

人工智能在城市设计中的应用：创新、分类和评估

鲁涵岳¹, 张望², 宗轩^{3*}

摘要:

人工智能 (Artificial Intelligence) 为城市设计提供了创新的分析和管理工作方法, 正在不断改变这一领域的实践。本文系统梳理了人工智能在城市设计中的应用, 聚焦于其在设计生成、形态优化和真实世界模拟中的贡献。通过系统的文献综述, 本文将人工智能工具划分为四大范式: 机器学习、搜索与优化、知识系统和具身型智能, 并批判性地分析了各范式在应对城市设计复杂性中的优缺点。通过比较分析与评估标准的建立, 本文旨在为未来人工智能工具在城市设计领域的整合与发展提供理论支持和实践指导。研究表明, 人工智能在改进城市设计效率、解决复杂性及提升协作方面表现出显著潜力, 但仍面临数据质量、模型可解释性和技术集成度等方面的挑战。未来的研究方向应聚焦于多范式的整合和工具的用户友好性, 以确保人工智能在城市设计中的公平性和广泛应用。

关键词: 人工智能 (AI); 城市设计; 人工智能研究工具和方法; 人工智能算法能力; 人工智能范式

Keywords: Artificial Intelligence (AI); Urban Design; AI Research Tools and Methods; AI Algorithm Capacity; AI Paradigms

引言

随着全球城市化进程的加快和城市人口的不断增长, 城市设计面临的挑战也日益复杂 (Nishant 等人, 2020; Alahi 等人, 2023)。传统的城市设计方法在应对快速变化的城市环境、人口压力以及城市系统的多样化需求时显得力不从心 (Ye, 2020)。这些方法在处理大规模和动态数据集, 以及快速提出设计策略方面存在显著的局限性。在此背景下, 人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 为城市设计提供了新的契机。AI 通过高级数据分析、预测建模和形态生成的能力, 能够有效应对现代城市的复杂性挑战。从交通管理到城市形态优化, 从环境保护到社会公平分析, AI 逐渐应用于城市环境的各个方面 (Huet, 2015; Rizzo 等人, 2019)。具体来说, AI 不仅通过传感器、大数据和地理信息系统 (GIS) 等工具帮助分析城市的动态系统 (Ibrahim 等人, 2019; Byon & Liang, 2014), 还在改进城市设计的生成与优化方面展现出极大的潜力 (Amasyali & El-Gohary, 2018)。AI 不仅在经济增长与生态保护间找到平衡, 还帮助管理城市基础设施和资源 (Amasyali & El-Gohary, 2018), 在智能城市中提高运营

¹ 鲁涵岳, 同济大学, 博士研究生

² 张望, 香港理工大学, 助理研究员

³ 宗轩 (✉), 同济大学, 教授, zongxuan@tongji.edu.cn

效率、信息共享和公共服务水平，并广泛应用于交通管理、犯罪预测等领域（Huet, 2015; Rizzo 等人, 2019）。然而，AI 在城市设计领域的应用还缺乏系统的梳理和阐释，具体体现在这些应用于城市设计的 AI 算法缺乏明确的算法类型，思想原理，应用范围、优缺点的分析总结，因而也缺乏成熟的对 AI 在城市设计应用的评估方法。而这种对 AI 应用的类型、方法和应用范围的模糊导致了目前很多人工智能算法的应用是广泛性的而不是针对城市设计问题而设计的（Kamrowska 等人, 2021），这种局限和模糊一方面限制 AI 算法的有针对性的开发和发展，另一方面也没有办法满足设计市场的实际需求，从而导致 AI 在城市设计领域发展的恶性循环（Kamrowska 等人, 2021）。

基于这些不足，本文通过系统的文献综述将对 AI 在城市设计领域的应用在算法类型，工作方法，思想影响与知识体系四个方面进行整理和分析，旨在形成一个系统的，基于实际应用和算法能力的评价框架，以为相关领域（城市设计、计算机科学等）的研究提供一个研究基础。本文第一章通过梳理 AI 在城市研究中的应用演变，并基于算法的工作原理，将城市设计相关的 AI 算法分为四大范式：机器学习（ML）、搜索与优化（Search and optimization）、基于知识的系统（Knowledge-based System）和具身型智能（Embodied Intelligence）。其次，基于详细的文献综述分析，本文用三个 AI 在城市设计中不同领域的典型案例，阐释这四种范式在应用上的对城市设计思想方法与工作方法的改变和促进。接着，本文在第三章横向对比了 17 种 AI 算法的参数，方法，应用范围，和优缺点，系统地梳理和比较了每种范式在应对城市设计中不同类型的问题上的特点和局限性；最后，本文基于 AI 的在实际城市设计应用中的表现，AI 算法自身结构的优缺点，和业内设计师使用评价报告，建立了科学的评估框架，从而提出了未来研究方向。

1 基于算法体系的人工智能工具在城市研究中的演变和分类

1.1 人工智能作为城市设计研究应用的演变

本文通过搜索在 Google Scholar、Scopus、Harvard Dataverse 和 Academic Search Premier 等数据库中搜索“人工智能”“AI”和“城市设计”，对 6,063 篇结果进行筛选，最终 74 篇相关性最高的文章被选择进行详细的文献综述研究。

人工智能工具在城市研究中的演变经历了多个阶段。1940 年蜂窝自动机（CA）问世，1950 年机器学习（ML）和人工神经网络（ANN）概念出现（Macukow, 2016）。1960 年，AI 开始用于城市规划，尽管 70 年代因高成本和技术局限性受到挫折，但 80 年代后期，计算机模型逐渐在城市规划中应用。1990 年后，AI 从设计自动化转向计算机辅助设计，加速了人类认知与计算机技术的结合。本世纪初，随着计算硬件能力的提升，随机优化方法得以应用于实现神经网络等复杂问题。2010 年前后，随着 AI，特别是孪生技术支持实时大数据收集分析和城市基础设施数字化，“智慧城市”概念被提出并应用于城市研究与发展中。

2010-2023 年人工智能在城市研究中的快速发展（图 1）。AI 的应用从简单任务（如语音感知）扩展到城市预测和地方政府管理等复杂领域。2015 年后，深度学习（DL）在交通管理中的应用显著增长，2020 年后扩展到绿地分析和城市规划等领域。遗传算法（GA）和机器学习（ML）在城市设计中的应用逐渐受到重视，计算流体力学（CFD）模拟和城市 AI 也成为重要技术。总体来看，AI 逐步融入城市设计的各个方面，从最初的简单模拟到如今基于复杂算法的系统化研究，未来将通过数据驱动的方法更好地应对城市系统的复杂性。

CiteSpace, v. 5.8.R6 (64-bit) Basic
 December 8, 2023 at 3:40:18 PM HKT
 WoS: D:\Wang_Faculty\USlap\Paper\Data1
 Timespan: 2010-2023 (Slice Length=1)
 Selection Criteria - g-index (k=25), LRF=1.0, LN=10, LBY=5, ee=1.0
 Network: $g=0.254$, $Q=0.712$ (Density=0.0284)
 Largest S CCs: 22/7 (93%)
 Nodes Labeled: 1,076
 Pruning: None
 Wootability: 240,5977
 Weighted Mean Silhouette S=0.8611
 Harmonic Mean(Q, S)=0.7956

