

控制压力,影响菜品创新和质量提升^[4]。

需求理解偏差:对科研院所人员的需求特点理解不够深入,缺乏针对性的服务设计。

管理机制待完善:监督管理体系不够健全,缺乏有效的激励和约束机制^[5]。

竞争意识不足:缺乏对外部竞争环境的清醒认识,服务改进动力不足。

5 精细化管控策略与创新路径

5.1 加强监督管理,保障规范运营

园区食堂作为研究所重要的内部福利设施,应当始终坚持公益性、非营利性原则,实行以承包服务为主、有偿服务与经营服务为辅的运行模式。食堂主要服务于本所职工与研究生,其核心目标是通过提升就餐满意度,增强服务效能,实现服务与运营的良性循环。依据《中国科学院院属事业单位食堂建设管理服务标准(试行)》相关要求,研究所应建立健全食堂承包经营机制,并依托食堂监督管理委员会,从管理层面加强对承包方的全过程、多角度监督。重点围绕服务质量、食品安全、价格合理性、就餐环境等关键环节,实施常态化、制度化的监督检查与评估反馈机制,确保食堂管理规范、食品放心、价格透明、环境舒适,持续提升供餐结构,提升饭菜质量与多样性。

食堂应高度重视饭菜品质管理,建立从食材采购、验收、储存到加工制作的全流程质量管控体系,确保食材新鲜、操作规范、出品安全。结合职工与研究生的饮食习惯与营养健康需求,科学制定每周食谱,做到每周更新菜式并提前公示,增强就餐选择的可预期性与合理性。合理搭配高、中、低档菜品比例,适时增设特色小吃、季节套餐等,满足不同口味与经济水平的就餐需要,推动供餐结构向多样化、个性化、营养化方向发展^[7]。

5.3 推进服务人性化,增强就餐满意度

坚持以人为本的服务理念,持续完善食堂服务细节,努力营造温馨、便捷、舒适的就餐氛围。畅通意见沟通渠道,通过线上反馈平台、意见箱、定期座谈会等方式,及时收集就餐者建议并做到有效响应与及时改进。加强食堂员工业务培训与职业素养教育,增强服务意识,推行文明用语、微笑服务,提升服务亲和力,最终打造“品类丰富、质量可靠、分量充足、价格公道”的食堂服务体系,提升整体用餐满意度^[8]。

6 实施保障与预期效果

6.1 组织保障

进一步完善食堂监督管理委员会职责,确保各项改进

措施的有效落实。

6.2 制度保障

进一步完善食堂管理制度体系,建立定期检查、评估、反馈机制,形成闭环管理。

6.3 资源保障

进一步合理配置食堂所需的人力、物力、财力资源,确保改进措施的可行性。

6.4 预期效果

通过系统性改进,预期可实现:整体满意度提升至80%以上;菜品多样化满意度提升至70%;价格合理性认可度提升至60%;就餐频率提升至40%以上。

7 结语

破解“众口难调”的食堂服务难题,需要从管理理念、服务模式、运营机制等多个维度进行系统性创新。本研究通过对中国科学院广州地球化学研究所食堂满意度的深入调研分析,识别了当前存在的主要问题,并提出了针对性的精细化管控策略。研究表明,菜品单一化、价格偏高、服务质量不高等问题是影响满意度的主要因素。通过加强监督管理、优化供餐结构、推进服务人性化等综合措施,有望显著提升食堂服务质量,增强就餐人员的满意度和获得感。未来,还需要建立长效的改进机制,持续关注就餐者需求变化,不断优化服务内容和方式,真正实现从“众口难调”到“众口可调”的转变,为科研工作的顺利开展提供坚实的后勤保障。

