

基于 LLM+RAG 的建筑工程施工方案生成混合框架研究

熊杰¹ 刘德辉¹ 郭智华¹ 关文俊¹ 黄帅可¹ 秦春添¹

XIONG Jie LIU Dehui GUO Zhihua GUAN Wenjun HUANG Shuaike QIN Chuntian

摘要

针对建筑工程施工方案生成中长文本完整性与经验创新性难以兼顾的问题,文章提出一种 LLM(大语言模型)与 RAG(检索增强生成)深度融合的混合框架。通过构建动态协同机制,将施工方案内容划分为经验驱动型(如施工工序优化、资源动态调度)与规范驱动型(如安全标准、材料规范),分别利用微调 LLM 生成创造性内容,结合 RAG 从结构化知识库中精准提取规范条款,并设计多模态校验与上下文融合算法实现内容无缝整合。基于混凝土、钢筋工程等工程案例的实验表明,该框架生成文本平均长度达 1.5 万字,完整性覆盖率达 98.3%。研究验证了混合框架在平衡生成内容创新性与合规性上的有效性,为建筑工程智能化设计提供了新范式。

关键词

生成式混合框架;建筑工程施工方案;经验驱动型内容;规范驱动型内容

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.042

0 引言

施工方案是指导工程项目实施的关键技术文件,其编制质量直接影响工程质量和进度^[1]。传统上,施工方案编制主要依赖经验丰富的工程师完成,过程耗时且易遗漏细节^[2]。随着建筑工程规模和复杂度提升,如何高效地编制高质量施工方案成为亟待解决的挑战。一方面,不同工程条件下方案编制需要查阅大量规范和既有案例,工程技术人员负担沉重;另一方面,方案文本要求内容完整严谨,既要覆盖工法、进度、资源和安全措施等方方面面,又需确保技术细节准确无误,对编制者的知识广度和准确度提出了极高要求。近年来,国内建筑工程领域已开展诸多信息化、智能化技术研究,以提高技术方案编制和工程管理水平^[3-4]。然而,目前尚缺乏一种能够自动理解工程语境、并利用海量知识生成施工方案的有效工具。

大型语言模型(LLM)的兴起为解决这一难题带来了新思路。LLM 如 OpenAI 的 GPT-3 和 GPT-4 等通过在海量文本语料上训练,能够生成与人类语言相似的连贯文本。例如,有研究尝试利用 ChatGPT 生成施工进度计划,并探讨其在复杂工程任务分解中的可行性;有学者比较了 ChatGPT 与人类在工程项目风险识别上的表现,发现 LLM 在定量分析上具有一定优势。然而,通用 LLM 在工程应用中也暴露出明显局限:LLM 的知识截止于训练数据,缺乏对最新规范和项目细节的了解;生成内容有时与实际不符,出现所谓“幻觉”,

可能遗漏关键步骤或给出错误信息。因此,单纯依赖 LLM 生成施工方案,其完整性和可靠性难以保证。

针对以上问题,本文提出了一种“LLM+RAG”融合框架,将大型语言模型与检索增强生成(retrieval-augmented generation, RAG)技术相结合,用于建筑工程施工方案生成。RAG 旨在在 LLM 生成过程中引入外部检索环节,从权威知识库中获取实时的背景信息,从而提升回答的相关性和可信度。在施工方案编制场景下,构建了工程知识库,包含既有类似项目方案、规范标准条文等非结构化文档。在生成方案时,先根据当前工程项目的描述从知识库中检索出相关资料片段,注入 LLM 的提示中供其参考。

