

情感计算与动态策略协同的心理疏导对话系统

刘宇强 周嘉浩 黄琨瑞
西安工程大学

DOI:10.12238/acair.v3i2.13506

[摘要] 针对当前心理健康服务中存在的复通用性较高、疏导策略较为单一以及多模态资源整合不够充足等问题,本研究设计了一种融合情感计算与动态策略协同的智能心理疏导对话系统。此系统借助通义千问大语言模型来构建动态状态机,运用结构化少样本情绪识别技术,可精确分类六大核心情绪,还可以对其强度进行量化评分,并且结合三级动态干预策略,以此达成个性化疏导,整合多模态资源库,采用思维链与多智能体协同机制来优化对话流程,提升共情表达与策略适配性。研究显示,该系统在情感解析准确率、干预精准度以及实时响应方面比传统方法更具优势,依靠结合Flask框架与微信小程序的前后端架构,为心理健康服务的普惠化与精准化给予了创新的解决方案。

[关键词] 心理疏导; 对话系统; 大语言模型; 情感计算; 动态策略

中图分类号: G354.47 **文献标识码:** A

A psychological counseling and dialogue system between emotional computing and dynamic strategies

Yuqiang Liu Jiahao Zhou Junrui Huang
Xi'an Engineering University

[Abstract] Aiming at the problems of high reusability and generality, single psychological counseling strategy, and insufficient integration of multimodal resources in current mental health services, this study designs an intelligent psychological dredging dialogue system integrating affective computing and dynamic strategy collaboration. The system uses the Tongyi Qianwen large language model to construct a dynamic state machine, employs structured few-shot emotion recognition technology to accurately classify six core emotions and quantify their intensity scores, and combines a three-level dynamic intervention strategy to achieve personalized dredging. It integrates a multimodal resource library and uses chain of thought and multi-agent collaboration mechanisms to optimize dialogue processes and enhance empathy expression and strategy adaptability. Studies show that the system has advantages over traditional methods in emotional analysis accuracy, intervention precision, and real-time response. By combining the Flask framework with a front-end and back-end architecture of WeChat Mini Programs, it provides an innovative solution for the inclusivity and precision of mental health services.

[Key words] psychological counseling; dialogue system; large language model; affective computing; dynamic strategy

引言

在全球心理健康问题变得日益凸显的当下,抑郁症等心理障碍呈现出高发的态势,这使得学术界和产业界都积极投身于智能化解决方案的探索之中。

1 国内外研究现状

在国际上,围绕大语言模型展开的情感分析以及心理咨询研究,在近些年成为了备受关注的热点领域,像ChatGPT就已经被尝试应用于心理支持对话的生成工作,不过它的应用目前还

处在探索的阶段,尚未发展出成熟且系统的产品^[1]。有研究说明,LLM经过海量数据的训练,拥有了深层语义理解的能力,然而在心理咨询的场景里,它容易陷入通用性回复的局限,很难达成个性化的情感抚慰^[2]。鉴于此,部分学者提出借助检索提高生成技术来优化模型的专业性,比如徐振强^[3]凭借将双塔模型与RAG进行融合,构建起了知识检索驱动的心理咨询系统,不过文档与查询交互存在不足的问题,依旧对对话的精准度形成了制约。另外VR技术虽然已被应用于心理压力模拟方面^[4],却欠缺与语言

模型的深度协同。

国内的相关研究重点放在了对话系统架构以及本土化策略创新方面。杜岚清^[1]借助思维链技术对心理咨询多轮对话数据集给予重新构建,并且依据ChatGLM进行微调开发出Psy-CoTchat模型,经过实验可以知道,该模型的BLEU指标相比于基线模型有了提升。温正垚将认知行为疗法(CBT)与任务式对话框架进行融合^[4],设计出有共情感知的4SPG生成模型,在语义保持以及风格多样性方面达成了平衡,同时还引入面部表情识别模块来强化多模态交互。不过现有的系统普遍面临两大挑战:其一,高质量心理咨询语料比较稀缺,使得模型泛化能力受到限制;其二,疏导策略较为单一,没有可有效地整合多媒体资源来实现动态干预^[5]。与之相比,传统心理疏导APP大多依赖人工咨询以及静态测试题,存在响应延迟以及成本过高的情况,而基于数据挖掘的心理评估系统^[6]虽然可实现行为特征分析,但是缺少实时对话交互能力。

