doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

基于大模型和知识图谱的电网检修计划智能编排

开放科学（资源服务）标识码（OSID）

吴子辰　顾彬　张云翔　王莘然　高华

国网江苏省电力有限公司信息通信分公司　南京　210024

摘要：[目的 / 意义] 提出一种结合大语言模型和知识图谱技术的电网检修计划智能编排方法，以提高检修计划编排的效率和质量。[方法 / 过程] 利用大语言模型处理自然语言查询，并结合智能编排算法和图数据库技术，从电网公司诸多论文和专利中提取检修计划相关数据与总结编排规则，构建大规模问答数据集进行训练和验证。通过引入知识图谱技术，基于检修票据记录构建检修计划知识图谱，本方法能够更有效地表示和推理检修计划中的实体关系，从而提高实体识别和智能编排任务的性能。[结果 / 结论] 主要研究结论显示，相较于现有技术，所提方法在实体识别和智能编排任务中性能更优，准确率更高，且能显著减少人力成本投入，为电网检修计划智能化提供了有效解决方案。

关键词：大语言模型；知识图谱；智能编排；实体识别

中图分类号：G35; TP182

Intelligent Orchestration of Grid Maintenance Plan Based on Large Model and Knowledge Graph

WU Zicheng　GU Bin　ZHANG Yunxiang　WANG Shenran　GAO Hua

State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Information & Telecommunication Branch, Nanjing 210024, China

Abstract: [Objective/Significance] This paper aims to propose an intelligent orchestration method for Grid Maintenance Plan that integrates large language models with knowledge graph technology to enhance the efficiency and quality of maintenance plan scheduling. [Methods/Processes] The research methodology involves using large language models to process natural language queries, combined with intelligent orchestration algorithms and graph database technology. This approach extracts data related to maintenance plans and summarizes orchestration rules from numerous patents of the power grid company to construct a large-scale question-answering dataset for training and validation. By introducing knowledge graph technology, this method constructs a maintenance plan knowledge graph based on historical maintenance ticket records, enabling more effective representation

基金项目　江苏省电力有限公司项目“基于数字孪生与自然语言处理的电力通信检修辅助决策关键技术研究”（J2023108）。

作者简介　吴子辰（1988-），硕士，高级工程师，主要研究方向为电力通信运行与管理；顾彬（1983-），博士，高级工程师，主要研究方向为电力通信、人工智能；张云翔（1978-），硕士，高级工程师，主要研究方向为电力通信运行；王莘然（1999-），硕士，主要研究方向为电力通信运行技术；高华（1996-），硕士，主要研究方向为电力通信运行技术，E-mail：hua.gao@foxmail.com。

引用格式　吴子辰 , 顾彬 , 张云翔 , 等 . 基于大模型和知识图谱的电网检修计划智能编排 [J]. 情报工程 , 2025, 11(1): 29-41.

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

and reasoning of entity relationships within the maintenance plan, thereby improving the performance of entity recognition and intelligent orchestration tasks. [Results/Conclusions] The main research findings indicate that compared to existing technologies, the proposed method performs better in entity recognition and intelligent orchestration tasks, with higher accuracy, and significantly reduces the investment of human labor costs, providing an effective solution for the intelligent orchestration of grid maintenance plans.

Keywords: Large Language Model; Knowledge Graph; Intelligent Orchestration; Entity Recognition

引言

随着社会经济的快速发展和技术的不断进步，智慧电网[1-2]作为支撑现代社会运行的重要基础设施，其稳定性和可靠性受到了前所未有的关注。电网检修计划的制定与执行，直接关系到电网的运行安全和维护效率。传统的检修计划编排依赖于专业人员的经验和手动操作，不仅效率低下，而且容易受到人为因素的影响，导致计划的不科学和资源的浪费。

在此情况下，由于缺乏有效的冲突检测和资源分配机制，检修计划之间常常出现冲突，这导致电网运行中断和检修效率低下。此外，随着电网规模的不断扩大和复杂性的增加，传统的检修计划编排方法已难以满足现代电网的维护需求。因此，如何实现电网检修计划的智能化、自动化编排，已成为电力行业亟待解决的问题[3-4]。

在图情领域，信息的组织、管理和检索一直是研究的核心内容[5-7]。近年来，随着知识图谱和大数据分析技术的发展，这些领域的研究成果为电网检修计划的智能化提供了新的视角和工具。知识图谱能够将电网检修的相关信息和检修实体间的关系进行结构化表示，极大地提高了信息检索的准确性和效率。此外，情报学中的数据挖掘和分析方法也为检修计划的优化提供了科学依据[8]。

与此同时，人工智能技术的飞速发展，特别是大模型技术在自然语言处理（NLP）领域的突破，为电网检修计划的智能编排提供了新的思路和工具[9-10]。利用大模型的强大语义理解能力，结合图数据库中丰富的检修计划数据，可以构建一个能够理解自然语言查询并自动生成最优检修计划的智能系统。这样的系统能够根据检修计划之间的潜在冲突和资源约束，自动调整和优化计划安排，从而提高检修工作的效率和质量[11]。