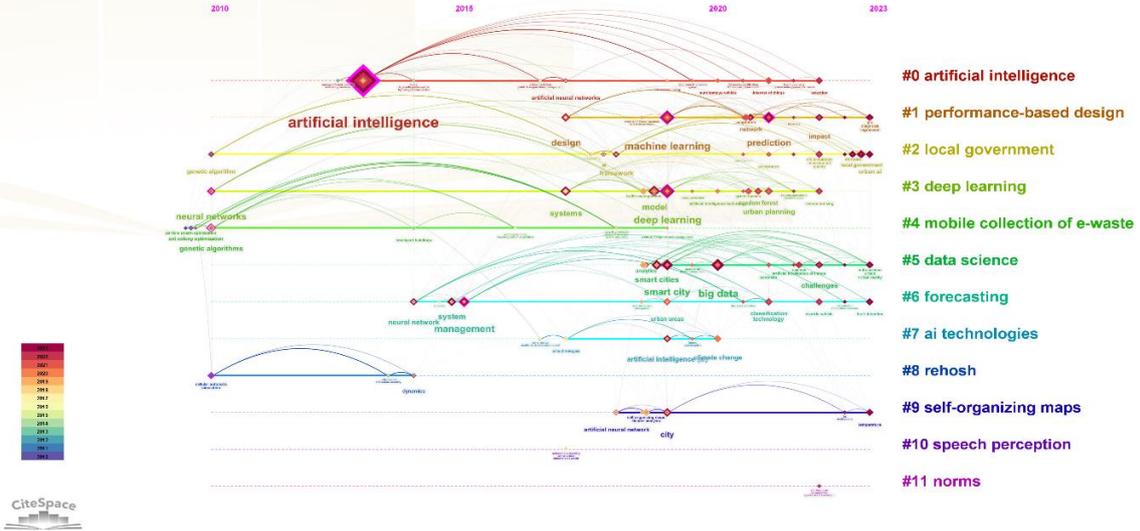


图1 人工智能在城市规划设计中的演变（图片来源：作者自绘）

1.2 基于算法体系的人工智能工具分类

在城市设计和研究中，人工智能工具可以根据其算法体系分为四大类（表1）：机器学习（Machine Learning, ML）、搜索与优化（Search and Optimization）、知识系统（Knowledge-based Systems）、以及具身型智能（Embodied Intelligence）。每种算法体系在城市研究中都有独特的应用场景和优势。

1.2.1 机器学习（Machine Learning, ML）

机器学习是当前人工智能中最为广泛应用的技术之一，通过对大量历史数据的学习，机器学习可以用于城市环境的预测、分类和模式识别。在城市设计中，ML 被用于形态生成、交通流量预测以及土地利用规划等任务。卷积神经网络（CNN）可以通过街景图像评估城市安全性，生成对抗网络（GAN）则用于创建多种城市形态方案。机器学习的优势在于其强大的数据处理和预测能力，但其对数据质量的高度依赖以及“黑箱”特性可能影响模型的透明度和决策的可解释性。

1.2.2 搜索与优化（Search and Optimization）

搜索与优化算法用于解决城市设计中的复杂目标和资源分配问题。遗传算法（GA）和模拟退火（SA）等优化方法通过模拟自然选择过程，寻找最优的城市设计方案。例如，GA 可用于优化城市绿地布局，以最大化绿化覆盖率，同时最小化城市热岛效应。虽然搜索与优化算法能够找到理论上的最优解，但在应对涉及社会文化因素的复杂城市环境时，单纯的优化结果往往难以满足实际需求。因此，如何将这些算法与社会经济、环境和文化因素相结合仍是一个挑战。

1.2.3 知识系统（Knowledge-based Systems）

知识系统通过利用预定义的规则和知识库，解决城市设计中的特定问题。这类系统在法规合规性和历史案例分析方面表现出色，能够帮助规划者审查建筑提案是否符合规划标准，并提供基于最佳实践的设计建议。然而，基于知识的系统的局限在于其对知识库的依赖性，难以应对快速

变化的城市环境和创新性设计需求。因此，这些系统需要不断更新和扩展其知识库，以保持其有效性。

1.2.4 具身型智能 (Embodied Intelligence)

具身型智能通过模拟个体之间的相互作用，生成对城市系统的理解和预测。代理人基模型

(Agent-Based Modeling, ABM) 和细胞自动机 (Cellular Automata, CA) 是具身型智能的典型应用，用于模拟人群流动、土地使用变化等过程。嵌入式智能在模拟城市动态方面表现出色，能够为城市规划提供宝贵的动态视角。然而，模型的简化假设可能无法完全反映现实中的复杂性，尤其是涉及社会和心理因素时，模型的准确性可能受到影响。

表1 人工智能算法在城市研究中的应用

人工智能算法	功能	城市研究范围	参考文献
机器学习型 (ML)			
支持向量机 (SVM)	分类、预测	土地利用、城市能源资源、城市扩张	Samardzié-Petrovié et al (2015b); Jin and Mountrakis (2013a); Vineet and Walter (2021)
决策树 (DT)	分类、预测、规划	土地利用类型、城市增长、能源规划	Yaman et al (2020); Samardzié-Petrovié et al (2015a); Jin and Mountrakis (2013b)
深度学习 (DL)			
人工神经网络 (ANN)	认知、生成、预测	城市形态、城市增长、城市景观资源、城市流动、土地利用类型学	Moreno (2016); Aschwanden et al (2019); Grekousis et al (2015)
深度神经网络 (DNN)	感知、分类、生成、预测	街道网络、城市洪水、城市流、能源利用、土地利用	Fang et al (2021a); Javadi et al (2021); Jiang et al (2022)
卷积神经网络 (CNN)	分类	土地利用、城市形态、街道环境	Zhang et al (2018); Taoufig et al (2020); Cao (2018); Huerta et al (2021); Porzi et al (2015)
	感知		Zhang et al (2020a); Ye et al (2021); Shen et al (2020);
生成对抗网络 (GAN)	生成、预测	城市形态、土地利用、街道网络、渲染、交通流量、建筑布局	Park et al (2023); Lin et al (2023); Jiang et al (2023); Fang et al (2021b); Zhang et al (2020b); Owaki and Machida (2020)
变分自编码器 (VAE)	生成	街道网络	Kempinska and Murcio (2019)
强化学习 (RL)	预测	城市流	Pang et al (2020)

深度强化学习 (DRL)	生成	土地利用、街道网络	Zheng et al (2023)
搜索优化型			
遗传算法 (GA)	优化、规划	城市形态、草图布局、街道网络、土地利用、交通管制	Xu et al (2019); Tong(2016); Porta (2013); Feng and Lin(1999); Cao et al(2012)
非支配排序遗传算法 II (NSGA-II)	优化、规划	城市形态、土地利用	Mohammadi et al (2015); Liu et al(2022); Martins et al(2014); 周子骞 等人 (2022)
爬坡算法	优化	街道网络	Cantarella et al (2006)
禁忌搜索	优化、规划	街道网络、公共交通网络	Pacheco et al(2009); Fan and Machemehl (2008)
退火算法	优化	街道网络, 土地利用	Li and Wang(2019); Lee and Yang(1994);
量子算法 (QA)	优化	草图布局、交通管制	Marchesin(2023); Derix et al (2012)

知识系统型

效价感知词典和情感推理 (VADSR)	感知	空间体验	Vukmirovic et al (2022)
模糊逻辑	模拟	人流、土地使用、交通管制	Grekousis et al (2013b); Balaji and Srinivasan (2011)
专家系统推理系统	感知、决策	法规、选址	WITLOX (2005)
规则推理 (RBR)	感知, 模拟	城市动力、交通流量	Partanen et al (2000); Cucchiara et al (2019);
基于案例推理 (CBR)	分类	城市动态、设计研究、城市增长	Jnr and Bokolo (2020); Xu and Li (2019); Li and Liu (2006); 张柏洲 等人 (2023)

具身型

代理人基模型	预测、模拟	城市增长、城市形态、人流、土地利用	Almahmood and Hans (2020); Yıldız and Gülen (2020); Orsi (2019);王杰云 等人 (2022)
元胞自动机 (CA)	生成、模拟	城市形态、土地利用、城市增长、城市扩张	Zandavali and Benamy (2018); Adem et al (2022); Santé al (2010); Patt (2015); Benguigui et al (2008);谢君洋 (2021)
蚂蚁群落	优化、感知	土地利用、城市供热、城市排水	Zhang et al (2021); Ma et al (2019); Afshar et al (2015)
群体智能	优化 模拟	城市形态、土地利用、公共交通网络	Masoomi et al (2013); Kaseb and Rahbar (2022); Cipriani et al (2020)