参考文献

- [1] 王新.基于学生满意度视角下高校食堂管理对策研究——以江苏电子信息职业学院为例[J].现代食品,2024,(2):225-228.
- [2] 王丽,李洪雷,宁国良,等.基于满意度的高校后勤食堂服务创新研究——以南京医科大学康达学院为例[J].价值工程,2019,(9):12-14.
- [3] 刘润刚,陈钢.高校食堂服务满意度及其提升研究:以常州大学为例[J].常州信息职业技术学院学报,2013,12(2):8-10.
- [4] 刘云.高校食堂服务外包下的风险点探讨[J].就业与保障,2022,(12):14-16.
- [5] 李涛.高校教工食堂食品安全监管策略研究与实施——以长江师范学院为例[J].食品界,2025,(1):114-116.
- [6] 宋庆东,张琨,秦雨婷.提升高校后勤服务质量策略及成效评价[J].服务科学和管理,2025,(4):495-501.
- [7] 蔡梦寥.关于高校食堂服务外包管理的几点思考[J].商业经济,2017,(12):182-184.
- [8] 邵亭亭,谢书玉,王玲.高校教工食堂管理与服务创新探索——基于教工食堂满意度调查的思考[J].现代食品,2020,(19):226-228.

Research on Key Natural Language Interaction Technology for Management of Railway Information Resources

Guoping Zhang¹ Rui Zhang¹ Qingying Lai² Dongfang Zhao³

1. China Railway Information Technology Group Co., Ltd., Beijing, 100038, China

2. Beijing Jiaotong University, Beijing, 100044, China

3. China Railway Information Engineering Group Co., Ltd., Beijing, 100044, China

Abstract

As the digital transformation of the railway industry deepens, operational information resource services are undergoing a profound shift from traditional manual communication and static reporting to intelligent, real-time systems. This paper addresses challenges in the field such as low query efficiency, semantic comprehension difficulties, and poor system adaptability by proposing an intelligent technology framework based on natural language interaction. The system integrates core technologies including intent recognition, semantic retrieval (RAG), and dual-channel query generation to create a closed-loop system capable of rapid semantic understanding and efficient query execution for multi-source heterogeneous data. Experimental results demonstrate that the system achieves 96.2% intent recognition accuracy, 94.5% successful SQL generation execution rate, and an average response time under 2 seconds on real business datasets, significantly outperforming traditional template matching solutions. This research not only provides a viable technical pathway for railway information resource management but also offers valuable reference for enterprise-level applications through its “template-first, LLM fallback” dual-channel architecture and continuous optimization mechanism.

Keywords

natural language interaction; railway operational information resources; RAG; intent recognition; LLM; SQL generation;

面向经营类铁路信息资源管理的自然语言交互关键技术研究

张国平¹ 张锐¹ 赖晴鹰² 赵东方³

1. 中国铁路信息科技集团有限公司, 中国·北京 100038

2. 北京交通大学, 中国·北京 100044

3. 中铁信息工程集团有限公司, 中国·北京 100044

摘要

随着行业数字化转型的不断深入, 经营类铁路信息资源服务模式正经历从传统人工沟通与静态报表向智能化、实时化的深刻变革。本文针对该领域存在的查询效率低、语义理解难、系统适应性差等问题, 提出了一种基于自然语言交互的智能技术体系。该体系通过融合意图识别、语义检索 (RAG)、双通道查询生成等核心技术, 构建了一个能够对多源异构数据进行快速语义理解与高效查询执行的闭环系统。实验结果表明, 本系统在真实业务数据集上的意图识别准确率达到96.2%, SQL生成执行成功率达94.5%, 平均响应时间低于2秒, 显著优于传统模板匹配方案。本研究不仅为铁路信息资源管理提供了可行的技术路径, 其“模板优先, LLM回退”的双通道架构与持续优化机制, 对同类企业级应用也具有重要的参考价值。

关键词

自然语言交互; 经营类铁路信息资源; RAG; 意图识别; LLM; SQL生成

【基金项目】中国铁路信息科技集团有限公司科技研究开发计划课题《信息公司经营类铁路信息资源共享及分析关键技术研究》研究成果。(项目编号: WJZG-CKY-2024022 (2024N10))。