当下的研究趋势显示,把大语言模型和多模态资源库相结合,构建起闭环疏导机制乃是突破当前瓶颈的关键所在。本研究通过建立包含视频、音乐及笑话等多元化资源库,设计情感状态动态评估算法,并创新性地把疏导策略触发机制融入对话流程,以此达成从情绪识别到资源推送的全链路自动化。和已有的成果相比,该系统一方面运用Few-Shot技术来提高领域知识适配性,另一方面借助多轮对话策略达成疏导过程的渐进式引导,这对于解决隐私顾虑以及可及性问题有着关键的实践意义。

2 系统方法

2.1 方法概述

本智能心理疏导对话系统由情绪识别及强度评分模块和疏导策略路由双核驱动(见图1),借助通义千问qwen-plus大模型构建动态状态机,达成了心理咨询流程的可编程化运行,该系统依靠情绪识别及强度评分模块生成精确的情感标签以及1至10分的强度量化评分,并依据这些进行智能分流:中性或积极情绪会进入日常陪伴模式,给予温暖贴心的情感互动,要是检测到负面情绪,系统会激活三级动态策略,每个策略都有大量提示词作为支撑。针对1至3分的低强度负面情绪启动正念呼吸训练,凭借播放正念呼吸相关视频引导用户逐步进行呼吸,缓解当下压力;4至6分的中强度负面情绪会触发压力分解练习,一步步让用户说出情绪低落的原因,同时播放视音频引导用户做肢体动作,使其将注意力转移到其他地方;7至10分的高强度负面情绪则实施认知重构干预,逐渐修正非理性认知模式。当用户连续三轮呈现相同负面情绪时,系统自动推送定制化多模态资源,形成“对话干预+资源渗透”的复合疏导方案,每一轮交互都会存储对话,留存情感标签轨迹、强度波动以及关键事件,并且每十轮对话进行一次记忆优化,提炼负面情绪源事件和核心情绪特征以提高后续响应的精准度。效果评估模块实时跟踪策略执行效果,若情绪强度有所改善或者保持平稳则降级至或继续沿用日常陪伴模式,若恶化则启动升级干预,结合历史记忆进行资源推荐并选择

疏导策略,在不知不觉中释放用户的负面情绪。

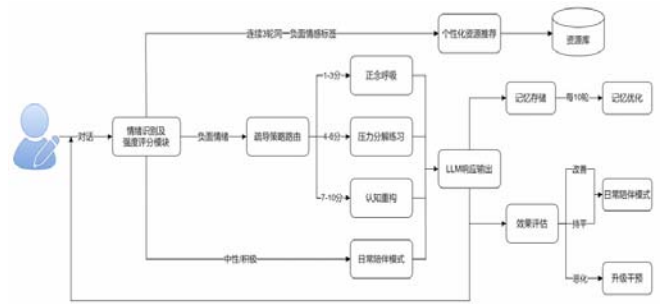


图1 心理疏导步骤

2.2 结构化少样本情绪识别及强度评分模块

利用LLM的情绪状态感知在长文本精确度和功能灵活性上遥遥领先于传统的BERT、LSTM等模型,但其回答具有不确定性,需要结构化才能被解析。为此本系统在情绪识别模块中创新性地融合了结构化输出控制与少样本提示技术,通过设计带有示例模板的提示词工程,引导大模型实现精准的情绪分类与量化评估^[7]。在技术实现上,采用JSON响应格式强制约束,结合包含典型情绪场景的Few-Shot示例(如预置的“考试失利”焦虑案例),使模型能够准确识别“焦虑/抑郁/悲伤/愤怒/平静/快乐”六大核心情绪标签,并输出0-10分的强度量化值。为了获取用户画像从而展开后续疏导策略,在JSON中我们设置了emotion_tag、intensity和event三层,分别表示情感标签、情绪强度和导致负面情绪的关键事件,除了event可能为空外,其余二者在每轮对话必定输出结果并存储。