本文提出了一种基于大模型和知识图谱的电网检修计划智能编排方法。该方法首先通过自然语言处理技术理解用户输入的问题，然后利用检修计划冲突图数据库，寻找最优的检修计划编排方案。通过这一过程，系统能够有效地识别和解决检修计划间的冲突，实现资源的合理分配和检修工作的高效执行。此外，引入知识图谱技术，基于过往大量电网检修票据记录构建检修计划知识图谱，可以更加精确地表示检修计划中的实体和关系，提供更加丰富的语义信息，增强系统的推理能力，从而在复杂场景下作出更加合理的决策。

在系统实现方面，本文设计并实现了一个

综合考虑检修计划优先级和资源约束的智能编排模型。该模型以大模型为核心，通过深度学习技术对检修计划中的实体进行识别和链接，进而利用已有的冲突图，自动生成符合实际需求的检修计划安排。知识图谱的引入，使得系统能够更好地理解和处理检修计划中的复杂关系，提高智能编排的准确性和效率。

本文的工作有效缓解了电网检修计划存在冲突与资源分配不足的问题。该系统能够自动识别检修计划间的潜在冲突，并优化资源分配，减少电网运行中断，提升检修效率。随着电网规模的扩大，智能编排系统能够适应更复杂的电网结构，动态调整检修计划，确保电网维护的高效性和可靠性。

为了验证所提方法的有效性，本文调研了江苏省电力有限公司历史发表的论文以及申请的专利，搜集到与检修计划相关的 5 篇论文和 82 项专利，从中提取检修计划数据以及总结检修计划编排的相关规则，基于此构建了一个包含 1000 个涉及检修计划编排的问答对的数据集，并通过实验对比了大模型和其他方法在检修计划智能编排任务上的性能。实验结果表明，本文的方法在准确性和效率方面均优于现有技术，能够为电网检修计划的智能化提供强有力的支持。

1 相关工作

1.1 检修计划编排

电网检修计划是确保电力系统稳定运行的重要环节。随着人工智能技术的不断进步，电网检修领域开始引入智能技术以提高检修工作的效率和智能化水平。研究者们探索了多种智能算法和模型，用于优化检修计划的制定和执行，以及提高故障诊断的准确性 [12]。

在这一背景下，知识图谱作为一种有效的数据组织和推理方法，被广泛应用于电网检修中。它通过整合和关联电网设备的各类信息，包括设备属性、检修历史和相互关系等，为复杂的检修决策提供支持 [13]。此外，概率模型和优化算法的应用，使得检修计划能够更加灵活地适应电网运行的变化，降低成本并提高可靠性 [14]。

1.2 大语言模型

大语言模型的应用，是近年来自然语言处理领域的重要突破。这些模型通过在海量文本数据上的预训练，学习到了丰富的语言表示，能够捕捉到语言的深层语义。大语言模型的引入，显著提升了机器对自然语言的理解和生成能力。著名的大语言模型，例如 ChatGPT[15]，在多种自然语言处理任务上都展现出了强大的能力。然而也有研究指出，大模型存在难以自我纠正推理错误、对上下文的处理能力有限等一系列局限 [16-17]。

在电网检修计划智能编排中，大语言模型可以用于检修计划的自动生成、检修指令的语义理解以及用户复杂查询的解析等任务。本文在原有大模型的基础上，通过结合知识图谱技术来微调预训练模型，能够更有效地表示和推理检修计划中的实体关系，使大模型更好地适应电网检修领域的专业语境，从而提高实体识别和智能编排任务的性能。

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

1.3 知识库问答系统

知识库问答系统（Knowledge Base Question Answering，KBQA）是一种信息检索系统，它能够直接回答用户基于知识库的自然语言查询。与传统的搜索引擎不同，KBQA 系统不仅检索信息，还能理解用户的查询意图，并提供精确的答案。前沿的问答系统，如 RnG-KBQA[18]、PanGu[19]、Flexkbqa[20] 等，都在现有数据集上表现出了不错的效果。

知识库问答系统在电网检修计划智能编排中的应用主要体现在对检修计划数据的查询和分析。系统通过构建包含检修计划实体和关系的知识库，能够准确理解用户的查询意图，并从知识库中检索出准确的答案，支持检修计划的决策制定。

1.4 知识库问答数据集

在知识库问答系统的构建中，数据集的质量直接影响系统的性能。一个高质量的数据集应包括问题的自然语言表达形式、准确的答案以及清晰的推理路径。“一夜之间”（OVER-NIGHT）方法 [21] 作为一种高效的数据集构建方法，通过自动化和众包的结合，实现了从知识库信息到自然语言问题的转换。

在构建过程中，首先从知识库中提取信息并定义逻辑形式，这些形式描述了如何从知识库中检索答案。基于这些逻辑形式，生成一组规范的自然语言问句。众包技术被用于生成问句的多种变体，不仅使数据集规模增加，更提高了问答系统处理不同用户表达方式的能力。随着大语言模型的快速发展，当前已可通过自动化方法替代众包技术，生成问句变体，以此降低人力成本，并提高构建过程的效率 [22]。