【作者简介】张国平 (1979-), 男, 中国山西吕梁人, 硕士, 高级工程师, 从事企业规划改革、经营管理、铁路信息化规划和项目管理研究。

1 引言

在数字经济时代, 数据已成为企业经营决策的核心资产。对于铁路行业而言, 管理与运营各类信息资源 (如计算、存储、网络、算力资源) 的重要性日益凸显。为区分服务对象, 本文明确界定“经营类铁路信息资源”为面向行业关联单位及外部客户的、可经营化的信息资源集合。

与内部信息资源不同, 经营类信息资源服务的客户群

体多元化、需求多样且变化快，对服务响应速度、准确性和便利性提出了更高要求。然而，传统依赖人工沟通与定制化报表的管理方式，存在沟通成本高、响应效率低、技术依赖性三大固有局限性，已无法适应高效服务的需求。

近年来，自然语言处理（NLP）技术的突破，特别是大语言模型（LLM）的兴起，为构建直观的数据查询交互模式提供了可能。尽管科技巨头已在企业管理平台中初步尝试自然语言交互，但在高效响应、多样性需求适配与持续迭代方面仍面临挑战。因此，本文聚焦于经营类铁路信息资源管理领域，旨在探索自然语言交互关键技术的应用实践，并研究如何通过先进的 NLP 技术有效提升行业信息资源的查询与管理效能，优化业务决策过程。

2 自然语言交互技术应用现状

当前，自然语言处理技术在互联网搜索引擎、智能客服、智能助手等领域已广泛应用，但在经营类铁路信息资源管理中仍然处于探索阶段。大型科技企业如 Google、微软、阿里巴巴等已初步尝试在企业管理平台中应用自然语言交互技术，但实际落地效果尚需进一步优化，尤其是在高效响应、多样性需求适配以及持续迭代优化方面仍存在较大挑战。

具体来说，经营类铁路信息资源涉及广泛的数据类型，包括项目信息、审批信息、硬件信息、软件信息、运维信息、财务资产折旧信息、合同信息等多种类别，各类资源的查询方式和指标要求各异。传统的查询与统计方式往往依赖预定义的报表或人工查询，无法及时满足用户的个性化和多样化需求，因此迫切需要一种灵活、便捷的查询交互方式。

以电信 IDC 行业为例，IDC 通常为客户提供多样的信息资源，包括机柜、云主机、存储设备、网络带宽和算力资源等。客户群体广泛且需求多样，如电商客户需要资源快速弹性伸缩，金融客户要求数据高级别安全保障与快速查询，政府客户则注重稳定性与合规管理。这些需求复杂且多样，使得传统人工模式难以高效满足。因此，电信 IDC 已经逐步探索使用自然语言处理和智能交互技术，以提升客户服务的灵活性和响应速度。

3 核心关键技术实现方法与原理

3.1 系统总体架构

本文提出的自然语言交互系统采用分层解耦设计，其总体架构如图 1 所示，由五个核心层次构成：

用户交互层：作为系统门户，接收自然语言查询并返回结构化数据或交互引导。

意图理解层：系统智能核心，通过 RAG 与 LLM 协同，精准解析用户意图与实体。

智能查询生成层：担任“翻译官”，将语义结果转化为安全、可执行的结构化查询。

数据服务层：通过统一数据中台网关，封装并访问多源异构数据。

持续优化层：构建“采集 - 分析 - 训练 - 更新”闭环，驱动系统自我演进。

该架构自上而下逐层解析，自下而上逐层支撑，形成了一个完整的智能闭环。



图 1 系统总体架构图

3.2 用户意图理解

意图理解层直接决定了系统认知用户需求的准确度。为应对表达多样性与意图集中性矛盾、多源异构数据统一映射及对话连续性三大挑战，本系统构建了如图 2 所示的五阶段处理流程。

