生成式人工智能风景园林设计辅助的情境建模与应用边界*

林沛毅[1] 邵钰涵[2]

（1. 福州外语外贸学院艺术与设计学院，福州 350202；2. 同济大学建筑与城市规划学院，上海 200092）

摘要：【目的】为探讨生成式人工智能在风景园林设计辅助中的适用情境及其作用边界，构建“知识本体-决策情境”耦合框架，并基于私有化检索增强生成（RAG）技术建立人机协同辅助系统。【方法】将风景园林领域知识划分为规范约束、工程经验与事实性数据 3 类本体，将设计决策过程映射为规范校核型、方案推导型与概念构思型 3 类认知情境，开展量化对比试验与统计分析。【结果】生成式人工智能效能呈现显著的情境依赖性：规范校核型情境下合规度极高；方案推导型情境下策略整合最为均衡；概念构思情境下创意发散与刚性规范发生语义冲突，具两面性特征。【结论】大模型在风景园林领域的落地应建立知识本体与设计认知的精准匹配。在不同设计阶段实施差异化的知识注入，不仅确立了可追溯的人机协同框架，也明晰了人工智能的角色边界。为行业数字化转型提供了标准路径，未来可进一步向多智能体协作延伸。

关键词：风景园林设计决策；生成式人工智能；情境建模；检索增强生成；人机协同

DOI：10.12169/zgcsly.2025.12.31.0002

Contextual Modeling and Application Boundaries of Generative AI Assistance in Landscape Architecture Design

Lin Peiyi[1] Shao Yuhan[2]

（1. College ofArts and Design, Fuzhou University of International Studies and Trade, Fuzhou 350202, China; 2. College of Architecture and Urban Planning, Tongji University, Shanghai 200092, China）

Abstract：【Objective】To explore the application scenarios of generative artificial intelligence (AI) assistance in landscape architecture design and its operational boundaries, this study constructs a coupled framework of “knowledge ontology” and “decision context”, and establishes a human-AI collaborative assistance system based on private retrieval-augmented generation (RAG) technology. 【Method】Landscape architecture domain knowledge is categorized into three ontologies, including normative constraints, engineering experience, and factual data. Furthermore, the design decision process is mapped onto three distinct cognitive contexts, namely code-checking, scheme derivation, and conceptual ideation, upon which quantitative comparative experiments and statistical analysis are conducted.【Result】The operational efficacy of generative AI demonstrates significant context dependency. Specifically, high regulatory compliance is observed in the code checking scenario, and strategic integration is optimally

收稿日期：2025-12-31

*基金项目：教育部基础学科和交叉学科突破计划土木信息工程学科突破先导项目（JYB2025XDXM116）；福建省教育厅 2024 年度福建省中青年教师教育科研项目信息化专项（科技类）人工智能赋能闽台环境设计教育模式创新研究（JAT242015）

第一作者：林沛毅，男，1977 年生，博士，副教授，研究方向为人工智能辅助设计、韧性景观。E-mail：linpeiyi@fzfu. edu. cn

通信作者：邵钰涵，女，1984 年生，博士，副教授，研究方向为健康景观、数字景观。E-mail：shaoyuhan@ tongji. edu. cn

balanced in the scheme derivation scenario. However, in the conceptual ideation scenario, the creative divergence is highly susceptible to semantic conflicts with rigid constraints, presenting a distinct dichotomous nature.【Conclusion】The successful deployment of Large Language Models (LLMs) in landscape architecture requires a precise alignment of knowledge ontologies with design cognition. By implementing differentiated knowledge injection strategies across distinct design phases, this study establishes a traceable human-AI collaborative framework and clearly delineates the AI's operational boundaries. This paradigm offers a standardized pathway for the digital transformation of the sector, and future research could expand to multi-agent collaborative workflows.