情感分析并不局限于单轮对话,因此我们在提示词EMOTION_PROMPT中动态融合最近3轮对话记录与其情感分析结果以及所有event,一起提供给LLM参考,确保了分析结果的准确性。如图1,该模块的应用有三:一是通过实时分析连续n轮次对话的情感一致性,根据emotion_tag推荐个性化资源;二是直接影响对话策略;三是动态构建情绪演化图谱以进行效果评估和改变策略。由于用户的情绪状态变化在每一轮都至关重要,否则无法制定对话策略,因此设计了纠错模块。当解析失败时会将被解析的结果与报错信息一起反馈给LLM进行修复。

2.3 基于思维链和状态机的疏导策略动态路由机制

将有限状态自动机(FSM)的动态路由机制嵌入思维链中是本系统的核心思想,以图1中疏导策略路由引导的认知重构策略为例展开阐述。该策略源于心理学“认知行为疗法(CBT)”,转化为可执行的算法流程,运行的大致顺序如图2所示。对话流程智能调控的状态转移函数可形式化表示为: $\Phi(S_t, E_k, I_m) \rightarrow S_{t+1}$, 其中 S_t 表示当前对话策略, E_k 为实时情感分析结果, I_m 代表用户输入特征向量。

在CBT策略实现上,系统维护phase和cbt_step2个状态变量,分别代表图1中疏导策略路由由当前选择的策略和图2中CBT当前执行的步骤序号,通过事件驱动实现状态跃迁。如图2所示,该模

块采用5阶段递进式提问结构,用cbt_context变量持续记录认知重构轨迹,形成可追溯的历史。为了使疗法不显突兀且更具同理心,令AI心理疏导师在对用户进行CBT前后生成共情过渡或总结性语句,在CBT过程中每个问题遵循“安慰上一轮+开放式问题+解释语(如‘我问这个是因为...’)”的格式,增强用户的心理准备度。为了保证模型输出效果,在提示词中内置了JSON指令控制实现流程标准化,每次结构化输出step、comforting、question、guidance,其中step是当前CBT步骤,后三者对应前文所说的格式。我们同时应用了动态提示词注入技术,嵌入当前对话历史与步骤上下文,使大模型始终保持阶段性任务认知。最后判断CBT结束的标志是cbt_step=6,系统通过状态机模型与上下文感知技术,构建了智能化的疏导策略决策网络。

显然上述CBT疗法策略的好坏取决于用户是否愿意配合回答,为了增强模型的安慰能力,本系统引入了思维链^[8](CoT)机制,通过让多个LLM先后扮演不同角色来增强输出。模型A扮演心理疏导师,模型B扮演用户,模型C是督导模型。流程如下:模型A正常按上文的策略生产文案并交由模型B,模型B站在用户的角度思考A的疏导话语有什么不足,最后将B的建议与A的文案一起交由模型C,模型C负责改进对话质量,会使心理疏导师的话语具有温暖包容的语气并添加emoji表情,也会结合上下文语境改进话语。这种多智能体协同演进的架构设计构建了“干预-评估-优化”的闭环系统,系统实现了对话策略的动态优化与个性化关怀的精准适配,在保留CBT专业性的同时显著提升了共情表达质量与干预策略的适配精度。