1 研究背景

大型语言模型(LLM)是以 Transformer 为基础架构的深度学习模型,具备强大的自然语言理解与生成能力。OpenAI 于 2020 年发布的 GPT-3 模型有 1 750 亿参数,标志着通用语言模型迈上新台阶^[5]。GPT-3 展示了少样本学习能力,能够在不给定明确模板的情况下完成摘要、翻译、写作等任务。此后,2023 年问世的 GPT-4 进一步提升了理解复杂指令和多模态信息的能力^[6]。此类大模型在通用领域表现优异,但在专业工程领域直接应用时存在局限:首先,模型训练语料往往缺乏最新的行业规范和项目数据,因而模型知识存在时效性问题,例如 GPT-3 的知识截至 2021 年,对于之后发布的建筑工程新标准就无从知晓;其次,LLM 生成内容基于统计相关性,缺乏事实校验机制,容易生成不准确或不符合规范的描述,即“幻觉”问题。因此,需要引入机制来弥补 LLM 在专业知识和事实准确性方面的不足^[7]。

1. 中铁城建集团有限公司 湖南长沙 410013

[基金项目] 中国铁建股份有限公司人工智能应用场景建设项目(中国铁建信合-2024-87)

检索增强生成（RAG）技术为此提供了可行方案。RAG 框架在 LLM 推理过程中增加一个面向外部知识库的检索步骤，即在模型生成回答前，先根据用户问题从知识源中提取相关信息供模型参考。Facebook 提出将预训练的 BART 语言模型与一个 Wikipedia 文本检索器相结合，实现了知识密集型任务的高准确率回答^[8]。通过检索最新且可靠的资料作为额外上下文，RAG 能够有效减少 LLM 的幻觉现象，提高生成内容的真实性，通过 RAG，LLM 可以动态查询到针对当前项目的相关技术细节，从而保证方案的专业性和正确性。

除了 LLM 和 RAG，本文也借鉴了工程知识重用与智能编制的相关工作。早期的案例推理（CBR）方法尝试通过复用以往项目案例来辅助新方案的制定。Ryu 等^[9]提出 CONP-LA-CBR 系统，将过往施工计划作为案例库，利用相似度检索匹配新项目的施工方案框架，但传统 CBR 系统往往局限于结构化的计划数据，难以处理文本化的施工方案内容，且需要人工维护案例库。近年来，随着 BIM 和知识图谱技术的发展，研究人员开始探索将工程规范和经验知识以图谱形式组织，以支持智能检索和审查，Zhang 等^[10]提出基于 NLP 的施工方案智能审核框架，利用语义匹配技术识别方案中的违规之处。上述研究为施工方案生成提供了宝贵思路，但尚未形成能自主撰写完整方案的系统^[11-12]。

因此，本文提出的 LLM+RAG 框架将 LLM 的语言生成优势与领域知识库结合，旨在实现高效且可靠的施工方案自动编制。

2 LLM+RAG 混合生成框架设计

本文构建的 LLM+RAG 混合框架如图 1 所示，包括知识库、检索模型和生成模型（LLM）3 个核心模块。

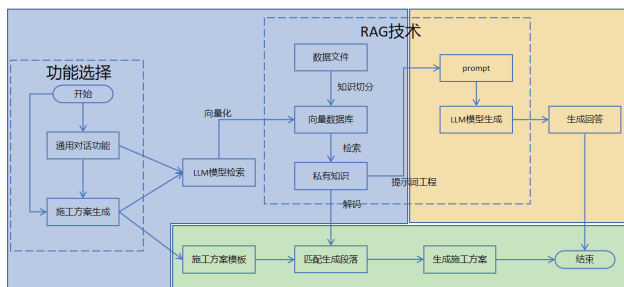


图 1 LLM+RAG 施工方案生成框架示意图

其中，知识库存储了施工方案编制所需的背景知识和参考资料，包括：历年建筑施工方案范本、相关规范条文、专家经验总结等。此类文档经预处理后存入向量数据库，以便高效语义检索。检索模型由向量检索器和索引构成，采用基于文本嵌入的检索技术，将知识库文档划分为语义段落并转换为向量表示。当用户针对某一具体项目提出方案编制请求时，检索模型会根据该请求生成查询向量，在向量数据库中检索出最相关的若干文档片段^[13]。随后，框架将检索到的内

