北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

# 人工智能（AI）算法在风景园林规划设计中的演进与适配

周孜璇 张炜

# Evolution and adaptation of artificial intelligence (AI) algorithms in landscape architecture planning and design

Zhou Zixuan, Zhang Wei

引用本文:
周孜璇, 张炜. 人工智能（AI）算法在风景园林规划设计中的演进与适配[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(11):17–37. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250082
Zhou Zixuan, Zhang Wei. Evolution and adaptation of artificial intelligence (AI) algorithms in landscape architecture planning and design[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(11):17–37. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250082

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250082

---

**您可能感兴趣的其他文章**
**Articles you may be interested in**

机器学习技术在风景园林中的应用进展与展望
Application progress and prospect of machine learning technology in landscape architecture
北京林业大学学报, 2021, 43(11): 137–156. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200313

基于D8与NSGA–Ⅱ耦合算法的浅山区绿地低影响开发设施布局优化方法研究
Research on optimization method for low impact development (LID) controls distribution of greenspace in shallow mountain based on D8 and NSGA–Ⅱ algorithm
北京林业大学学报, 2022, 44(9): 116–126. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210313

基于深度学习的城市滨河绿道景观视觉感知评价研究
Research on visual perception evaluation of urban riverside greenway landscape based on deep learning
北京林业大学学报, 2021, 43(12): 93–104. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210175

基于自适应遗传优化递归神经网络的木工送料平台补偿控制研究
Compensation control of woodworking feeding platform based on self–adaptive genetic optimization recurrent neural network
北京林业大学学报, 2020, 42(12): 125–134. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200248

宅旁绿化对北京市建筑冬季日照的影响
Impact of greening around residential buildings on winter sunlight in Beijing
北京林业大学学报, 2024, 46(2): 114–122. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230056

北京皇家园林内廷花园植物种类考证与植物配置研究
Research on plant species and plant allocation in the inner court garden of Beijing imperial gardens
北京林业大学学报, 2022, 44(2): 100–114. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200421

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250082

# 人工智能（AI）算法在风景园林规划设计中的演进与适配

周孜璇[1] 张 炜[1,2,3]

（1. 华中农业大学园艺林学学院，湖北 武汉 430070；2. 城乡人居环境科学国际科技合作基地，华中农业大学，湖北 武汉 430070；
3. 农业农村部华中都市农业重点实验室，华中农业大学，湖北 武汉 430070）

**摘要：**人工智能（AI）技术的迅猛迭代正推动风景园林规划设计由经验驱动走向算法赋能。伴随从早期专家系统到当下生成式人工智能的演进，AI 在应对复杂风景园林问题时，其潜力与优势日益凸显。本文依托国内外文献与行业实践，以“识别、优化、生成、理解”4 条能力主线，梳理各算法在场地分析评价、方案设计、效果表达及知识管理中的发展历程、应用现状与适配性。生成式算法，尤其是人工智能生成内容（AIGC），在方案设计与快速渲染方面适用性高；判别式与优化算法则在评估与优化环节具备优势。然而，AI 仍难以应对场地独特性、定性因素量化、动态系统模拟、复杂人类体验与审美、高精度方案生成及数据获取等核心难题。AI 的介入不仅重塑了传统设计流程，也加剧了“算法、议题、设计师”之间的张力：算法黑箱使控制权和设计责任难以明确，技术迭代速度快于设计师知识更新，风景园林专用数据集稀缺，极速生成削弱设计师的深度思考，并促使设计师从执行者转变为引导者、整合者和判断者。未来需从技术、问题约束与设计师能动性这 3 方面协同发力：技术层面强化 AIGC、多模态与混合智能系统，发展可解释 AI 与 AI 智能体，提升决策透明度与可控性，促进人机信任下的高效共创；问题约束层面整合规划设计算法，运用小样本优化、知识增强等手段提高 AI 对风景园林问题的适应性；设计师能动性层面突出其核心价值，合理分配 AI 与设计师任务，构建涵盖地方性知识与公众感知的共享数据库，推进风景园林教育体系改革，拓展能力认知与行业标准建设。

**关键词：**人工智能（AI）；风景园林；判别式算法；生成式算法；神经网络模型；人机协同

**中图分类号：**TU986 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2025)11−0017−21

**引文格式：**周孜璇，张炜. 人工智能（AI）算法在风景园林规划设计中的演进与适配［J］. 北京林业大学学报，2025，47(11)：17−37. Zhou Zixuan, Zhang Wei. Evolution and adaptation of artificial intelligence (AI) algorithms in landscape architecture planning and design［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(11): 17−37.

# Evolution and adaptation of artificial intelligence (AI) algorithms in landscape architecture planning and design

Zhou Zixuan[1] Zhang Wei[1,2,3]

(1. College of Horticulture and Forestry, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, Hubei, China;
2. International Science and Technology Cooperation Base for Urban and Rural Human Settlements in Hubei Province, Huazhong Agricultural University,Wuhan 430070, Hubei, China;
3. Key Laboratory of Urban Agriculture in Central China, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, Hubei, China)

**Abstract:** The rapid evolution of artificial intelligence (AI) technology is driving a transformation in landscape architecture planning and design, shifting from experience-driven approaches to algorithm-

**收稿日期：**2025−03−10 **修回日期：**2025−08−25

**基金项目：**湖北省国际科技合作项目（2025EHA054），华中农业大学自主科技创新基金项目（2662025PY027）。

**第一作者：**周孜璇。主要研究方向：数字景观技术。Email：sk8xuan1215@gmail.com 地址：430070 湖北省武汉市洪山区狮子山街 1 号华中农业大学园艺林学学院。

**责任作者：**张炜，副教授。主要研究方向：数字景观技术。Email：zhang28163@mail.hzau.edu.cn 地址：同上。

**本刊网址：**http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

enabled solutions. As AI has progressed from early expert systems to contemporary generative AI, its potential and advantages in addressing complex landscape architecture challenges have become increasingly evident. This paper synthesizes domestic and international literature and industry practices, focusing on four core capabilities, i.e. identification, optimization, generation and understanding to trace the development, current applications and suitability of various algorithms in site analysis and evaluation, schematic design, visualization and knowledge management. Generative algorithms, particularly AI-generated content (AIGC), demonstrated high applicability in scheme design and rapid rendering. Discriminative and optimization algorithms, meanwhile, hold advantages in assessment and optimization phases. However, AI still struggles with core challenges, including accounting for site-specific uniqueness, quantifying qualitative factors, simulating dynamic systems, representing complex human experiences and aesthetic values, producing high-precision design solutions and obtaining sufficient high-quality data. The integration of AI has not only reshaped traditional design processes, but also intensified tensions among AI algorithms, design problems, and designers. The black-box nature of AI algorithms complicates the assignment of control and responsibility for design decisions, the pace of technological iteration outstrips designers' knowledge updates, specialized datasets for landscape architecture remain scarce, rapid generation undermines designers' deep thinking, and it drives designers to transition from executors to guides, integrators and evaluators. Future efforts should concentrate on three areas: technology development, problem constraints and designer agency. Technologically, we should strengthen AIGC, multimodal, and hybrid intelligent systems, develop explainable AI and AI Agents, enhance decision-making transparency and controllability, and promote efficient human-AI co-creation under conditions of mutual trust. In terms of problem constraints, we should integrate planning and design algorithms and use techniques like small-sample optimization and knowledge enhancement to improve AI's adaptability to landscape architecture issues. In terms of designer agency, it is important to emphasize designers' core value, reasonably allocate tasks between AI and designers, build a shared database encompassing local knowledge and public perception, advance the education system of landscape architecture reforms, and expand capability recognition and industry standard development.

**Key words:** artificial intelligence (AI); landscape architecture; discriminative algorithms; generative algorithms; neural network models; human-AI collaboration

人工智能(artificial intelligence，AI)的每一次跃迁，都伴随着对“复杂系统”认知边界的拓展。当研究对象换成兼具艺术性、科学性与实践性的风景园林时，AI 需要同时处理数据量大、精度高、空间尺度广的多重挑战。所幸，算法在数据获取、识别、优化与语义理解上的持续进步，已为解决风景园林的相关实践问题提供了现实可能。

回顾技术演进，可将其与风景园林的耦合历程划分为 4 个阶段。第一阶段，早期知识驱动的专家系统只能在既定框架内完成规则评价[1]与简单约束优化[2]。第二阶段，AI 依赖数据驱动的计算能力完成自主学习、识别规律和做出决策等任务[3]。核心算法包括机器学习(machine learning，ML)、支持向量机(support vector machine，SVM)、决策树和早期神经网络等。主要应用于完成风景园林中的识别和优化任务，却因“黑箱”效应和数据质量瓶颈而止步于识别与初级优化任务。第三阶段，深度学习(deep learning，DL)以卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)、循环神经网络(recurrent neural network，RNN)、生成对抗网络(generative adversarial networks，GAN)、Transformer 架构和扩散模型等作为核心，使 AI 能够处理复杂的非结构化数据[4]。在风景园林领域可以实现精细图像分割、目标检测、场景识别、内容生成和简单文本理解等任务[5]。在此阶段的 AI 应用中，除了大量数据的需求，依然存在生成结果的可靠性[6]、可解释性[7]、原创性及责任界定[8]等问题。第四阶段的 AI 则迈向更深理解、更强泛化能力和更高可信度和自主性的阶段[9]。大型语言模型(large language model，LLM)、多模态大模型(multimodal large model，MLM)和 AI 智能体(artificial intelligence agent，AI Agent)等技术提高了人机交互能力，从而更高效地解决风景园林领域的分析和生成任务[10]。AI 在风景园林领域的应用随其识别数据、优化方案、生成内容到深入理解的能力发展而不断深化，但仍面临复杂过程模拟精度较低，领域知识整合不充分及深层语义理解不足等难题[11]。

在可预见的未来，AI 仍将停留在弱人工智能（artificial narrow intelligence，ANI）的工具定位[12]，难以达到通用人工智能（artificial general intelligence，AGI）甚至超人工智能的水平，设计师的深度介入不可或缺（图 1）。

面向未来，“整合与协同”已成为 AI 发展的关键词。厘清当前算法与风景园林结合的能力边界，并推动 AI 从“工具”向“设计伙伴”转型，是提升规划设计效率与效果的必由之路。基于此，本文系统梳理了风景园林领域常用的 AI 算法原理与能力侧重，分析其在规划设计中的应用现状与核心挑战，进而提出技术融合下行业升级与设计师角色转型的可行路径，以期为风景园林的数字化、智能化发展提供参考，并助力学科迈向“数据–机理”双驱动的“第五范式”研究新阶段[13]。

## 1　风景园林领域常用算法类型

风景园林领域涉及的主要算法类型包括判别式算法、生成式算法、传统神经网络和大型神经网络等。而优化算法常结合上述多类算法，以提升模型性能并增强其解决复杂问题的能力（表 1）。

基于算法的功能和实现目标，判别式算法（如各类回归模型、SVM、决策树、随机森林等）根据条件分布建模，并学习不同类别之间的最优边界，进行区分判断或预测[14]，具有较强的识别能力，可为后续空间优化分析提供约束条件。判别式算法常用于景观元素识别分类、生态环境评估[15]、美学评价和空间分析等[16]。生成式算法则通过学习基于预定规则和约束条件的输入数据，掌握内在分布规律后生成新数据[17]，具有较强的生成能力和浅层的理解能力。除高斯混合模型等基于概率统计的生成方法，风景园林中图像生成、空间布局等复杂高维问题多使用神经网络[18]。神经网络是完成判别式或生成式任务目标的重要手段，基于本身的算法技术差异，传统神经网络，如 CNN、RNN、多层感知机（multilayer perceptron，MLP）等，结构相对简单，参数量较小，常用于风景园林领域遥感影像与街景图像的识别和提取[19]，以及短期环境预测和简单生成任务[20]，但缺乏高级的理解推理能力。大型神经网络基于极大参数量和 Transformer 架构，具有一定通用性，可以完成识别和生成复杂数据的任务[21]。以大型神经网络算法为核心的人工智能生成内容（artificial intelligence generated content，AIGC）技术，如自然语言处理模型（BERT、GPT、DeepSeek 等）和图像生成多模态模型（Midjourney、Stable Diffusion、DALL·E），有较强的生成能力和一定的理解能力。传统风景园林设计高度依赖设计师个人经验与审美，评价标准主观且流程各异；AIGC 则以数据驱动替代经验驱动，依托海量训练所提炼的普适规律，输出结果更为客观且可复现。相较小型神经网络，AIGC 在生成效率与效果上均显著提升，由此成为“新质生产力”，已广泛用于风景园林中的概念文本、效果图生成以及规范解读与信息检索等环节[22]。

基于特定目标的优化训练过程，需要如遗传算法（genetic algorithm，GA）、粒子群优化（particle swarm optimization，PSO）、模拟退火算法（simulated annealing，SA）等优化算法的参与。优化算法可以在给定约束条件下寻找最佳方案[23]，也可独立用于解决风景园林布局优化、路径规划等优化方面的问题[24]（图 2）。

