



电信运营商 AI 客服平台技术研究与应用分析

马晓亮^{1,2,3}, 刘英^{2,3}, 杜德泉^{2,3}, 张国新⁴

- (1. 西安电子科技大学, 陕西 西安 710126;
2. 中国电信股份有限公司广州分公司, 广东 广州 510620;
3. 马晓亮劳模与工匠人才创新工作室, 广东 广州 510620;
4. 中国电信股份有限公司澳门分公司, 澳门 999078)

摘要: 回顾了客服平台的发展历程, 包括第一代交互式语音应答 (interactive voice response, IVR) 客服、第二代多媒体在线客服和第三代人工智能 (artificial intelligence, AI) 客服, 阐述了每代客服平台的功能特点, 介绍了制造业、金融业、交通运输业、通信行业等领域客服系统的功能构建。在此基础上, 勾勒了运营商 AI 客服平台的应用组件, 包括智能派单、语音转写、知识推荐、智能质检、智能定责等。运营商采用 AI 客服平台已成为趋势, 未来将融合多种智能技术如大模型 (large-scale model)、自然语言处理 (natural language processing, NLP)、知识图谱等来满足客服需求。

关键词: AI 客服; 客服系统; 人工智能

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023167

Research and application analysis of artificial intelligence-based customer service platform technologies for telecom operators

MA Xiaoliang^{1,2,3}, LIU Ying^{2,3}, DU Dequan^{2,3}, ZHANG Guoxin⁴

1. Xidian University, Xi'an 710126, China

2. China Telecom Corporation Guangzhou Branch, Guangzhou 510620, China

3. Ma Xiaoliang Innovation Studio for Model Workers and Creative Talents, Guangzhou 510620, China

4. China Telecom Corporation Macau Branch, Macau 999078, China

Abstract: The evolution of customer service platforms was reviewed systematically, covering the first generation of interactive voice response (IVR) customer service, the second generation of multimedia online customer service, and the third generation of artificial intelligence (AI) customer service. The functional characteristics of each generation of customer service platforms were elaborated in depth. Additionally, the functional construction of customer service systems in various industries was introduced in detail, such as manufacturing, finance, transportation, and telecommunications. Based on this, the application components of AI customer service platforms for operators were further depicted, including intelligent dispatching, voice transcription, knowledge recommendation, intelligent quality in-



spection, and intelligent liability determination. Currently, the adoption of AI customer service platforms by operators has become a development trend. Looking forward, customer service platforms will integrate various intelligent technologies such as large-scale models, natural language processing (NLP), and knowledge graphs to meet customer service demands.

Key words: AI customer service, customer service system, AI

0 引言

传统呼叫中心面临诸多问题,如运营成本高、自动化程度低、数据应用不充分等。随着客户期望的提升和信息技术变革,各行业结合服务场景,推出多种客服智能化解决方案^[1],自动语音识别(automated speech recognition, ASR)、自然语言处理(natural language processing, NLP)、机器学习、知识图谱、GPT (generative pre-trained transformer)等大模型技术得到广泛应用。客服场景中的智能派单、知识跟随、智能质检等组件的人工智能(artificial intelligence, AI)化,为呼叫中心的发展提供了新方法^[2]。

智能派单,自动将工单分配给合适的客服人员,提高了工作效率和客户满意度^[3]。知识推荐,针对不同客户,自动推荐相关知识库和解决方案,提升了服务体验^[4]。智能质检,对

客服人员的服务质量进行实时监控和评估,保证服务质量^[5]。

1 客服平台的发展历程

我国客服平台发展历程大致可分为3个时期:第一代交互式语音应答(interactive voice response, IVR)客服、第二代多媒体在线客服和第三代AI客服,如图1所示。

1.1 第一代客服平台: IVR 客服

传统呼叫中心主要通过电话提供服务,使用IVR系统,可以预先录制语音实现自动回应。

第一代呼叫中心首先出现于航空运输业。1956年,美国泛美世界航空集团建立了世界上第一个客服中心。1998年,中国民航业也采用了计算机电话集成(computer telephony integration, CTI)中间件,建立国内第一个呼叫中心,用于机票预定服务^[6]。