对于电网检修计划的智能编排而言，采用“一夜之间”方法构建的数据集可以提供多样化的用户查询表达和准确的检修计划信息。这使得系统能够理解各种复杂和非标准化的用户查询，并提供及时准确的检修计划安排和冲突检测。通过这种方法构建的数据集，可以训练出更加智能的问答系统，从而提高电网检修计划编排的自动化和智能化水平。

2 智能编排数据集构建

本节详细介绍了智能编排数据集构建的过程，该数据集包含 1000 个用于检修计划智能编排的〈自然语言提问，查询语句〉问答对。

为了提取检修计划数据与总结检修计划编排规则，本工作调研了江苏省电力有限公司历史发表的论文以及申请的专利，最终保留下了与检修计划相关的 5 篇论文与 82 个专利，从这些论文和专利中提取的原始数据涉及 567 个检修计划，其中包含 3335 条检修光路，6048 个检修业务。而与检修计划编排相关的规则，则从对应论文和专利中总结了包含诸如主备光路冲突、OLP 冲突、环网冲突、业务冲突的冲突判断规则，以及包含高等级计划优先、跨天计划优先、紧急检修最优的优先级判断规则等。这些规则将已提取的检修计划数据组织成检修计划冲突图数据库，从而辅助构建检修计划智能编排数据集。数据集构建的流程如图 1 所示。

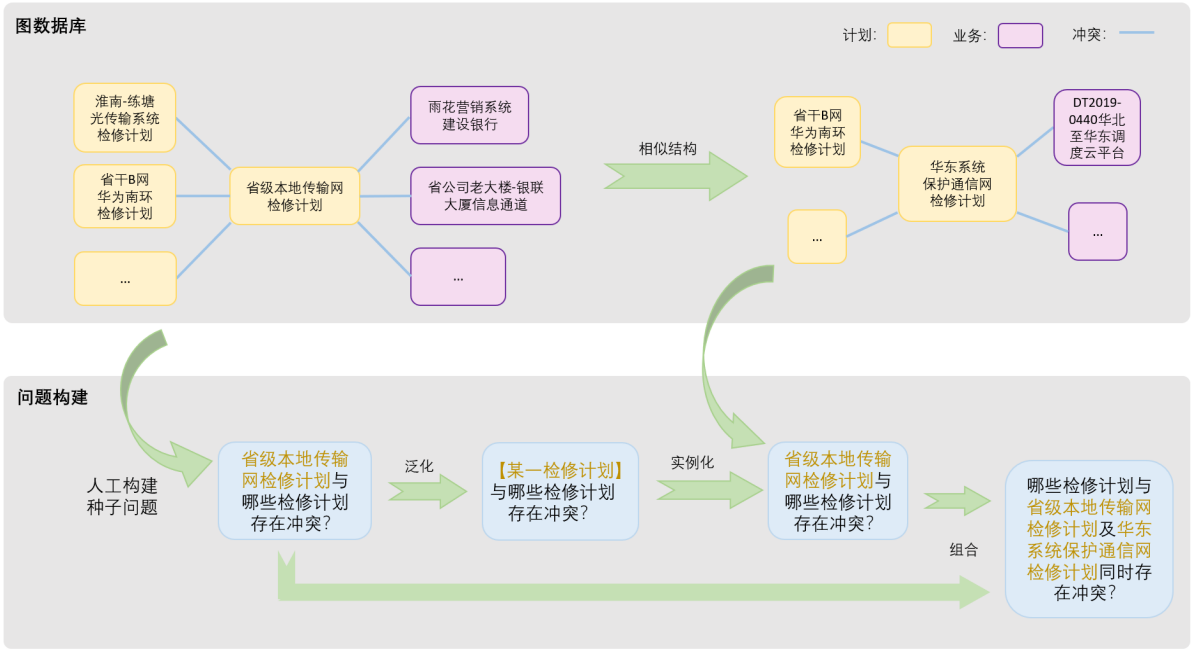

图 1　数据集构建流程

2.1　构造简单问题

为构建基础数据集，首先基于图数据库人工构造了 10 条简单问题。这些问题集中于识别单一检修计划与其他检修计划之间的直接冲突关系。

针对每个检修计划实体，设计了直接询问其冲突检修计划的问题。例如，针对“省级本地传输网检修计划”这一实体，提出了以下问题：“省级本地传输网检修计划与哪些检修计划存在冲突？”该问题的构造旨在确保仅涉及一跳的查询，即从选定的检修计划实体直接映射至与之冲突的其他检修计划实体。

为增强问题的多样性，采用了不同级别的检修计划实体进行问题构造，同时确保每个问题均基于图数据库中明确记录的冲突关系。通过这种方法，生成了一系列结构相似但实体不同的问题，为数据集的初步构建提供了稳定的基础。

在问题构造完成后，进行了详尽的验证过程，以确保每个问题都能够得到准确的查询响应。验证过程包括对问题语义的审查以及对查询语句的测试，确保问题与数据库中的冲突记录相对应，且查询语句能够正确执行并返回预期结果。