## 2　AI 算法在风景园林规划设计各阶段应用现状

由于风景园林涉及广泛的数据和复杂的成果类型，规划设计不同阶段需要的能力侧重有所不同，现有 AI 算法尚难以建立通用型工作流程，应用场景总

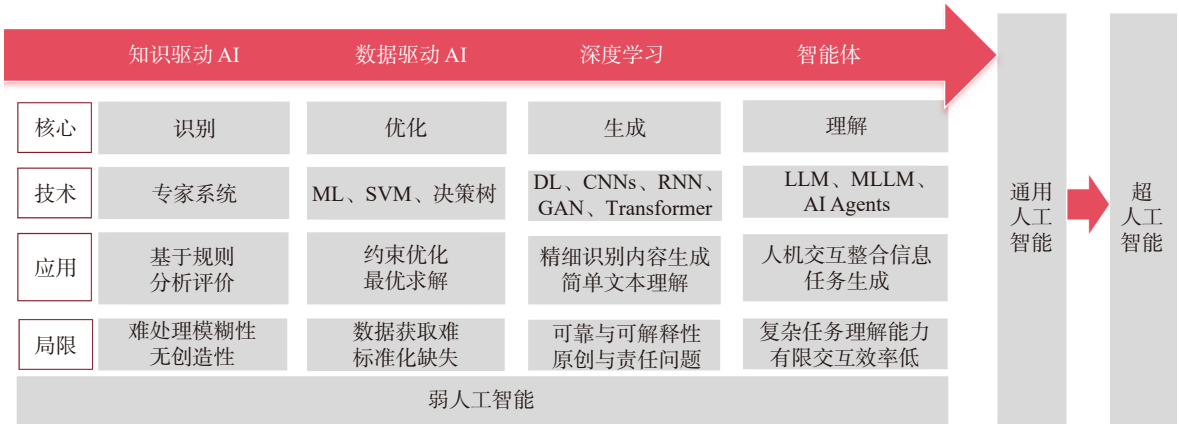



图 1　风景园林中 AI 技术应用的演进脉络

Fig. 1　Evolution context of AI technology applications in landscape architecture

**表 1 算法类型与具备能力**

Tab. 1 Algorithm types and capabilities

| 算法类型 | 核心能力 | 其他能力 |
|---|---|---|
| 判别式算法 | 识别 | 辅助优化 |
| 生成式算法 | 生成 | 浅层理解 |
| 传统神经网络 | 识别 | 简单生成、辅助优化 |
| 大型神经网络 | 识别、生成、理解 | 辅助优化 |
| 优化算法 | 优化 | 模型训练、独立应用 |

体呈碎片化(图 3)。

## 2.1 分析与评价阶段

分析与评价阶段需要获取相关场地信息并基于多因素评估。在此阶段 AI 算法以识别、优化和理解为主，在场地文本信息分析方面则需要依靠算法的生成能力(表 2)。

### 2.1.1 场地分析

判别式算法可用于土地覆盖、地形、植被结构等自然要素的提取与识别，以提高数据采集处理的效率和客观性。其中传统神经网络中 CNN 被广泛应用于处理空间数据，如罗修杰等[25]利用 CNN 结合遥感影像多特征信息对深圳核心地物要素进行提取，提取结果具有较高的精度、泛化能力和鲁棒性。陈雅琼等[26]将保留 CNN 泛化特征的微调预训练 AlexNet 模型用于土地利用场景分类，实现了对土地利用类型的精准分类(图 4)。两者的研究验证了利用 CNN 对地理空间识别分类的准确性和高效性，且优于 SVM 和随机森林等传统判别算法[27]。而在多光谱信息处理方面，RNN 与 Transformer 结合的混合模型在精准空间分析的基础上，可实现更深入的时序分析[28]。

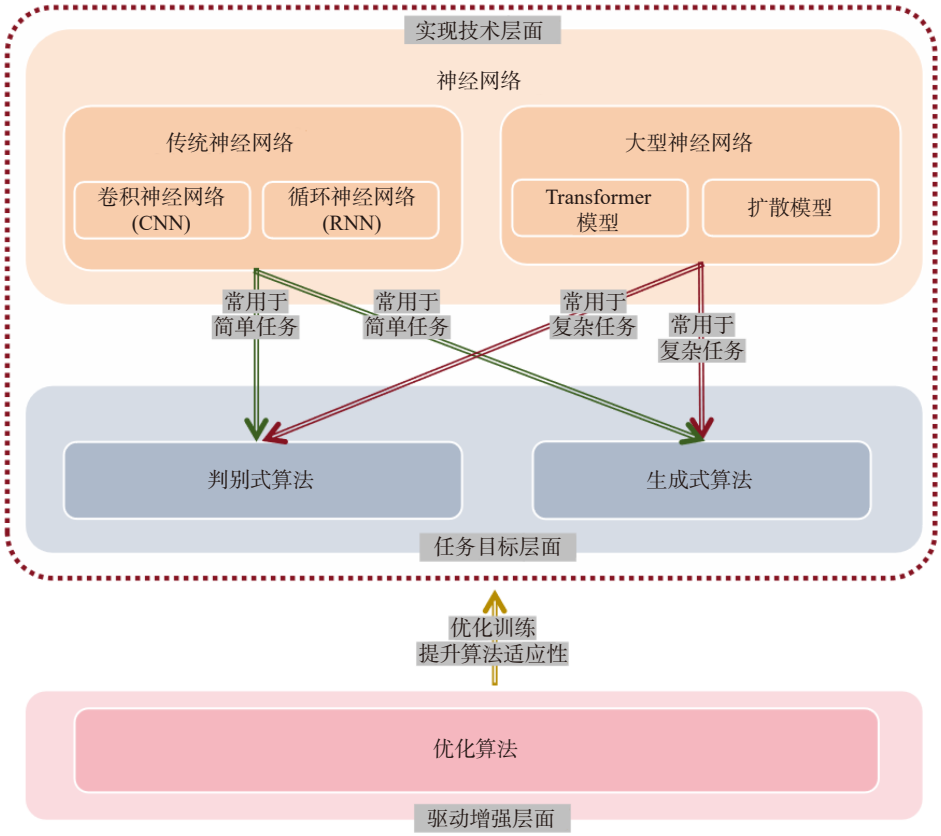



图 2 风景园林领域主要算法类型与分类框架

Fig. 2 Main algorithm types and classification framework in landscape architecture field

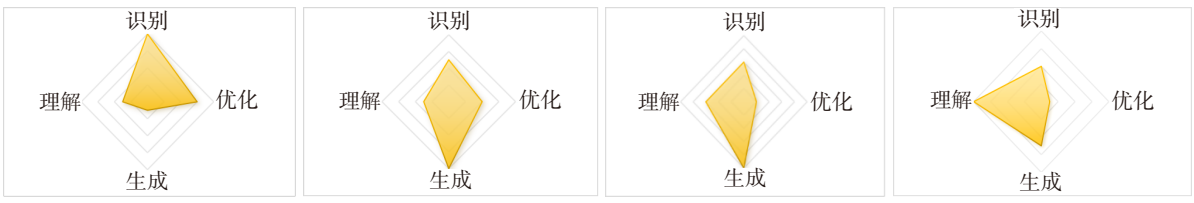


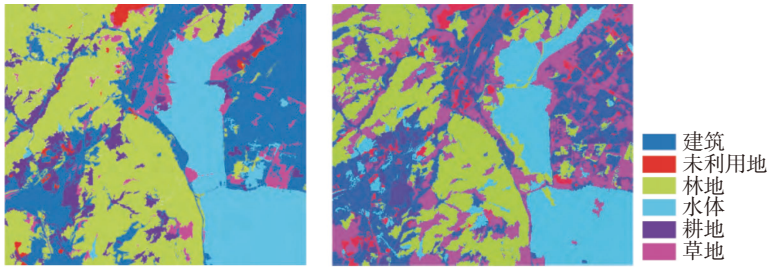

图 3 风景园林规划设计各阶段所需 AI 能力

Fig. 3 AI capabilities required for each stage of landscape architecture planning and design

**表 2　分析与评价阶段的算法应用**

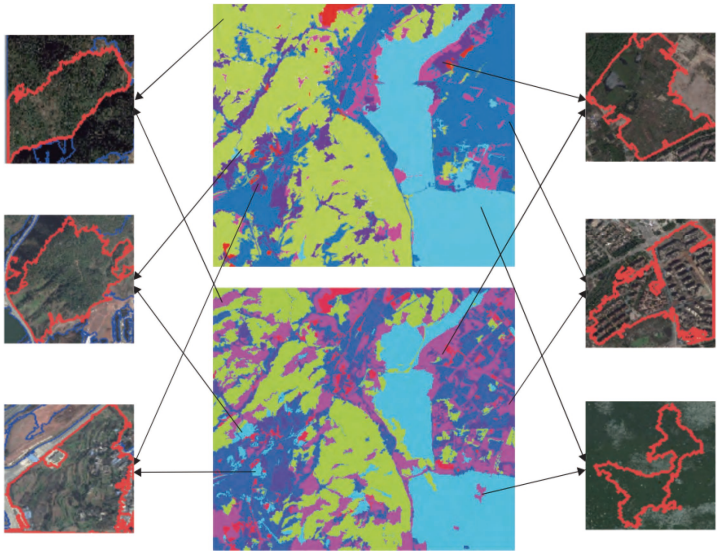
Tab. 2　Algorithm application in analysis and evaluation phase

| 设计阶段 | 判别式算法 | 生成式算法 | 传统神经网络 | 大型神经网络 |
|---|---|---|---|---|
| 场地分析 | 支持向量机、逻辑回归 | 景观模式因子算法、几何求交、寻路算法 | 前馈神经网络、卷积神经网络、U-Net、长短时记忆网络 | 深度卷积生成对抗网络、Transformer模型 |
| 方案评估与优化 | 支持向量机、逻辑回归 | 遗传算法、随机采样算法、元胞自动机 | 循环神经网络 | 扩散模型、强化学习 |




a 本文方法　　b 最邻近

分类结果图



局部对比图

以上两图引自参考文献 [26]。

图 4　利用微调的 CNN 模型进行场地要素分类的结果

Fig. 4　Results of site element classification using a fine-tuned CNN model

除了常用的 CNN 等算法可以处理光学雷达（light detection and ranging，LiDAR）点云数据，Manikkavasagam 等[29]使用沿海景观中崎岖地形作为点云转换为数字地形模型场地，证明了随机森林等传统判别算法在处理复杂地形区域时具有更高可靠性。长短时记忆网络（long short-term memory，LSTM）主要用于长期依赖关系数据的处理，如 White 等[30]将 LSTM 用于种植试验中植物生长变化的点云分析，为植物选择和设计提供数据支持。LSTM 还可用于时间序列预测、生态系统模拟和气候变化对植被影响的建模等[31]。*K*-means 聚类等算法可以更好地处理识别和分类大量离散数据[32]，用于辅助识别空间格局、热点区域和景观特征等。如 Tu 等[33]对武汉市中心城区兴趣点数据聚类分析，评判其对“生产—生活—生态”空间格局的影响；昝池[34]基于徐州市旧城老街道风热环境数据，使用优化算法分析模拟街道舒适度最佳的空间布局。

传统神经网络模型难以捕捉深层次的特征信息[35]，在需要检索和整合场地相关背景时则需要依赖大语言模型的理解和生成能力。通过快速收集和处理场地相关的地理、气候、文化、生态等背景信息，进行大数据分析，生成综合性的前期场地分析报告。在集成算法的工具利用方面，以 GIS 为核心的地理空间人工智能（GeoAI）持续迭代，显著提升了地物要素提取效率与场地预测建模精度。与此同时，生成式空间数据智能大模型迅速崛起：OpenAI 的 DALL-E 3 模型、Google AI 的 Earth Engine 等[36] 可以生成遥感图像、土地利用、人口分布等多种类型的空间数

据[37]。相比传统的分析模型，它们可以基于原有的遥感、空间地图等数据生成符合遥感和地理空间分析需求的新专题数据信息、不同精度的数据和空间文本描述，降低获取真实空间数据的成本。

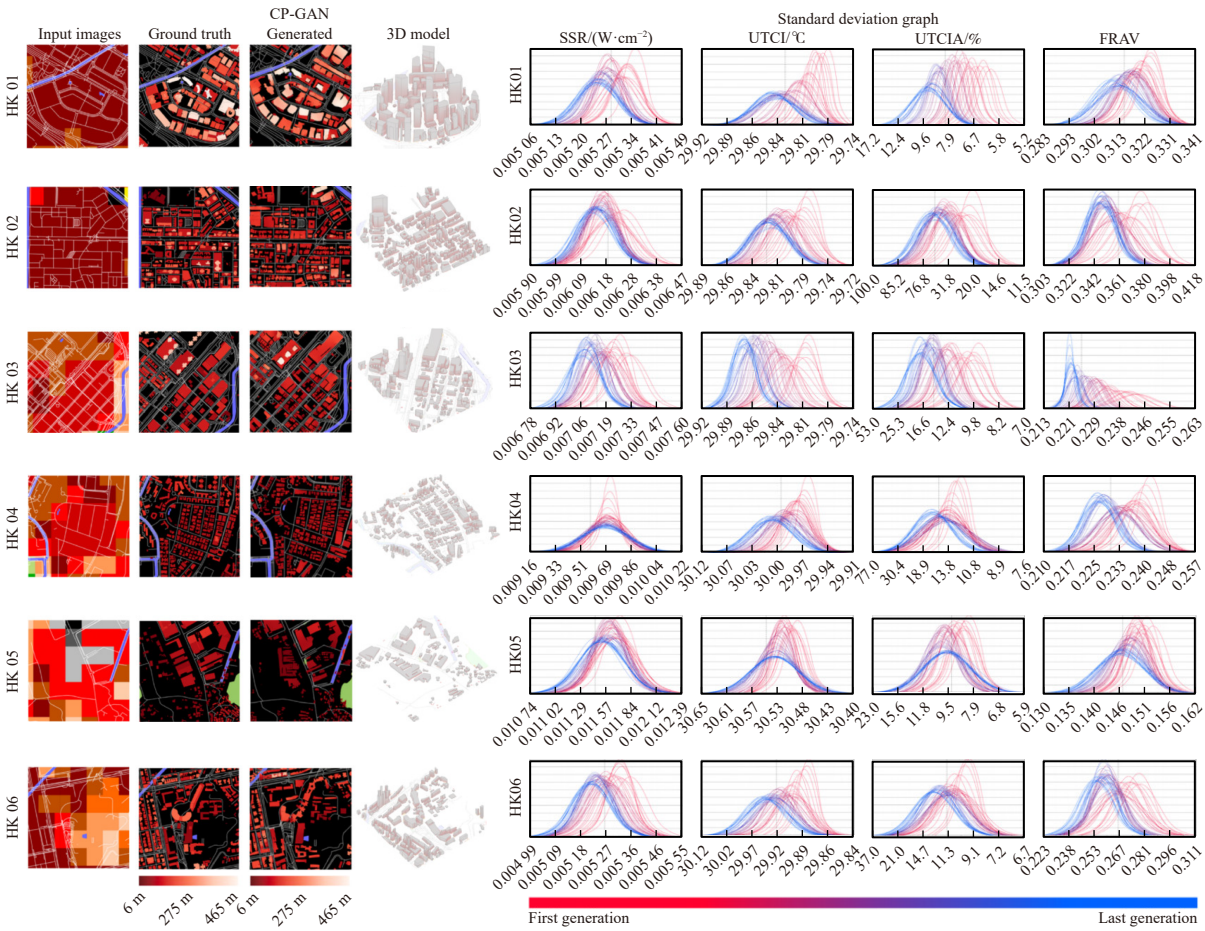
### 2.1.2 评估与优化

GA、PSO、SA 及多目标优化等优化算法、随机采样算法和元胞自动机（cellular automaton，CA）等生成算法在方案评估与优化阶段应用较为广泛[38]。例如：冯羽等[39]通过单亲遗传算法求解城市风景园林空间元素布局优化模型；何庆港等[40]基于元胞自动机−马尔科夫模型预测江西省婺源的景观生态风险和演变趋势，实现景观格局的动态模拟及评估。这些算法与参数化设计的结合，可用于解决有明确目标和约束条件的评估与寻优问题[41]。决策树和随机森林等判别式算法能够判别不同数据特征，且具有较强的泛化能力，已成为遥感数据土地利用分类的主流算法之一[42]。

