

# 基于自然语言处理的智能问答系统优化研究

刘草

福建宏天信息产业有限公司, 福建省福州市, 350000;

**摘要:** 随着自然语言处理技术的不断演进, 智能问答系统已成为构建高效人机交互的重要形式之一。该系统通过理解用户问题语义, 实现高质量的信息检索与生成响应, 在政务服务、在线教育、客户支持等领域展现出广泛应用潜力。然而, 受限于意图识别不准确、答案生成逻辑薄弱、系统反馈机制不完善等因素, 现有问答系统在复杂语境下仍存在性能瓶颈。本文围绕智能问答系统的结构组成与处理流程, 深入探讨意图识别、答案生成等关键环节的优化路径, 提出一套面向实际场景的改进策略。通过原型系统搭建与性能测试, 对不同模块的改进效果进行了对比评估, 验证了优化方案在准确率、响应时间与用户满意度等指标上的有效提升。研究成果为智能问答系统在复杂语义环境下的稳健运行与实用落地提供了理论与技术支持。

**关键词:** 自然语言处理; 智能问答; 意图识别; 答案生成; 系统优化

**DOI:** 10.69979/3060-8767.25.05.091

## 引言

智能问答系统作为自然语言处理技术的重要应用, 正逐步成为人工智能领域关注的研究焦点。其核心目标是使机器能够理解用户提出的问题, 并提供准确、自然且高效的回答, 从而实现类人化的人机交互体验。相比于传统的信息检索方式, 问答系统能直接返回目标信息, 显著提升信息获取效率, 尤其在智能客服、在线医疗、智慧政务等应用中发挥着关键作用。

近年来, 深度学习模型在语义建模方面取得显著突破, 尤其是基于 Transformer 架构的预训练语言模型为问答系统提供了坚实的技术基础。然而, 面对开放领域、多轮对话与语义模糊等复杂场景, 当前系统在理解意图、生成答案与维持对话上下文等方面仍存在显著短板。一些系统难以准确判别用户意图, 或在生成内容中出现冗余、答非所问等现象, 影响整体交互质量。

针对上述问题, 研究者尝试在系统结构、处理流程与模型算法等层面展开优化, 如增强意图识别准确率、融合多源知识图谱、改进答案生成逻辑等路径。本文将在分析现有系统架构与关键模块的基础上, 聚焦于问答系统的优化设计与实验评估, 力图构建一套在实际应用中表现稳定、用户体验良好的改进方案。

## 1 智能问答系统的结构与关键技术

### 1.1 系统架构组成

智能问答系统的整体架构通常包含输入理解模块、

核心处理模块、答案生成模块与反馈输出模块, 各部分协同配合, 构成完整的信息闭环。在用户发起提问后, 系统需先通过输入理解模块对语句进行分词、实体识别与语义分析, 从而确定问题类别与表达方式, 为后续处理提供基础语义信息。

核心处理模块是问答系统的技术核心, 主要完成问题匹配与答案检索、上下文建模与响应规划等任务。在该过程中, 系统需从预设知识库或在线资源中检索最相关的信息, 并结合上下文对用户意图进行进一步判断与细化处理。对于开放域问答, 还需判断问题是否属于事实类、推理类或意见类, 以选择最合适的处理路径。

答案生成模块分为两类实现路径: 一类为检索式问答, 通过匹配已有文本片段作为答案输出; 另一类为生成式问答, 基于自然语言生成模型直接生成自然语言回复。在多轮对话场景中, 还需引入上下文跟踪机制, 确保回答内容与前文一致。

反馈输出模块则将生成结果格式化呈现, 包括文本输出、语音合成、图文联动等形式, 提升用户体验。部分系统还配备用户反馈接口, 用于采集满意度信息并回传优化系统表现, 实现持续学习与调整。

智能问答系统虽在表现形式上各异, 但其底层结构基本遵循“理解—处理—生成—反馈”的逻辑链, 技术瓶颈多集中于“处理”环节, 亦即系统是否真正“理解了问题”并做出“有逻辑的回答”。

### 1.2 主要技术流程与模块分析

问答系统的关键处理流程可划分为四大模块：问题解析、语义匹配、知识检索与答案生成。每个模块都对应特定技术支撑，且在实际运行中彼此依赖、相互牵制。

问题解析阶段需解决“问的是什么”这一核心任务，主要涉及分词、词性标注、命名实体识别（NER）、意图分类与槽位提取。近年来 BERT、RoBERTa 等预训练模型被广泛应用于该环节，在中文语义理解任务中取得良好效果。意图分类通常通过 softmax 层结合交叉熵损失函数进行训练，槽位提取则常采用 BIO 标注策略并借助条件随机场（CRF）提升序列标注精度。

语义匹配模块负责衡量用户问题与知识库中已有问句或条目的相似度。传统方法依赖 TF-IDF、BM25 等稀疏向量模型，近年来则更多采用双向编码器模型进行深度语义建模，如 Siamese-BERT 结构，通过共享权重的双塔网络实现句对语义对齐。