Keywords: landscape design decision-making; generative artificial intelligence; scenario modeling; retrieval-augmented generation (RAG); human-AI collaboration

数字化转型推动风景园林领域技术重点从计算机辅助设计转向智能化决策支持，多技术融合成为趋势[1]。然而，通用大语言模型应用于该专业领域面临挑战：其训练数据难以覆盖行业规范与隐性经验，易导致专业判断不确定[2]，且设计企业的专有数据涉及安全风险，云端模型存在合规问题[3]。生成式 AI 在风景园林设计中的具体作用与边界也缺乏系统研究。为此，本文从知识结构与决策机制视角，研究私有化检索增强生成（Retrieval-Augmented Generation，RAG）技术在风景园林设计决策中的应用，重点关注规范、经验与生态数据在不同阶段的作用差异，私有化 RAG 有助于提升决策合规性与可实施性的效果，以及生成式 AI 在各设计阶段的适用边界与支持角色。

1 检索增强生成的协同机制

1.1 检索增强生成 RAG 架构

风景园林智能化决策不仅依赖大语言模型的推理能力，更取决于对行业私有知识资产的精准调用与语境对齐。为此，本文引入 RAG 技术，将行业本体知识作为外部记忆嵌入生成过程，以实现从经验依赖向知识增强的转变。

该技术通过将信息检索与语言生成深度结合，使模型在生成阶段能够基于精准召回的专业知识进行推理，其输出的可靠性高度依赖于前序索引阶段对原始文档的解析质量（图 1）。相关研究已验证了该架构在提升专业响应准确性方面的有效性[4-8]。然而，RAG 在风景园林领域的系统化应用仍显不足，尤其缺乏面向设计决策全过程的作用机制探讨[9]。

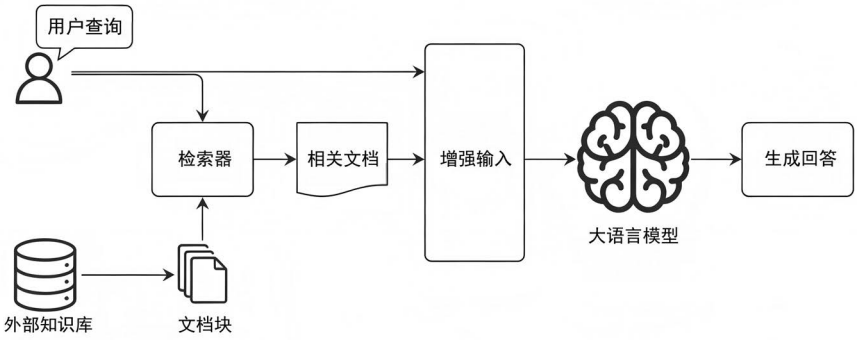


图 1 检索增强生成（RAG）技术架构图

1.2 RAG 索引驱动的知识资产治理逻辑

风景园林行业文档通常具有跨学科、高复杂度与长篇幅的特征，涵盖规范条文、工程经验与项目数据等多种类型。索引阶段的文本重构质量，直接决定检索效果及生成结果的专业可靠性，是抑制控制模型幻觉与专业性偏差的重要基础[10]。

从设计决策视角出发，本文将参与生成的风景园林知识系统划分为 3 类本体：规范约束知识、工程经验知识与事实性数据。不同知识类型在语义完整性与上下文依赖程度上存在显著差异，传统单一的索引与切分策略难以适用。

基于上述认识，本文在索引阶段确立了以语义完整性为优先的知识治理逻辑：对规范条文与技术导则等约束性文本，以完整条目为边界进行

切分，并设置适度重叠以保留限定条件与例外条款；对工程经验类文本，以“问题—策略—结果”为基本语义单元进行切分；对事实性数据，则优先保持其结构化形式参与检索。该策略旨在为生成阶段提供类型明确、语义完整且指向清晰的知识片段，最终实现规范知识形成刚性约束、工程经验提供推导路径、事实数据构成参数支撑的协同格局，从而全面提升设计决策的可验证性与可实施性。

2　关键技术路径与方法

2.1　景观领域知识的本体论解构

鉴于风景园林专业具有显著的多学科交叉、多元生态观及复杂理论体系[11]，传统的关键词索引方式往往割裂知识间的深层逻辑联系，难以支撑复杂的推理任务。因此，在构建知识库前，需针对风景园林专业知识进行本体架构解构，以确保 RAG 系统能高效有序运行。本研究参考风景园林信息模型（LIM）的数据分类标准[12]，融合近年来兴起的“生成式设计思维”与“人机协同认知框架”[13]，从功能属性出发，将风景园林设计决策中涉及的领域知识归纳为 3 类本体：1）约束类数据，即用于界定设计行为的刚性合规边界；2）经验类数据，即用于支撑方案策略的形成与实施路径判断；3）事实类数据，即用于提供场地条件、参数约束及客观事实基础（图 2）。