生成式算法可针对设计目标设定基于规范、规则、几何特征等的目标函数和辨别模式，自动生成符合需求的设计方案，并通过迭代、评估、校验寻找最优解。实施优化前需要利用算法的理解能力，将场地需求和评价指标转化为算法可精确量化的目标函数和约束条件[43]。相较于 CFD、PKPM、ENVI-met、SWMM 等传统环境模拟评估软件，NVIDIA Earth-2 等集成 MLP 和大型神经网络的平台，在雨洪管理效能、建筑能耗、微气候舒适度评估上，不仅结果更准确，优化效率也显著提升。基于 Web 平台运行的 Autodesk Forma 通过 AIGC 模拟项目场地的各种环境数据，评估场地日照、风速等多种因素并可视化。Zhou 等[44]建立了 CycleGAN-Pix2Pix 框架，可基于场地的气候情况对生成的建筑形态进行热环境模拟评估和优化，帮助设计师做出更优的决策（图 5）。然而，目前 AI 在风景园林方案评估与优化中的应用仍局限于日照、能耗等易量化指标[45]，对美学品质、空间体验等难以量化的核心价值要素关注不足。

## 2.2 方案生成阶段

方案设计是从抽象概念构思到具体的空间形态转换，需要算法识别场地约束和设计规则，并能够解析设计师的意图和指令。在概念生成阶段，各种 AI 算法均可介入，AIGC 技术的应用有较好的效果，而




此图引自参考文献 [44]。

图 5 基于 CycleGAN-Pix2Pix 框架对生成方案进行热环境评估与优化

Fig. 5 Thermal environment assessment and optimization of the generation scheme based on CycleGAN-Pix2Pix framework

在方案设计阶段，设计表达需要较高的精确性，在实际应用中尚以传统算法和小型神经网络模型为主。判别式算法通过学习已有数据分布，预测或分类新的输入数据，但缺乏对联合概率分布的建模能力，无法直接生成新的数据。生成式算法能够学习数据的联合概率分布并生成新的样本[46]，但因为缺乏训练数据集，基于神经网络模型生成在三维方案模型的应用还不够完善（表 3）。

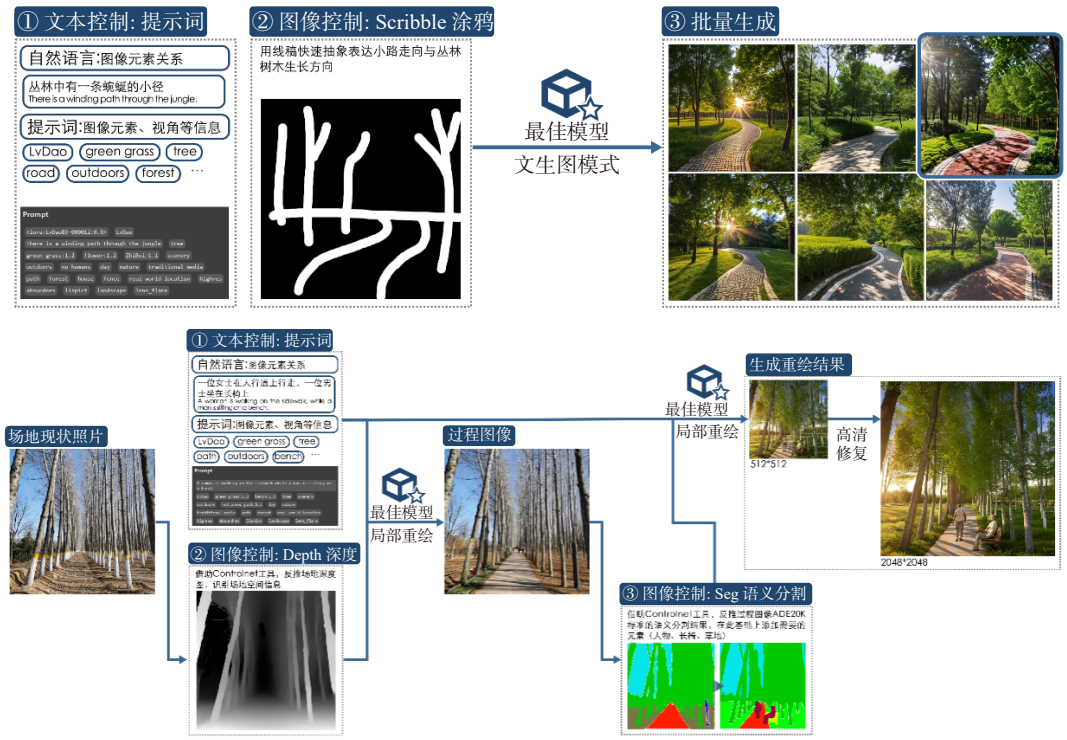
2.2.1　概念草图的生成

在概念生成阶段，变分自编码器（variational autoencoder，VAE）可捕捉输入数据特征，并生成与文本语义匹配的图像。基于扩散模型的 Midjourney、Stable Diffusion 和基于 Transformer 架构的 DALL·E 等大型神经网络有更强的生成能力[47]。图像生成大模型具备一定的识别理解能力，基于自然语言输入的内容解析其中的文本提示中的对象、风格、氛围描述词等关键语义，或识别参考图像蕴含的风格特征，可以快速生成大量且风格各异的视觉概念图、意向图。但由于文本数据对图像的约束力较差，通常需要额外控制算法提升图像的生成质量，主要包括 3 种方式。一是结合控制网络（ControlNet）算法对 Stable Diffusion 的生成图像增加结构控制[48]，此方法依赖于高质量的结构先验输入，同时计算成本较高，且难以适应结构模糊或无法明确量化的生成目标（图 6）。二是利用微调大型预训练模型技术（low-rank adaptation，LoRA）或 DreamBooth 技术[49]，通过低秩分解减少生成式模型微调过程中的参数量[50]。例如：Mao 等[51]通过此方法学习图像数据，提升图像生成的准确性并实现个性化表达；Zhang 等[52]基于 LoRA 技术利用 3 种不同分辨率数据集训练 AG-SDM 模型，生成兼具真实感和美感的水景景观草图（图 7）。此方法有较好的灵活性和针对性，但需构建适量高质量数据集进行调优。三是构建多约束生成框架，如李嘉颖等[53]使用多重 ControlNet 结合 LoRA

**表 3　方案设计阶段算法的应用**

Tab. 3　Algorithm application in scheme design stage

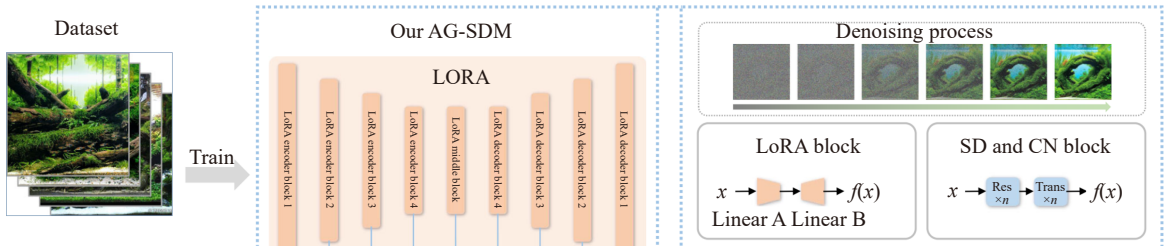
| 设计阶段 | 判别式算法 | 生成式算法 | 传统神经网络 | 大型神经网络 |
|---|---|---|---|---|
| 概念生成 | 决策树、约束满足问题求解器 | 特征求解、分形算法、遗传算法 | 变分自编码器 | 大语言模型、大视觉模型 |
| 方案生成 | 决策树、约束满足问题求解器 | 多智能体系统、分形算法 | 生成式对抗神经网络、条件生成对抗网络、Pix2Pix网络、样式生成对抗网络 | 控制网络、微调大型预训练模型技术、大语言模型、大视觉模型 |
| 三维模型生成 | 约束满足问题求解器 | 元胞自动机、分形算法、大语言模型 | 三维生成对抗网络、PointNet、神经辐射场 | Deep3DSketch-im、大语言模型、大视觉模型 |




此图引自参考文献 [48]。

图 6　利用 ControlNet 快速生成概念图

Fig. 6　Quickly generating concept maps with ControlNet




此图引自参考文献 [52]。

图 7 利用 LoRA 技术微调训练 AG-SDM 模型以生成水景景观图像

Fig. 7 Fine-tuning AG-SDM model using LoRA technology to generate water landscape images

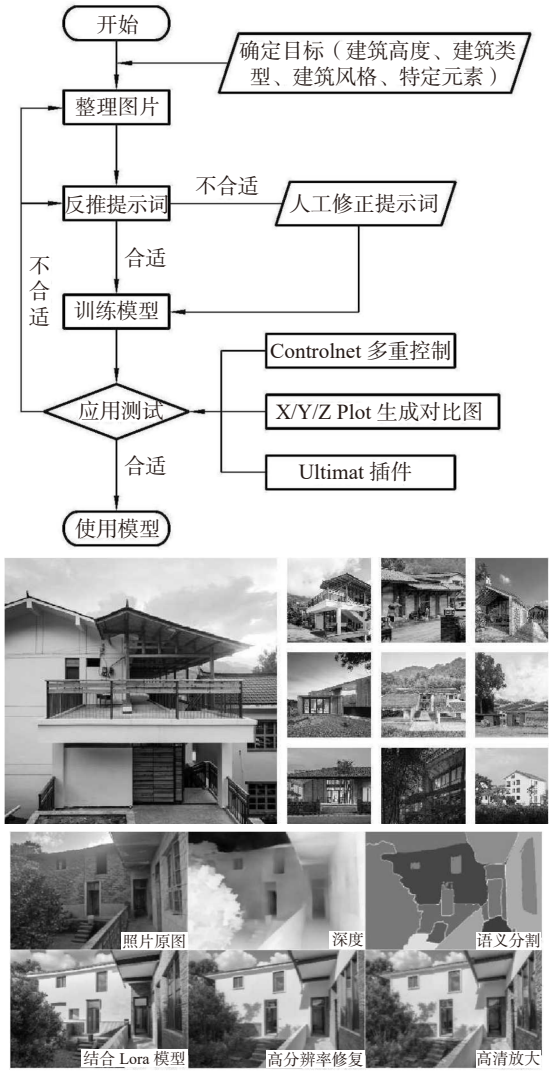
和语义分割实现图像控制和参数调整，用于乡村建筑外部立面和内部空间图像的生成控制（图 8）。此方法有较高的扩展性和控制能力，适合复杂风景园林任务生成需求，但灵活性和操作难度较高。生成式模型虽然对用户指令的语义理解较为表层化，却是实现人机交互的基础。

AI 技术的辅助加快了概念草图的生产速度并降低了成本，AIGC 的交互式生成也提升了方案的反馈速度。然而，生成的内容在深度与原创性方面仍显不足，与场地的具体条件耦合度较低，对部分风景园林专业术语的语义理解不充分。如何确保结果逻辑严谨，而非停留在视觉拼贴，亟待深入研究。

### 2.2.2 方案平面的生成

相较于概念生成阶段，方案平面生成不仅需要 AI 生成图像，更需要一定空间逻辑和功能合理性认知。通过生成式算法与参数化设计结合形成混合工作流，可从场地数据和规范文本中提取约束条件，实现对生成内容的控制。例如，严锐[54]利用筛选与寻优算法，实现乡村住宅平面的转译与生成；鲁冠宏等[55]采用 C#编程语言构建多智能体系统（multi-agent system，MAS）生成社区平面空间功能与空间布局。二者基于场地约束条件构建限制条件并生成符合逻辑的平面方案，这种半自动化生成设计方案的方法广泛用于二维平面要素布局、路径网络组织、特定功能区划、停车场设计、防火分区和管线设计等[56]。

为满足多样化的生成需求和应用场景，产生了多种类型的生成对抗神经网络。条件生成对抗网络（conditional generative adversarial networks，CGAN）在输入中添加额外约束信息提升图像生成能力。在此基础之上，Pix2Pix 网络利用图像草图作为条件约束生成图像，如陈然等[57]基于 Pix2Pix 训练了 6 类元素快速分层识别模型和平面布局生成模型，构建了风景园林平面图数据增强框架（图 9）。循环生成对抗网络（cycle generative adversarial networks，CycleGAN）可在无配对数据情况下实现图像的风格迁移和跨域数据转化[58]，如周怀宇等[59]用细致标注