通过这一过程，成功构建了一组简单、明确且可查询的问题，为数据集的进一步扩展和泛化奠定了坚实的基础。

2.2　问题泛化

继简单问题人工构造之后，本研究采取泛化策略以扩充数据集规模。泛化过程涉及将具体检修计划实体的描述抽象化，从而生成一系列新的问题。

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

泛化策略的核心在于将特定实体的描述泛化成更广泛的类别。例如，将“省级本地传输网检修计划”这一具体描述泛化为“某一特定检修计划”，以此生成更具普遍性的问题。通过这种方式，问题不再局限于特定的实体，而是能够涵盖更广泛的检修计划情况。

实施泛化时，针对每一类检修计划实体，定义了泛化模板。通过替换模板中的检修计划实体为更一般的描述，生成新的问题。例如，将“省级本地传输网检修计划”替换为“某一检修计划”，得到泛化后的问题：“某一检修计划与哪些检修计划存在冲突？”

泛化后的问题需经过验证，确保其能够映射至图数据库中的查询语句并返回正确答案。这一步骤是保证泛化问题准确性的关键。

通过泛化策略，原始的 10 条简单问题得以扩展成为 200 条更具普遍性的问题。这一过程不仅增加了数据集的规模，也提升了问题类型的多样性，为构建全面、高质量的数据集提供了坚实的基础。

2.3 问题组合

在问题泛化的基础上，本研究进一步通过问题组合策略来扩充数据集。该策略涉及将两个独立的泛化问题合并成一个复杂问题，以此探索更深层次的检修计划之间的冲突关系。

组合策略的核心在于识别具有逻辑关联性的泛化问题对，并通过添加适当的逻辑连接词，将两个问题合并成一个复杂问题。例如，将问题“省级本地传输网检修计划与哪些检修计划存在冲突？”与“华东系统保护通信网检修计划与哪些检修计划存在冲突？”进行组合，形成新的问题：“哪些检修计划同时与省级本地传输网检修计划和华东系统保护通信网检修计划存在冲突？”

实施过程中，首先筛选出具有逻辑关联性的泛化问题对。然后，通过添加适当的逻辑连接词，将两个问题合并成一个新的复杂问题，合并后的问题需确保语义上的连贯性和查询上的可行性。

组合后的问题同样需要经过严格的验证过程。验证不仅包括问题语义的合理性，还包括查询语句的准确性和执行的有效性。通过这一步骤，确保组合问题能够正确反映图数据库中的复杂冲突关系，并且能够返回准确的答案。

通过问题组合策略，生成了 1000 条复杂问题。这一过程显著增加了数据集的深度和广度，为构建一个全面覆盖检修计划间复杂冲突关系的数据集提供了重要的支持。

2.4 数据集统计与分析

构建的数据集经过了详尽的统计与分析，以确保其质量和多样性。数据集最终包含 1000 条〈自然语言提问，查询语句〉问答对，覆盖了多种检修计划和业务场景。

在统计方面，数据集涵盖了 50 种不同的检修计划类型，每种类型对应 20 个问题，确保了数据集在检修计划方面的多样性。此外，数据集还涉及了 100 个不同的业务类型，每个业务类型关联 10 个问题，进一步增强了数据集的广泛性。

分析过程中，对问题的语言复杂度进行了评估，多跳占比达 70% 以上，这与数据集设计的初衷相符合。同时，对查询语句的复杂度也

进行了分析，结果显示查询语句主要涉及基础的图查询操作，如节点匹配和边查询，符合简单问题和复杂问题的设计要求。

为了确保数据集的质量，进行了人工审核。审核员对每个问题及其对应的查询语句进行了仔细检查，确保问题语义清晰、查询语句准确无误。审核结果显示，数据集中 98% 的问题和查询语句都是准确对应的，其余 2% 的问题经过修正后也达到了要求。

此外，还对数据集的可扩展性进行了分析。结果表明，通过进一步的泛化和组合策略，数据集规模有望进一步扩大，以适应更多场景的需求。这表明，构建的数据集具有良好的多样性和准确性，为知识库问答系统的研究和应用提供了宝贵的资源。