知识检索是构建响应内容的基础。部分系统基于结构化知识库进行查询（如知识图谱），另一些系统则使用非结构化文本语料库进行检索。对于后者，向量化表示与相似度计算是关键，如 FAISS 库支持高效向量索引与最近邻搜索，可显著提升系统响应速度。

答案生成阶段决定了问答系统是否“会说话”。检索式系统多依赖规则模板或已标注答案；生成式系统则使用 Seq2Seq、Transformer、GPT 等语言生成模型，根据问题上下文动态生成回复。后者在应对复杂问题与个性化需求方面更具优势，但也面临语义漂移、内容冗余等挑战。

整体流程中，模块间数据传递精度对系统性能影响显著。任一环节的信息损失或错误识别都可能导致最终回答失真。因此，系统优化往往采取“弱环节补强”策略，即优先提升误差易发模块的稳定性与鲁棒性，以实现整体性能的提升。

## 2 核心处理机制优化策略研究

### 2.1 意图识别与问题分类优化

意图识别是智能问答系统中理解用户需求的关键步骤，其准确性直接影响后续答案的相关度与生成质量。传统方法多基于规则模板匹配与关键词提取，但在面对语义模糊、表达多样的问题时，效果有限。当前主流研究更倾向于采用深度学习模型构建意图识别分类器，通过引入上下文建模与多任务学习提升泛化能力。

在模型选择方面，双向 Transformer 结构因其具备

良好的上下文感知能力而被广泛应用。以 BERT 为基础的意图识别系统通过预训练加微调方式，可快速适配多领域任务。针对多轮对话中的意图漂移问题，还可引入对话历史编码模块，将上一轮或多轮对话内容嵌入当前模型输入，使系统具备更强的上下文追踪能力。

优化训练数据组织方式也是提高分类准确率的重要手段。在样本构建过程中，通过引入同义表达、多轮语境、领域特征等因素，构建更贴近实际应用的训练语料。同时，对于训练集中类别不均衡问题，可通过过采样、合成数据等方式缓解偏差风险。

多标签分类策略在多意图并存的复杂问句中效果更优。通过设计复合损失函数，模型可对用户的多重需求进行并行识别。例如，对于“我想查快递并取消订单”这类复合意图问题，系统可同时识别出“物流查询”与“售后操作”两类意图，并据此选择不同的答案生成路径。

意图识别优化的核心在于提升模型的语义理解能力与上下文感知能力，同时结合业务场景定制化训练数据组织方式，为问答系统后续模块提供准确、细致的问题类型标签。

### 2.2 答案生成机制优化

在当前智能问答系统中，答案生成机制可分为检索式与生成式两类，各有优劣。检索式问答通过匹配问题与已有问题-答案对，实现高效稳定的响应输出；生成式问答则基于自然语言生成模型构造回答，更具灵活性与语义丰富性。不同场景对答案生成方式的选择与优化策略也有所不同。

检索式问答系统的优化重点在于匹配精度与结果排序机制。使用向量表示后可借助深度语义匹配模型，如 DSSM 或 Siamese 网络结构，将输入问题与答案库中的问题进行高维度语义对比。为进一步提高匹配质量，还可引入问题重写机制，对原始输入进行标准化与结构化处理，使其更接近已有答案语料结构，从而提升命中率。

生成式问答系统依赖于 Seq2Seq 结构或 Transformer 类模型进行端到端回答构建。优化目标主要集中在语言自然度、语法准确性与信息完整性方面。引入指针机制（Pointer-Generator）与覆盖机制（Coverage）是提高生成式模型输出质量的有效方法，前者支持答案中准确引用输入内容，后者可减少重复片段的产生。此外，

通过增加对话状态追踪器，还可强化系统对上下文信息的把握能力，使生成回答更加连贯。

为平衡两者优点，部分系统采用“检索-生成混合”架构。即系统先根据输入问题从答案库中检索出若干高相关语句，再将其作为上下文输入生成模块，由语言模型根据语境重构答案。该方式不仅保留了检索式的稳健性，还具备一定语言生成能力，在实际应用中表现出更高的用户满意度。

在实际部署中，检索式问答更适用于知识明确、结构固定的服务场景，如电商客服、银行业务问答等；而生成式问答则适合用于需要个性化回复或自由度较高的场景，如教育咨询、智能助手等。系统优化需结合应用需求，合理配置生成机制，确保回答既准确又具有交互性。

### 3 系统性能评估与实际应用案例分析

#### 3.1 实验对比与评估指标设计

为了验证所提出优化策略对问答系统整体性能的提升效果，本文构建了一个原型系统，并基于真实业务语料库开展实验测试。测试系统分别集成传统关键词匹配型问答模块、检索式语义匹配模块，以及结合生成式模型的混合型问答模块，通过多维度对比分析评估优化效果。

评估指标设计方面，本文综合采用准确率（Accuracy）、BLEU 分数、平均响应时间、用户满意度四项指标。准确率用于衡量答案内容与标准答案之间的一致性，BLEU 分数评价生成式回答的语言自然度与可读性，平均响应时间反映系统运行效率，用户满意度则通过模拟用户反馈打分（1~5 分）进行采集。