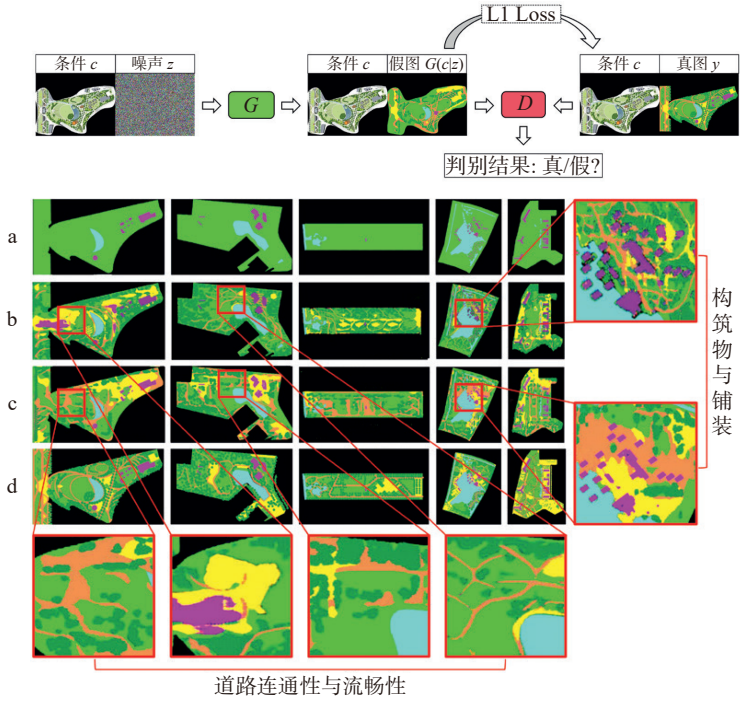



此图引自参考文献 [53]。

图 8 利用多重 ControlNet 和 LoRA 进行模型训练

Fig. 8 Model training using multiple ControlNet and LoRA

的平面方案图训练循环生成对抗模型，实现不同用地类型地块的提取及色彩肌理图的渲染生成。样式生成对抗网络（style generative adversarial networks，StyleGAN）增强了对生成图像的质量和风格控制。例如：陈然等[60]利用 StyleGAN 高维度的设计特征，实现高质量的风格迁移和精细可控的图像编辑；冯璐等[61]将 StyleGAN 用于植物花境平面的生成，生成




此图引自参考文献 [57]。

图 9　利用 Pix2Pix 训练平面布局生成模型并输出结果

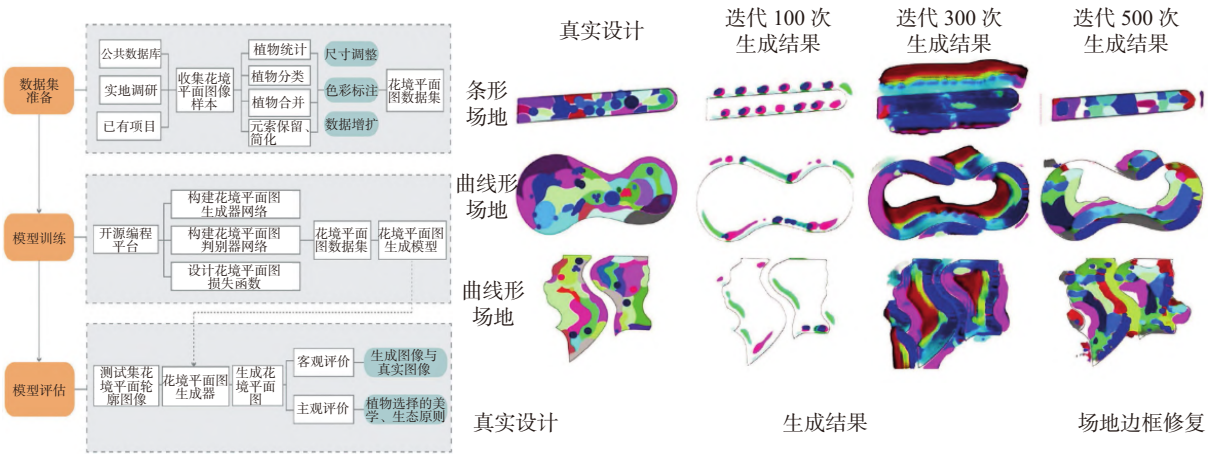
Fig. 9　Using Pix2Pix to train a plan layout generation model and output the results

结果具有准确的边界、高色彩的再现精度，符合美学和生态原则(图 10)。除了可量化的基础维度，情感倾向等高级因素也被尝试纳入生成模型的训练当中，如 Tang 等[62]将城市景观设计评估中的情绪词汇出现词频作为 Pix2Pix 网络训练的输入端，构建了 URDDL 模型，此模型在生成较优景观布局方案的同时，兼顾营造能引发人群情感共鸣的空间。但 GAN 这种生成方法对训练样本依赖性较强，导致生成模型缺乏可解释性，生成结果的稳定性不足。

### 2.2.3　三维模型的生成

三维模型生成通常采用生成式算法和优化算法等与参数化结合的方式，实现模型生成的可控性。例如，刘喆等[63]将元胞自动机和参数化设计结合，可模拟近自然植物群落自然演替形态，提高了植物平面布局灵活性。黄成成等[64]基于风环境开发融合 GA 的计算流程，生成室外风环境更优的参数建筑体块，以提升建筑的整体舒适性。此方法更适用于需要精确控制、模拟的特定过程(图 11)。

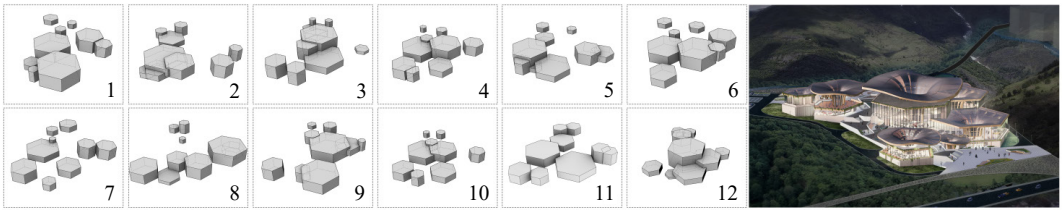
早期受算力掣肘，Macher 等[65]借助 StyleGAN 处理二维截面切片并将其组合成三维模型。随着算力的提升，生成式算法与神经网络模型得到发展，可直接处理点云、体素、网格等显式表示，并从文本、




此图引自参考文献 [61]。

图 10　构建 StyleGAN 网络模型并测试生成花境平面图

Fig. 10　Building a StyleGAN network model and testing the generation of plantscape




此图引自参考文献 [64]。

图 11 利用 GA 生成建筑体块模型组合

Fig. 11 Generating building block model combination using genetic algorithm (GA)

图像或点云直接生成三维模型。例如，徐婕等[66]利用 PointNet++进行树木点云分类与分割，体现了神经网络处理不规则、无序的点云数据的优势[67]；Chen 等[68]提出的基于草图生成模型的 Deep3DSketch-im 算法和 DreamCraft3D 算法等，简化并优化了三维模型的生成过程。此外，AI 算法生成三维模型的途径还包括神经辐射场（neural radiance fields，NeRFs）、三维生成对抗网络和三维扩散模型（3D diffusion models）等方法。近期，随着 Anthropic 公司提出模型上下文协议（model context protocol，MCP），开源项目 BlenderMCP 将 LLM 与 Blender 结合，实现了基于自然语言的自动建模，进一步提高了三维模型生成的自动化水平，也扩展了 AI 智能体在风景园林领域的应用。尽管这些技术在生成单一对象或简单场景上有所进展，但面对复杂且要素多样的风景园林场景，仅依赖直接生成能力难以满足精确性、精细度、构造合理性和空间逻辑等方面的严格要求[69]。

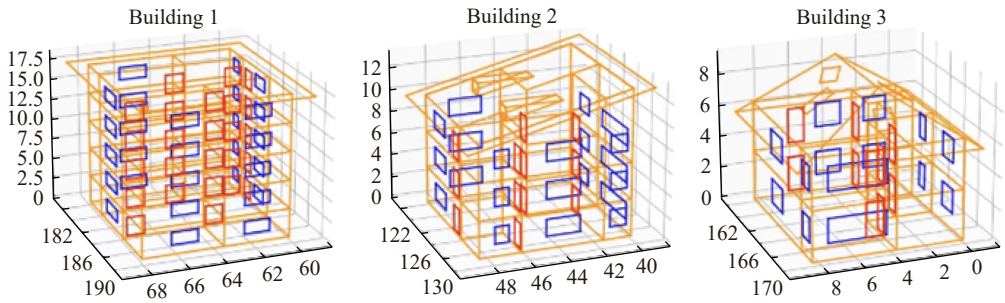
人工智能在建模领域的应用需构建更高维度的方案特征数据集，通过算法解析二维 CAD 图纸，识别图层和文字等信息辅助三维模型的生成（图 12）。例如，Zhong 等[70]通过图形神经网络构建可控的三维建筑模型架构 Building-GNN，训练图变分自编码器（graph variational auto-encoders，GVAE）认知和互换二维、三维空间的逻辑，自动创建三维模型。由此，基于算法识别和理解能力的风景园林建模模式具有更多潜力和更高效率。

### 2.3 渲染表达阶段

渲染表达阶段通常综合调用图像识别、优化与生成算法，涵盖各类图像大模型及 GAN，可在生成高分辨率图像的同时完成风格迁移、图像修复与纹理生成，并与三维建模流程深度耦合，最终输出高质量的渲染效果（表 4）。

#### 2.3.1 效果图生成

基于大型神经网络算法的图像生成模型主要通过“文生图”与“图生图”两种模式运行：前者通过输入关键词生成景观效果图，适合简单快速的初步方案表达，杨林浩[71]以此生成了多幅桥梁横跨山区的景观效果图（图 13）；后者则结合 GAN、ControlNet、风格迁移与 Pix2Pix 等技术，将草图、3D 模型截图或既有照片作为输入，依据目标风格或材质需求输




此图引自 https://medium.com/stanford-cs224w/when-graphs-meet-architecture-exploring-graph-neural-networks-for-3d-building-design-49821deaec1e。

图 12 利用 Building-GNN 生成三维模型

Fig. 12 Using Building-GNN to generate a 3D model

表 4 效果表达阶段的算法应用

Tab. 4 Algorithm application in the effect expression stage

| 设计阶段 | 判别式算法 | 生成式算法 | 传统神经网络 | 大型神经网络 |
|---|---|---|---|---|
| 效果图生成 | | 大语言模型、生成对抗网络 | Pix2Pix网络、风格迁移 | 控制网络、扩散模型、多模态模型 |
| 三维模型渲染 | | 大语言模型 | 神经辐射场、图神经网络 | 微调大型预训练模型技术、大语言模型、大视觉模型 |

出效果图[72]，并完成细节补充、图像扩展、局部重绘及风格微调，张冠亭等[73]据此辅助完成方案后期渲染（图 14）。为获得更精准的图像生成与二次编辑能力，模型需依托图像识别算法先完成天空、植被、水体、建筑立面、道路、人物等语义要素的高精度分割，再实施针对性修改；同时亦可对既有渲染图或照片进行风格迁移、分辨率提升以修复图像或智能补全缺失内容，从而丰富视觉表达手段并提升效率。

### 2.3.2　三维模型渲染

在当前模型渲染流程中，AI 算法多用于辅助提升效率。大多数渲染器均已集成基于算法和智能采样的去噪模块：Nvidia 公司的 Iray 技术结合 AI 降噪和深度学习对交互式渲染进行平滑处理，从而帮助用户快速把握场景构成与照明[74]；Arko AI 插件则利用深度学习和神经网络等技术识别场景与材质，生成渲染方案[75]。

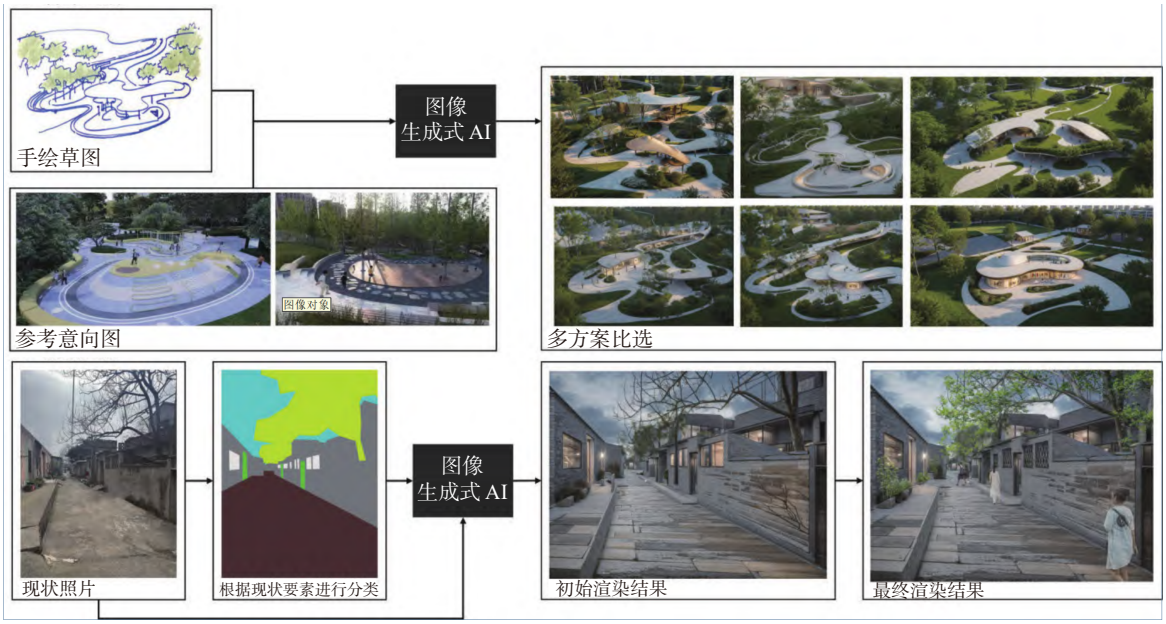
在大语言模型生成方面，通过生成目标代码可



此图引自参考文献 [71]。

图 13　利用“文生图”模式快速生成大量效果图

Fig. 13　Using the “text to image” model to rapidly generate numerous renderings




此图引自参考文献 [73]。

图 14　利用“图生图”模式生成景观方案后期渲染图

Fig. 14　Using “image-to-image” model to generate a final rendering of landscape design plan