IVR 客服平台的优点及不足见表1。

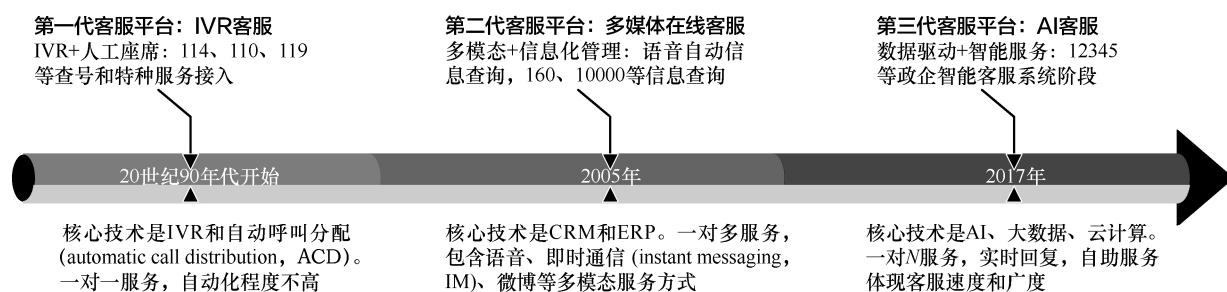


图1 我国客服平台发展历程

表1 IVR 客服平台的优点及不足

优点	不足
• 提供 24 h 全天候的客户服务,方便用户随时获取服务 • 自动处理一些常见问题,降低人工客服的工作量 • 语音导航为用户提供自助服务	• 交互方式单一,用户通过语音与客服系统交互,操作复杂,降低了效率 • 服务内容仅限于语音 • 用户往往需要进行多次操作才能获得相应解答

这个时期的客服平台主要依赖人工开展“一对一，电话语音交互”的服务，工作效率低。

1.2 第二代客服平台：多媒体在线客服

随着互联网技术的发展，用户可以通过网页、短信、微博、App 等渠道与客服系统进行交互，在线客服构成了第二代客服平台。

2000 年前后，客服平台通过整合固话、移动电话、互联网网站、E-mail、短信等，构建出更大的呼叫中心系统。2009 年，阿里旺旺发布新一代多媒体 Beta1 客服平台，具备了多人聊天、群发窗口、离线文件发送等功能。

多媒体在线客服平台的优点及不足见表 2。

表 2 多媒体在线客服平台的优点及不足

优点	不足
• 用户通过文字、语音、图片、视频等与客服系统交互 • 提供更实时客户服务	• 上网环境影响客服质量 • 消耗较高算力和时间

受益于客户关系管理（customer relationship management, CRM）、企业资源计划（enterprise resource planning, ERP）和办公自动化（office automation, OA）等信息化管理技术，这个时期的客服平台开启了“一对多，在线交互”的服务模式。

1.3 第三代客服平台：AI 客服

随着人工智能技术的快速发展，AI 客服系统构成了第三代客服平台，通过 AI 技术，实现智能化的客户服务。

2017 年是“人工智能应用元年”，阿里云推出“云小蜜”——一款智慧会话客服机器人，包括 36 个预置服务的细分行业技术包，提供中英文会话，7×24 h 在线操作。同年，中国移动开通“AI 服务应答系统”，对用户的语言进行语义甄别并应答主用户，方便客户了解套餐、资费等信息，提升客户满意度。

AI 客服平台的优点及不足见表 3。

表 3 AI 客服平台的优点及不足

优点	不足
• 根据用户的需求和情感进行智能化回答和处理 • 可以通过数据分析和挖掘，为企业提供更为精准的客户服务和营销策略 • 可以通过强化学习不断提升智能化水平	• 定制化模型质量和训练数据会影响智能化水平 • 系统消耗大量算力和时间 • 训练过拟合，系统会“变傻”

这个时期的客服平台以数据驱动、智能服务为特征，开启了“一对 N，智能问答”的服务模式。

2 AI 客服平台的应用现状

制造业、金融业、交通运输业、通信行业等将 AI 客服平台应用于实际服务场景，以提升业务处理效率和客户满意度，AI 客服平台应用现状如图 2 所示。

AI 客服平台拓宽业务咨询和办理等通用场景的入口，通过智能 IVR 导航和自动工单流转，高效服务客户；打通 Web、企业微信、App、语音电话等多渠道入口，整合为统一管控的界面。