3 智能编排系统

本节将阐述智能编排系统的构建过程，整体流程如图 2 所示。

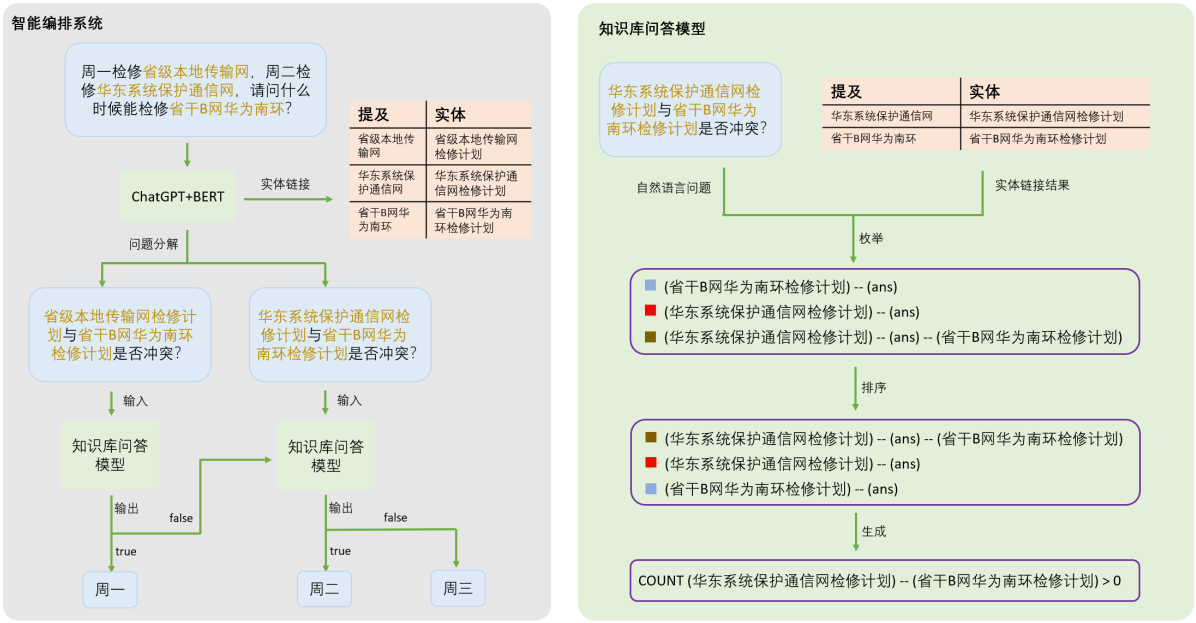

图 2　智能编排系统

3.1 问题分解与实体链接

在智能编排系统的初级阶段，问题分解与实体链接是至关重要的步骤。该步骤涉及将用户提出的自然语言问题用大模型进行分解，并同时利用小模型微调实体链接结果。这一流程的目的是将复杂问题拆解为可管理的子问题，并准确地识别出与问题相关的检修计划实体。

问题分解通过使用 ChatGPT 大模型，对用户输入的自然语言问题进行解析，旨在识别出问题中的关键信息并将其转化为明确的子问题。此过程对于后续的答案检索和精确的实体链接至关重要。大模型凭借其强大的语言处理能力，能够捕捉问题文本中的实体提及，并生成初步的上下文表示。

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

紧接着，BERT 模型 [23] 作为小模型被用于微调初步的实体链接结果。BERT 模型经过预训练，掌握了丰富的语言模式，通过在特定数据集上的微调，可以更准确地适应检修计划相关的实体链接任务 [24-25]。微调过程中，BERT 模型通过注意力机制聚焦于每个实体提及，并捕捉到实体周围的上下文信息，从而提高实体识别的准确性。

在实体消歧阶段，BERT 模型需要确定文本中提及的实体与知识库中的哪个实体是相同的。这一阶段的挑战在于可能存在大量同名或相似的实体，模型需要根据上下文信息做出准确的判断。通过 BERT 模型的微调，能够提高模型在特定数据集上的实体消歧能力，从而选择最可能的实体作为链接结果 [26-27]。

通过问题分解与实体链接的流程，智能编排系统能够准确地将用户的问题转化为具体的子问题，并为知识库问答模型提供必要的上下文信息和精确的实体链接结果，为生成最终答案奠定坚实的基础。这一流程不仅提高了系统的处理效率，也确保了答案的准确性和可靠性。

3.2 知识图谱构建

知识图谱作为智能编排系统的核心组成部分，其构建质量直接影响系统的推理能力和决策效果。本研究中的知识图谱构建基于丰富的电网检修计划历史数据，包括近 600 张检修票据，涵盖了超过 37000 个检修实体。这些实体不仅包括了检修计划的基本信息，如计划编号、时间、地点和责任单位，还详细记录了检修光路数等关键信息，为检修计划之间的潜在冲突和资源约束提供了详尽的数据支持。

检修光路数作为电网检修计划中的一个重要参数，涉及检修过程中需要中断的光路数量，直接关系到检修对电网运行的影响程度。在知识图谱中，检修光路数与其他检修计划实体的关系被精确表示，使得系统能够全面评估检修计划的潜在影响，并在智能编排过程中做出更加合理的决策。

为了构建高质量的知识图谱，首先对历史数据进行了清洗和整合，以确保数据的准确性和一致性。随后，通过标准化处理，将数据转换为图结构，形成了包含节点（实体）和边（关系）的知识图谱。在这一过程中，本文利用了自然语言处理技术提取实体和关系，并采用了图数据库技术来存储和管理知识图谱，以支持高效的图查询和推理操作 [28-30]。

知识图谱的构建不仅为智能编排系统提供了丰富的数据基础，还通过实体链接和问题分解环节，使得系统能够准确地理解和处理用户提出的复杂查询。此外，知识图谱的引入还增强了系统的推理能力，使得在复杂场景下能够作出更加合理的决策，从而提高了智能编排的准确性和效率。

3.3 枚举图数据

在生成可能的查询候选项时，对图数据库中的检修计划实体进行枚举是一种有效的策略。枚举过程旨在生成可能的查询候选项，以供后续的排序和生成阶段使用。通过从每个检修计划实体出发，查询其在知识库中的相邻实体，并生成相关的查询语句，可以覆盖多种可能的查询场景。这种枚举方法有助于提高问答系统在处理复杂查询时的鲁棒性。