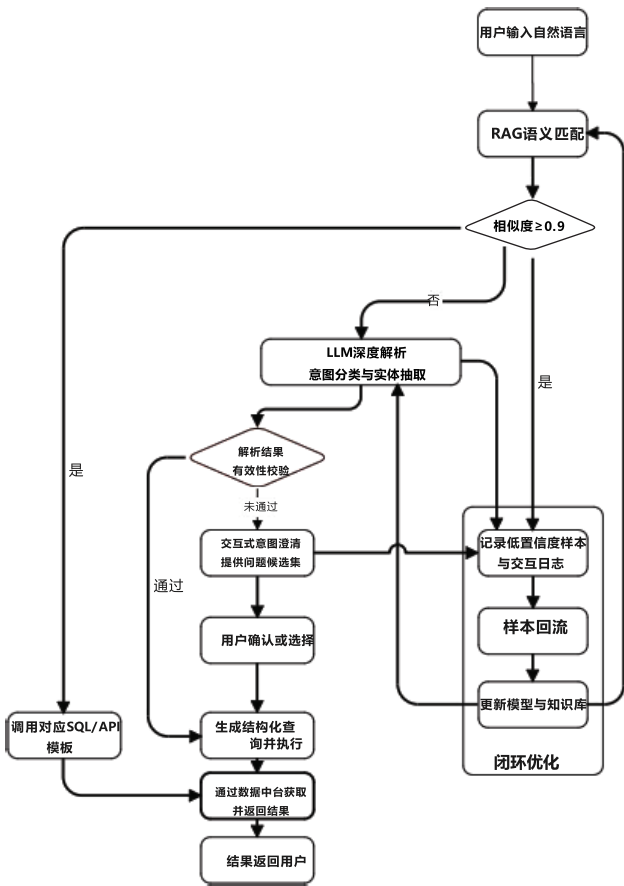


图 2 用户意图理解流程图

典型问句语义嵌入与 RAG 匹配增强：利用 bge-m3 模型构建语义向量库。设定相似度阈值为 0.9（基于精确率 - 召回率曲线分析，该值可实现 95% 以上的精确率与高召回

率的平衡），命中后直接调用对应 SQL 模板或 API。

语言模型深度推理与语义解析：未命中 RAG 时，启用 Qwen2.5-14B-Instruct 模型进行意图分类（如“明细筛选”、“趋势分析”、“排名对比”等）与实体抽取（如资源类型、指标字段、时间区间等），并与业务术语库联动实现表达规范化。