2.1 国外智能客服应用

使用 AI 客服已成为国外企业的趋势。

- 通用电器公司采用机器人与客户互动，在 24 h 内处理客户咨询的问题。微软推出面向儿童群体的智能交互机器人“微软小冰”，能够使用语音、图像等方式进行交流，帮助儿童学习和娱乐。谷歌集成了 Google Assistant 客服平台，帮助该公司客户购买或咨询过往产品。
- 日本和新加坡的相关医疗机构与微软合作，利用智能客服为患者提供治疗，为患者提供更便捷的医疗服务。

2.2 国内智能客服应用

(1) 制造业

中国第一汽车集团为高端品牌“一汽红旗”建立了智能客服平台，通过使用 IVR 语音导航分流产品询问、售后服务、投诉建议，打通微信、

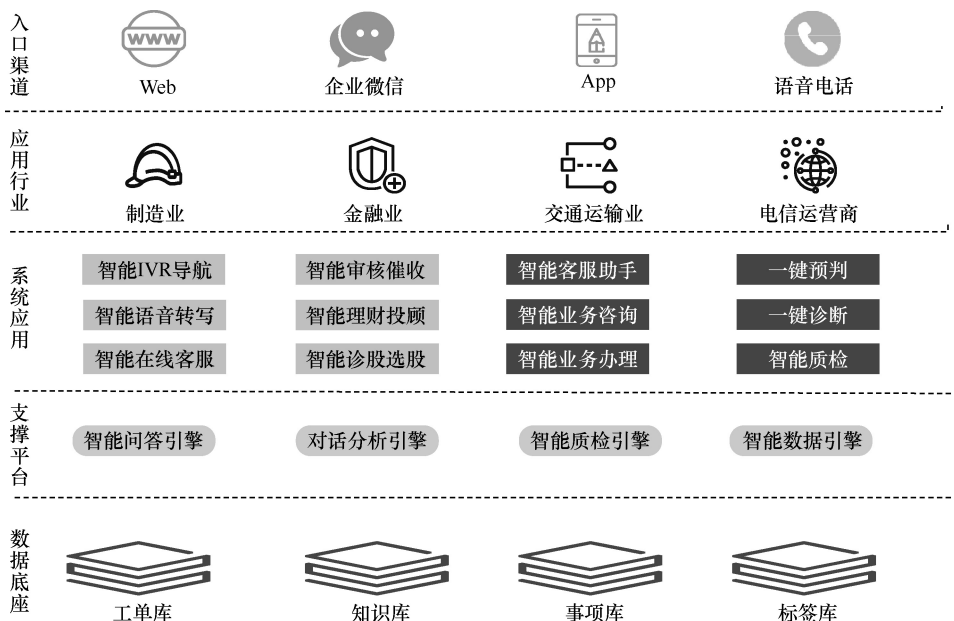


图2 AI 客服平台应用现状

App、抖音等渠道。升级后，红旗客户服务中心效率提升 85%，客户满意度保持在 97%以上。

(2) 金融业

金融机构使用了贷款审核、催收、理财投顾、诊股、选股等 AI 新功能组件，提高了效率。

银行客服平台实现查询、贷款、理财等业务智能化，以额度查询、远程开户、空中理财等服务方式，将贷款、理财等业务从线下转移到线上^[7]。

招商银行、中国建设银行等通过身份核验、智能回复、智能推送等技术自动办理开户行查询、银行网点查询、信用卡额度查询等业务；采用远程银行的形式提供在线开户、贷款远程初审、远程授权、空中理财等服务，降低人工客服工作压力，减少客户排队等待时间^[8]。

证券智能客服平台通过收集客户需求、分析金融数据，实现智能选股、智能诊股、智能投顾。中信建投等券商依据用户行为，为客户推送股票列表，展示个股综合诊断内容，包括基本面、技术面、消息面、资金面等^[9]。

