设计结果。经过上述过程，最终完成景观价值显著提升且具有一定特色的空间形态创作。AI与设计师的分工见表4。

3.2.5 场景创作

城市设计关注人在空间中的体验，创造优美、舒适、宜人的空间场景会给人带来愉悦的感受，反之则会感到厌恶。本试验中，设计师认为应在滨湖公共空间中设计若干处独具特色的场景，名“新八景”，以此打造无锡甚至周边城市居民向往的打卡地，因此，在形态创作基础上，进一步采用图像生成技术辅助场景创作。关键步骤包括：①选取中央绿轴与蠡湖交会处作为重点区域，采集现状环境照片；②采用语义分割模型（DeepLabV3+，骨干网络为ResNet-101，输入图像分辨率为512×512像素）识别图像中的水岸、绿化、湖面、山景、天空等要素；③以微博、Instagram等社交媒体网站用户发布的标签含“滨水/绿色（waterfront/green）”及“创意（creativity）”的4000张打卡照片为训练样本，采用图像生成大模型Stable Diffusion（以语义分割结果为条件输入）提取设计策略，如堤岸步行桥、亲水林荫路等，并生成场景图像；④设计师对AI生成场景中的创意元素进行评估，若不满意则调整语义分割图或筛选样本子集，重复步骤③生成新的创意直至满意；⑤结合生成场景的特色，构思出“十里香堤”等多个节点意境。经过上述过程，最终实现符合场地特色、能带给行人舒适体验的场景创作。AI与设计师的分工见表5。

3.3 HAI模式下的创造性提升

作为一次城市设计创作流程HAI模

表2 功能布局创作的AI与设计师分工
Tab.2 Roles of AI and designers in functional design

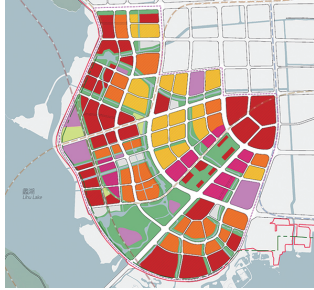
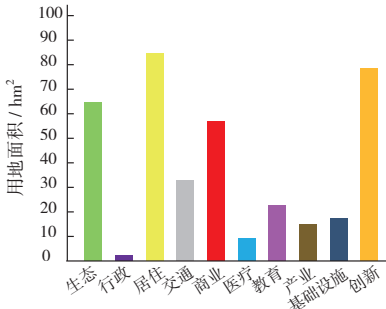
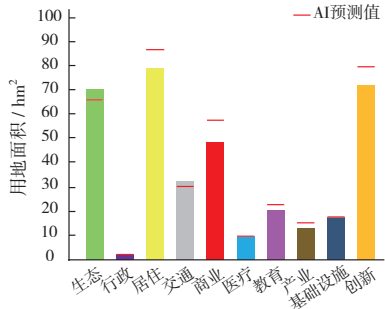
	AI推荐方案	设计师优化后的方案
设计流程	A1. 推演城市用地的空间布局 A2. 根据H2案例中的数据分布规律优化功能配置 A3. 动态计算H3人工干预中的功能构成，保障取值在理想区间内 A4. 推演功能布局对未来人群活力的影响 A5. 与建筑形态结合推演设计方案对功能配置的影响	H1. 提出地区定位的总设想 H2. 选择合适的对标案例 H3. 在A2的基础上综合考虑并调整功能布局 H4. 总结空间结构和设计策略
设计结果	 功能布局推演图	 设计方案功能布局图
	 用地面积推演结果	 用地面积干预结果

表3 生态空间创作的AI与设计师分工
Tab.3 Roles of AI and designers in green space design

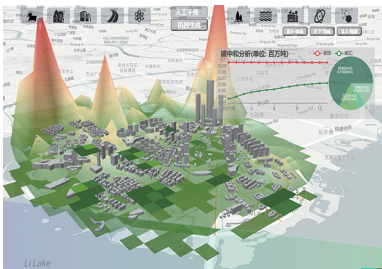
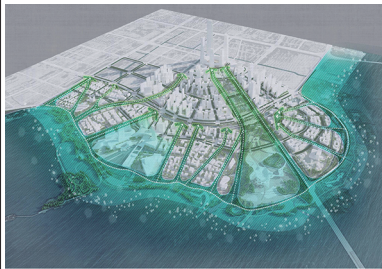
	AI推荐方案	设计师优化后的方案
设计流程	A1. 对H1步骤设计方案进行评估 A2. 配置生态空间以实现汇碳增加 A3. 推演H2、H3步骤人工干预设计后的碳中和值 A4. 推演H4步骤采用碳减排与碳汇措施后的碳中和值	H1. 创作初步形态与功能方案 H2. 结合A2配置的生态空间进行生态系统设计 H3. 调整空间形态和功能组织 H4. 选择碳减排与碳汇措施
设计结果	 碳中和评价与推荐绿地位置图	 设计方案生态空间分布图

