

大语言模型支持的人机对话系统优化

段喜楠

武昌职业学院, 湖北 武汉 430000

摘要: 大语言模型在人机对话系统应用中提升交互质量产生重要推动作用。针对对话系统在语义理解, 意图识别与对话管理方面存在问题, 构建多维度优化框架改进系统核心模块。深度学习与规则相结合优化语义理解能力, 多模型融合提升意图识别精度, 分层强化学习增强对话管理水平。系统优化后性能指标显著改善: 语义理解准确率提升 15.2%, 意图识别精度提高 17.8%, 响应时延降低 45.9%。业务实践中智能客服场景用户满意度达 90.2%, 满意度调研场景达 91.8%, 信息核实场景达 88.5%。优化框架涵盖语义理解, 意图识别, 对话管理, 防护机制与交互模式等维度, 显著提升系统在复杂场景下适应能力。优化方案为高质量人机对话系统建设提供创新技术路径, 推动对话系统智能化进程。

关键词: 大语言模型; 人机对话; 语义理解; 意图识别; 对话管理; 系统优化

引言

人机对话系统作为智能化服务重要支撑, 在智能客服与智能助手等应用场景发挥核心作用。大语言模型技术发展带动对话系统智能化水平提升, 交互体验获得质的飞跃。实际应用中对话系统面临语义理解不准确, 意图识别偏差与对话策略单一等难题。系统性能提升需要多维度优化, 语义理解模块亟需提升上下文把握能力, 意图识别要增强场景适应性, 对话管理需要更灵活交互策略。基于大语言模型特点, 对系统核心模块进行深度优化, 构建自适应对话框架, 完善防护机制, 提升交互体验。多维度优化策略对增强人机对话系统实用性具有重要意义。

1 大语言模型人机对话系统的基础架构

大语言模型人机对话系统采用五层架构设计, 自下而上包括基础服务层与接入层、逻辑控制层与管理层及应用层。基础服务层集成语音识别合成与大语言模型推理等核心服务, 通过 API 形式提供标准调用接口, 接入层处理

多渠道输入信息, 负责协议解析与数据预处理及权限控制, 逻辑控制层作为系统大脑, 整合对话管理与意图识别及情感分析等功能模块, 控制对话流程的完整性, 管理层实现话术配置与防护策略设置及数据可视化等运营功能。应用层面向具体业务场景提供服务能力, 支持智能客服与满意度调研及信息核实等多种应用, 系统各层级通过异步消息机制实现通信, 保证数据流转高效可靠, 此架构设计充分考虑了系统扩展性与业务适应性, 能快速响应不同场景需求变化, 支持灵活的业务定制, 通过分层解耦, 各模块独立演进, 既保证系统稳定性, 又便于持续优化升级^[1]。

2 人机对话系统的多维度优化策略

2.1 语义理解模块优化

语义理解模块采用深度学习与规则相结合的优化方案, 通过引入大语言模型预训练技术, 构建双向编码结构, 提升系统对上下文语义的捕获能力。在实际应用中, 系统首先对用户输入进行多层次分词处理, 结合业务场景特点建立专有词典, 提高特定领域词汇的识别准

确率，在模型训练阶段，利用领域数据进行微调，增强对特定场景用语的理解能力，语义向量计算采用注意力机制加权聚合方法：

$$V = \sum(\alpha_i * h_i), \alpha_i = \text{soft max}(W * h_i) \quad (1)$$

其中 V 为最终语义向量， h_i 为隐层状态， α_i 为注意力权重。在实际应用中，针对不同对话场景独立训练语义理解模型，采用知识蒸馏技术将通用语义理解能力迁移至特定领域，同时建立语义标注语料库，通过人工智能与人工审核相结合方式持续扩充训练数据^[2]。系统上线后，引入主动学习机制，将识别错误或置信度较低的样本进行人工标注后补充到训练集，实现模型能力的持续提升，在槽位提取环节，结合命名实体识别技术，提取对话中的关键信息，为后续对话管理提供基础支撑。

2.2 意图识别精度提升

意图识别模块通过多模型融合策略实现精度优化，系统实现了一套动态权重的模型融合框架，根据不同场景下各模型的历史表现自动调整融合权重，提高识别准确率，系统集成 TextCNN 与 BERT 等多个基础模型，针对不同类型的表达方式选择最优识别路径^[3]。在特征工程层面，除文本特征外，融合用户画像与历史行为等多维度特征，为提升实时处理效率，系统采用双层缓存架构，频繁出现的意图识别结果直接从缓存获取，意图分类采用层次化设计，通过粗粒度到细粒度的逐层识别降低错误率，模型训练采用马尔可夫决策过程：

$$R(s, a) = \sum P(s' / s, a) [r(s, a, s') + \gamma V(s')] \quad (2)$$

其中 s 表示对话状态， a 为系统动作， r 为即时奖励， γ 为折扣因子。基于真实用户交互数据，建立意图标签体系，将常见意图划分为 19 个类别，包括询问与确认及拒绝等，针对多轮对话场景，引入上下文特征增强意图识