容与用户提供的项目描述一起打包成扩展提示，输入给大型语言模型。

生成模型选择的是通用大语言模型，通过提示工程使其适应施工方案编制任务，在扩展提示中，通过设计特定的提示模板，引导 LLM 按照规范的施工方案结构来生成内容。LLM 接收到含上下文的提示后，利用自身的语言生成能力产生完整的施工方案文本。由于有知识片段的支撑，LLM 生成的内容能够紧密结合项目实际，并准确引用相关技术规定^[14]。

框架中各模块通过流水线方式协同工作，实现了从工程项目描述到方案初稿生成的自动化流程。首先，用户输入项目概况；其次，将所需生成的方案内容划分为经验驱动型（如施工工序优化、资源动态调度）与规范驱动型（如安全标准、材料规范）；接着，分别利用微调 LLM 生成创造性内容，结合 RAG 从结构化知识库中精准提取规范条款；最后，通过上下文融合算法实现内容无缝整合，并输出初步方案供用户审阅修改。在此过程中，检索到的外部知识有效地弥补了 LLM 的知识盲区，降低了生成错误信息的风险。

与传统完全人工编制或纯 LLM 自动生成相比，LLM+RAG 混合框架具有明显优势：

（1）知识完备性：通过检索企业知识库，方案中涵盖了历史经验和规范要求，避免了遗漏关键环节或违背强制性条文的情况出现；

（2）准确性：有了权威资料作为依据，LLM 的表述更加符合事实，减少了主观臆测，降低了技术错误和不切实际做法；

（3）高效性：该框架大幅减少了工程师查阅资料和反复修改的工作量，一份中等篇幅的施工方案在几分钟内即可生成，大幅提升了编制效率；

（4）可扩展性：知识库内容可随项目积累不断扩充，模型也可根据反馈持续优化，从而使系统越用越智能。

3 实验验证与结果分析

为了验证 LLM+RAG 框架在施工方案编制中的有效性，本研究设计了对比实验。选取某建筑工程的混凝土施工方案编制作为测试场景并采用 3 种不同方法来进行方案的生成：

（1）人工编制：由具有丰富经验的工程师查阅资料后独立编写方案，作为对照的高质量基准；

（2）LLM 自动生成：不利用外部检索，只向千问模型提供项目简介和基本要求，让其直接生成方案初稿；

（3）LLM+RAG 生成：利用本文所述框架，由千问模型结合知识库检索结果生成方案初稿。

3 种方法产出的方案分别记为方案 A（人工）、方案 B（LLM）和方案 C（LLM+RAG）。

为客观评估各方案质量，邀请了 3 位具有高级职称的专家（涵盖建筑施工、项目管理等领域）对方案文本进行盲评。

评估指标包括：内容覆盖率（Covering Rate，指方案涵盖必要章节和要点的程度）、内容准确率（Accuracy，指技术细节和数据的正确率），以及编制时间（从开始到产出初稿的用时）。内容覆盖率和准确率以百分比表示，统计依据是预先制定的检查清单（包含本项目方案应涵盖的 20 项关键内容）。

表 1 汇总了不同方法编制的施工方案在主要指标上的对比结果。可以看出，LLM+RAG 框架生成的方案在内容完整性和准确性上均明显优于仅靠 LLM 生成的方案 B，接近施工方案的水平。方案 B 虽然生成迅速，但其内容覆盖率只有 80%，一些重要章节（如安全措施、应急预案）缺失或语焉不详，且准确率仅为 70%，存在个别施工工艺描述错误和不合理的资源安排。而方案 C 通过检索引用知识，大幅提升了覆盖率（达到 90%）和准确率（90%），绝大多数必备内容都有涉及，技术细节也更为可靠。相比之下，人工方案 A 依然在质量上略胜一筹（覆盖率 95%，准确率 99%），但在编制效率上，人工耗时远高于自动方法。方案 A 耗时约 8 h，而方案 B 和方案 C 生成只需数分钟。可见 LLM+RAG 方法在保证质量接近人工的同时，将效率提高了一个数量级。