一跳查询是查询图枚举的基础，它涉及从问题中的实体提及出发，查找与之直接相关的信息。例如，如果问题提到了“省级本地传输网检修计划”，一跳查询将直接检索该检修计划的属性以及与之相关联的实体，如检修计划的开始时间、结束时间或责任单位等。

随着查询复杂性的增加，可能需要进行两跳甚至多跳查询。两跳查询在一跳查询的基础上，增加了对间接关系的支持。例如，在了解“省级本地传输网检修计划”的基础上，可能需要查询其影响的业务类型。这时，查询不仅需要检索检修计划的直接信息，还需要进一步检索与检修计划相关的业务实体。具体到操作层面，可以通过连接检修计划顶点与业务顶点之间的边，来获取相关的业务信息。

在本研究中，查询图的枚举采用了一种迭代的方法。开始时，从问题中的实体提及出发，进行一跳查询，获取直接相关的信息。然后，根据问题的需要，逐步增加查询的跳数，直到获取到足够的信息来回答整个问题。在枚举过程中，为了提高效率，引入了剪枝策略，即在发现某些查询路径不可能得到正确答案时，及时停止这条路径的进一步查询。

此外，为了确保查询图的枚举能够覆盖所有可能的答案，本研究还采用了一种基于模式的扩展策略。通过定义一组可能的查询模式，系统能够自动地生成更多的查询候选项。这些模式基于先前类似问题的查询经验，能够指导系统更全面地探索图数据。

3.4 排序与生成

在问答系统中，排序和生成是两个核心步骤。排序阶段根据问题的语义信息对所有可能的答案进行排序，选择最可能的答案作为候选。生成阶段则根据问题的语义信息和候选答案生成最终的查询语句。本研究中，为了提高问题回答的质量，采用了大模型 ChatGPT 进行初步排序，然后通过小模型 BERT 进行微调，以适应特定的数据集和查询需求。两者的协同工作显著提高了问答系统的性能。

排序模型的核心任务是从多个候选查询中识别出与自然语言问题最相关的查询。在本研究中，ChatGPT 模型被用作排序模型，因为它具有强大的语言理解能力和生成能力。模型接收由查询图枚举阶段生成的候选查询，并根据问题的内容和结构评估每个查询的相关性。使用注意力机制可以很好地聚焦于问题的关键部分。通过计算每个候选查询的置信度，ChatGPT 能够对查询进行排序，并将最有可能的候选排在最前面。

生成阶段的任务是将排序阶段筛选出的候选查询转化为可执行的查询语句。在本研究中，为了细化和优化 ChatGPT 生成的答案，采用了 BERT 模型进行微调。微调的目标是确保生成的查询语句在逻辑上与问题意图保持一致，并且能够在图数据库中执行以检索正确的答案。通过利用问题文本和候选查询中包含的模式信息，模型能够更具体地理解查询所需的上下文环境。

3.5 后处理

在智能编排系统的后处理阶段，主要任务是将子问题的解答整合，形成对原始查询的最终答案。该阶段侧重于依据逻辑顺序和既定规

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

则来确定最合适的答案，确保了处理过程的高效性。

具体来说，后处理步骤包括对先前由知识库问答模型生成的子问题答案进行评估，并基于这些答案以及预设的决策逻辑来形成最终的响应。例如，如果用户的原始问题涉及多个检修计划的冲突查询，系统将根据每个子问题的答案按照既定优先级和规则来决定最终的检修时间安排。

在整合答案的过程中，后处理机制确保了答案的准确性和一致性，同时提高了整个智能编排系统的响应效率。通过这种方式，系统能够直接为用户提供清晰、准确的最终答案，满足用户查询需求的同时，确保了检修计划的智能编排和优化。

综上，后处理阶段是智能编排系统中将子问题答案转化为最终答案的关键环节，通过简洁高效的处理流程，实现了对用户查询的快速响应和准确解答。

4 实验评测

4.1 实验环境

本文实验服务器配置了高性能的 NVIDIA RTX3090 显 卡、Intel Xeon Gold 6326 CPU 以及 512GB 内存，确保了计算任务的高效执行。操作系统为 Ubuntu 18.04.3 LTS，提供了稳定的运行环境。编程语言采用 Python 3.6.3，深度学习框架则基于 PyTorch 1.10.2，这些工具的选用为模型的实现与训练提供了强大的支持。

4.2 消融实验

为了全面评估所提出的电网检修计划智能编排系统的性能，本文设计了一系列实验，分别测试了整个系统、仅使用大模型以及仅使用知识库问答模型 3 种情形下的表现，消融实验结果如表 1 所示。

表 1 消融实验结果

方法	精度	召回率	F1 值
仅使用知识库问答模型	0.527	0.467	0.495
仅使用大模型	0.613	0.546	0.578
完整系统问答	0.727	0.673	0.694