以接入 Blender 的 Python 脚本、Autodesk Maya 的 MEL 或 Python 脚本、V-Ray、Arnold 等渲染引擎的自定义代码接口，完成自动化场景构建、材质设置、光照调整和渲染出图等。随着 AI 智能体的发展，BlenderMCP 也可将自然语言指令转化为渲染操作，从而发挥大语言模型的生成理解能力，降低相关专业工具的使用门槛(图 15)。

### 2.4 设计管理与知识整合阶段

在设计管理与知识整合阶段，AI 算法可通过其理解能力对结构化和非结构化的信息进行分析，并结合识别和生成能力进行组织与呈现，用于项目信息管理、专业知识复用以及辅助决策等(表 5)。

自然语言处理技术(natural language processing，NLP)的识别能力能从文本中抽取关键实体(如项目名称、设计师、植物学名等)和实体间的关系，建立用于查询推理的知识图谱(图 16)。使用收集到的数据训练 LLama、GPT 等大语言模型，学习设计中各种要素、风格和材料的关联模式，对基础大模型进行微调训练和数据更新[76]。通过自然语言与大语言模型沟通，实现智能化知识问答、相似案例分析、信息检索和辅助性的规范符合性初步检查等人机互动。为了减少检索过程中大语言模型的生成幻觉，增强问题回答的可追溯性和可解释性，可结合检索增强生成技术(retrieval-augmented generation，RAG)将知识库中检索的信息作为回答的依据。由于风景园林设计成果数据类型多样，高度视觉化，且包含大量图片和其他信息，因此多模态检索和多模态大语言模型已成为知识库领域应用的重要趋势。

此外本地大模型语言的数据平台部署已获得广泛应用。例如：日本 Kajima 公司开发的 Kajima ChatAI(图 17)，SWA 集团 XL 实验室基于 ChatGPT 的种植设计、场地分析和案例研究等；国内山水比德设计公司研发的“山水智境”“智慧山水”产品，奥雅公司推出的 UrbanFlow[77]，北京林业大学陈然、赵晶团队构建的以大语言模型主导的人工智能体小凡等[78]。这些平台利用大语言模型的理解能力，进行设计师与 AI 之间的自然语言提问以及设计规范、案例库等数据库中的语义搜索，从而提高决策科学性。

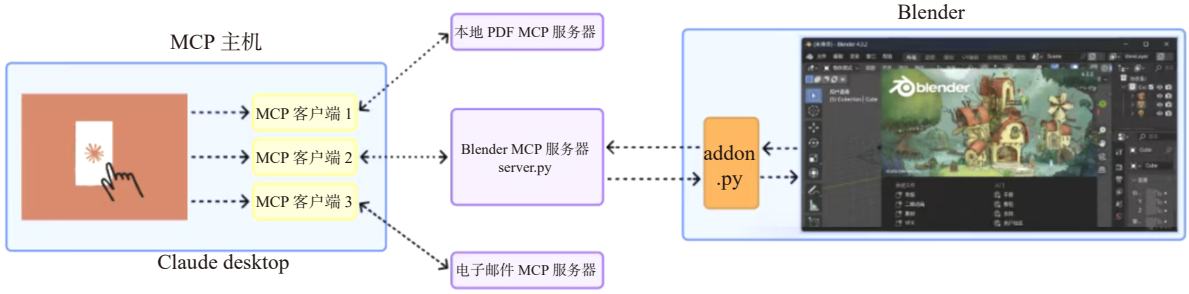
## 3 风景园林中 AI 算法应用的关键挑战

当前 AI 算法在风景园林领域展现出一定潜力，但整体仍在探索阶段。由于风景园林问题的复杂性、AI 技术自身能力与适应性的局限以及被动引入的应用模式，导致人工智能算法与实际需求之间存在差距和滞后性。

### 3.1 场地独特性与定性因素的量化挑战

当前 AI 算法的理解能力整体停留在浅层阶段，其优势在于从大规模数据中学习统计模式，处理精确的定量数据能力[79]，对于理解非结构化的、模糊的，以及依赖于人类文化背景和生活经验的内容能力比较弱[80](图 18)。

风景园林规划设计通常涉及复杂的环境因素和难以量化的定性信息。传统算法只能处理部分量化数据，难以全面模拟场地特有条件，也难以理解特定自然或文化元素所承载的象征意义和情感价值[81]，导致对场地的分析成为“去情境化”和“去人文性”的过程。由于设计的主观性和体验感需求，大量难以量化的定性因素导致生成方案局限于功能和特定的指标要求，需要人工复核调整[82]。规划设计行业




此图引自 https://mp.weixin.qq.com/s/Y-8STas8GXjvuheAm3mAUA。

图 15 利用 BlenderMCP 在 Blender 实现自动建模和渲染

Fig. 15 Using BlenderMCP to achieve automatic modeling and rendering in Blender

表 5 设计管理阶段的算法应用

Tab. 5 Algorithm application in design management stage

| 设计阶段 | 判别式算法 | 生成式算法 | 传统神经网络 | 大型神经网络 |
|---|---|---|---|---|
| 行业知识库构建 | 知识图谱 | 文本挖掘算法、自然语言处理技术、检索增强生成 | 图神经网络 | 大语言模型 |

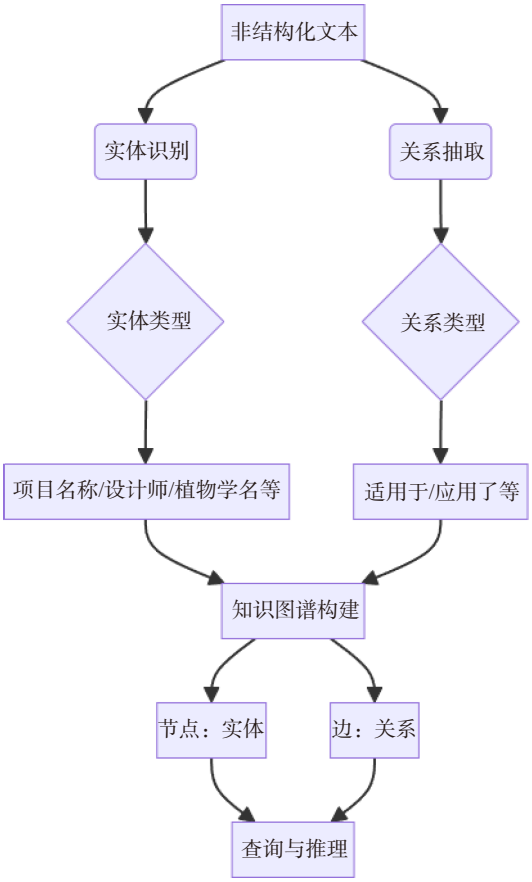



图 16　利用 NLP 建立知识图谱流程

Fig. 16　Using NLP to build a knowledge graph process

自身需要加强对生成内容的人工干预，针对生成内容建立相应的质量评价算法，判别生成结果的合理性，并通过持续的反馈改善生成内容质量。

### 3.2　复杂动态系统和体验审美模拟挑战

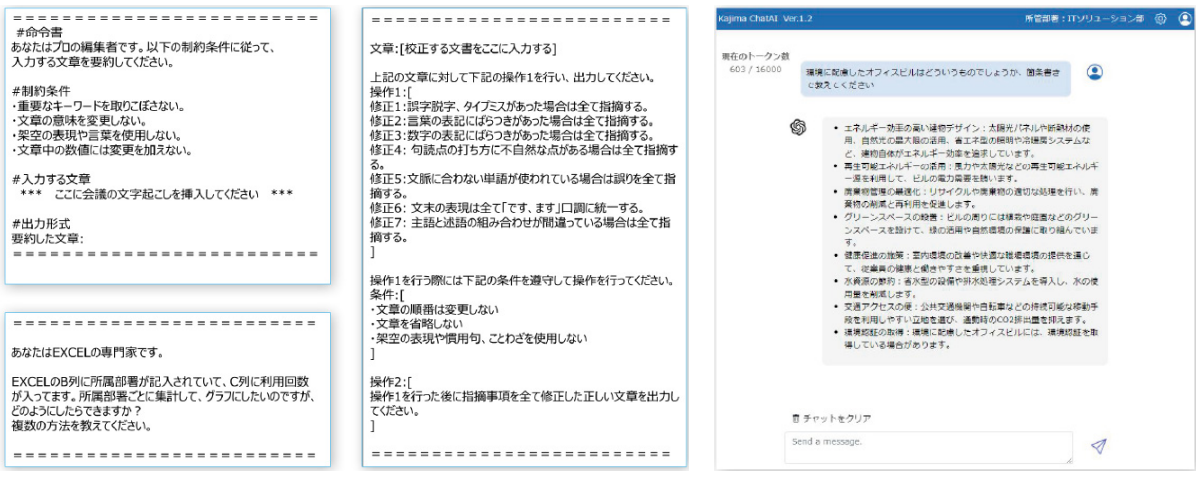
风景园林既要塑造物理空间，又必须统筹生态系统与人类行为心理的双重维度。生态系统呈现高度非线性、时空异质及多因子耦合特征，严重制约 AI 模型的训练样本覆盖与验证精度[83]，致使其在生态评估、预测及生成结构稳定、功能复合的植物群落方案时可靠性不足。同时，空间氛围与游线系统受多重感官、认知模式与情感反应共同作用，AI 算法虽可以根据物理指标优化路径空间，却难以驱动行人的积极体验，更无法构建具有叙事张力与情感共鸣的空间序列[84]。审美风格方面，神经网络虽可借助大规模图像学习再现特定风格，但本质上缺乏创造力与审美意识，因而无法真正生成具有原创性的景观意象。

### 3.3　方案生成的精确度与整合能力的挑战

风景园林最终需转化为精确图纸与可实施的施工规范，而大型神经网络在相同输入参数下难以复现逻辑统一、数据严密且风格一致的整体方案[85]。其“黑箱”式决策过程缺乏可解释性，无法满足向业主、评审及施工方阐明设计依据、评估方案合理性的专业要求[86]。此外，依赖概括性提示词的交互方式弱化了设计思维链，使复杂的空间、生态与文化问题被过度简化，无法充分回应场地设计目标和要求，导致生成结果难以同步整合功能、形式与生态效益等多重目标。

### 3.4　数据获取和潜在版权问题的挑战

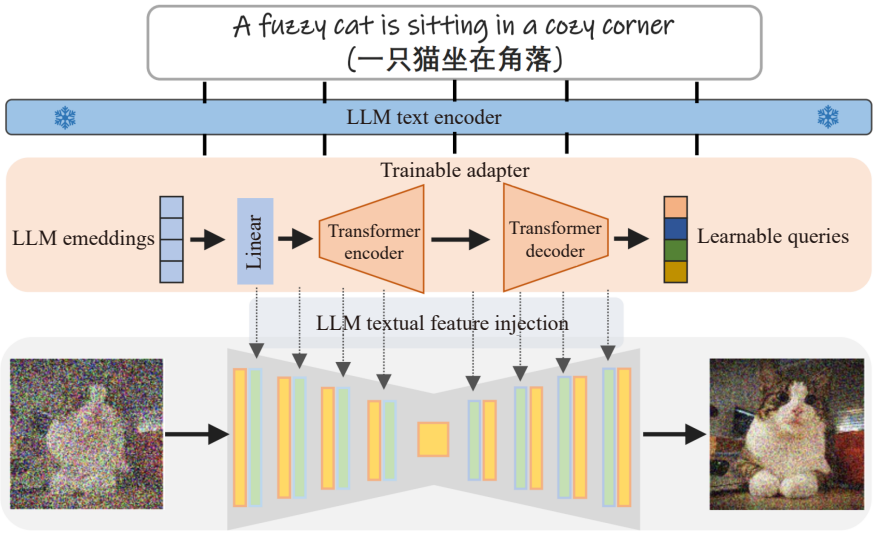
训练面向风景园林任务的算法模型时，需同时处理矢量、时间序列、文本、图像、音频、手绘草图等多源异构数据，其语义粒度与时空尺度差异显著，难以直接输入标准化模型。特定场地的生态监测数据与公众感知偏好等社会数据获取成本高，且普遍存在缺失，以及噪声和精度不一等问题；统一的数据标准与元数据规范缺位，进一步阻碍了数据共享与复用，显著削弱模型训练效果与迁移适用性。此外，模型生成内容不可避免地携带原始训练数据的特征，




此图引自 https://www.kajima.co.jp/news/digest/oct_2023/feature/03/index.html。

图 17　Kajima ChatAI 使用示例

Fig. 17　Kajima ChatAI usage example




此图引自参考文献 [80]。

图 18 大语言模型理解能力实现的原理

Fig. 18 Principles of large language model understanding ability

可能触及版权边界[87]。而现有法律体系对各类大模型生成成果的权属与责任界定尚未确立，潜在法律风险不容忽视。

## 4 人工智能、风景园林议题与设计师的互动关系演变及转型路径

传统风景园林规划设计中的矛盾表现为设计师和待解问题之间的二元关系，根源在于人类认知能力有限与风景园林议题固有的主客观交织、多目标动态耦合之间的失衡。生成式 AI 作为“新质生产力”的介入，不仅重塑了解题路径与流程，也改变了对解题主体的能力要求，并引入原创性争议、产权纠纷等新风险。气候变化、社会公平、空间体验等复杂议题既是设计师与 AI 的共同实践对象，又因其不确定性限制了 AI 的适用边界，迫使技术向更高适应性与可解释性演进，同时促使设计师向更全面的能力拓展。设计师作为能动主体与价值裁判，必须在互动中主动选择，定义并转译 AI 输出，其认知框架、角色定位与工作方式在与技术、问题的持续耦合中被不断重塑。由此，人工智能、风景园林议题与设计师三者构成一个相互塑造、动态平衡且共同演化的三元系统(图 19)。