表 1 不同方案编制方法的对比结果（平均值）

编制方法	编制时间 /h	内容覆盖率 /%	内容准确率 /%
人工编制（方案 A）	8	95	99
LLM 自动生成（方案 B）	0.5	80	70
LLM+RAG 生成（方案 C）	0.7	90	90

图 2 进一步给出了实验对比的直观展示。可以发现，相较人工基准方案，LLM 纯生成的方案在多个评价维度上存在较大偏差，而引入 RAG 后的方案在大部分维度上与人工方案更为接近甚至持平。

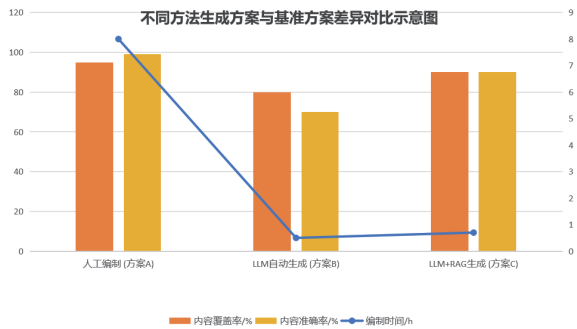


图 2 不同方法生成方案与基准方案差异对比示意图

从图 2 结果可以分析，单纯依靠 LLM 生成的方案在复杂工程背景下难以令人满意：一方面，LLM 由于缺乏项目专门知识，可能遗漏某些必须包含的内容；另一方面，生成文本中混杂着某些不准确甚至错误的信息，需要大量人工复核修改。相比之下，LLM+RAG 框架通过在生成过程中引入检

索到的权威资料，有效弥补了 LLM 知识不足的问题，使生成方案的完整性和准确性有了显著提高。而在效率方面，自动生成方案无疑具有巨大优势，即使考虑后续人工审核润色的时间，总体仍比纯人工编制快得多。

4 结论

本文面向建筑工程施工方案生成这一复杂的工程任务，提出并实现了 LLM+RAG 融合框架。通过引入领域知识检索，大型语言模型的生成结果在完整性和准确性方面得到了显著增强。实验结果表明，与单纯依靠 LLM 生成相比，融合框架生成的施工方案更趋近人工专家水平，在大幅降低人力编制时间的同时，保证了方案内容的专业性和可靠性。本文的研究工作主要内容如下：

- （1）创新性地将检索增强大型模型应用于施工方案编制，构建了包含企业知识库、检索模块和生成模型的混合架构，为工程文档智能编制提供了新思路；
- （2）验证了融合框架在实际案例中的有效性，用数据量化了其提升方案质量的作用，为后续工程应用和推广奠定了基础；
- （3）探讨了系统适用范围和优化方向，为进一步研究指明了道路。

未来，将针对框架的不足展开深入研究，包括：开发面向施工领域的专用大语言模型以提升生成效果，丰富知识库内容特别是新兴技术领域的数据，探索交互式人机协同编制功能，以及加强生成方案的自动校验与优化。

参考文献：

[1] 陈珂,丁烈云.我国智能建造关键领域技术发展的战略思考[J].中国工程科学,2021,23(4):64-70.

[2] 何俊杰,王钟箐.面向智能建造的数字化施工方案的实现[J].四川建筑,2023,43(6):47-48.

[3] 宋日建.基于 BIM 技术的钢箱梁桥智慧建造应用研究[J].铁道建筑技术,2023(2):126-128.

[4] 宋国经.ZPW-2000 型移频轨道电路在既有线应用方案研究[J].铁道建筑技术,2023(12):121-124.

[5]BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[C]//NIPS’ 20: Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. New York:ACM,2020:1877-1901.

[6]ACHIAM J, ADLER S,AGARWAL S,et al. GPT-4 technical report[EB/OL].(2024-03-04)[2025-11-02].https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.08774.