蜂群	优化	交通网络优化、土地利用	Nikolić and Teodorović (2013); Yang et al (2015)
	模拟		

2 人工智能对城市设计工作方法与设计思想的影响

不同类型的 AI 因其算法结构的设计差异，在城市设计的应用中体现出不同方面的增益作用。本章节通过梳理 17 种 AI 算法和 6 种 AI 商业模式在城市设计中应用，通过三个具体案例分析，总结并探讨了四种 AI 范式对城市设计的工作方法和设计思想上的影响。

表 2 展示了 27 篇相关学术研究中出现的 17 种 AI 算法在设计工作过程中的三个阶段的作用范围和功能——问题定义、设计方案生成和设计评估。此外，本文通过分析 6 个使用人工智能的城市设计平台和商业软件（如 UrbanSim、Xkool 及 UrbanistAI Platform），结合 AI 具体商业实践层面的案例讨论其在工作中的先进性与局限性。尽管这些商业模型的算法架构多未公开，但根据其运作机制和应用场景，本文将它们分类于前文所建立的四种类范式中（表 3）。

表 2 人工智能在城市设计中的应用论文选

AI 算法	设计过程	城市设计的范畴	计数
机器学习 (ML)			
深度学习 (DL)			
神经网络 (ANN)	DG	区域集群生成	1
卷积神经网络 (CNN)	PF	街道安全预测、绿地分类、街道噪音分类	3
生成对抗网络 (GAN)	DG	街道立面生成、总体规划渲染、街道网络预测与生成、街区体量生成、街区建筑布局、地块建筑布局生成、地块类型预测	8
变分自编码器 (VAE)	DG	街道网络生成	1
深度强化学习 (DRL)	DG	地块类型、街道网络生成	1
搜索优化			
遗传算法 (GA)	DG	街区体量规划、建筑形状规划	1
非支配排序遗传算法 II	DG	优化街区体量规划	1
爬坡算法、模拟退火、禁忌搜索	DG	优化街道宽度	1
量子算法	DG	地块类型优化	1
知识系统型			

效价感知词典和情感推理 (VADSR)	PF	行人体验感知	1
规则推理+案例推理	PF	样地多样性预测	1
案例推理	DG	个案研究	2
Embodied Intelligence			1
代理人基模型	DE	人群流动模拟	1
元胞自动机 (CA)	DG, DE	街区建筑体量预测、 片区建筑体量生成、 地块建筑体量生成	3
总			27

* PF: 问题形式化

DO: 设计选择

DE: 设计评估

表 3 人工智能软件和平台在城市设计中的应用

AI 工具	应用场景	例子	利益相关者	人工智能范式
UrbanSim城市模拟	新政策或投资变化对社区的影响	非机动车可达性、住房负担能力、温室气体排放以及开放空间和环境敏感栖息地的保护。	城市设计师	知识系统 机器学习AI
	场地可行性评估	最大限度地挖掘开发潜力，评估成本，提取并应用清晰的分区数据	地产开发商	知识系统 搜索和优化
Autodesk Forma (known as Spacemaker)	实时环境影响分析	对风、噪音和运行能耗进行实时预测分析	城市设计师 建筑师	具身型智能
Delve	场地可行性评估	设置财务、能源和场地限制因素	城市设计师	机器学习 AI
	城市形态的生成	提供多种选择，包括密度、日照、便利设施和基础设施信息		搜索和优化
	优化设计	使用类型的目标、改善可达性、开放空间战略、实现财务成果	地产开发商	搜索和优化
Xkool	城市形态的生成	考虑用户输入和合规规则，为给定场地生成建筑布局	城市设计师 建筑师	知识系统
	性能分析	实时检查建筑物之间的距离、建筑物日照计算和电子表格计算		知识系统
InFraRed	气候模拟	实时风速、风舒适度、太阳辐射和日照时间	城市设计师	知识系统 具身型智能
UrbanistAI Platform	生成城市设计概念	重建或调整公共空间的可视化	地方政府 市民 城市设计师	机器学习 AI

2.1 设计工作模式的转变：自动化场地信息分析与问题提出

城市设计初期阶段的主要目标是在设计启动前全面了解项目及其挑战。此阶段涉及数据收集、分析和目标设定，包括定义背景、识别利益相关者、分析条件、设定目标、制定指导原则，并对设计挑战进行优先排序（Asaad 等人，2020）。

AI 通过量化指标来分析数据，能够避免人为偏见，有效识别隐藏的模式和问题。在这类问题上，机器学习型和知识系统型的人工智能被广泛使用。机器学习型人工智能通过识别、分类和模拟等过程模仿实际学习行为，自动获取与人类类似的学习能力。而知识系统型人工智能则利用既定规则和知识库应对城市挑战，特别在信息不完整或需要主观判断时表现出色。

以土耳其阿马西亚为例，该城市正经历快速城市化，需要采用考虑当地气候、地形和文脉保存的设计方法。Adem 等（2022）利用机器学习和聚类算法（如 DBSCAN），自动化地识别了当地建筑形式与建筑所在的地理位置（沿街、沿江、靠山）的形制关系，这些人工难以归纳的隐性规则帮助该历史区域城市改造更新设计提出相关的风貌与形制的导则（图 2）。



2.2 自适应的形态生成与多角色参与的城市设计模式

城市设计的生成过程涉及将抽象问题转化为具体城市形态，以有效探索解决方案空间并满足多方利益相关者需求（Jiang 等人，2022）。机器学习在此过程中显著提升了设计效率和协作性。例如，在赫尔辛基的一个城市设计研讨会中，当地社区居民，城市规划政府人员和城市设计师一起参与了方案的研讨工作，参会居民提出了对街道的改造方向的想法，设计师利用 UrbanistAI 平台快速生成多种设计方案，将繁忙街道转变为更适合行人的空间（图 3）。快速生成的方案效果使得决策者和使用者能够高效地判断其设计方向和意愿的适应性和合理性，提高了城市设计的参与度和多角色协作性。基于 GAN 的工具如 UrbanistAI 提高了设计效率，并促进了当地利益相关者之间的对话，增强了公众参与和设计过程的民主化。

这种模式的提高，得益于机器学习 AI 对不同形式，尺度，色彩等形态要素的准确控制与生成，帮助那些非设计专业人士将抽象的想法较为准确地表达出来，从而提升了设计师与使用者之间沟通效率。此外，此类 AI 的自适应性可以应用在更大尺度的形态适应，例如将曼哈顿典型的街道网络和街区布局应用于新的城市设计区域并与原有的城市道路相融合，这无疑提高了设计者的设计效率和降低了设计的试错与时间成本。

2.3 方案多维实时评估与决策优化

设计评估是城市设计的关键步骤，旨在就最优设计成果达成共识以满足多方需求。传统的设计评估多在方案实施后进行，而搜索优化型和具身型人工智能则通过实时模拟，帮助设计者和决策者事先评估设计方案，降低决策风险。

搜索与优化算法通常不依赖于历史数据，而是专注于参数集的优化，尤其适用于寻找最佳配置的任务。这种方法使得设计评估更为全面，从单纯的形式评估扩展到更大规模和复杂场景的分