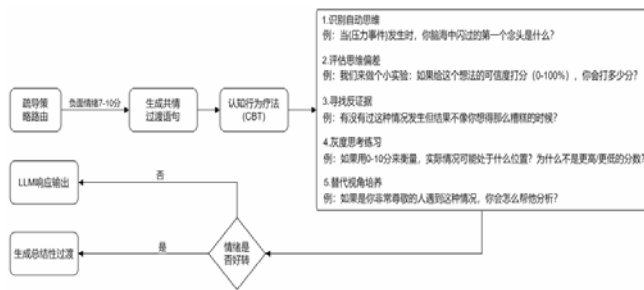


图2 CBT简要流程

3 系统实现

3.1 系统架构设计

图3呈现的是智能心理疏导对话系统的整体架构,其核心对话模块借助通义千问大语言模型的API接口搭建而成。在情感分析环节,系统运用语义解析与结构化数据输出协同的工作机制,实时捕捉用户情绪特征以及其波动强度,借助少量示例引导(Few-ShotCoT)与动态提示模板相互配合,系统可依据实时情绪数据生成个性化疏导方案。针对连续对话场景,系统设计了渐进式引导流程,结合自适应推荐算法,包含视频、音乐或笑话等多媒体资源,逐步缓解用户心理压力。

数据存储方面采用混合型架构来适应多元数据类型,其中MongoDB文档数据库负责完整记录对话过程以及情绪分析轨迹,HDFS分布式系统专门处理音视频等非结构化资源的存储容

灾事宜,MySQL关系数据库则高效管理用户特征画像、资源标签索引等结构化信息。在技术实现上,后端运用Flask框架搭建RESTful服务接口,整合语言模型功能并统筹多媒体资源的智能调度,前端微信小程序借助WX.request接口进行数据通信,还搭载语音交互模块提升使用体验。整套系统依靠前后端联动、多源数据整合以及动态策略调配,构建起“感知-分析-响应-优化”的完整干预循环。

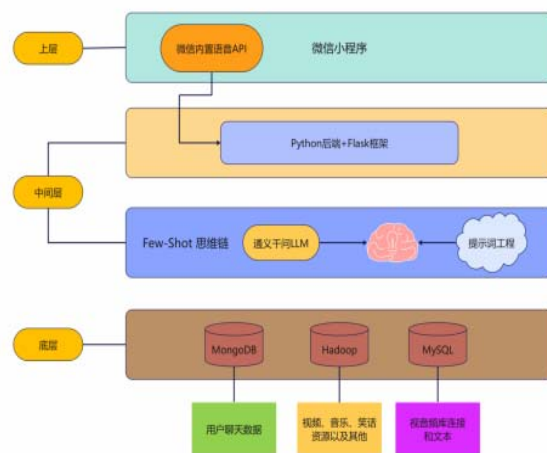


图3 系统架构图

3.2 基于Flask框架与微信小程序的前后端交互及LLM协同机制

该系统运用Flask框架搭建后端服务,借助RESTfulAPI达成与微信小程序前端以及大语言模型的高效协同合作。前端的微信小程序利用WX.request接口向Flask后端发送HTTPPOST请求,请求数据覆盖用户输入的文本或者语音信息。后端在接收到请求之后,会对数据开展合法性校验以及结构化解析,接着借助通义千问qwen-plus模型的API接口发起对LLM的调用。

LLM返回原始响应数据后,后端借助JSON解析器提取关键信息,情感计算模块依据情绪评分值启动干预方案。当要实施认知行为疗法(CBT)时,系统利用状态机模型构建分阶段引导方案,并重新调用LLM接口生成符合“情感共鸣→启发式提问→认知引导”逻辑的对话文本。后端把处理结果打包成JSON格式返回给前端,微信小程序据此刷新界面,进行语音播报、多媒体加载或者情绪数据可视化呈现。

所有的交互记录借助MongoDB来进行异步存储操作,当中对话内容是以灵活文档格式给予保存的,而资源调度日志则是依靠MySQL关系数据库达成快速检索的目的,构建起了从数据收集开始、经过模型计算、直至效果反馈的一整个完整链条。