别准确性，同时设计意图冲突检测机制，当检测到意图识别结果与上下文不符时触发二次确认流程。

2.3 对话管理策略优化

对话管理策略优化围绕交互流畅性与目标达成率展开，通过多维度优化提升系统性能，基于状态追踪技术，构建对话状态网络，实时更新用户意图及情感倾向等状态信息，为动态调整对话策略提供基础支撑。在话术策略设计方面，系统针对不同对话阶段设计差异化的话术策略，覆盖开场与引导以及核实与结束等环节，同时建立动态话术模板库，从历史对话数据中提取高转化率的话术模式并根据用户画像选择合适的表达方式。针对复杂对话场景，系统采用多级决策树结构，基于用户反馈动态调整对话策略，通过历史对话数据分析识别高频交互路径，预置快速响应方案，并为不同业务场景构建专属知识库。在异常处理与情感调节方面，系统设计了完整的防呆机制及话题重定向策略，确保对话不会陷入死循环；同时引入情感识别模块，当检测到用户情绪波动时，自动切换到安抚策略，采用更温和的语气及表达方式。这种多维度的优化策略使系统能够灵活应对各类对话场景，保持对话的连贯性及目标导向性，通过动态调整及个性化配置，显著提升了系统的交互质量及业务效果^[4]。

2.4 系统防护机制增强

系统防护机制的增强主要从交互安全与系统稳定性两个维度展开。在交互安全层面，构建了多层级的防护体系，包括对话内容安全审核、敏感信息识别过滤及用户行为监控等。通过部署基于深度学习的内容安全审核模型，系统可自动识别并过滤违规信息，结合人工审核机制持续优化识别规则。针对敏感信息保护，采用动态脱敏技术，根据不同业务场景配置差异化的脱敏规则，自动识别并处理涉及个人隐私的内容。在系统稳定性保障方面，通过设置

动态的访问频率限制和二次验证机制，有效防止恶意调用，同时建立了分级的IP管控策略，对异常IP地址实施临时或永久封禁。针对不同场景的特殊防护需求，系统支持场景化的防护策略配置，如在智能客服场景中加强敏感信息识别与情绪识别能力，在营销场景中强化反垃圾信息过滤与话术管控。此外，系统还建立了完整的监控与反馈机制，通过收集分析用户投诉数据和安全隐患发生率，持续评估和优化防护规则，形成闭环的防护体系，为对话系统的安全稳定运行提供有力保障^[5]。

2.5 交互模式优化

交互模式优化着眼于构建灵活多样的人机交互方式，提升对话系统的适应性与交互效率。系统实现交互模式的动态切换机制，根据用户特征与场景需求，在指令式、引导式及开放式等交互模式间智能转换。指令式交互适用于明确任务型对话，系统通过结构化的指令模板规范用户输入，提高交互精确度。引导式交互针对复杂业务场景，系统主动引导用户逐步明确需求，降低交互难度。开放式交互支持自由对话流程，系统根据上下文动态调整响应策略。交互模式配置中心实现场景化的交互策略管理，针对不同业务场景预置交互模式组合。系统构建交互模式知识库，包含模式特征、适用条件及转换规则等关键信息。动态规划引擎基于用户反馈信号，实时评估当前交互模式的效果，触发模式切换决策。交互流程优化模块通过简化操作步骤，合并相似交互环节，优化交互路径，提升对话效率。系统设计差异化的交互界面模板，支持多样化的信息呈现方式。结构化信息采用表格与列表等格式展示，提升信息的可读性。复杂信息通过分步骤展示，降低用户认知负担。系统支持富媒体交互元素，在文本对话基础上融合按钮与选项卡等交互组件，增强交互的直观性与便捷性。交互模式优化框架引入交互意图预测机制，系统通过分析用户历史行为模式，预判用户可能的交互需

求，提前准备响应策略。交互时序管理模块控制信息展示节奏，确保交互过程的连贯性。系统通过交互模式的智能调控与界面优化设计，构建适应性强与效率高的人机交互体系，推动对话系统向更智能化方向发展。