析。而具身型人工智能通过模拟物理实体的相互作用，研究如土地使用、行人动态和交通流量等复杂模式，提供了相对高的真实性和可信度（图 4）。

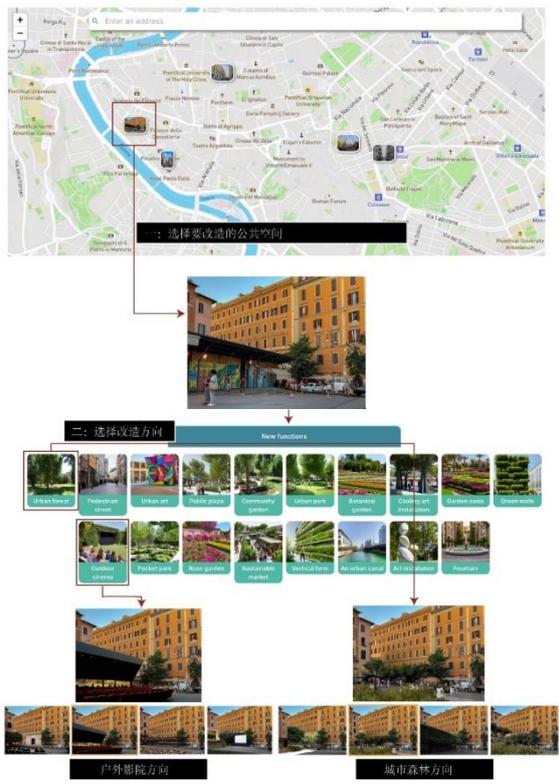


图 3 UrbanistAI 平台方案设计生成流程
(来源：作者基于 UrbanistAI 平台自绘，图见 <https://map.urbanistai.com>)

a. 城市设计方案输出

b. 城市设计建筑参数优化

c. 基于周边 POI 信息的人流模拟

图 4 人工智能工具的实时评估
工具的实时评估

(a)：城市方案设计生成，由 Xkool 提供；(b, 从左到右)：以建设量为目标的量优化与日照分析和以广场使用为目标的体量优化与日照分析、日照潜力分析和日照时数分析，由 Forma 提供；(c)：基于周边 POI 信息的人流活动预测，由 Xkool 提供；来源：作者基于平台自绘，图片见：
<https://www.xkool.ai/MasterPlanner>

3 人工智能在城市设计中的局限性与方法分析

本章节通过梳理综述文章种 AI 算法的方法论、数据类型和模型参数，对其局限性进行了评估（表 4）。尽管机器学习（ML）技术被广泛应用于城市设计领域，尤其是生成对抗网络（GAN）等算法最为常用，但实际的人工智能应用软件主要依赖于知识系统、搜索和优化方法（如表 2 和表 3 所示）。这种差异揭示了学术研究中的创新与实际应用之间存在显著滞后。

根据《英国皇家建筑师学会人工智能报告》（2024 年），59%的专业人士从未在项目中使用过 AI，仅 2%的人在每个项目中应用 AI，4%的人在大多数项目中使用，20%的专业人士偶尔在某些项目中使用，主要在设计初期进行可视化和概念生成。而超半数设计师从未使用人工智能进行模

型生成、建筑性能评估或环境影响模拟，尽管这些领域显示出巨大的潜力。这种差距可能源于人工智能与现有设计系统集成的复杂性，以及对新技术投资回报率和有效性的怀疑。

3.1 数据类型和多模式限制

人工智能能够处理多种数据类型，包括文本、数值、结构、地理空间和图像数据。然而，这种多样性并未必然提升算法性能，因为不同的算法范式通常是独立运作的。例如，机器学习算法如 CNN、GAN 和 VAE 在处理图像数据方面表现出色，但它们在将图像信息转化为城市设计中的三维形态模型时存在难度，尤其是在从 GIS 或 BIM 矢量数据转换为图形格式的过程中常会出现精度损失。

相比之下，搜索和优化模型（如 GA、SA、QA）以及体现智能的算法（如 CA 和 ABM）能够直接与三维参数模型交互，更有效地处理结构化或地理空间数据集。由于数据类型兼容性问题，创新的机器学习方法未能充分发挥其潜力，也使得它们在与其他人工智能范式协作时面临挑战。

3.2 参数、质量和计算限制

城市设计中的人工智能模型需要根据具体设计问题设定参数，如建筑密度、容积率、街道宽度等。这些参数的数量和精度直接影响到设计输出的质量。例如，CA 方法中建筑大小由单元尺寸限制，而 GAN 算法可能在将数据映射到特定数值范围时产生模糊输出，限制了其在城市设计早期阶段的应用。

增加参数数量虽能提高设计结果的全面性和质量，但也会显著增加计算需求。例如，使用英伟达特斯拉 P100 GPU 训练多参数模型可能需要数天时间（Fang 等人，2021），巨大的计算开销阻碍了设计公司在项目中广泛采用 AI 技术。因此，在城市设计中如何在控制计算成本的前提下平衡高质量和精确的设计成果，仍是一个重大挑战。

3.3 方法整合的难度

人工智能在城市设计中的应用涵盖数据收集、处理、模型建立、验证和实施，但这些步骤并不总是符合传统设计工作流程。尤其是机器学习（ML）和深度学习（DL），需要在数据层面进行精细的分层和语义关联，导致大量的数据处理和准备工作是必需的。然而，当前缺乏支持访问多种数据库并进行复杂模型训练的平台，使得 AI 的实际应用需要投入大量的时间和资源。

此外，在城市设计的多目标、跨学科优化与评估过程中，常用的搜索和优化算法、知识系统以及具身型智能往往独立运作，缺乏综合的工作流程。如何将这些方法有效整合到统一的设计流程中仍是一个巨大的挑战，尤其是在缺乏将主流设计软件（如 CAD、SketchUp、Rhino）与人工智能应用全面集成的平台的情况下。

3.4 评估标准和未来研究方向

为有效评估人工智能在城市设计中的应用，本研究提出了针对 AI 工具的评估标准，包括以下七个维度（表 5 和表 6）：

易用性：衡量 AI 应用的用户友好程度，评估界面简洁性和实际操作难易度。

模型建立难度：评估用户自定义和配置 AI 模型满足特定设计需求的难度。

应用场景广泛性：评估 AI 在应对不同城市环境和设计挑战中的灵活性。

现有 workflow 融合度：考量 AI 工具与主流设计工作流程和软件系统的兼容性。

多目标导向性：分析 AI 在处理 and 平衡多个设计目标中的能力。

准确率：评估 AI 在实现预期设计结果的有效性和模拟预测中的准确性。

创新与创造力：探讨 AI 在促进创新和生成新颖设计概念中的能力。

通过评估 17 种常用的 AI 算法，本文展示了这些工具在七个关键维度上的优缺点。未来，人工智能在城市设计中的应用将趋向于不同 AI 范式的整合，以更有效地应对复杂城市挑战。集成方法如将知识系统 AI 与模糊逻辑和代理人基模型（ABM）结合，可以更准确地模拟城市环境中的人类行为。尽管整合机器学习与搜索优化算法存在挑战，但大型语言模型（LLM）的发展为图像数据驱动的 AI（如 GAN、CNN、VAE）提供了新机遇，预计通过整合文本、图像数据和三维模型，将最大限度发挥 AI 的集体效果。

此外，AI 在城市设计行业的商业应用中还有巨大的潜力，他们通过创建整合各种算法和城市大数据平台，提升与改变现有设计 workflow。这样的平台不仅能促进创新，还能方便不同类型的用户使用（决策者、城市空间使用者、设计师），更有效地满足特定的城市设计需求。这种综合方法可以大大推进城市设计，使其更加高效、精确和创新。