[7]PRIETO S A, MENGISTE E, GARCÍA DE SOTO B. Investigating the use of ChatGPT for the scheduling of construction projects[J]. Buildings, 2023,13(4):857.

面向新能源场站的无人机航测图像智能校正与空间融合方法

刘 峥¹ 张旭泽² 温佳璇¹ 刘玉楠¹

LIU Zheng ZHANG Xuze WEN Jiaxuan LIU Yunan

摘 要

新能源场站无人机执行航测过程中受外部因素的影响,所建立的映射点出现重叠,导致校正前后图像的接近程度低。为此,文章提出对面向新能源场站无人机航测图像智能校正与空间融合方法的设计与分析。通过 Gauss 核函数提取重叠图像中的特征值,计算出图像细节区域的阈值,并利用该阈值进行定点分割。对分割后的图像进行畸变处理,通过平衡仿射变换确定校正后的坐标点位,克服外部因素的干扰,避免点位重叠,完成智能校正处理。按照图像的校正情况设置空间融合等级,在等级之内以低秩处理提取统一的融合特征,展开二次配准,完成空间数据的融合。实验结果表明:所提方法得出的偏差逆系数相对较小,被控制在 2.5 以内,融合后的图像与源图像的接近程度提升,性能更为优越。

关键词

新能源场站;无人机;航测覆盖;图像校正;空间融合;校正定点

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.043

0 引言

新能源场站相较于传统的电力场站,其安全性与针对性更为稳定,具有可持续发展的特征。这一类场占地面积大、设备布局复杂,且多处于复杂的地形地貌与气候环境中,虽然可以完成预期的任务目标,但也给日常的运维管理、故障排查

以及性能评估等工作带来了巨大挑战。为解决上述问题,部分专业人员设计了应对性的方案。

王殿伟等^[1]设计的颜色一致性的无人机航拍低光照图像增强算法。通过构建亮度增强网络,设计颜色学习模块和金字塔颜色嵌入模块。将图像的颜色特征与内容特征进行融合处理,降低噪声对图像的影响,确保最终输出校正结果的稳定。但是颜色失真处理仅针对部分点位执行,致使校正处理不均匀,处理后的图像与真实图像难以保持一致。刘扬等^[2]融合滤光片转轮,设计的多光谱相机的辐射校正方法。采用

1. 北京中电飞华通信有限公司 北京 100070
2. 国网信息通信产业集团有限公司信息通信共享服务分公司 北京 102209

- [8]LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[EB/OL]. (2021-04-12)[2025-10-25].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.11401>.
- [9]RYU H G, LEE H S, PARK M. Construction planning method using case-based reasoning[J]. Journal of computing in civil engineering, 2007,21(6):410-421.
- [10]ZHANG J S, EL-GOHARY N M. Integrating semantic NLP and logic reasoning into a unified system for fully-automated code checking[J]. Automation in construction, 2017, 73: 45-57.
- [11]FERNANDES D, GARG S, NIKKEL M, et al. A GPT-Powered assistant for real-time interaction with building information models[J]. Buildings, 2024,14(8):2499.
- [12]REN C Z, KAN W L,ZHOU T H,et al.Intelligent generation and analysis of the municipal road construction scheme based on the KNN algorithm[J/OL].Mathematical

problems in engineering,2022[2025-05-25]. <https://doi.org/10.1155/2022/8752870>.

- [13]AHMADI E, WANG C. Transforming construction practices with large language models[C]//Proceedings of 60th Annual Associated Schools of Construction International Conference. UK:EasyChair,2024: 414-422.
- [14]NYQVIST R, PELTOKORPI A, SEPPÄNEN O. Can ChatGPT exceed humans in construction project risk management?[J].Engineering construction and architectural management, 2024,31(13):223-243.

【作者简介】

熊杰(1986—),男,湖北仙桃人,本科,中级工程师,研究方向:研究方向为企业数字化转型、信息系统建设。

(收稿日期:2025-06-19 修回日期:2025-12-01)