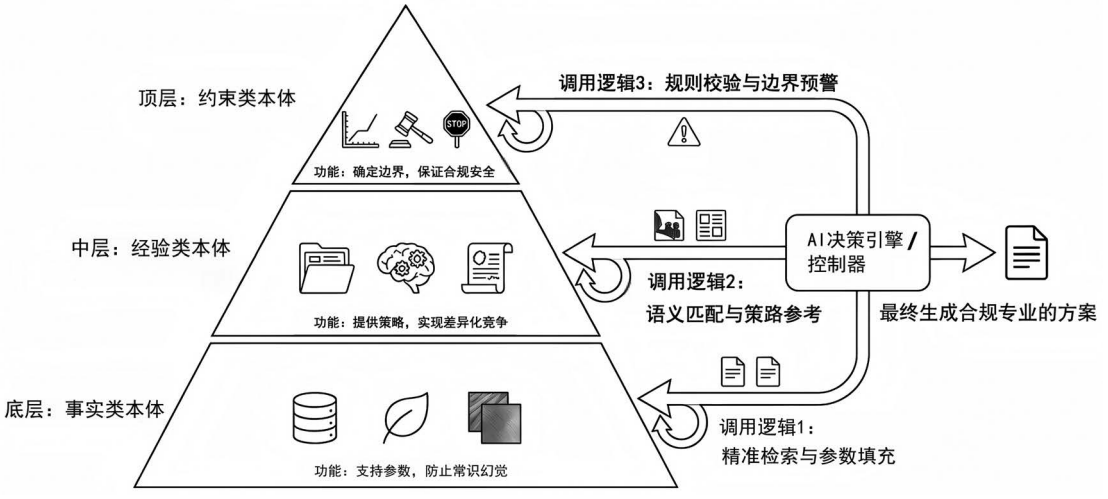


图 2　景观知识本体层级与决策支撑模型

2.2　风景园林专业私有知识库的构建与治理

基于上述知识本体架构，本研究对入库语料进行严格的甄选与分级治理（表 1）。针对约束类数据，重点收录现行有效的 GB/T 标准文档与地方性技术管理规定；针对工程经验类知识，定向筛选企业近 5 年获得重要奖项的中标方案文本、竞赛文本与施工图设计说明，严格剔除过时的审美范式与淘汰工法；针对事实类数据，则整合本地苗木市场供应表、生态工法材料参数集及环境数据等。此种源头级的数据治理策略，有效保障入库知识的高纯度与时效性。

2.3　系统集成架构与环境部署

本文构建了基于 RAG 的本地化集成系统（图 3），旨在实现风景园林私有知识资产与大语言模型推理能力的深度协同。系统通过统一的 RAG 工作环境，实现了知识资产管理与模型推理调用的逻辑解耦。该架构将私有文档的索引、检索与生成过程闭环整合于本地计算环境中，从而在保障数据安全的前提下，提供稳定的设计决策支持。

系统将非结构化风景园林文档矢量化并存入本地数据库，决策时精准检索相关知识片段，利用大语言模型进行逻辑整合与表达（表 2）。该架构在离线条件下高效连接私有知识与生成模型，支持高强度辅助决策。

知识库预处理中，文本切分策略是关键。针对规范条文的条件与因果特征，采用基于滑动窗口的结构化切分方式，以完整技术条目为语义窗口尺度，并设置重叠区间，保持逻辑连续性，从而提升生成模型对规范复杂语义的解析准确性。