表 4 AI 在城市设计中的应用及其数据类型、方法、规模和主要参数

人工智能算法	应用方法与目的	主要控制参数	数据类型	尺度
机器学习 Machine Learning (ML)				
卷积神经网络 (CNN)	街道安全预测：该模型利用 Place Pulse 1.0 数据集进行训练，该数据集由带有安全标签的谷歌街景图像组成。应用模型来识别和提取区分安全街道和不安全街道的关键模式。	安全街景图像的百分比	街景图片	街道尺度
	绿地分类：收集和预处理用于训练的卫星数据。对五种不同形状的绿地进行模型训练。应用模型检测给定图像中绿地的形状并勾勒出轮廓。	中央隔离带、住宅花园、环岛、广场和公园多边形	卫星图像	区域尺度、片区尺度和街区尺度
	街道噪声分类：从城市声音数据库中收集音轨数据。使用从声音材料转换的 FBank 频谱图像训练模型。应用模型识别并分类给定声音数据中的噪声。	挖掘设备、风噪声、车辆发动机声、车辆警报声、高功率发电机声、人声交谈和音乐	声音频谱图像	街道尺度
数据挖掘：基于密度的带噪声应用聚类算法 (DBSCAN)	建筑规则感知：从 GIS 中收集研究区域的城市数据。检测具有相似空间特征的建筑子集，并识别城市形态中的异常情况。总结研究区域的建筑规则。	物理特征：平面特征、尺寸与比例、立面细节、材料细节、朝向、附加结构 环境特征：坡度、视野、朝向、与重要建筑和广场的距离	GIS 数据/矢量地图 (DWG)	片区尺度和街区尺度
人工神经网络 (ANN)	体量生成：采用 3D 建模方法，使用九个参数调控建筑形态。使用两个输入参数训练模型。应用模型生成城市区域内的建筑体量。	街区类型、建筑风格、完工年份、城市密度	结构数据	片区尺度
生成对抗网络 (GAN)	街道立面生成：获取历史街区建筑立面的图像数据。使用标注数据进行模型训练，涵盖建筑元素。评估并应用模型生成历史街道立面布局方案。	门、窗、墙、柱、栏杆和屋檐，位置、尺寸、颜色和材料	图像	街道尺度

总体规划渲染：准备高质量的总体规划渲染作为训练数据。基于 CycleGAN 框架训练模型。应用模型将给定的草图绘制的总体规划图转换为渲染表现图。	总体规划草图	图像	片区尺度和街区尺度
街道网络生成：从 OSM 数据集中准备街道网络数据。使用地理图层和规划指导信息训练 GAN 模型。应用模型根据交叉口指导或所需的街道模式生成街道网络。	分级街道网络、海拔高度、坡度朝向、道路交叉口和典型街道模式	图像	街区尺度
街道网络生成：从 OSM 数据集中收集数据。将原始数据转换为二值图像。使用 5 种不同类型和区域的道路网络训练模型。应用模型生成所需风格的街道网络。	合成不规则圣马可不规则地块、柏林不规则地块、合成郊区地块、波特兰有高速公路坡道地块、长宽比和街区面积	图像	片区尺度
体量生成：在 GIS 中收集曼哈顿的城市数据。将原始数据转换为带有高度信息的栅格图像。训练模型并应用于生成曼哈顿风格的城市街区体量。	不同城市的城市模式、屋顶高度	图像	街区尺度
建筑布局生成：收集中国 8 个城市的城市地图，标注道路、绿地、建筑和河流，分别使用 4 种不同的颜色。使用带有建筑信息和不带建筑信息的数据分别训练 GAN 模型。应用模型根据所需城市风格生成建筑布局。	城市、道路、绿地、建筑和河流	图像	街区尺度
建筑布局生成：收集纽约市的建筑数据。使用街区边界数据、建筑布局数据以及描述背景信息和设计属性的条件向量训练 ESGAN 模型。根据给定的要求生成建筑体量布局。	建筑占地面积、人口普查街区、建筑覆盖率、平均建筑高度、体积比、平均建筑年代、人口密度、地块类型	图像/结构数据	地块尺度

	<p>地块类型和街区体量预测：收集城市地图并转换为土地使用、容积率 (FAR) 和建筑覆盖率 (BCR) 映射。基于 Pix2pix 框架训练模型。应用模型生成地块类型分布布局，重点关注这三个参数的目标。将生成的图像转换为 2.5D 模型进行可视化。</p>	<p>地块类型、容积率 (FAR) 和建筑覆盖率 (BCR)</p>	<p>图像</p>	<p>片区尺度</p>
<p>变分自编码器 (VAE)</p>	<p>街道网络生成：从 OSM 数据集中收集 12,476 个城市的街道网络。使用卷积神经网络 (CNN) 作为编码器和解码器重构数据。分析全球区域内街道网络的相似性并进行聚类。应用模型生成不同变化形式的街道网络。</p>	<p>街道网络</p>	<p>图像</p>	<p>片区尺度</p>
<p>深度强化学习 (DRL)</p>	<p>地块类型与街道网络生成：设置一个 2 公里×2 公里社区的设计区域。训练模型学习土地使用的有效策略，设定地块类型规划和道路规划的规则。将模型应用于案例研究区域，并通过与现实世界的对比评估结果。</p>	<p>地块类型、生态、交通</p>	<p>图表数据/图像</p>	<p>街区尺度</p>
<p>搜索与优化</p>				
<p>遗传算法 (GA)</p>	<p>街区体量规划：在一个 200 米×200 米的街区中设置研究区域。将舒适区域比率设定为目标。设计模拟规则以计算研究区域的等效温度。对优化结果进行评估。</p>	<p>建筑高度、相邻建筑之间的距离、建筑表面材料、日照时间、结构数据 温度</p>		<p>街区尺度</p>
<p>非支配排序遗传算法 II (NSGA-II)</p>	<p>最优街区体量规划：对马塞约的城市形态进行研究，确定影响建筑立面太阳辐射和照度水平的最相关城市形态因素。使用 NSGA-II 算法同时实现本地能源生产的最大潜力和能源需求的最小化。</p>	<p>建筑占地面积、总建筑面积、楼层数、地块比、容积率、形状系数、立面照度水平、屋顶总辐射 可用量、立面总辐射可用量</p>	<p>结构数据</p>	<p>街区尺度</p>

爬山算法、模拟退火、禁忌搜索	道路宽度优化：将优化问题形式化为一个由多个关键参数调控的数学模型。设置三种不同模型和两种混合类型。进行实验并比较结果	道路流量向量、道路宽度、绿灯时间和周期时间、交通时间 结构数据	片区尺度和街区尺度
量子退火	地块类型优化：设置开发地块轮廓和开发网格作为输入。定义配置目标，将土地使用单元放置在可用网格中，并自动评估其适应度，直至找到满意的解决方案。	地块类型、地块网格、地块轮廓、与场地条件的邻近性和可达性 结构数据	片区尺度和街区尺度
知识系统 (KBS)			
数据挖掘：情感感知词典和情感推理器 (VADSR)	空间体验分析：收集伦敦牛津街用户的 Twitter 数据。使用 VADER 将 Twitter 分类为正面和负面情感。通过表格、条形图、词云和直方图对数据进行可视化展示。	与情绪强度相对应的单词列表 文本	街道尺度
基于规则的推理 + 基于案例的推理	地块多样性预测：根据两个选定结果设定规则，打造多样化、可行且自组织的混合型社区。通过 GIS 数据建立案例库。预测地块的多样性水平。	地块类型、建筑面积、相邻地块类型 数值数据	地块尺度
基于案例的推理 (CBR)	设计研究：从 OSM 地图中收集道路、建筑和功能数据。建立基于案例的系统，自动检测案例相似性。	街区面积、街区形状、建筑功能、体积比 数值数据	地块尺度
具身型智能 Embodied Intelligence			
代理人基模型 (ABM)	行人流动模拟：定义在给定的 3D 模型环境中代表不同社会群体的各种类型的代理。为代理提供空间和行为特征。可视化模拟环境并记录流动结果。	时间、到达率、停留概率、停留或站立时间、移动速度、避让行为 结构数据/参数化模型	街区尺度

元胞自动机 (CA)	<p>街区体量预测：在 GIS 中收集城市数据，聚类历史城 网格大小、邻域类型、单元状态、市街区的建筑规则。初始状态、庭院类型、用于寻找 时间、转换规则、大厅类型、楼 邻居位置的向量，以及生成计数器运行元胞自动机 层数、凸出类型、入口类型、底 (CA) 算法，以在选定地块上生成建筑几何形态。 层类型、是否有地下室</p>	结构数据	街区尺度
	<p>地块体量优化：将建筑模型简化为单元的 3D 网格。形态类型（庭院型、街道型、亭 设定元胞自动机 (CA) 的规则以控制城市形态，从而 式或塔楼型)、底层面积、建筑覆 实现最大日照性能。设置建筑的初始状态并进行日照 盖率、住宅平均面积、建筑最大 模拟。比较不同建筑形态类型的日照可达性结果。 高度、日照模拟参数</p>	结构数据	街区尺度
	<p>区域体量预测：将场地条件转换为元胞自动机 (CA) 模型的初始状态。基于相邻地块状态的数量定义邻居 单元的交互规则，以模拟现实世界中的建筑布局逻辑。使用 Grasshopper 和 GhPython 在 3D CAD 软件 中提供交互操作和结果可视化。比较不同规则设置的 结果。</p>	建筑高度、开放空间类型 结构数据	片区尺度