3 系统优化效果评估

3.1 系统性能评估

系统性能评估采用多维度指标体系，包括准确性与效率性及资源利用三个维度，准确性评估主要针对语义理解及意图识别能力，通过人工标注的测试集进行验证；效率性评估重点关注系统响应时延及并发处理能力，采用压力测试方法模拟真实应用场景；资源利用评估则从CPU使用率及内存占用两个指标进行衡量。评估过程中，采用标准化的测试环境及统一的测试数据集，确保测试结果的可比性及可重复性，通过持续一个月的系统测试，收集了大量性能数据，形成如下评估结果（如表1）：

表1 系统技术性能优化效果

场景类型	平均对话轮次	交互完整率(%)	目标达成率(%)	用户满意度(%)
智能客服	3.2	92.5	88.6	90.2
信息核实	4.1	94.8	91.2	88.5
满意度调研	3.8	96.2	93.5	91.8
销售推广	5.3	89.4	85.7	86.3

注：提升幅度中“+”表示性能提升，“-”表示数值下降

基于评估数据的深入分析表明，系统优化效果显著超出预期目标，特别是在并发处理能

力方面，通过算法优化及资源调度策略改进，系统支持的并发用户数从原来的 180 提升至 420，为大规模商业部署奠定了坚实基础。同时响应时延的大幅下降及资源占用的显著减少，也证实了优化方案在提升系统效率方面的有效性，这些改进不仅提升了系统的整体性能，也降低了运营成本，具有显著的技术及经济价值。

3.2 对话质量与业务效果分析

对话质量与业务效果的评估采用定量与定性相结合的方法，通过用户反馈与对话日志分析及业务目标达成情况等多个维度进行综合评估，评估团队随机抽取了四个典型业务场景下的 10000 组对话样本，从对话轮次与交互完整性以及目标达成率与用户满意度四个维度进行深入分析。同时通过问卷调查及用户访谈，收集了大量 qualitative 反馈，为系统优化提供了有价值的参考信息，经过为期三个月的数据收集及分析，得出如下评估结果（如表 2）：

表 2 对话质量与业务效果评估

评估指标	基础版 本	优化后版 本	提升幅 度
语义理解准确率 (%)	82.3	94.8	+15.2%
意图识别精度 (%)	78.5	92.5	+17.8%
平均响应时延 (ms)	850	460	-45.9%
CPU 使用率 (%)	75	55	-26.7%
内存占用 (GB)	12.5	8.5	-32.0%
并发处理能力 (QPS)	180	420	+133.3%

深入分析评估数据发现，系统在不同场景下表现出显著的差异性特征，满意度调研场景因其结构化程度高与对话流程清晰，取得了最好的效果，用户满意度达到 91.8%，而销售推广场景由于涉及复杂的说服及转化过程，平均对话轮次较多，各项指标相对较低。这种差异性反映了不同业务场景对系统能力的差异化需求，为下一步针对性优化提供了明确方向，通过对用户反馈的质性分析，发现系统在处理多轮复杂对话时的连贯性及上下文理解能力还有提升空间，这将是未来优化的重点方向之一。

结语

多维度优化策略提升大语言模型支持的人机对话系统性能。系统在语义理解准确率，意图识别精度与响应时延等技术指标实现突破。智能客服与满意度调研等结构化场景中应用效果突出。防护机制保障系统安全稳定运行，优化框架提升环境适应能力，交互模式创新增强用户体验。未来优化方向聚焦复杂场景理解，场景化对话生成与个性化交互体验三大方向。重点突破多轮对话连贯性，交互策略灵活性与场景适应性等关键技术，提升营销推广等复杂场景应用水平。相关优化成果推动人机对话系统实现更智能与更自然交互。

参考文献

- [1] 陶锋, 刘星辰. 从人机对话到人机交往——人工智能大语言模型的哲学反思[J]. 社会科学战线, 2024(5): 188-199.
- [2] 王冬晨, 马宁, 赵强强, 等. 基于大语言模型的人机对话处理方法及装置, 2025, 04:28-34.

[3] 郭欢, 石岩松, 吴桐, 卫艺冉, & 范作阳. (2024). 大语言模型在 ros 机器人语音交互上的实践与应用. 微型计算机, 2024: 3-10.

[4] 刘星宇, 王志强, 刘立, 等. 一种基于分布式表示模型困惑度的人机对话方法与系统: 2025-04-27.

[5] 李伟通, 皮德常. 基于统计学习的自然语言对话系统的设计与实现[J]. 微计算机应用, 2008, 29(7): 9-13.