表 1 风景园林专业私有知识库架构

数据类型	资料类型	风景园林相关标准数据案例	参考价值
约束类数据	强制性国家标准 GB	城市用地分类与规划建设用地标准、园林绿化工程项目规范、公园设计规范等	确保所有设计在安全、功能、技术上的合法性
	推荐性国家标准 GB/T	国家森林公园设计规范、美丽宜居乡村建设指南、城市园林绿化评价标准等	
	地方标准 DB	各地方公园绿地改造技术规范、公园绿地养护质量评价等	针对性更强,解决在地具体问题
	行业标准	城市绿地分类标准、园林绿化木本苗、风景园林基本术语标准等	
	法规	城乡规划法、环境保护法、城市古树名古保护管理办法等	依照项目实际需要选用
	上位规划	国土空间总体规划、详细规划、专项规划、总体城市设计等	指导方案在宏观、中微观上运用符合地方特色
经验类数据	中标/获奖方案文本	设计说明书(Word/PDF)、设计感悟、主创设计师的构思手记等	提取常用术语与逻辑框架,用于辅助生成新的设计说明
	竞赛标书	具有高技术含量的文本	丰富创意库,提供更多元的破题思路
	施工图设计说明	设计说明、铺装专项说明、种植专项说明、水电专项说明等	具体的施工工艺要求、材料验收标准
	节点构造标准库	经过项目验证的、成熟的节点详图说明	直接调取企业验证过的最优解
	植物配置清单与群落搭配表	实际落地的苗木清单、成活率高的植物群落组合等	提供基于地域气候的植物配置
	工程造价估算表与概算书	不同类型项目的单方造价、分项工程造价占比等	AI 基于历史数据给出合理的资金匡算
	材料样板库记录	石材、木材、金属的实际照片、厂商资料、优缺点评价等	辅助选材
	专家评审意见	历次项目中专家提出的问题及企业的修改回复	在设计阶段提前预判
	项目建成后评估	建成后的回访记录,包括植物生长状况、设施老化情况、使用者的诉求等	提供全生命周期的设计建议
	国内外获奖案例与学术期刊	ASLA 奖、IFLA 奖、中国风景园林学会奖等优秀项目;《Landscape and Urban Planning》《中国园林》《风景园林》《中国城市林业》等期刊的前沿论文	了解行业在各领域的最新理念与技术
	相关交叉领域报告	IPCC 报告、城市生物多样性评估报告、可持续性评估体系(如 LEED、SITES)等	为项目植入前沿价值维度
事实类数据	地形与地质	高精度数字高程/正射影像模型、坡度坡向分析、土壤类型与承载力分布图等	为土方平衡、建筑布局等提供精确参数
	气候	地方气象站长期数据、城市热岛效应分布图、场地风环境模拟数据等	指导适应性和韧性设计
	植被资源	乡土植物名录、现存植被普查图、古树名木精准定位与生长数据等	为植物配置提供科学依据
	动物与栖息	关键物种分布与迁徙路线图、栖息地类型与破碎化程度评估等	指导生态廊道设计、生境修复
	建材	铺装材料的物理参数、景观小品的荷载与安全数据、照明灯具能效数据等	实现性能导向的精准选材
	植物材料	标准化苗木的工程规格、不同规格苗木的碳汇数据等	指导施工图绘制、采购清单编制和竣工效果预估
	行为与环境	热力图、公共热点分布、GPS 轨迹数据等	客观揭示人群的真实活动规律与空间偏好