实验数据来源于某在线服务平台的真实问答日志，经脱敏处理后形成包含约 2 万条问题-答案对的语料库，覆盖物流、支付、订单等多个服务主题。所有模型在相同训练集上训练，测试集覆盖随机抽样问题，并通过人工审核确认标准答案。

测试结果显示，融合式问答系统在准确率方面优于纯检索式与纯生成式系统，准确率提升约 8.7%；BLEU 分数方面也略高，说明其语言组织能力更优；而在平均响应时间上略高于纯检索式系统，但仍在可接受范围内。用户满意度方面，融合系统得分明显更高，用户普遍反馈“回复更自然、信息更贴切”。

该实验结果表明，结合语义识别与语言生成的混合

问答策略，能在保证信息准确性的前提下显著优化用户体验，是未来问答系统的可行方向。

#### 3.2 场景应用与系统反馈分析

在原型系统搭建完成并通过初步评估验证之后，进一步在某电商企业客服中心进行了为期两周的试点部署。系统接入真实客户对话场景，包括文本输入、多轮互动、用户纠错等复杂语义情境。应用场景涵盖订单状态查询、售后进度反馈、物流追踪、发票开具等具体业务模块。

试点期间，共接待用户提问约 6.8 万次，其中 70% 为单轮问答，30% 涉及多轮对话。系统对所有请求进行日志记录与响应结果标注，便于后期性能分析。技术团队同步收集用户点击行为与主动评价数据，对系统交互效果进行定量评估。

结果发现，在问题清晰、语句规范的场景下，问答系统表现稳定，准确率超过 91%；但在用户输入语义模糊或包含多义词的情况下，系统准确率有所下降，需依赖上下文追踪模块加以纠偏。生成式回答在面对开放式问题时表现优于固定答案检索，尤其在售后解释类、流程说明类问题中更具交互优势。

用户反馈数据显示，大多数用户对系统的“响应及时、语气自然”表示认可，部分用户提出“对模糊问题仍需人工介入”的建议。试点结果表明，智能问答系统在标准化服务流程中的确可以分担大量重复劳动，提高服务效率，但在非结构化场景中仍需优化其语义理解与应变能力。

在知识更新方面，为应对规则变化、产品调整等引发的“冷知识”问题，系统设计了周期性知识库刷新机制，由业务侧提供结构化更新接口，结合自然语言到结构数据的转写模块，实现知识自动部署。这种机制有效缓解了人工维护压力，并显著降低了因“旧知识”误答而引发的用户负面反馈。

智能问答系统在标准场景下已具备较强实用性，在复杂语言环境中仍需持续打磨语义理解与对话管理能力。借助系统反馈数据的精细分析，未来应进一步建立模型微调与场景适配的迭代机制，为问答系统实现真正“懂业务、会说话、能应变”的目标提供坚实支撑。

#### 4 结语

智能问答系统作为自然语言处理技术的重要落地

形态,已在多个行业场景中展现出显著的应用价值。本文围绕系统结构、处理流程与关键模块展开分析,并在意图识别与答案生成两个核心环节提出针对性的优化策略。通过实验对比与实景应用,验证了融合语义建模与生成机制的系统在准确性、自然度与用户满意度等方面全面提升。

研究表明,构建高效的问答系统不仅依赖于先进的语言模型,更需要深度结合实际应用场景中的语义复杂性、用户行为习惯与服务逻辑需求。系统设计应注重数据质量、算法迭代与交互反馈之间的协同作用,才能实现长期可持续的优化。

未来,智能问答系统的发展将进一步依赖多模态融合、跨语言迁移与强化学习等新兴技术的介入,在支持更加复杂对话任务的同时,提升系统的自适应能力与容错能力。与此同时,如何平衡自动化效率与人性化服务,也将成为问答系统持续演进中亟需关注的关键议题。

## 参考文献

- [1] 沈庆超,李行健,姜佳君,等. 智能问答系统逻辑推理测试[J/OL]. 软件学报,1-20[2025-07-31].
- [2] 谭平,刘惠娜,韦昌法. 融合大语言模型与知识图谱的抑郁症中西医结合智能问答系统构建研究[J]. 上海中医药杂志,2025,59(07):1-10.
- [3] 姬小川,应天和,王枭雄,等. 基于知识图谱的程序设计知识检索与智能问答系统研究[J]. 智能计算机与应用,2025,15(07):186-193.
- [4] 曹鹏晖,周小平,王雨康,等. 大模型与数据治理协同的BIM智能问答研究[C]//中国图学学会土木工程图学分会,《土木建筑工程信息技术》编辑部.《第12届BIM技术国际交流会——数智建造助力城市高质量发展》论文集.北京建筑大学;,2025:308-312.
- [5] 刘洋,蒋冠. 档案智能问答系统设计与实现——基于生成式AI[J]. 浙江档案,2025,(05):27-30.