### 4.1 技术手段与问题约束互动：认清需求差异与技术能力提升

目前 AI 的算法局限决定了其难以独立完成从概念到实施方案的全过程设计，主要扮演助手的角色。从问题约束限制 AI 能力展现的角度出发，首先当前规划设计行业的训练数据集较少且缺乏结构化的三维数据，导致现有神经网络算法和大模型在风景园林专有领域训练效果有限，缺乏逻辑关联。针

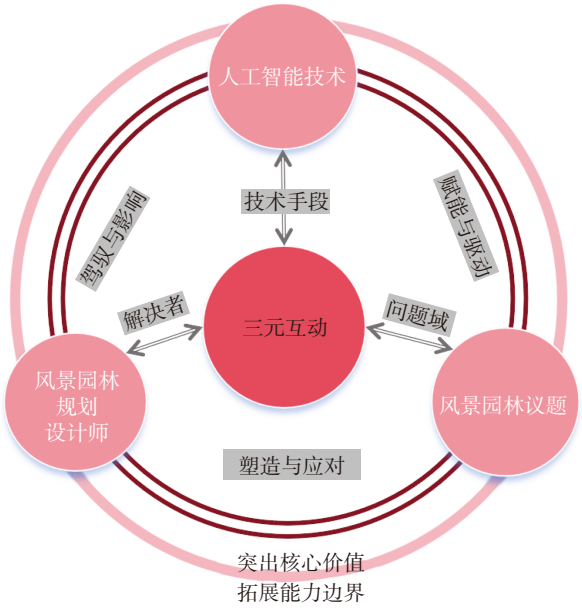



图 19 三元互动框架

Fig. 19 Triadic interaction framework

对此问题，可通过小样本学习等方式，让模型从少量标注样本中学习识别新的模式。如在 ImageNet 等通用数据集预训练的模型通过知识迁移到风景园林相关的特定任务上，少量领域数据也能达到较好效果[88]。发展自监督学习技术让 AI 从未标注的数据中自动学习有用的特征表示，可减少对人工标注数据的依赖[89]，或利用 GAN 创建人工数据以扩充数据集[90]。此外也可以利用公众信息，参与数据的收集和标注，以应对风景园林数据集的复杂性问题。其次应对设计方案需要动态优化的问题，可以通过设置物联网(internet of things，IoT)传感器采集环境系统中的动态变化因子[91]，将实时数据作为模型训练输入，构建

多智能体系统，实现 AI 算法的动态优化解决。例如，Janovská等[92]提出了一种新的连续环境冲突搜索(CE-CBS)算法，实现了在连续环境中的路径规划问题，提高了路径规划的效率和可靠性。面向复杂体验的模拟问题，可以将认知科学和环境心理学与 AI 结合，将可穿戴设备采集的生理数据、眼动追踪等行为数据和测试人群的主观测试报告等数据，输入给大语言模型、GAN 等进行数据处理和分析，建立相关指标间的关联预测模型。

从 AI 能力拓展的角度看，单一算法无法覆盖风景园林的复杂需求。混合智能系统通过多算法协同仿真，将传统算法的精准推演与神经网络的识别生成优势融合，为复杂问题提供了新的解决路径。目前常用的混合智能系统中，神经网络增强模型能自主学习，减少对人工规则的依赖，具有高精度预测和泛化能力；GA 融合模型具有全局优化、多目标协调和尺度适应性。例如，尚尉[93]利用 GA 优化 CA 和 Logistic 回归参数，以成渝经济区为例模拟城市用地动态变化，提高了预测的精度和适应性。CA 具有较好的空间自组织性，RF 处理非线性和高维数据的能力较强，二者结合可以在预测时减少模型的过拟合，生成更准确的转换规则，用于土地适用性分析。例如，张考等[94]利用 RF-CA 系统模拟，预测长沙市不同类别的土地变化趋势与利用情况，并进行城镇开发边界划定。但目前混合系统还在早期发展阶段，针对不同设计任务的混合模型实现框架尚未形成，在风景园林领域需要进一步探索应用。

风景园林行业作为高度依赖视觉的领域，需要多模态大语言模型的支持，但目前的多模态应用仍在起步阶段。除常规的图文理解外，对于 CAD、GIS 等专业图纸的解读，要求模型实现从视觉图像识别向设计信息认知的转变。Sora 模型的出现拓宽了 AIGC 的工作范围，但目前的大语言模型在矢量图纸、三维模型等数据识别方面尚不成熟。需要开发针对相关行业领域的文件解析和几何深度学习技术，建立结构化数据，以用于 Transformer 等架构的大模型处理(图 20)。

### 4.2　技术手段与解决者互动: 角色演变与人机关系重构

人与 AI 技术的关系随着技术发展和应用深化呈现动态演变。在工具赋能模式下，AI 算法作为提升设计师工作效率的工具，核心问题在于提高人机交互的有效性，设计师需要把自己的意图准确传递给 AI 算法，实现符合预期成果的输出。随着 AI 算法分析和生成能力的增强，增加了人机之间潜在的竞争关系，引发对设计师自主思考被削弱的担忧，以及神经网络算法“黑箱”问题所导致的对生成结果可靠性的质疑。

从设计师与 AI 算法工作模式构建的角度，需要定义清晰的人机协作流程和角色分工，通过人与 AI 的能力互补与协同增效，构建“人–AI–环境”协同的设计系统。AI 算法在数据处理、识别和生成方面的优势可以将风景园林师从大量繁琐、重复的数据处理和基础绘图工作中解放出来，更专注于创作任务及处理设计过程中的复杂问题。由于 AIGC 生成内容本质是对现有知识的总结复现，且会出现看似合理，但其实是 AI“自我幻觉”的虚假知识，设计师需要批判性评估，并整合 AI 输出，建立人机智能的融合和协作模式。对 AI 输出内容的判断可以通过应用增强现实(augmented reality，AR)和虚拟现实(virtual reality，VR)技术，将设计中抽象不可见的、动态性的过程转换为可视化和沉浸式的体验[95]，从而实现对 AI 的引导、干预、约束和改进。同时，通过可解释 AI 算法，可以让 AI 决策过程更为透明和易于理解[96]，以便算法的应用评估和改进分析。

从 AI 算法整合发展的角度，当前规划设计行业中的 AI 算法主要针对单独或多个简单问题的单点式或短链式构建。随着 AI 智能体的发展，以结构化知识库为基础，结合层次任务网络、行为树等算法作为核心驱动，将复杂任务分解成多个可执行的子任务和任务序列，并根据任务需求分配独立的微服务功能模块，以实现模块化且可组合性的工作流，用于构建风景园林规划设计全流程的知识储备和推理路径。在提升大语言模型对风景园林相关领域的理解

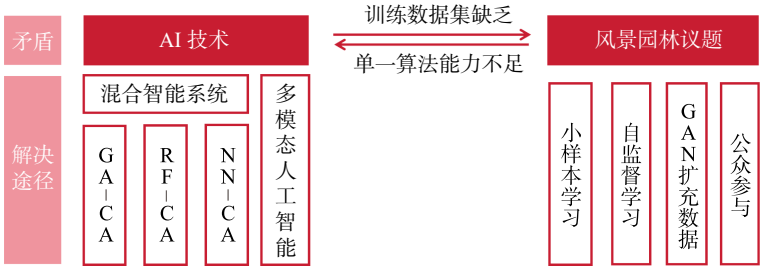



图 20　技术手段与问题约束的矛盾与解决路径

Fig. 20　Conflicts and solution paths between technical means and problem constraints

方面，目前风景园林专业语料库较少，尚需要利用参数高效微调技术（如 LoRA、Adapter Tuning 等）对相关语料、规范和案例等进行语料库更新[97]，或将部分设计规范和基础要求转化为问答形式的“指令—输出”对的监督数据集，以强化模型遵循指令和执行特定任务的能力，并采集设计师和使用者对模型输出的反馈，进一步优化修正模型（图 21）。

### 4.3 解决者与问题约束互动：突出核心价值与拓展能力边界

AI 算法的介入并未改变风景园林“调和人与自然关系”的本质命题；新技术应成为强化而非削弱行业核心能力的杠杆。面对人居环境的高度复杂性、不确定性与价值模糊性，必须以行业经验与价值观为锚点：一方面校准 AI 的生成方向，另一方面对算法输出的初始概念进行批判性解构、重组与转译，实现 AI 引导下的设计创新。在回应多元约束时，设计师须回归人本维度，深度挖掘地域文化、乡土材料、传统工艺、社区习俗及地方生态智慧，并将其转译为现代设计语言，从而营造具有身份认同与场所精神的空间设计。

从应用 AI 算法解决风景园林问题的角度，传统基于方案的设计流程需要向生成方案的算法设计进行转型，在此过程中设计师的角色不仅是 AI 工具的使用者，也是 AI 算法的建立者。其中 AIGC 的核心优势在于强大的生成能力，能够生成丰富的内容，但风景园林规划设计除了美学和视觉要素，还需要满足特定的功能和规则约束，除了多样化的生成内容，还需要寻找最优的结果。参数化设计与优化算法的“收敛性”和 AIGC 的“发散性”结合，可以在实现较为精准的控制和约束的同时，进行较为广泛的探索。对于同类型的设计方法和决策过程，可以将其转化为基于参数化的算法规则。现有算法需要基于不同场地特有的限制条件和特征进行更新调整。除传统设计图纸和数字模型作为成果类型外，对通用的设计逻辑、设计原则和评价标准进行参数化整合，建立领域适应性的算法平台和可复用的模型库，完善算法作为数字成果的管理模式。

在设计师适应 AI 算法解决风景园林问题工作方式的角度，面对新的人才培养需求，需要将计算思维、数据科学和 AI 算法原理等内容融入风景园林课程体系[98]。国内外诸多高校开始探索相关课程的建设，如哈佛大学 2019 年开始开设“景观实践中的 AI 及计算机模拟”课程，国内高校如东南大学、上海交通大学、清华大学、同济大学、华中农业大学等，也都有开设相关课程或部署 AI 设备[99]培养学生数据的收集、处理、分析和解读的计算性思维，并融入计算机编程教学，通过算法开发让 AI 更好地用于解决风景园林领域问题[100]。在风景园林 AI 行业生态构建中，需要推动数据集、共享知识库和 AI 生成内容评价标准的构建。由于设计生成工具的普及应用，许多质量参差不齐的设计成果充斥网络空间。这类内容迎合了用户的低门槛娱乐性和点击量的短期需求，虽然具有一定的视觉冲击力，但缺乏设计思想和文化价值，容易对公众认知和行业声誉造成负面影响[101]。在这样的环境下，行业需要加强对生成内容的干预，针对生成内容建立相应的质量评价算法，判别生成结果的合理性，通过持续反馈改善生成内容质量。同时，生成式 AI 的版权一直是备受争议的话题，大模型依赖于现有作品和数据集进行训练，这些数据往往包含版权作品，从而导致生成内容一定程度会包含原始训练数据的特征[102]。目前对各类 AI 生成内容尚缺乏相关法律界定，对于由大模型生成的成果应通过水印等方式进行标注，以规避后续因设计版权问题引发的潜在法律风险（图 22）。

## 5 结　　语

AI 算法在风景园林领域的渗透，正随其识别、优化、生成与理解能力的提升而不断深入。不同算法各司其职：识别算法精于数据处理、参数优化及定量问题求解；以 AIGC、GAN 为代表的生成算法则擅长场地解读、方案生成，以及辅助知识获取与信息整合。在多源算法协同下，分析评价、方案设计、效果表达与设计管理等环节得以高效衔接，使设计师得以从重复性事务中解放，将更多精力投入创造性

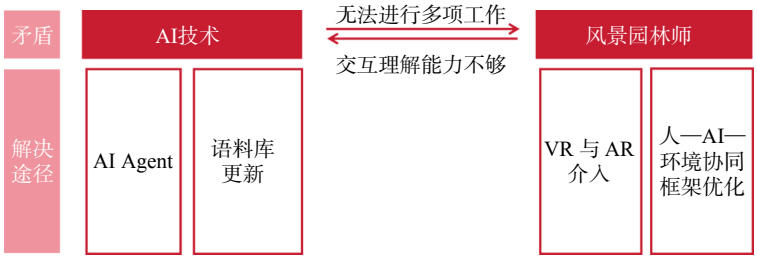



图 21　技术手段与解决者的矛盾与解决路径

Fig. 21　Contradiction and solution path between technological means and solvers

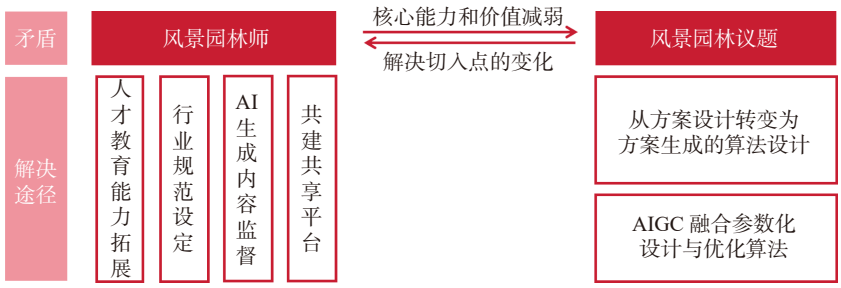



图 22　解决者与问题约束的矛盾与解决路径

Fig. 22　Conflicts and solution paths for solver and problem constraints

思考本身。

当前 AI 算法的应用仍存在一定限制，尽管 AIGC、大模型等 AI 技术快速迭代演进，但在风景园林设计实践时，仍难以解决场地独特性与定性因素的识别、动态系统模拟和人类体验与审美的复杂整合、复杂方案的高精度生成、数据获取不足、潜在版权风险等问题。因此现阶段方案设计尚不能完全依赖特定算法实现，生成的设计成果尚需要人工干预进行优化和调整。为增强 AI 算法在具体场景中的适应性，必须完成设计规则与逻辑的数字化建模，并建立一套评价算法生成方案合理性与适应性的判别机制，以防范过度依赖 AI 所引发的设计思维钝化、方案同质化及品质滑坡等风险。

因此，未来风景园林领域智能化发展并非简单追求 AI 技术能力的无限提升，更需要探索人机智慧高效协同共生的新型模式。一方面，通过整合智能系统、知识增强、多模态大语言模型、可解释 AI 算法、AI 智能体等路径，提升 AI 算法在解决风景园林问题中的适应性和设计师的协同性。另一方面，通过微调优化 AI 样本数据，建立方案生成算法和评估机制等途径，推动 AI 介入风景园林的工作方式适应性转变。在“AI 算法−风景园林议题−设计师”的三元互动关系中，应突出人的主观能动性，坚守并强化设计师的核心价值与专业分工，同步完善 AI 教育的价值导向，进而拓展面向未来的设计师能力边界，实现共建共享、规范有序的行业生态。

面对智能化转型的发展趋势，风景园林行业需要以主动的态度迎接技术变革，系统认知 AI 算法以减少潜在风险，坚持“以人为本”的专业立场引导发展方向，并在持续探索与实践中推动 AI 与行业的深度融合，进而提升行业营造美好人居环境的核心价值与社会贡献。

## 参　考　文　献


[ 1 ] Liu M, Nijhuis S. Talking about landscape spaces: towards a spatial-visual landscape design vocabulary[J]. The Design Journal, 2022, 25(2): 263−281.