4.2.1 仅使用知识库问答模型

在这一测试中，选择直接将用户的问题输入到知识库问答模型中，不经过大模型的解析和分解。测试目的是评估知识库问答模型在没有大模型辅助情况下处理复杂查询的能力。结果显示，知识库问答模型在处理一些直接且明确的查询时表现良好，但在处理涉及多个检修计划和冲突检测的复杂查询时，性能受限，无法达到完整系统的处理水平。

4.2.2 仅使用大模型

在这一测试部分，选择仅利用大模型对用户的问题进行解析和分解，不涉及后续的知识库问答和后处理步骤。测试目的是评估大模型在独立处理复杂查询时的性能。结果表明，尽管大模型能够识别出问题中的关键实体并进行初步的分解，但在没有知识库问答模型支持的情况下，无法提供完整的答案。

4.2.3 完整系统问答

在这一测试中，选择利用完整的智能编排

系统处理用户查询。测试包括将用户的问题通过大模型进行解析和分解，然后使用知识库问答模型对分解后的子问题进行回答，最终通过后处理整合答案并给出最终响应。测试结果显示，该系统能够准确理解用户意图，并快速给出合理的检修计划安排，验证了系统的有效性和实用性。

4.3 错误分析

对电网检修计划智能编排系统在实验中回答错误的 50 个问题进行了详细分析，识别出四类主要错误及其原因占比，以供系统的进一步优化。

问题分解错误最为常见，占比 36%，这通常是由于大模型在解析复杂用户查询时产生的不精确性，导致后续处理基于错误的子问题进行。紧随其后的是实体链接错误，占比 28%，这类错误多发生在模型难以准确将问题中的实体与知识库中的实体匹配时，特别是面对专业术语和复杂的上下文环境。知识库问答模型错误占比 24%，这可能是因为知识库信息不全面或模型未能准确把握子问题意图。最后，后处理错误占比 12%，主要表现在答案整合阶段，系统有时会无法将子问题的答案恰当地合成针对原始问题的答复。

针对这些错误类型，未来可通过一些措施进行优化：增强大模型在问题分解阶段的准确性；扩充和更新知识库，以提供更全面的数据支持；改进实体链接算法，提高实体识别的准确度；以及优化后处理流程，确保答案的逻辑一致性和可读性。通过这些改进，期望能够显著提升系统的整体性能和用户满意度。

5 结束语

本文提出了一种基于大语言模型的电网检修计划智能编排方法，通过利用大模型的强大语义理解能力和先前提出的智能编排算法，实现了对电网检修计划的高效和智能化管理。通过构建大规模的电网检修计划问答数据集，并在此基础上进行实验验证，本文的方法在实体识别和智能编排任务中均展现出了优异的性能。

研究结果表明，本文提出的方法在处理电网检修计划的自然语言查询和编排任务时，不仅准确率更高，而且更加灵活、适应性更强。这主要得益于大语言模型在预训练阶段所获得的丰富语言知识和领域适应性，使其在处理专业领域文本时更具优势。此外，知识图谱的引入为系统提供了更加丰富的实体关系和语义信息，增强了系统的推理能力，使得在复杂场景下能够作出更加合理的决策。此外，本文的方法和理念也可以扩展到图情领域，为图书馆、档案馆和信息中心的信息组织、检索和服务提供智能化支持。例如，知识图谱可以用于构建图书和档案的语义网络，提高信息检索的准确性和效率；而大模型技术则可以用于理解和响应用户的复杂查询，提供更加个性化的服务。

通过自动化的编排流程，本文的方法显著提高了检修计划编排的效率和质量，降低了人力成本。这不仅为电网检修计划的智能化提供了一种有效的解决方案，也为电力行业的自动化和智能化进程做出了贡献。

未来将继续优化和完善本方法，探索更多的可能性。首先，将致力于进一步提升模型的性能，以适应动态变化的电网环境。这包括实

doi:10.3772/j.issn.2095-915x.2025.01.003

时更新模型以反映电网状态的变化，以及增强模型的泛化能力，使其能够处理不同规模和复杂度的电网系统。此外，计划引入更先进的机器学习算法和数据融合技术，以提高模型在处理大规模数据时的准确性和效率。

其次，考虑处理更复杂的检修场景，尤其是在多变量和不确定性较高的情况下，如何优化检修计划。这涉及开发新的算法来处理不确定性，例如通过引入概率模型和优化算法来评估和管理风险。还将研究如何利用历史数据和实时监测数据来预测潜在的电网故障，从而提前规划和调整检修计划。此外，计划探索多目标优化方法，以平衡检修成本、时间和质量等多方面因素。

最后，期望将本文的方法和理念扩展到图情领域，为相关研究者提供一定启发，将类似技术和方法应用于相关信息资源的管理和服务中，共同推动相关领域技术进步和创新发展。

本研究期望能够推动电网检修计划编排工作的自动化和智能化发展，为实现清洁、高效、可持续的能源供应贡献力量。随着技术的不断进步，电网检修计划的智能化将为电力系统的稳定运行和维护提供更加可靠和高效的解决方案。

参 考 文 献

[1] 高志远 , 姚建国 , 郭昆亚 , 等 . 智能电网对智慧城市的支撑作用研究 [J]. 电力系统保护与控制 , 2015, 43(11): 148-153.