表4 形态创作的AI与设计师分工
Tab.4 Roles of AI and designers in morphological design

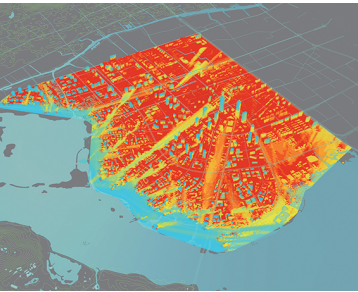
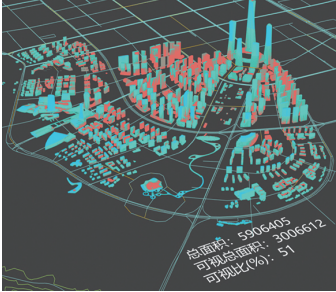
	AI推荐方案	设计师优化后的方案
设计流程	A1.机器学习已建成的滨水区形态规律 A2.机器学习大师设计方案滨水区的形态规律 A3.训练模型与规则模型结合生成大规模的三维城市形态,为设计师提供推荐方案 A4.对H3人工优化后的设计方案进行视线景观价值检验	H1.开展初步形态方案设计 H2.对A3的机器创作方案进行筛选与鉴别 H3.综合考虑城市交通、功能、生态以及个人经验、审美等因素,对机器创作方案进行人工干预优化 H4.根据视线景观价值的反馈进行局部空间人工干预优化
设计结果	 机器创作方案结果图	 设计方案总平面图
	 滨水景观视线模拟图	 设计方案建筑布局优化图

表5 场景创作的AI与设计师分工
Tab.5 Roles of AI and designers in scenario design

	AI推荐方案	设计师优化后的方案
设计流程	A1.对现状照片进行图像语义分割 A2.将H1现状图片与H2社交网络中的打卡图片进行场景融合,生成新的场景图像	H1.选择设计方案的特定场所并获取现状照片 H2.根据设计构思为AI选取不同的样本图片 H3.在A2生成的场景图像中筛选出适合的结果 H4.总结生成场景中的创意元素,并将创意元素融入整体创作构思中
设计结果	 滨水场景生成	 设计方案中的“新八景”

式的探索,本试验验证了AI作为设计师智能助手的价值,通过“智能推荐—人工干预—即时评估”的互动机制,增强了设计方案的创作性。相比于传统流程,HAI模式的设计结果更符合预期,并创造了一种全新的设计过程体验。AI初始生成与最终结果见图3、图4。

(1) 因人性增强:AI激发了设计师的灵感,释放精力使其聚焦于创造性构思,特别是在标志性建筑、街区和公共空间等节点融入独特创意,实现“AI画龙,设计师点睛”的升华,在提升效率的同时强化了设计成果的个性表达与完成度。

(2) 因地性增强:AI精准捕捉了场地环境特征,结合同类型样本的机器学习为设计决策提供科学参考,将感性认知与科学理性相结合,加深了设计师对场地的理解,使设计方案既回应环境脉络,又创造出更具场所精神与人本体验的城市空间。

(3) 因技术性增强:生成式AI工具创造了新的形态模式,如对非均质路网、滨水生态布局及提升湖景价值的建筑布局,是对经验主导型设计的重要补充。未来随着更多AI方法纳入,其在空间形态优化方面的价值将更为彰显。

4 城市设计HAI模式的未来情景

4.1 人机博弈的设计思维融合

HAI模式将开创人机博弈的新型设计范式,在设计创意阶段形成动态的思想交锋。AI系统不再仅是执行工具,而是具备批判性思维能力的“设计对手”,能够主动提出替代方案并指出人类设计中的潜在矛盾。这种人机博弈关系将激发设计师突破思维定式,在反复的方案对抗与融合中产生更具创新性的成果。同时,系统将建立设计思维的可视化映射机制,使AI能够理解并学习不同设计师独特的创作逻辑和美学偏好。