表5人工智能算法评估标准

评价标准	评分系统		
	1—2	3	4—5
准确率	差	好	优秀
现有 workflow 融合度	差：融合性差	好：需要微调	优秀：无缝整合
多目标导向性	简单（线性）	中等（适度交互）	复杂（非线性）
创新与创造力	差：有限	好：平均	优秀：高级
应用场景广泛性	差：狭隘	好：适度	优秀：广泛
易用性	需要编程知识	需要专业软件	用户友好
模型建立难度	差：需要重新建模	好：需要调整	优秀：容易调优

表 6

AI模式	易用性	模型建立难度	应用场景广泛性	现有 workflow 融合度	多目标导向性	准确率	创新与创造力
人工神经网络	4	2	4	3	5	2	5
卷积神经网络	5	4	3	2	5	3	3
生成对抗网络	5	3	4	2	5	2	5
变分自编码器	5	3	4	2	4	1	4
深度强化学习	3	1	5	5	3	4	4
遗传算法	3	3	3	5	3	4	3
非支配排序遗传算法 II	3	3	3	5	3	5	3
爬坡算法	3	3	2	5	3	3	3
退火算法	3	3	3	5	3	4	3
量子算法	3	3	3	5	3	4	3
禁忌搜索	3	3	2	5	3	3	3
效价感知词典和情感推理	3	5	1	4	2	4	2
规则推理+基于案例推理	5	2	5	5	1	5	1
基于案例推理系统	5	2	4	4	1	5	1
代理人基模型	3	4	4	5	4	3	4
元胞自动机	3	1	5	3	2	2	4

结语

本研究全面分析了人工智能在处理城市设计中复杂系统的能力和表现，展示了其在提高设计合理性、效率和研究范围方面的广泛潜力。人工智能算法不仅促进了设计问题的提出和复杂城市干预措施的评估，还支持了多维度的可持续与综合性设计方法。

通过文献综述与梳理，本文城市设计中 AI，按其算法体系为机器学习、搜索与优化、知识系统和具身式智能四大范式，并通过分析其方法、参数类型、应用范围，讨论了每种范式均针对城市设计思想方式，工作流程的影响与优化，特别是其在优化设计布局，快速自适应生成方案，提升城市设计参与度，支持更明智的决策等方面有重要作用，证明了人工智能在不同设计实践场景中的贡献，尤其是在自主分析、形态生成、协同设计和实时多维评估方面的创新成果。

然而，融入城市设计的人工智能面临数据质量、模型可解释性和与传统设计方法结合的挑战，这突显了理论能力与实际应用间的显著差距以及该领域持续进步的必要性。研究建立的综合评估标准关键在于理解能力差异和指导未来研发，确保人工智能工具的创新性和适用性。

参考文献

- [1] Adem, Çalırsır, Pınar, and Gülen Çağdaş (2022). "Cellular Automata for Infill Designs in Historic Urban Quarters". *Nexus Network Journal* 24(3), pp. 567–86.
- [2] Afshar, Abbas, Fariborz Massoumi, Amin Afshar, and Miquel A. Mariño (2015). "State of the art review of ant colony optimization applications in water resource management". *Water Resources Management* 29(11), pp. 3891–3904. DOI: 10.1007/s11269-015-1016-9.
- [3] Alahi, M., Sukkuea, A., Tina, F., Nag, A., Kurdthongmee, W., Suwannarat, K., & Mukhopadhyay, S. (2023). Integration of IoT-Enabled Technologies and Artificial Intelligence (AI) for Smart City Scenario: Recent Advancements and Future Trends. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 23. <https://doi.org/10.3390/s23115206>.
- [4] Almahmood, Mohammed Abdulrahman M and Hans Skov-Petersen (2020). "Public Space Public Life 2.0: Agent-based Pedestrian Simulation as a Dynamic Visualisation of Social Life in Urban Spaces". *Journal of Digital Landscape Architecture* 5, pp. 305–317. DOI: 10.14627/537690032.
- [5] Amasyali, Kadir and Nora M. El-Gohary (2018). "A review of data-driven building energy consumption prediction studies". *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81, pp. 1192–1205. DOI: 10.1016/j.rser.2017.04.095.
- [6] Abd Elrahman, A. S., & Asaad, M. (2020). Urban design & urban planning: A critical analysis to the theoretical relationship gap. *Ain Shams Engineering Journal*. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.04.020>
- [7] Aschwanden, Gideon DPA, Jasper S Wijnands, Jason Thompson, Kerry A Nice, Haifeng Zhao, and Mark Stevenson (2019). "Learning to walk: Modeling transportation mode choice distribution through neural networks". *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science* 48(1), pp. 186–199. DOI: 10.1177/2399808319862571.
- [8] Balaji, P. G. and D. Srinivasan (2011). "Type-2 fuzzy logic based urban traffic management". *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 24(1), pp. 12–22. DOI: 10.1016/j.engappai.2010.08.007.
- [9] Benguigui, Lucien, Daniel Czamanski, and Rafael Roth (2008). "Modeling cities in 3D: A cellular automaton approach". *Environment and Planning B: Planning and Design* 35(3), pp. 413–430. DOI: 10.1068/b33075.
- [10] Byon, Young-Ji and Steve Liang (2014). "Real-time transportation mode detection using smartphones and artificial neural networks: Performance comparisons between smartphones and Conventional Global Positioning System sensors". *Journal of Intelligent Transportation Systems* 18(3), pp. 264–272. DOI: 10.1080/15472450.2013.824762.
- [11] Cantarella, G E, G Pavone, and A Vitetta (2006). "Heuristics for Urban Road Network Design: Lane Layout and Signal Settings". *European Journal of Operational Research* 175(3), pp. 1682–95.
- [12] Cao, Jiuwen, Min Cao, Jianzhong Wang, Chun Yin, Danping Wang, and Pierre-Paul Vidal