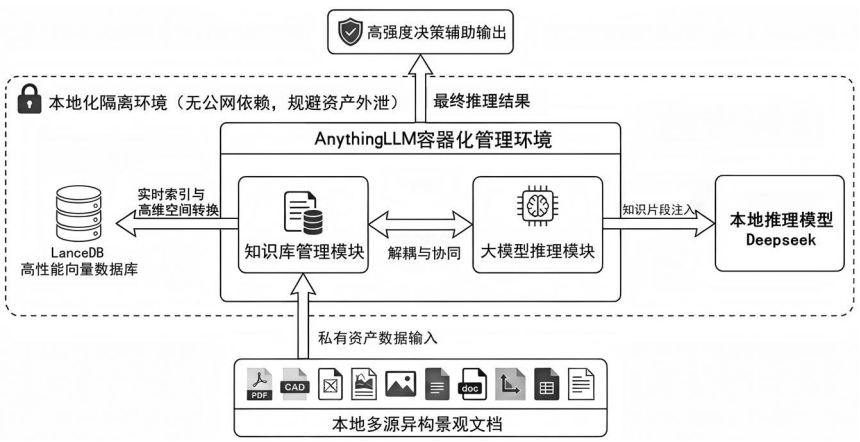


图 3 面向风景园林的私有化知识增强系统集成架构

表 2　私有化 RAG 决策系统核心技术参数

技术模块	参数名称	参数设定/选型方案	设定依据与说明
基础部署环境	硬件算力节点	NVIDIA RTX 4090(16GB VRAM)	满足百亿参数模型本地推理要求
	系统框架平台	AnythingLLM	实现大语言模型与矢量数据库的轻量化本地编排,未采用混合检索策略
大语言模型(LLMs)	基座模型选型	DeepSeek	具备优秀的中文理解能力与复杂逻辑推理指令跟随能力
	矢量数据库	LanceDB	100%本地矢量数据库,与 AnythingLLM 在同一系统上运行
	温度参数	0.7	采用数值较高,确保输出创意,也考验规范回响准确性
检索与增强(RAG)	嵌入模型(Embedding Model)	AnythingLLM Embedder	使用 AnythingLLM 的内置嵌入提供程序,支持深度语义表征
	词元大小	1 000	单个矢量中可以存在的字符的最大长度,提供高精度的语义特征切分
	分块策略	25	兼顾语义完整性与检索颗粒度,避免上下文割裂
	最大上下文片段	4	发送到 LLMs 的上下文片段的最大数量

3　多本体协同检索驱动的设计决策情境试验

为厘清私有化 RAG 机制在风景园林设计决策中的作用路径与适用条件，试验在控制模型类型、知识来源与问题输入一致性的基础上，首先通过文本分块尺度对比试验，确立索引构建与检索匹配的基准参数，进而围绕“知识本体 3 维度”与“决策情境 3 类型”构建试验矩阵，系统开展不同变量组合下的对比分析。

3.1　试验文本分块尺度的基准确定与控制逻辑

为检验知识分块尺度对规范设计任务信息检索与推理完整性的影响，试验以《公园设计规范》中“室外台阶尺寸”相关条文为测试语料，在相同问题输入下，对比小尺度（250 词元、中尺度（600 词元）和大尺度（1 000 词元）3 种分块方案。结果（表 3）表明，分块尺度显著影响生成质量：小尺度利于法规数值精确召回，但易割裂条件语境；中尺度在结构化信息调用上稳定，但对深层条件指向不足；大尺度能较好保持条文前后逻辑语境，支持清晰推理，但易导致解释冗余与响应冗长。综合考虑语义完整性与结果可验证性，后续试验统一采用 1 000 词元作为基准分块尺度，并设定固定重叠率以降低语境断裂风险，旨在优先保障语义完整性，建立可复现的基准设置，为后续情境差异分析提供稳定控制变量。

表 3　文本切分策略与结构数据表

工作区	文本块大小(词元)	词元文本块重叠/%	嵌入模型	文档数	法规符合度	逻辑连贯性	专业准确性
WS_small	250	25	AnythingLLM	相同	4.7	3.8	4.2
WS_base	600	25	AnythingLLM	相同	4.2	4.2	4.1
WS_large	1 000	25	AnythingLLM	相同	4.6	4.6	4.5

3.2　风景园林设计决策的知识本体—情境建模框架

本研究基于生成式 AI 辅助设计认知模型[14]与 LLMs 阶段性设计任务框架[15]，将人机协同决策映射为 3 个认知维度的情境：规范校核型对应问题定义与约束收敛阶段，侧重刚性知识召回与合规验证；方案推导型对应方案演化与推理阶段，依赖 AI 在多约束下的深度推理；概念构思型对应概念生成与发散阶段，利用 AI 语义联想拓展认知边界。据此建立“知识类型 3 维度×决策情境 3 类型”试验矩阵，组织生成式 AI 基准试验并进行结果对比与外推分析（表 4）。

表 4　设计决策情境分析框架

设计决策情境	约束类知识(规范/法规)	经验类知识(项目/做法/复盘)	事实类知识(场地/生态/参数)
规范校核型	核心主导:合规边界与可追溯依据	辅助:解释适用条件/工程语境	辅助:场地前提与参数限定
方案推导型	边界约束:限定策略可行区间	核心主导:策略链与可实施路径	重要支撑:参数触发与约束条件
概念构思型	风险约束:提示底线与需校核项	主要支撑:类比启发与意向生成	背景支撑:空间语境与条件假设