(3) 交通运输业

交通运输业在服务资源调度管控上引入 AI

技术。通过实时业务分析、异常状态监控，在用户需求和资源承接之间实现跨渠道、跨人机的资源动态管控，有效解决流量爆发问题。

北京铁路局客户服务中心建设了智能服务引擎和客服数据运营平台，采用语义提取技术理解用户意图，结合语音导航实现业务的查询、处理及咨询。该系统人工代替率约为 65%，比实施前提高 20%。语音识别和导航的准确率超过 90%，解决了服务效率低、运营成本高的问题^[10]。

(4) 通信行业

电信运营商建设了 AI 客服系统，包含智能语音引导、一键预判、一键识别、人工智能质检等多项技术，实现千人千面的差异化服务。

2021 年，中国联通推出 10010 热线、互联网在线服务等多渠道的 7×24 h 智能客服平台，通过认知图像、人机交互等新科技，打造了智能客服助手、智能质检等多项解耦型、可对外赋能的产品，让服务更精准。该系统的用户意图识别率达 95%，服务滚动成本下降 26.8%，用户等待时长节约 70%。

这些 AI 客服平台受制于知识库覆盖不全面、

行业词库偏窄、语义识别不准确等因素,仍存在答非所问、回答内容机械、无法应对多次重复询问等问题。

3 运营商 AI 客服平台功能组件

第二代客服平台各工作环节仍依赖人工,工作效率低。例如,工单流转需要人工派单,工单处理需要手动查询知识库以记录关键信息,工单质检依赖人工分类,工单定责效率也不高。

在实际工程应用中,通过构建派单关键词向量矩阵、细分行业知识图谱、智能质检规则和自我归纳模型,实现了 AI 客服平台的多个应用组件,降低了成本。这些组件包括:①智能派单,负责深入分析用户输入的自然语言,提取关键信息,进行工单分类与分配;②语音转写,实现多轮对话的转写与存储,即使在方言语境下也能准确转写;③知识推荐,存储与管理领域知识,根据需求进行知识检索与推理,推荐解决方案;④智能质检,识别、预警服务风险;⑤智能定责,追溯服务问题根源,降低潜在损失。这些组件共同构成了一个高效的 AI 客服平台,为客户提供了更好的服务体验^[11]。运营商 AI 客服平台架构如图 3 所示。

3.1 智能派单

运营商依赖人工派发工单,由于人工检索能力有限,分配工单效率较低,难以应对大量工单快速分拣需求。

2016 年, Makki 等^[12]研究工作流框架技术并发展了 Java 业务流程管理 (Java business process management, JBPM) 架构,它是一种高兼容性、开放性、可被自由流转的文本框架。2017 年,李颢等^[13]将文本挖掘模型应用到客服投诉工单,采用非标准文本信息,实现了工单自动归档。2018 年,任华等^[14]论证客户服务工单信息是关键的信息接触点,研发了多因素面向量化客户服务工单信息逻辑排列的方法应用;黄峰等^[15]利用人工智能技术,在公司内部解决了自动识别、打标签等问题,为银行业有效经营提供了决策支持。2019 年,薛巍^[16]提出了智能派单信息流转系统,派送银行内部 IT 运维单。

未来研究可关注智能派单策略中非结构化文本数据的挑战。利用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 和循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 等模型对文本特征进行提取和分类,或引入注意力机制 (attention mechanism) 有效捕捉文本中的关键信息,提升派单策略的准确性。