- (2018). "Urban noise recognition with Convolutional Neural Network". *Multimedia Tools and Applications* 78(20), pp. 29021–29041. DOI: 10.1007/s11042-018-6295-8.
- [13] Cao, Kai, Bo Huang, Shaowen Wang, and Hui Lin (2012). "Sustainable land use optimization using boundary-based fast genetic algorithm". *Computers, Environment and Urban Systems* 36(3), pp. 257–269. DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2011.08.001.
- [14] Cipriani, Ernesto, Gaetano Fusco, Sergio Maria Patella, and Marco Petrelli (2020). "A particle swarm optimization algorithm for the solution of the transit network design problem". *Smart Cities* 3(2), pp. 541–555. DOI: 10.3390/smartcities3020029.
- [15] Cucchiara, R., M. Piccardi, and P. Mello (2000). "Image analysis and rule-based reasoning for a traffic monitoring system". *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 1(2), pp. 119–130. DOI: 10.1109/6979.880969.
- [16] Derix, Christian et al. (2012). "Simulation heuristics for Urban Design". *Communications in Computer and Information Science*, pp. 159–180. DOI: 10.1007/978-3-642-29758-8_9.
- [17] Fan, Wei and Randy B. Machemehl (2008). "Tabu search strategies for the public transportation network optimizations with Variable Transit Demand". *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 23(7), pp. 502–520. DOI: 10.1111/j.1467-8667.2008.00556.x.
- [18] Fang, Zhou, Ying Jin, and Tianren Yang (2021). "Incorporating planning intelligence into Deep Learning: A Planning Support Tool for Street Network Design". *Journal of Urban Technology* 29(2), pp. 99–114. DOI: 10.1080/10630732.2021.2001713.
- [19] Feng, Cheng-Min and Jen-Jia Lin (1999). "Using a genetic algorithm to generate alternative sketch maps for Urban Planning". *Computers, Environment and Urban Systems* 23(2), pp. 91–108. DOI: 10.1016/s0198-9715(99)00004-6.
- [20] Grekousis, George, Panos Manetos, and Yorgos N. Photis (2013). "Modeling urban evolution using neural networks, fuzzy logic and GIS: The case of the athens metropolitan area". *Cities* 30, pp. 193–203. DOI: 10.1016/j.cities.2012.03.006.
- [21] Huerta, Roberto E et al. (2021). "Mapping Urban Green Spaces at the Metropolitan Level Using Very High Resolution Satellite Imagery and Deep Learning Techniques for Semantic Segmentation". *Remote Sensing* 13(11), pp. 2031–2031.
- [22] Huet, Ellen (2015). *Server and protect: Predictive policing firm Predpol promises to map crime before it happens.*
- [23] Ibrahim, Mohamed R, James Haworth, and Tao Cheng (2019). "Urban-I: From urban scenes to mapping slums, transport modes, and pedestrians in cities using Deep Learning and Computer Vision". *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science* 48(1), pp. 76–93. DOI: 10.1177/2399808319846517.
- [24] Javadi, Saleh, Mattias Dahl, and Mats I. Pettersson (2021). "Vehicle detection in aerial images based on 3D depth maps and deep neural networks". *IEEE Access* 9, pp. 8381–8391. DOI: 10.1109/access.2021.3049741.
- [25] Jiang, Feifeng, Jun Ma, Zheng Li, and Yuexiong Ding (2022). "Prediction of energy use intensity of urban buildings using the semi-supervised Deep Learning Model". *Energy* 249, p. 123631. DOI: 10.1016/j.energy.2022.123631.
- [26] Jiang, Feifeng, Jun Ma, Christopher John Webster, Xiao Li, and Vincent J.L. Gan (2023). "Building layout generation using site-embedded GAN model". *Automation in Construction* 151, p. 104888. DOI: 10.1016/j.autcon.2023.104888.
- [27] Jin, Huiran and Giorgos Mountrakis (2013). "Integration of urban growth modelling products

- with image-based urban change analysis". *International Journal of Remote Sensing* 34(15), pp. 5468–5486. DOI: 10.1080/01431161.2013.791760.
- [28] Jnr, Anthony and Bokolo (2020). "A Case-Based Reasoning Recommender System for Sustainable Smart City Development". *AI & SOCIETY* 36(1), pp. 159–83.
- [29] Kaseb, Z. and M. Rahbar (2022). "Towards CFD-based optimization of urban wind conditions: Comparison of genetic algorithm, particle swarm optimization, and a hybrid algorithm". *Sustainable Cities and Society* 77, p. 103565. DOI: 10.1016/j.scs.2021.103565.
- Kempinska, K and R Murcio (2019). "Modelling urban networks using Variational Autoencoders". *Applied Network Science* 4, pp. 1–11.
- [30] Lee, Chi-Kang and Kuang-I Yang (1994). "Network design of one-way streets with simulated annealing". *Papers in Regional Science* 73(2), pp. 119–134. DOI: 10.1111/j.1435-5597.1994.tb00606.x.
- [31] Li, Jiayan and Jinman Wang (2019). "Optimal sampling design for reclaimed land management in mining area: An improved simulated annealing approach". *Journal of Cleaner Production* 231, pp. 1059–1069. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.05.230.
- [32] Li, Xia and Xiaoping Liu (2006). "An extended cellular automaton using case-based reasoning for simulating urban development in a large complex region". *International Journal of Geographical Information Science* 20(10), pp. 1109–1136. DOI: 10.1080/13658810600816870.
- [33] Lin, Hongpan, Linsheng Huang, Yile Chen, Liang Zheng, Minling Huang, and Yashan Chen (2023). "Research on the application of CGAN in the design of historic building facades in urban renewal—taking Fujian Putian Historic Districts as an example". *Buildings* 1478(13). DOI: 10.20944/preprints202305.0161.v1.
- [34] Liu, Hongjiang, Fengying Yan, and Hua Tian (2022). "Towards low-carbon cities: Patch-based multi-objective optimization of land use allocation using an improved non-dominated sorting genetic algorithm-II". *Ecological Indicators* 134, p. 108455. DOI: 10.1016/j.ecolind.2021.108455.
- [35] Ma, Shifa, Feng Liu, Chunlei Ma, and Xuemin Ouyang (2019). "Integrating logistic regression with ant colony optimization for Smart Urban Growth modelling". *Frontiers of Earth Science* 14(1), pp. 77–89. DOI: 10.1007/s11707-018-0727-7.
- [36] Marchesin, Andrea, Bartolomeo Montrucchio, Mariagrazia Graziano, Andrea Boella, and Giovanni Mondo (2023). "Improving urban traffic mobility via a versatile quantum annealing model". *IEEE Transactions on Quantum Engineering* 4, pp. 1–13. DOI: 10.1109/tqe.2023.3312284.
- [37] Martins, Tathiane, Luc Adolphe, and Leopoldo E.G. Bastos. "From Solar Constraints to Urban Design Opportunities: Optimization of Built Form Typologies in a Brazilian Tropical City." *Energy and Buildings* 76 (June 2014): 43–56. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.02.056>.
- [38] Masoomi, Zohreh, Mohammad Sadi Mesgari, and Majid Hamrah (2013). "Allocation of urban land uses by multi-objective particle swarm optimization algorithm". *International Journal of Geographical Information Science* 27(3), pp. 542–566. DOI: 10.1080/13658816.2012.698016.
- [39] Mohammadi, Mahmoud, Mahin Nastaran, and Alireza Sahebgharani (2015). "Sustainable spatial land use optimization through non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II): (Case study: Baboldasht district of isfahan)". *Indian Journal of Science and Technology* 8(S3), p. 118. DOI: 10.17485/ijst/2015/v8is3/60700.

- [40] Moreno, W (2016). "Chapter 14 - ANN in Pharmaceutical Product and Process Development". *Artificial Neural Network for drug design, delivery and disposition*, pp. 277–293.
- [41] Nikolić, Miloš and Dušan Teodorović (2013). "Transit network design by Bee Colony Optimization". *Expert Systems with Applications* 40(15), pp. 5945–5955. DOI: 10.1016/j.eswa.2013.05.002.
- [42] Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *Int. J. Inf. Manag.*, 53, 102104. <https://doi.org/10.1016/j.jinfomgt.2020.102104>.
- [43] Orsi, Francesco (2019). "Centrally located yet close to nature: A prescriptive agent-based model for Urban Design". *Computers, Environment and Urban Systems* 73, pp. 157–170. DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2018.10.001.
- [44] Owaki, T and T Machida (2020). "RoadNetGAN: Generating road networks in planar graph representation. international conference on neural information processing". *Communications in Computer and Information Science*, pp. 535–543.
- [45] Pacheco, Joaquín, Ada Alvarez, Silvia Casado, and José Luis González-Velarde (2009). "A tabu search approach to an urban transport problem in northern Spain". *Computers & Operations Research* 36(3), pp. 967–979. DOI: 10.1016/j.cor.2007.12.002.
- [46] Pang, Yanbo, Takehiro Kashiya, Takahiro Yabe, Kota Tsubouchi, and Yoshihide Sekimoto (2020). "Development of People Mass Movement Simulation Framework Based on Reinforcement Learning". *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 117, pp. 102706–102706.
- [47] Park, Chulwoong, Wonjun No, Junyong Choi, and Youngchul Kim (2023). "Development of an AI advisor for Conceptual Land Use Planning". *Cities* 138, p. 104371. DOI: 10.1016/j.cities.2023.104371.
- [48] Partanen, J (2019). "Guiding urban self-organization: Combining rule-based and case-based planning". *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science* 47(2), pp. 304–320. DOI: 10.1177/2399808319893687.
- [49] Patt, Trevor (2015). "Generative masterplanning inspired by cellular automata with context-specific tessellation". *Proceedings of the 33th International Conference on Education and Research in Computer Aided Architectural Design in Europe (eCAADe) [Volume 2]*. DOI: 10.52842/conf.ecaade.2015.2.461.
- [50] Porta, Juan, Jorge Parapar, Ramón Doallo, Francisco F. Rivera, Inés Santé, and Rafael Crecente. "High Performance Genetic Algorithm for Land Use Planning." *Computers, Environment and Urban Systems* 37 (January 2013): 45–58. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2012.05.003>.
- [51] Porzi, Lorenzo, Samuel Rota Bulò, Bruno Lepri, and Elisa Ricci. "Predicting and Understanding Urban Perception with Convolutional Neural Networks." *Proceedings of the 23rd ACM international conference on Multimedia*, October 13, 2015. <https://doi.org/10.1145/2733373.2806273>.
- [52] Rienow, Andreas and Dirk Stenger (2014). "Geosimulation of urban growth and demographic decline in the ruhr: A case study for 2025 using the artificial intelligence of cells and agents". *Journal of Geographical Systems* 16(3), pp. 311–342. DOI: 10.1007/s10109-014-0196-9.
- [53] Rizzo, Stefano Giovanni, Giovanna Vantini, and Sanjay Chawla (2019). "Reinforcement