4.2 自适应设计智能体演进

未来的设计智能体将具备持续演进的能力,通过不断参与项目实践积累经验与洞察,构建一套自适应学习体系,既掌握通用的设计准则与技术规范,也能灵活响应不同任务场景的具体要求,



图3 AI建议设计方案
Fig.3 AI-generated design layout



图4 设计师干预后的设计方案
Fig.4 Design layout incorporating designer interventions

并逐步理解设计师的个体工作模式与偏好。由此,智能体能够针对多样化的城市设计议题,自主调整其角色定位与参与策略,逐步从标准化的辅助工具,成长为真正理解设计意图、具备协同智慧的创造性伙伴。

4.3 设计师的增强智能助理

HAI系统将发展为设计师的“第二大脑”,提供全方位的智能增强支持。AI助理能够快速梳理海量设计资料,提炼关键信息;实时生成多样化的设计可能性,提供创意选择;进行多维度方案的模拟预测,保障设计科学性。未来智能助理可能将更进一步具备情境感知能力,能够根据设计进程的不同阶段和设计师的即时需求,主动提供恰到好处的支持,既不会过度干预创作过程,又能在关键时刻给予有效建议。

5 结语

城市智能设计走向HAI模式的核心价值在于超越工具辅助范畴,构建了“人类智慧在场”的协同范式。它并非以自动化取代设计师,而是将人工智能的计算、生成与模拟能力融入创造性思维循环,确保设计成果兼具计算高效与人文温度。HAI模式标志着城市设计的智能化走向包容性、响应性和创造性,为人机在塑造复杂城市环境领域确立全新的合作基准。值得关注的是,本研究仍存在一些局限,如:复杂设计问题难以通过单一案例完全阐明,HAI模式

对不同规模、类型设计项目的适应性尚需进一步验证;尽管建立了人机协同的工作流,但当前AI技术在计算资源、数据质量及可解释性方面仍有约束,难以实现真正的实时协同;人机权责边界与决策冲突的仲裁机制仅作初步探讨;等等。本文旨在作开放探索,以期促进更多城市设计HAI模式的讨论。

参考文献

- [1] 巴迪,沈尧.城市规划与设计中的人工智能[J].时代建筑,2018(1):24-31.
- [2] 钮心毅,刘思涵,桑田,等.大模型的专业学习:构建融入城市空间形态设计知识的图像生成模型[J].城市规划学刊,2025(1):55-63.
- [3] 甘惟.国内外城市智能规划技术类型与特征研究[J].国际城市规划,2018,33(3):105-111.
- [4] 吴志强,干靛.上海世博会可持续规划设计[J].建设科技,2010.
- [5] 吴志强,甘惟,臧伟,等.城市智能模型(CIM)的概念及发展[J].城市规划,2021,45(4):106-113.
- [6] Abualigah L, Diabat A. A comprehensive survey of the grasshopper optimization algorithm: results, variants, and applications[J]. Neural Computing & Applications, 2020, 32: 15533-15556.
- [7] 王建国.基于人机互动的数字化城市设计:城市设计第四代范型刍议[J].国际城市规划,2018,33(1):1-6.
- [8] 杨俊宴.可解释人工智能城市设计:从科学问题到方法建构[J].城市规划,2025,49(7):29-41.
- [9] Huang T, Ye X, Yigitcanlar T, et al. Artificial intelligence in urban design: a systematic review[J]. Cities, 2026, 169: 106527.
- [10] 刘羿伯,吴梓溶,孙澄.面向新一代人工智能的城市设计:范式转型与数智赋能[J].城市规划学刊,2025(1):64-70.
- [11] 甘惟,吴志强,王元楷,等.AIGC辅助城市设计的理论模型建构[J].城市规划学刊,2023(2):12-18.
- [12] 韩冬青.城市设计创作的对象,过程及其思维特征[J].城市规划,1997(2):3.
- [13] 龙瀛,沈尧.数据增强设计:新数据环境下的规划设计回应与改变[J].上海城市规划,2015(2):81-87.
- [14] Zhang P, Ghosh D, Park S. Spatial measures and methods in sustainable urban morphology: a systematic review[J]. Landscape and Urban Planning, 2023, 237: 104776.
- [15] 杨俊宴,张珣,史宜,等.见物见人:基于城市人群数字画像的城市设计探索[J].城市规划学刊,2025(4):41-49.
- [16] Wang L, He H, Dong Y, et al. Predicting street-level distribution of bike-sharing traffic volume in metro station areas using integrated generative adversarial networks[J]. Journal of Transport Geography, 2026, 30: 104456.
- [17] Xu G, Su J, Xia C, et al. Spatial mismatches between nighttime light intensity and building morphology in Shanghai, China[J]. Sustainable Cities and Society, 2022, 81: 103851.
- [18] 吴志强,甘惟.转型时期的城市智能规划技术实践[J].城市建筑,2018(3):26-29.
- [19] Millroth P, Collisioo A, Juslin P. Cognitiva specibus: towards a Linnaean approach to