结构化提示与上下文引导：设计任务型 Prompt，并动态注入由 ConversationBufferMemory 维护的上下文，使模型具备多轮对话能力。

样本增强与模型持续微调：基于历史语料生成变体，并利用 QLoRA 技术对模型进行领域自适应微调。

交互式异常处理与闭环优化：对低置信度输出，启动澄清机制或推荐相似问句候选集，并将所有案例回流至优化层。

3.3 智能查询生成与数据接口

承接意图理解的结构化结果，本模块采用“模板优先，LLM 回退”的双通道融合机制（如图 3），以兼顾效率与灵活性。

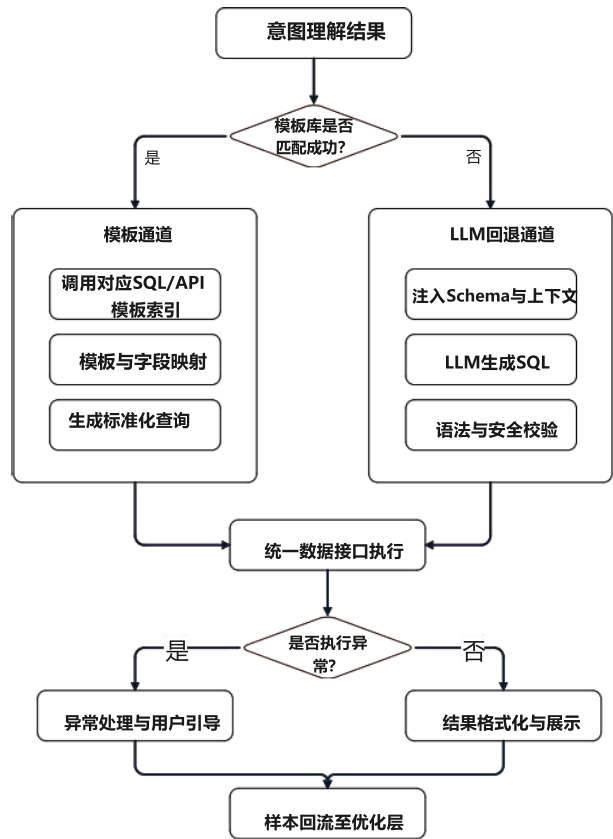


图 3 智能查询生成与执行流程图

模板匹配与注入执行路径：根据“意图类型 + 资源类型”索引模板库，通过字段映射表生成标准化查询。此路径响应快、确定性高。

LLM 回退生成与安全保障路径：将语义结构、上下文及 DB Schema 注入 LLM 动态生成 SQL，并执行严格的语法与字段校验，防范安全风险。

统一数据访问与结果格式化：通过数据虚拟化接口执行跨源查询，并根据意图自适应地选择表格、图表等形式展示结果。

异常处理与闭环优化：执行异常触发容错策略，所有失败案例回流至优化层，用于扩充模板与优化模型。

3.4 持续优化机制

本机制是系统保持长期生命力的核心，其架构如图 4 所示，形成一个自治闭环。

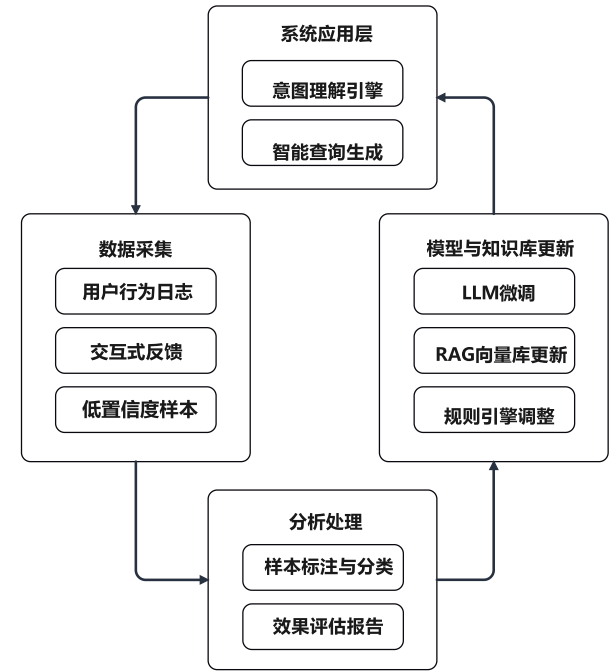


图 4 持续优化机制架构图

闭环数据采集：自动记录全链路交互日志、主动收集用户反馈、识别低置信度样本。

RAG 语义知识库动态演进：周期性评估并更新向量库，引入高频新问句，并通过语义变体增强技术提升覆盖率。

LLM 定向微调与 Prompt 优化：基于高质量故障样本集，使用 QLoRA 对模型进行增量训练；通过 A/B 测试迭代优化 Prompt 模板。

规则体系动态配置：对字段映射、业务规则等实行版本化与热更新管理，提升业务适应性。

4 实验与结果分析

为验证本系统的有效性，我们设计了如下实验。

4.1 实验设置

数据集：使用集团内部脱敏后的历史查询日志，共 15,800 条问答对，按 8:1:1 划分为训练集、验证集和测试集。数据覆盖资源查询、财务分析、运维监控等 6 大业务场景。

基线模型：

基线 1（纯模板）：仅使用模板匹配的传统方式。

基线 2（纯 LLM）：使用 Qwen2.5-14B-Instruct 进行端到端 SQL 生成，无 RAG 与模板。