Learning with Explainability for Traffic Signal Control". *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pp. 3567–3572.

- [54] Royal Institute of British Architects. Rep. *RIBA AI Report 2024*, 2024. <https://www.architecture.com/knowledge-and-resources/resources-landing-page/riba-ai-report-2024>.
- [55] Samardžić-Petrović, Mileva, Suzana Dragičević, Branislav Bajat, and Miloš Kovačević (2015). "Exploring the decision tree method for Modelling Urban Land Use Change". *GEOMATICA* 69(3), pp. 313–325. DOI: 10.5623/cig2015-305.
- [56] Santé, Inés, Andrés M. García, David Miranda, and Rafael Crecente (2010). "Cellular automata models for the simulation of real-world urban processes: A review and analysis". *Landscape and Urban Planning* 96(2), pp. 108–122. DOI: 10.1016/j.landurbplan.2010.03.001.
- [57] Shen, Jiaqi, Chuan Liu, Yue Ren, and Hao Zheng (2020). "Machine Learning Assisted Urban Filling". *CAADRIA proceedings*. DOI: 10.52842/conf.caadria.2020.2.679.
- [58] Taoufiq, Salma, Balázs Nagy, and Csaba Benedek (2020). "HierarchyNet: Hierarchical CNN-based Urban Building Classification". *Remote Sensing* 12(22), p. 3794. DOI: 10.3390/rs12223794.
- [59] Tong, Ziyu (2016). "A genetic algorithm approach to optimizing the distribution of buildings in urban green space". *Automation in Construction* 72, pp. 46–51. DOI: 10.1016/j.autcon.2016.10.001.
- [60] Vineet, Chaturvedi and de Vries Walter (2021). "Machine learning algorithms for Urban Land Use Planning: A Review". *Urban Science* 5(3), p. 68.
- [61] Vukmirovic, Milena, Miroslava Raspopovic Milic, and Jovana Jovic (2022). "Twitter Data Mining to Map Pedestrian Experience of Open Spaces". *Applied Sciences* 12(9), pp. 4143–4143.
- [62] WITLOX, F (2005). "Expert systems in land-use planning: An overview". *Expert Systems with Applications* 29(2), pp. 437–445. DOI: 10.1016/j.eswa.2005.04.041.
- [63] Xkool. "AI-Driven BIM on Cloud, ABC: A New Mode of Building Digitalization with the Interaction of 'Data, Model, and Regulations.'" XKool technology, 2023. <https://www.xkool.ai/en>.
- [64] Xu, Jianan and Biao Li (2019). "Application of case-based methods and information technology in urban design - the renewal design of the urban region around Roma railway station".
- [65] *CAADRIA proceedings*. DOI: 10.52842/conf.caadria.2019.1.625.
- [66] Xu, Xiaodong, Chenhuan Yin, Wei Wang, Ning Xu, Tianzhen Hong, and Qi Li. "Revealing Urban Morphology and Outdoor Comfort through Genetic Algorithm-Driven Urban Block Design in Dry and Hot Regions of China." *Sustainability* 11, no. 13 (July 4, 2019): 3683. <https://doi.org/10.3390/su11133683>.
- [67] Yaman, Orhan, Hasan Yetis, and Mehmet Karakose (2020). "Decision Tree Based Customer Analysis Method for Energy Planning in smart cities". *2020 International Conference on Data Analytics for Business and Industry: Way Towards a Sustainable Economy (ICDABI)*. DOI: 10.1109/icdabi51230.2020.9325644.
- [68] Yang, Lina, Xu Sun, Ling Peng, Jing Shao, and Tianhe Chi. "An Improved Artificial Bee Colony Algorithm for Optimal Land-Use Allocation." *International Journal of Geographical Information Science* 29, no. 8 (March 26, 2015): 1470–89. <https://doi.org/10.1080/13658816.2015.1012512>.

- [69] Ye, Xinyue, Jiabin Du, and Yu Ye (2021). "Masterplangan: Facilitating the smart rendering of urban master plans via generative Adversarial Networks". *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science* 49(3), pp. 794–814. DOI: 10.1177/23998083211023516.
- [70] Ye, Z. (2020). Review of the Theory and Application of Big Data in Urban Spatial Optimization, 188-191. <https://doi.org/10.2991/assehr.k.200331.042>.
- [71] Zandavali, Barbara Andrade and Benamy Turkienicz (2018). "Cellular automata: Bridge between building variability and urban form control". In: *Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design*. Ed. by and others.
- [72] Zhang, Ce, Isabel Sargent, Xin Pan, Huapeng Li, Andy Gardiner, Jonathon Hare, and Peter M. Atkinson (2018). "An object-based convolutional neural network (OCNN) for Urban Land Use Classification". *Remote Sensing of Environment* 216, pp. 57–70. DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.034.
- [73] Zhang, Yaping, Xu Chen, Danjv Lv, and Yan Zhang (2021). "Optimization of urban heat effect mitigation based on multi-type ant colony algorithm". *Applied Soft Computing* 112, p. 107758. DOI: 10.1016/j.asoc.2021.107758.
- [74] Zhang, Yingxue, Yanhua Li, Xun Zhou, Xiangnan Kong, and Jun Luo (2020). "Curb-gan: Conditional urban traffic estimation through spatio-temporal generative adversarial networks". *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. DOI: 10.1145/3394486.3403127.
- [75] Zheng, Yu, Yuming Lin, Liang Zhao, Tinghai Wu, Depeng Jin, and Yong Li (2023). "Spatial Planning of Urban Communities via Deep Reinforcement Learning". *Nature Computational Science* 3(9), pp. 748–62
- [76] 王杰云,罗志军,俞林中,等.基于适宜性评价与 Agent-CA 模型的城镇开发边界划定——以江西省安义县为例[J].地域研究与开发,2022,41(05):70-76
谢君洋.基于 CA 模型的成都市城市扩张模拟与分析[J].测绘,2021,44(04):172-177
- [77] 周子骞,高雯,贺秋时,等.建筑设计领域人工智能探索——从生成式设计到智能决策[J].工业建筑,2022,52(07):159-172+47.DOI:10.13204/j.gyjzG21090801
- [78] 张柏洲,莫怡晨,李飏.城市形态生成设计的案例推理策略研究——以街区尺度为例[J].南方建筑,2023,(01):9-18.