3.3　应用实证效能评估与统计学检验

为量化生成式 AI 在风景园林工程中的实际效能，试验以《公园设计规范》、《螺洲古镇项目文本》及《福建省重点保护野生植物名录》（表 5）为核心语料，在统一分块条件下，对规范校核、方案推导与概念构思 3 类情境的生成结果进行五

维评价。本研究组建了由 5 位 10 年以上经验的高级职称设计师构成的专家组，采用双盲评审法，隐去来源标识后提交评审。专家基于 1~5 分量表，独立从专业准确性、法规符合度等 5 个维度对螺洲古镇项目方案打分。

表 5 螺洲实证项目私有知识库规模

	公园设计规范	螺洲古镇项目文本	福建省重点保护野生植物名录
切片（Chunks）	100	80	400
词元规模	30 000~35 000	30 000~35 000	40 000~45 000
字符/万字	2.5	2.7	3.5

3.3.1 基于 Cronbach's α 与 ICC 的专家评分可靠性检验

本研究综合采用 Cronbach's α 系数与组内相关系数（Intraclass Correlation Coefficient，ICC）对 5 位专家的评分进行了双重内部一致性检验。其中，Cronbach's α 用于评估评价量表本身的内部可靠性；ICC 则能有效兼容专家个体间“评分尺度严苛程度”的系统误差，反映专家对方案优劣趋势研判的共识度。

表 6 五位专家评分的内部一致性检验

评价维度	Cronbach's α 系数	ICC（组内相关系数）	ICC 一致性水平评价
专业准确性	0.92	0.71	中等
法规符合度	0.98	0.91	极佳
逻辑连贯性	0.86	0.57	中等
生态可持续性	0.91	0.68	中等
工程落地性	0.96	0.82	良好

表 6 显示，各维度 Cronbach's α 系数均大于 0.85，表明评价体系内部可靠性极佳。评分者一致性检验显示，客观性较强的“法规符合度”指标专家共识极高（ICC = 0.91），而“逻辑连贯性”（ICC = 0.57）与“生态可持续性”（ICC = 0.68）等主观性较强的维度则呈现适度发散，符合专业认知特征。

3.3.2 基于单因素方差分析（ANOVA）的情境差异显著性检验

为检验生成式 AI 在规范校核型、方案推导型与概念构思型 3 类决策情境中输出质量差异的统计学意义，本研究引入单因素方差分析（One-Way ANOVA）对各维度的均值与离散程度进行测算。

表 7 3 类设计决策情境下生成质量评价结果及显著性检验

决策情境	专业准确性	法规符合度	逻辑连贯性	生态可持续性	工程落地性
规范校核型（N1~N5）	4.60 ± 0.55	5.00 ± 0.00	4.60 ± 0.55	3.80 ± 0.45	4.20 ± 0.45
方案推导型（S1~S5）	4.00 ± 0.71	3.40 ± 0.55	4.80 ± 0.45	4.40 ± 0.55	4.60 ± 0.55
概念构思型（C1~C5）	4.20 ± 0.45	2.40 ± 0.55	4.40 ± 0.55	4.80 ± 0.45	3.80 ± 0.45
F 值	1.4	43	0.75	5.429	3.429
P 值	0.284	< 0.001	0.493	0.021	0.066

结果（表 7）表明，生成式 AI 的输出特征具有较强的情境依赖性，在不同决策导向下的表现呈现出明显的梯次差异：规范校核型情境的法规符合度得分显著高于其他情境（$P<0.001$），专业准确性较高，验证了知识增强架构对缓解 AI 幻觉的作用；方案推导型情境在工程落地性和逻辑连贯性上表现突出，表明模型有效调动了非结构化工程经验；概念构思型情境在生态可持续性上得分较高（$P = 0.021$），但法规符合度显著下降（$P<0.001$），提示概念构思阶段适当放宽刚性约束有助于激发 AI 创意。

4 讨论

4.1 检索增强架构的效能异同与归因

实证表明，在规范校核情境中，RAG 通过结构化矢量硬性召回，切断了大模型的无序发散，

有效规避了“AI 幻觉”引发的信息迷雾，相较于前人研究，表现出极高的合规度。然而，有别于部分研究对 RAG 全面赋能的预期，本研究发现在概念构思情境中，模型的创意发散极易与注入的刚性规范切片发生语义冲突，导致合规度下降，呈现显著的两面性特征。这与 Chen 等[14]关于 AI 在概念阶段依赖认知拓展的观点相印证。只有在多约束博弈的方案推导情境下，模型整合与推演的综合优势才最为均衡。