[2] 李德仁 , 姚远 , 邵振峰 . 智慧城市中的大数据 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2014, 39(6): 631-640.

[3] 朱方 , 赵红光 , 刘增煌 , 等 . 大区电网互联对电力系统动态稳定性的影响 [J]. 中国电机工程学报 , 2007, 27(1): 1-7.

[4] 蔡帜 , 张加力 , 丁强 , 等 . 考虑两级协调和分区备用的多区域输电检修计划 [J]. 智慧电力 , 2023, 51(5): 15-22.

[5] 吴蝶 , 曹如中 , 熊鸿军 , 等 . 新文科建设背景下图书情报档案学科数字化转型发展研究 [J]. 图书馆理论与实践 , 2023(2): 12-16, 26.

[6] 张昱 , 吴振峰 . 面向科技情报服务的内容安全关键技术体系研究 [J]. 数字图书馆论坛 , 2024, 20(6): 83-90.

[7] 严驰 . 人工智能时代公共图书馆信息无障碍标准建设探索 [J]. 数字图书馆论坛 , 2024, 20(4): 42-49.

[8] 石栖 , 胡正银 , 王莉晓 . 基于 LDA-WLC 的图情领域学科交叉主题演化分析 [J]. 数字图书馆论坛 , 2023, 19(5): 54-63.

[9] 傅家伟 , 陈峥 , 杨佳圣 , 等 . 基于 AI 技术的电网业务智慧调度分配模型研究 [J]. 粘接 , 2024, 51(8): 176-179.

[10] 朱春宇 . 智能技术在电网智能检修中的应用 [J]. 集成电路应用 , 2024, 41(6): 266-267.

[11] 闻煜峰 , 赵世杰 , 赵玉成 , 等 . 电网设备异常处置智慧助手研究及应用 [J]. 农村电气化 , 2024(8): 53-57.

[12] 凌亮 , 何强 , 熊正勇 , 等 . 基于多层迭代算法的电网检修计划优化方法 [J]. 广东电力 , 2023, 36(2): 84-91.

[13] 买买提 · 瓦热斯 , 王建军 . 基于检修价值评估的电容网检修优化决策方法 [J]. 电工技术 , 2024(S1): 378-380.

[14] 郭子强 , 宋涛 , 郭杰 , 等 . 计及 MCMC 方法的电网概率检修计划指标优化模型 [J]. 电子技术应用 , 2023, 49(10): 15-22.

[15] BROWN T, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[J]. Advances in neural information processing systems, 2020(33): 1877-1901.

[16] HUANG J, CHEN X, MISHRA S, et al. Large language models cannot self-correct reasoning yet[J]. arXiv preprint arXiv:2310.01798, 2023.

[17] LIU X, YU H, ZHANG H, et al. Agentbench: Evaluating llms as agents[J]. arXiv preprint arXiv:2308.03688, 2023.

[18] YE X, YAVUZ S, HASHIMOTO K, et al. Rng-kbqa: Generation augmented iterative ranking for knowledge base question answering[J]. arXiv preprint arXiv:2109.08678, 2021.

[19] GU Y, DENG X, SU Y. Don't Generate, Discriminate: A Proposal for Grounding Language Models to Real-World Environments[J]. arXiv preprint arXiv:2212.09736, 2022.

[20] LI Z, FAN S, GU Y, et al. Flexkbqa: A flexible LLM-powered framework for few-shot knowledge base question answering[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2024, 38(17): 18608-18616.

[21] WANG Y, BERANT J, LIANG P. Building a semantic parser overnight[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). 2015: 1332-1342.

[22] HUANG X, CHENG S, BAO Y, et al. MarkQA: A large scale KBQA dataset with numerical reasoning[J]. arXiv preprint arXiv:2310.15517, 2023.

[23] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies, volume 1 (long and short papers). 2019: 4171-4186.

[24] 田园 , 原野 , 刘海斌 , 等 . 基于 BERT 预训练语言模型的电网设备缺陷文本分类 [J]. 南京理工大学学报 , 2020, 44(4): 446-453.

[25] 孙玉芹 , 肖静婷 , 王海超 . 基于多模型融合的电力运检命名实体识别 [J]. 科学技术与工程 , 2024, 23(36): 15545-15552.

[26] 潘正高 . 基于规则和统计相结合的中文命名实体识别研究 [J]. 情报科学 , 2012, 30(5): 708-712.

[27] 何炎祥 , 罗楚威 , 胡彬尧 . 基于 CRF 和规则相结合的地理命名实体识别方法 [J]. 计算机应用与软件 , 2015, 32(1): 179-185.

[28] 洪宝惜 , 林泽斐 . 基于社会资本理论的华侨华人知识图谱构建与应用 [J]. 数字图书馆论坛 , 2024, 20(5): 35-47.

[29] 胡汗林 , 邓三鸿 . 知识图谱在青铜器数字馆藏建设中的应用 [J]. 数字图书馆论坛 , 2023, 19(4): 1-8.

[30] 叶丁菱 , 牟丽君 , 许鑫 . 基于知识图谱的中医古方交互式检索研究 [J]. 数字图书馆论坛 , 2024, 20(2): 24-33.