3.3 多模态数据库架构设计与协同管理机制

该系统运用混合数据库架构,依据数据类型特点以及业务需求来开展多模态资源的存储管理以及联合调度工作。针对视频、音频以及笑话等非结构化资源,基于Hadoop分布式文件系统(HDFS)构建高容错存储集群,采用分块存储以及冗余备份方案,以此保证海量资源有扩展能力以及访问稳定性。在结构

化数据管理层面,借助MySQL关系数据库对用户注册信息、资源元数据以及调度链接进行规范存储,依靠事务机制维持数据的准确性与完整性,同时运用索引优化技术提升高频查询响应速度。

为了契合动态交互场景下的存储需求,系统选用MongoDB文档数据库来存储实时对话记录。该数据库灵活的结构设计以及弹性扩展特性,可有效应对高并发场景下的读写压力,对话内容以JSON格式直接存储,其中包含情感分类标签、情绪量化值以及关键事件描述等字段,为后续分析情绪变化规律并优化疏导策略提供结构化数据支持。在资源推荐方面,系统研发了融合用户行为特征的智能算法,在初始阶段,借助随机推荐来缓解冷启动问题,随着交互数据量的增多,逐渐引入基于内容特征的匹配算法以及协同过滤技术,最终借助混合加权模型实现精准的个性化推荐。

4 结论

本研究设计并完成了一款把大语言模型和多模态资源整合起来的智能心理疏导系统,运用情感计算与认知干预双引擎协同架构,构建了“情绪识别-策略匹配-资源推荐-效果追踪”的完整干预闭环。在核心技术实现方面,系统创新性地将结构化输出与少样本学习技术结合,让情感解析准确率有很大提升,并且借助状态机与思维链的配合机制,把认知行为疗法分解为五个可操作的对话阶段,改善了共情表达的自然度以及干预策略的契合性。开发时,基于Flask框架和微信小程序搭建前后端交互体系,依靠混合数据库架构实现多模态资源的有效管理与精准推荐,为解决心理健康服务覆盖不足和成本过高的难题提供了新的思路,后续研究将着重完善本土心理咨询案例库来提高模型适应性,尝试整合VR/AR技术打造沉浸式疏导环境,同时借助边缘计算优化实时响应速度,推动智能心理支持系统朝着普惠化、精准化方向不断发展。

[项目基金]

2024年陕西省推荐国家级大学生创新训练计划项目(项目编号: 202410709053)。

[参考文献]

[1]Xiaoxia Wu.VR-Based Interactive System for Simulating Psychological Stress Relief in Deep Learning[J].Academic Journal of Computing & Information Science,2024,7(2).

[2]杜岚清.基于思维链的心理咨询多轮对话语料库的构建与心理对话系统的实践[D].广东外语外贸大学,2024.

[3]徐振强.基于检索的心理咨询对话式问答系统的设计与实现[D].北京邮电大学,2024.

[4]温正垚.面向心理咨询的智能对话系统研究[D].福建农林大学,2023.

[5]Zhu Min.RETRACTED ARTICLE:Design of interactive evaluation system for college students' psychological education based on improved KNN algorithm[J].Soft Computing,2023,28(suppl 2).

[6]Li Kang,Huang Junpeng, Lin Jie.The Architecture of College Psychological Teaching Management System Based on Data Mining Technology[J].Security and Communication Networks,2022.

[7]陶江垚,奚雪峰,盛胜利,等.结构化思维提示增强大语言模型推理能力综述[J].计算机工程与应用,2025,61(06):64-83.

[8]Wei J,Wang X, Schuurmans D,et al.Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models[J].Advances in neural information processing systems,2022,35:24824-24837.

作者简介:

刘宇强(2001--),男,汉族,新疆维吾尔自治区伊犁州伊宁市人,本科,研究方向:数据科学与大数据技术。