4.2　从静态数据到动态认知的框架跃迁

相较于传统聚焦静态数据结构的风景园林信息模型，本文提出的“知识本体-决策情境”耦合框架，从认知工程视角将专业知识归纳为“约束、经验、事实”3 类本体。通过在不同设计阶段实施差异化的知识注入，有效收敛了大模型的不确定性。该框架为风景园林从计算机辅助设计向人机协同决策的范式跃迁提供了实证支撑与理论论证。

4.3　展望

本研究在情境建模上取得初步进展，但存在局限。首先，本期研究聚焦私有化 RAG 架构的内部表现差异，受限于数据涉密与算力瓶颈，暂未开展“无 RAG 增强”的对照试验。下一阶段将引入脱敏数据与扩容算力，系统开展多维度定量横向对比。其次，在专家主观评分基础上，未来应引入自然语言处理客观评价指标，建立主客观结合的评价矩阵。最后，未来研究可探索从单次检索向多智能体协作进阶，构建多 Agent 自主辩论与策略收敛机制。

5　结论

研究系统测度了生成式人工智能介入风景园林工程决策的效能，证实了其技术落地的核心在于建立专业知识结构与设计认知过程的精准匹配。大模型在专业领域的应用，必须跨越泛化的通用问答模式，进入基于前置约束与深度定制的规范化应用阶段。研究阐明了约束、经验与事实类知识在不同认知阶段的作用机理，确立了可追溯的人机协同设计逻辑框架；明确了人工智能在规范校核、方案推导及概念构思中的角色边界与适用场景，为风景园林行业的数字化转型提供了可控且标准化的操作路径。该协同研究范式可进一步向更复杂的空间规划与生态评估中延伸，全面赋能未来的设计实践与学科演进。

参考文献

[1]邵钰涵,林沛毅,刘颂.数智赋能,向智而教:生成式人工智能驱动的风景园林课程创新研究[J].园林,2025,42(10):20-26.

[2]张梦晗,沈文干.错位的升级与结构性失序:AI 幻觉主导的信息迷雾风险与分类治理可能[J].传媒观察,2025(10):53-63.

[3]林杰,王家盛.AI 大语言模型的数据安全风险与治理措施[J].网络安全与数据治理,2025,44(11):24-29.

[4]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.

[5]李圣飞,卢昱杰,陈晓莹,等.基于检索增强生成的建筑工程管理知识问答模型实现[J].科学技术与工程,2025,25(25):10840-10849.

[6]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.

[7]齐奕,屈永博,张浩然.基于检索增强生成(RAG)的建筑设计知识系统构建研究[C]//2024 年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.2024.

[8]阎俏,焦飞,严毅,等.基于检索增强生成和智能体的建筑材料碳排放单位换算问答模型[J].山东大学学报(工学版),2026,56(1):97-104.

[9]SHELBY L, SILVA R V M A. Retrieval-augmented generation: empowering landscape architects with data-driven design[J]. Journal of Digital Landscape Architecture, 2024, 9: 267-276.

[10]王文博,张志飞,王睿智,等.基于聚类重组和预解析的检索增强生成方法[J].智能系统学报,2026,21(1):236-244.

[11]陈崇贤,刘康,刘京一.风景园林理论知识体系发展溯源[J].风景园林,2024,31(3):27-35.

[12]郭涌,胡洁,郑越,等.面向行业实践的风景园林信息模型技术应用体系研究:企业 LIM 平台构建[J].风景园林,2019,26(5):13-17.

[13]刘鹏飞,陆鹏睿.认知工程:生成式人工智能的第二幕[J].计算,2025,1(8):13-19.

[14]CHEN L Q, SONG Y X, GUO J, et al. How generative AI supports human in conceptual design[J]. Design Science, 2025, 11: e9.

[15]CHIARELLO F, BARANDONI S, MAJDA ŠKEC M, et al. Generative large language models in engineering design: opportunities andchallenges[J]. Proceedings of the Design Society, 2024, 4: 1959-1968.