[ 2 ] Shen Y, Wang Q, Liu H, et al. Landscape design intensity and its associated complexity of forest landscapes in relation to preference and eye movements[J]. Forests, 2023, 14(4): 761.

[ 3 ] Kumar S, Datta S, Singh V, et al. Opportunities and challenges in data-centric AI[J]. IEEE Access, 2024, 12: 33173−33189.

[ 4 ] 陈家骜. 基于深度学习全卷积神经网络下的风景景素智能分类研究 [D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2019.
Chen J A. Research on intelligent categorization of landscape vistas under deep learning-based full convolutional neural network [D]. Changsha: Central South Forestry University of Science and Technology, 2019.

[ 5 ] 赵晶, 陈然, 郝慧超, 等. 机器学习技术在风景园林中的应用进展与展望 [J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(11): 137−156.
Zhao J, Chen R, Hao H C, et al. Application progress and prospect of machine learning technology in landscape architecture[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(11): 137−156.

[ 6 ] Poduzova E B. Technologies of “artificial intelligence”: problems of qualification and legal regime[J]. Legal Issues in the Digital Age, 2023(3): 40−58.

[ 7 ] Le T P V. Copyright protection towards generative AI artworks: the “clash” between US v. China and the implications for the European Union [D]. Kaunas: Vytautas Magnus University, 2024.

[ 8 ] Zhou T, bin Abd Rahman M R. Legal Perspective on the risk of copyright infringement by AI-generated contents in China[J]. Malaysian Journal of Law & Society, 2024, 34(2): 141.

[ 9 ] Pan S, Luo L, Wang Y, et al. Unifying large language models and knowledge graphs: a roadmap[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(7): 3580−3599.

[ 10 ] Li C, Gan Z, Yang Z, et al. Multimodal foundation models: from specialists to general-purpose assistants[J]. Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, 2024, 16(1−2): 211−214.

[ 11 ] Shen X, Padua M G, Kirkwood N G. Transformative impact of technology in landscape architecture on landscape research: trends, concepts and roles[J]. Land, 2024, 13(5): 630.

[ 12 ] Radanliev P, de Roure D, Maple C, et al. Forecasts on future evolution of artificial intelligence and intelligent systems[J]. IEEE Access, 2022, 10: 45280−45288.

[ 13 ] Di R S. Understanding the behaviour of design thinking in complex environments[D]. Melbourne: Swinburne University of Technology, 2016.

[ 14 ] Simeone O. A brief introduction to machine learning for

engineers[J]. Foundations and Trends® in Signal Processing, 2018, 12(3−4): 420−431.

[15] Fernberg P J. Artificial intelligence in landscape architecture: a survey of theory, culture, and practice[D]. Logan: Utah State University, 2024.

[16] 李鑫, 吴丹子, 李倞, 等. 基于深度学习的城市滨河绿道景观视觉感知评价研究 [J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(12): 93−104.
Li X, Wu D Z, Li L, et al. Research on visual perception evaluation of urban riverside greenway landscape based on deep learning[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(12): 93−104.

[17] Sakirin T, Kusuma S. A survey of generative artificial intelligence techniques[J]. Babylonian Journal of Artificial Intelligence, 2023, 2023: 10−14.

[18] Di F A, Lombardi M, Marongiu F, et al. Generative design for project optimization[C]//Chen P P, Nguyen T. Proceedings of the 27th International DMS Conference on Visualization and Visual Languages. Pittsburgh: Knowledge Systems Institute Graduate School, KSI Research Inc., 2021: 110−115.

[19] 武丹, 孔辉. 基于机器学习的多特征融合高分辨率遥感影像土地利用分类研究 [J]. 测绘科学技术, 2022, 10(2): 43−50.
Wu D, Kong H. Research on land use classification of multi-feature fusion high-resolution remote sensing images based on machine learning[J]. Geomatics Science and Technology, 2022, 10(2): 43−50.

[20] 孟健, 熊文豪, 周寒, 等. 毛乌素沙漠植被的神经网络提取方法研究 [J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(1): 206−212.
Meng J, Xiong W H, Zhou H, et al. Research on extraction method of desert vegetation based on neural network[J]. Computer and Digital Engineering, 2024, 52(1): 206−212.

[21] Shlezinger N, Eldar Y C, Boyd S P. Model-based deep learning: On the intersection of deep learning and optimization[J]. IEEE Access, 2022, 10: 115384−115398.

[22] Zhou H, Xiang S. Applicability evaluation and reflection on artificial intelligence-based “ image to image” generation of landscape architecture masterplans[J]. Landscape Architecture Frontiers, 2024, 12(2): 58−67.

[23] Azayite F Z, Achchab S. A hybrid neural network model based an improved PSO and SA for bankruptcy prediction[J]. International Journal of Computer Science Issues, 2019, 16(1): 1−13.

[24] Lin K, Zhang L, Huang L, et al. Improved particle swarm path planning algorithm with multi-factor coupling in forest fire spread scenarios[J]. Fire, 2023, 6(5): 202.

[25] 罗修杰, 刘子维, 徐梦霞, 等. 基于多特征信息的城市核心地物要素提取方法研究: 以深圳市为例 [J]. 世界地质, 2023, 42(4): 731−739.
Luo X J, Liu Z W, Xu M X, et al. Extraction method of urban core feature elements based on multi-feature information: a case study of Shenzhen City[J]. World Geology, 2023, 42(4): 731−739.

[26] 陈雅琼, 强振平, 陈旭, 等. 利用微调卷积神经网络的土地利用场景分类 [J]. 遥感信息, 2019, 34(3): 70−77.
Chen Y Q, Qiang Z P, Chen X, et al. Classification of land use scenarios based on fine-tuning convolution neural network[J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(3): 70−77.

[27] Banerjee S. A study on harnessing AI for automated software engineering[J]. International Research Journal of Modernization in Engineering, Technology and Science, 2025, 7(1): 5375−5381.

[28] Lu T, Wan L, Qi S, et al. Land cover classification of UAV remote sensing based on transformer-CNN hybrid architecture[J]. Sensors, 2023, 23(11): 5288.

[29] Manikkavasagam N, Rajkumar M, Nagarajan S, et al. AI-driven ground points extraction for rugged terrains in coastal landscape: a case study[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2025, 48: 125−131.

[30] White M G, Haeusler M H, Zeunert J. Using point clouds to capture growth and change in experimental urban planting trials[J]. Journal of Digital Landscape Architecture, 2024, 9: 614−620.

[31] 刘春霖, 夏建新. 基于 LSTM-CA 模型的土地利用动态模拟 [J]. 自然资源遥感, 2022, 34(4): 122−128.
Liu C L, Xia J X. Dynamic simulation of land use based on LSTM-CA model[J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2022, 34(4): 122−128.

[32] Awad F H, Hamad M M. Improved k-means clustering algorithm for big data based on distributed smartphone neural engine processor[J]. Electronics, 2022, 11(6): 883.

[33] Tu X, Fu C, Huang A, et al. DBSCAN spatial clustering analysis of urban “ production-living-ecological” space based on POI data: a case study of central urban Wuhan, China[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(9): 5153.

[34] 咎池. 基于热舒适度评估的旧城街谷空间优化研究 [D]. 青岛: 青岛理工大学, 2021.
Zan C. Research on space optimization of old city street valley based on thermal comfort evaluation[D]. Qingdao: Qingdao University of Technology, 2021.

[35] Xing Y, Gan W, Chen Q. Artificial intelligence in landscape architecture: a survey[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2025, 16: 4685−4710.

[36] Sangeetham R, Reddy S N. A review on Google Earth Engine: an open access cloud analysis platform for planetary scale satellite data[C]//Navven K P, Jawahar J G, Ramya K, et al. International Conference on Renewable Energy Resources and Applications. Andhra Pradesh: EDP Sciences, 2024: 9011.

[37] Tagliapietra J. Generative AI models: evaluations, comparison and critical aspects[D]. Padova: University of Padova, 2023.

[38] Li J, Wang Y, Xia Y, et al. Optimization of urban block form by adding new volumes for capacity improvement and solar performance using a multi-objective genetic algorithm: a case study of Nanjing[J]. Buildings, 2022, 12(10): 1710.

[39] 冯羽, 陈柯. 基于单亲遗传算法的城市风景园林空间元素布局优化方法 [J]. 人工智能科学与工程, 2024(3): 84−90.
Feng Y, Chen K. Optimization method of spatial element layout

of urban landscape architecture based on parth enogenetic algorithm[J]. Artificial Intelligence Science and Engineering, 2024(3): 84−90.

[40] 何庆港, 蔡海生, 张学玲, 等. 基于景观格局及元胞自动机-马尔科夫模型的县域生态风险评价: 以江西省婺源县为例的实证研究 [J]. 林业经济, 2020, 42(8): 50−63.
He Q G, Cai H S, Zhang X L, et al. Assessment on ecological risk of counties based on landscape pattern and CA-Markov mode: empirical study on Wuyuan County in Jiangxi Province[J]. Forestry Economics, 2020, 42(8): 50−63.

[41] Alajmi B N, AlHajri M F, Ahmed N A, et al. Multi-objective optimization of optimal placement and sizing of distributed generators in distribution networks[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2023, 18(6): 817−833.

[42] Pande C B, Srivastava A, Moharir K N, et al. Characterizing land use/land cover change dynamics by an enhanced random forest machine learning model: a Google Earth Engine implementation[J]. Environmental Sciences Europe, 2024, 36(1): 84.

[43] Samsami R. Optimizing the utilization of generative artificial intelligence (AI) in the AEC industry: ChatGPT prompt engineering and design[J]. CivilEng, 2024, 5(4): 971−1010.

[44] Zhou S Q, Jia W Y, Diao H F, et al. A CycleGAN-Pix2Pix framework for multi-objective 3D urban morphology optimization: enhancing thermal performance in high-density areas[J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 126: 106400.

[45] Cao K, Zhou C H, Church R, et al. Revisiting spatial optimization in the era of geospatial big data and GeoAI[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 129: 103832.

[46] Wenzel M. Generative adversarial networks and other generative models [M]//Colliot O. Machine learning for brain disorders. Cham: Springer, 2023: 139−192.

[47] Ploennigs J, Berger M. AI art in architecture[J]. AI in Civil Engineering, 2023, 2(1): 8.

[48] 吴一凡, 孟露, 李倓. 基于网络大数据与人工智能生成内容(AIGC)微调模型的绿道辅助设计路径 [J]. 风景园林, 2025, 32(7): 96−105.
Wu Y F, Meng L, Li J. Exploration of landscape architecture assisted design workflow based on web big data and artificial intelligence generated content (AIGC) fine-tuning model[J]. Landscape Architecture, 2025, 32(7): 96−105.

[49] Ruiz N, Li Y, Jampani V, et al. Dreambooth: fine tuning text-to-image diffusion models for subject-driven generation[C]// Matthes F, Kautz J, Saenko K, et al. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver: IEEE, 2023: 22500−22510.

[50] Deckers N, Fröbe M, Kiesel J, et al. The infinite index: information retrieval on generative text-to-image models[C]// Gwizdka J, Rieh S Y. Proceedings of the 2023 ACM SIGIR Conference on Human Information Interaction and Retrieval. New York: Association for Computing Machinery, 2023: 172−186.

[51] Mao Y, Ge Y, Fan Y, et al. A survey on LoRA of large language models[J]. Frontiers of Computer Science, 2024, 19(7): 197605.

[52] Zhang M, Yang J, Xian Y, et al. AG-SDM: aquascape generation based on stable diffusion model with low-rank adaptation[J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2024, 35(3): e2252.