- cognition[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2021, 25(3): 173-176.
- [20] 黎夏, 叶嘉安. 基于神经网络的元胞自动机及模拟复杂土地利用系统[J]. 地理研究, 2005(1): 19-27.
- [21] 张鸿辉, 曾永年, 谭荣, 等. 多智能体区域土地利用优化配置模型及其应用[J]. 地理学报, 2011, 66(7): 972-984.
- [22] Wang Y, Fu Y, Lyles W. Generative AI for spatial regeneration planning: integrating urban planning theories and ethics[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2026, 124: 102380.
- [23] Huang C, Zhang G, Yao J, et al. Accelerated environmental performance-driven urban design with generative adversarial network[J]. Building and Environment, 2022, 224: 109575.
- [24] Tay Z, Ortner P, Wortmann T, et al. Computational optimisation of urban design models: a systematic literature review[J]. Urban Science, 2024, 8(3): 93.
- [25] Banerjee S, Ching G, Yik K, et al. Analysing impacts of urban morphological variables and density on outdoor microclimate for tropical cities: a review and a framework proposal for future research directions[J]. Building and Environment, 2022, 224: 109646.
- [26] Koenig R, Miao Y, Knecht K. Urban design synthesis for building layouts based on evolutionary many-criteria optimization[J]. International Journal of Architectural Computing, 2015, 13(3/4): 257-278.
- [27] Zhou S, Wang Y, Jia W, et al. Automatic responsive generation of 3D urban morphology coupled with local climate zones using generative adversarial network[J]. Building and Environment, 2023, 245: 110855.
- [28] Quan J. Urban-GAN: an artificial intelligence-aided computation system for plural urban design[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2022, 49(9): 2500-2515.
- [29] Gan W, Zhao Z, Wang Y, et al. UDGAN: a new urban design inspiration approach driven by using generative adversarial networks[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2024, 11(1): 305-324.
- [30] Cao Z, Mao Y, Mustafa M, et al. Future cities imagined by ChatGPT-4o: human evaluation using importance-performance analysis[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2025, 12: 630.
- [31] Zheng H, Yuan P F. A generative architectural and urban design method through artificial neural networks[J]. Building and Environment, 2021, 205(6): 108178.
- [32] Zheng Y, Xu F, Lin Y, et al. Urban planning in the era of large language models[J]. Nature Computational Science, 2025, 5: 727-736.
- [33] 吴志强, 甘惟, 刘朝晖, 等. AI城市: 理论与模型架构[J]. 城市规划学刊, 2022(5): 17-23.
- [34] 黄雨悦, 杨俊宴, 孙昊成, 等. 从静态耦合到动态交互: 中观尺度城市设计的智能化方法[J]. 城市规划学刊, 2025(3): 25-33.
- [35] Wang Z, Zhou R, Rui J, et al. Revealing the impact of urban spatial morphology on land surface temperature in plain and plateau cities using explainable machine learning[J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 118: 106046.
- [36] 杨俊宴, 盛华星, 史北祥, 等. 感知·推演·生成·仿真: 智能化城市设计方法研究[J]. 城市规划, 2025, 49(4): 65-73.
- [37] Ritter H, Herzog O, Rothermel K, et al. City models: past, present and future prospects[J]. Frontiers of Urban and Rural Planning, 2025, 3(1): 1-24.

修回: 2026-06