[53] 李嘉颖, 赵虹云, 吴佳昱, 等. 基于 AI 辅助建筑设计技术的乡村小型建筑设计的讨论与探索——以 Stable Diffusion 为例 [C]//余涵武, 金熙, 吴杨杰. 兴数育人 引智筑建: 2023 全国建筑院系建筑数字技术教学与研究学术研讨会论文集. 长沙: 华中科技大学出版社, 2023.
Li J Y, Zhao H Y, Wu J Y, et al. Discussion and exploration of rural small-scale building design based on AI-assisted architectural design technology: taking Stable Diffusion as an example[C]//Yu H W, Jin X, Wu Y J. Promoting digital education and introducing wisdom to build: Proceedings of the 2023 National Academic Seminar on Architectural Digital Technology Teaching and Research in Architectural Colleges and Departments. Changsha: Huazhong University of Science and Technology Press, 2023.

[54] 严锐. 基于算法语言的鄂东北乡村住宅生成研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
Yan R. Research on rural housing generation in northeastern Hubei based on algorithmic language[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.

[55] 鲁冠宏, 唐坚. 基于集群智能的“微观·宏观双向逻辑”城市设计方法研究——以广州市城中村石牌社区为例 [J]. 华中建筑, 2024, 42(4): 118−124.
Lu G H, Tang J. “Micro and macro bidirectional logic” of urban design method based on multi-agent system: taking “ Shipai Urban Village” in Guangzhou as an example[J]. Huazhong Architecture, 2024, 42(4): 118−124.

[56] Yang L, Chi B H. A generative design method of building layout generated by path[J]. Applied Mathematics and Nonlinear Sciences, 2022, 7(2): 825−848.

[57] 陈然, 罗晓敏, 凌霄, 等. 风景园林平面图生成设计数据集增强方法研究 [J]. 中国园林, 2024, 40(9): 36−42.
Chen R, Luo X M, Ling X, et al. Research on enhancement methods for generating design datasets for landscape architecture plans[J]. Chinese Landscape Architecture, 2024, 40(9): 36−42.

[58] 黄海铃, 王联国. 基于卷积神经网络的园林景观设计图着色研究 [J]. 软件工程与应用, 2023(12): 221.
Huang H L, Wang L G. A study on coloring landscape design drawings based on convolutional neural network[J]. Software Engineering and Applications, 2023 (12): 221.

[59] 周怀宇, 刘海龙. 人工智能辅助设计: 基于深度学习的风景园林平面识别与渲染 [J]. 中国园林, 2021, 37(1): 56−61.
Zhou H Y, Liu H L. Artificial intelligence aided design: landscape plan recognition and rendering based on deep learning[J]. Chinese Landscape Architecture, 2021, 37(1): 56−61.

[60] 陈然, 赵晶. 基于样式生成对抗网络的风景园林方案生成及设计特征识别 [J]. 风景园林, 2023, 30(7): 12−21.
Chen R, Zhao J. Generation and design feature recognition of landscape architecture scheme based on style-based generative adversarial network[J]. Landscape Architecture, 2023, 30(7):

12−21.

[61] 冯璐, 余辰雯, 孙雨婷, 等. 基于生成对抗网络的植物景观生成设计——以花境平面图生成为例 [J]. 风景园林, 2024, 31(9): 59−68.
Feng L, Yu C W, Sun Y T, et al. Generative design of plantscape based on generative adversarial network: a case study of the generation of flower border plan[J]. Landscape Architecture, 2024, 31(9): 59−68.

[62] Tang X, Chung W. Automated urban landscape design: an AI-driven model for emotion-based layout generation and appraisal[J]. PeerJ Computer Science, 2024, 10: e2426.

[63] 刘喆, 郑曦. 近自然森林景观空间结构参数化设计研究 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(6): 100−107.
Liu Z, Zheng X. Parametric design of close-to-nature forest landscape spatial structure[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(6): 100−107.

[64] 黄成成, 于瀚婷, 徐嘉豫, 等. 基于风环境与遗传算法的建筑体块生成方法——以某综合体设计为例 [J]. 建筑与文化, 2023(9): 57−59.
Huang C C, Yu H T, Xu J Y, et al. Building block generation method based on wind environment and genetic algorithm: taking a complex design as an example[J]. Architecture & Culture, 2023(9): 57−59.

[65] Macher H, Grussenmeyer P, Kraemer C, et al. Overview of 3D documentation data and tools available for archaeological researches: case study of the Romanesque Church of Dugny-sur-Meuse (France)[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, 7(1): 323−330.

[66] 徐婕, 刘慧, 沈跃, 等. 基于改进 PointNet++模型的苗圃树木点云分类与分割 [J]. 中国激光, 2024, 51(8): 810001−810011.
Xu J, Liu H, Shen Y, et al. Point clouds classification and segmentation for nursery trees based on improved PointNet++ model[J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(8): 810001−810011.

[67] 吴一全, 陈慧娴, 张耀. 基于深度学习的三维点云处理方法研究进展 [J]. 中国激光, 2024, 51(5): 0509001−0509023.
Wu Y Q, Chen H X, Zhang Y. Review of 3D point cloud processing methods based on deep learning[J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(5): 0509001−0509023.

[68] Chen T, Cao R, Li Z, et al. Deep3dsketch-im: rapid high-fidelity ai 3d model generation by single freehand sketches[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2024, 25(1): 149−159.

[69] Probst A, Gatziolis D, Strigul N. Intercomparison of photogrammetry software for three-dimensional vegetation modelling[J]. Royal Society Open Science, 2018, 5(7): 172192.

[70] Zhong X, Koh I, Fricker P. Building-GNN: exploring a co-design framework for generating controllable 3D building prototypes by graph and recurrent neural networks[C]//Dokonal W, Hirschberg U, Wurzer G, et al. Proceedings of the 41st International Conference on Education and Research in Computer Aided Architectural Design in Europe. Brussels: eCAADe, 2023: 431−440.

[71] 杨林浩. AI 绘画技术在桥梁效果图生成中的应用探索 [J]. 铁道建筑技术, 2023(9): 24−27.
Yang L H. Exploration of the application of AI painting technology in the generation of bridge rendering[J]. Railway Construction Technology, 2023(9): 24−27.

[72] 叶奕晨, 王琼. 基于 AIGC 技术的景观设计更新与发展趋势探析 [J]. 住区, 2024(6): 130−136.
Ye Y C, Wang Q. Landscape design update and development trend analysis based on AIGC[J]. Design Community, 2024(6): 130−136.

[73] 张冠亭, 王一婧, 李艳, 等. 探讨图像生成式 AI 在变革本科风景园林设计课程中的应用 [J]. 建筑与文化, 2024(12): 257−259.
Zhang G T, Wang Y J, Li Y, et al. Exploring the application of image-generative AI in transforming undergraduate landscape architecture design curricula[J]. Architecture & Culture, 2024(12): 257−259.

[74] Park H, Choo S. A development of visualization technology through AR-based design checklist connection[J]. Applied Sciences, 2022, 12(12): 6126.

[75] Elhmadany M, Elmadah I, Abdelmunim E H. Instance segmentation on distributed deep learning big data cluster[J]. Journal of Big Data, 2024, 11(1): 6.

[76] 李泽宇, 刘伟. 基于大语言模型全流程微调的叙词表等级关系构建研究 [J]. 情报理论与实践, 2025, 48(4): 152−162.
Li Z Y, Liu W. Research on the construction of hierarchical relations of thesaurus based on full-process fine-tuning of large language model[J]. Information Theory and Practice, 2025, 48(4): 152−162.

[77] Liu D, Rist F, Michels D L. UrbanFlow: designing comfortable outdoor areas[C]//Kavak H, Giabbanelli P, Ruiz M C, et al. Proceedings of 2023 Annual Modeling and Simulation Conference. Hamilton: IEEE, 2023: 628−644.

[78] 陈然, 罗晓敏, 何越衡, 等. 生成式算法在风景园林生成设计中的适应性研究 [J]. 风景园林, 2024, 31(9): 12−23.
Chen R, Luo X M, He Y H, et al. Research on the adaptability of generative algorithm in generative landscape design[J]. Landscape Architecture, 2024, 31(9): 12−23.

[79] Ramos M E, Azevedo A, Meira D, et al. Cooperatives and the use of artificial intelligence: a critical view[J]. Sustainability, 2022, 15(1): 329.

[80] Tan Z, Yang M, Qin L, et al. An empirical study and analysis of text-to-image generation using large language model-powered textual representation[C]//Leonardis A, Ricci E, Roth S, et al. Proceedings of European Conference on Computer Vision. Mlian: Springer Nature Switzerland, 2024: 472−489.

[81] Farisco M, Evers K, Changeux J P. Is artificial consciousness achievable lessons from the human brain[J]. Neural Networks, 2024, 180: 106714.

[82] Siewert M B. High-resolution digital mapping of soil organic carbon in permafrost terrain using machine learning: a case study in a sub-Arctic peatland environment[J]. Biogeosciences, 2018, 15(6): 1663−1682.

[83] Loke L H L, Chisholm R A. Measuring habitat complexity and

spatial heterogeneity in ecology[J]. Ecology Letters, 2022, 25(10): 2269−2288.

[84] Haladjian H H, Montemayor C. Artificial consciousness and the consciousness-attention dissociation[J]. Consciousness and Cognition, 2016, 45: 210−225.

[85] Feng Y L, Wu S H, Yan F D, et al. Neural network-based models for estimating weighted mean temperature in China and adjacent areas[J]. Atmosphere, 2021, 12(2): 169.

[86] Wojciechowski A, Lipiński P. Progress in polish artificial intelligence research 4 [M]. Łódź: Wydawnictwo Politechniki Łódzkiej, 2023.

[87] 赵江江. 面向大语言模型的准确可信任务型对话系统关键技术研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
Zhao J J. Research on key technologies of accurate and reliable task-based dialogue system for large language models[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.

[88] 王明明, 孙寅静, 孙晓云, 等. 基于深度残差网络与迁移学习的地形识别方法 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23(9): 3779−3786.
Wang M M, Sun Y J, Sun X Y, et al. Terrain recognition method based on deep residual network and transfer learning[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(9): 3779−3786.

[89] Chen N, Chu L, Pan H, et al. Self-supervised image representation learning with geometric set consistency[C]// Dana K, Hua G, Roth S, et al. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans: IEEE, 2022: 19292−19302.

[90] Karam C, Awad M, Abou J Y, et al. GAN-based semi-automated augmentation online tool for agricultural pest detection: a case study on whiteflies[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 813050.

[91] Lashari M H, Karim S, Alhussein M, et al. Internet of things-based sustainable environment management for large indoor facilities[J]. PeerJ Computer Science, 2023, 9: e1623.

[92] Janovská K, Surynek P. Multi-agent path finding in continuous environment[C]//Bourbakis N G. Proceedings of 2024 IEEE 36th International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Herndon: IEEE, 2024: 708−713.

[93] 尚尉. 基于遗传算法的城市模拟及景观格局评估 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017.
Shang W. Urban simulation based on genetic algorithm and landscape pattern evaluation [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2017.

[94] 张考, 黄春华, 王志远, 等. 基于优化地理模拟的长沙市城镇开发边界划定 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10461−10471.
Zhang K, Huang C H, Wang Z Y, et al. Delimitation of urban development boundary in Changsha City based on optimal geographical simulation[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(24): 10461−10471.

[95] 黄宇俊, 郑慨睿, 温智鹏, 等. BIM + 虚幻引擎技术在园林景观工程可视化交互设计中的应用研究 [J]. 土木建筑工程信息技术, 2024, 16(1): 32−38.
Huang Y J, Zheng K R, Wen Z P, et al. Research on the application of BIM + unreal engine technology in the visual interactive design of landscape engineering[J]. Journal of Information Technology in Civil Engineering and Architecture, 2024, 16(1): 32−38.

[96] Gunning D, Stefik M, Choi J, et al. XAI: explainable artificial intelligence[J]. Science Robotics, 2019, 4(37): eaay7120.

[97] Boeva G, Gritsai G, Grabovoy A. Team ap-team at PAN: LLM adapters for various datasets[C]//Faggioli G, Ferro N, Galuščáková P, et al. Working Notes of the Conference and Labs of the Evaluation Forum. Grenoble: CLEF, 2024: 9−12.

[98] 孟睿涵, 刘奚麟, 刘耘沛雨, 等. AI 技术在风景园林专业教学领域的实践探索 [J]. 建筑与文化, 2025(3): 260−261.
Meng R H, Liu X L, Liu Y P Y, et al. Practical exploration of AI technology in teaching of landscape architecture[J]. Architecture & Culture, 2025(3): 260−261.

[99] 闵嘉剑, 于博柔, 张昕. 生成式人工智能时代的设计教学探索——以清华大学“AI 生成式影像”课程为例 [J]. 建筑学报, 2023(10): 42−49.
Min J J, Yu B R, Zhang X. Exploring design studio pedagogy in the age of generative artificial intelligence: a case study of the studio class of “generative AI short film” at School of Architecture, Tsinghua University[J]. Architectural Journal, 2023(10): 42−49.

[100] 王向荣. 人工智能不只是工具 [J]. 中国园林, 2024, 40(9): 2−3.
Wang X R. Artificial intelligence is not just a tool[J]. Chinese Landscape Architecture, 2024, 40(9): 2−3.

[101] 朱宗斌, 宋逸霏, 岳邦瑞, 等. AI 介入景观规划设计实践知识生产中的三重角色: 仆人、对手与伙伴 [J/OL]. 中国园林, 1−8 [2025−08−23]. https://link.cnki.net/urlid/11.2165.TU.20250117.1342.004.
Zhu Z B, Song Y F, Yue B R, et al. AI intervenes in the three roles of knowledge production in landscape planning and design practice: servant, opponent and partner [J/OL]. Chinese Landscape Architecture, 1−8 [2025−08−23]. https://link.cnki.net/urlid/11.2165.TU.20250117.1342.004.

[102] 徐家力. 人工智能生成物的著作权归属 [J]. 暨南学报 (哲学社会科学版), 2023, 45(4): 37−49.
Xu J L. On the copyright ownership of artificial intelligence products[J]. Jinan Journal (Philosophy & Social Sciences), 2023, 45(4): 37−49.

（责任编辑　吴　娟
责任编委　陈志泊）