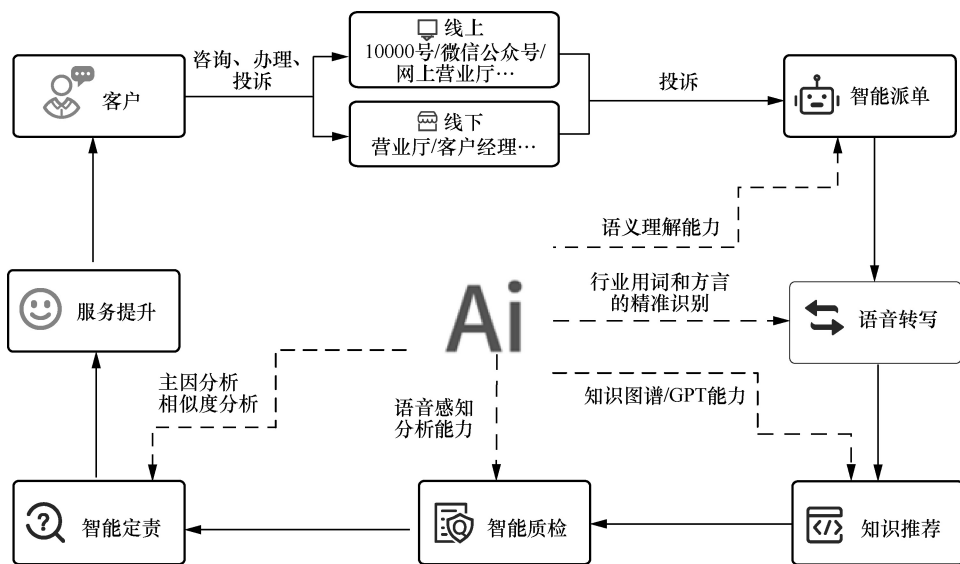


图3 运营商 AI 客服平台架构



3.2 语音转写

我国地域辽阔且方言繁多,在服务过程中,座席人员在语义识别和信息捕获方面的任务极为艰巨。通用自动语音识别技术的方言转写准确率仍不理想,导致转写后的文本精度无法满足实际应用需求。

为提高方言识别准确性,学者们尝试改进语言模型以捕捉方言特点。2015年,Hirayama等^[17]提出了一种基于混合语言模型的方言识别方法,构建了结合普通话和方言的语言模型,提高了准确性。声学模型是ASR技术的核心部分,优化声学模型可以提高方言识别准确性。2022年,Mukhamadiyev等^[18]提出了一种基于深度学习的声学模型,引入了方言语音特征,提高了识别性能。2021年,Chen等^[19]提出了一种基于词频统计的行业词表构建方法,通过统计文本中的高频词汇,构建词表。针对行业用词识别问题,学者们尝试改进行业语言模型。2012年,Wu等^[20]提出了一种基于循环神经网络的行业语言模型,引入行业专有词汇,提高了识别准确性。行业用词和方言的精准识别方案对比见表4。

端到端的深度学习模型能够直接从声音信号中学习到语音识别的映射关系,解决通用ASR多个模块间误差累积的问题。多模态信息融合技术通过整合文本、声音、图像等多种信息来源,有助于提高模型对方言和行业专用词汇的理解能力。通过将语音识别技术与自然语言处理技术结合,能够更加准确地理解方言中的语法和语义信息,提高识别的准确率。领域自适应技术通过对

不同领域的数据进行迁移学习,使模型能够在新领域中更好地适应和识别方言及行业专用词汇,通过对源领域和目标领域数据进行对抗性训练,减少领域间的分布差异,提高模型在目标领域的泛化能力。

3.3 知识推荐

传统知识库结构较复杂,数据量大,导致检索过程耗时长,无法满足客服对快速响应的需求。此外,传统知识库缺乏知识泛化能力,难以整合分散的知识点,进而影响服务质量。为了解决这些问题,研究者开始关注并尝试引入知识图谱等先进技术。

知识图谱作为一种描述、管理和使用信息的系统工具,在近年来得到了广泛的关注和研究^[21]。知识图谱作为基础工具的数据应用,能够满足用户在互联网平台获取信息的需求^[22]。自然语言处理技术的进步为知识图谱的应用提供了强大的支持,推动了通信行业、电子商务等产业在专业知识积累和智能应用方面的探索^[23]。

2013年,Sultan^[24]提出了知识管理系统(knowledge management system)。2017年,Yin等^[25]对卷积神经网络开展了实体关联分析、注意力机制、记忆网络(memory network)技术等研究,提出了通过基于注意力的树状结构神经网络能够改善传统知识库问答(knowledge base question answering, KBQA)的质量;徐鑫等^[26]建议对传统的问答标准处理方法进行改进,减少顾客等待的焦虑感,提高交互准确性。2019年,赵畅等^[27]提出从词汇训练中寻找与问答相似的

表4 行业用词和方言的精准识别方案对比

解决方案	优点	不足
基于混合语言模型的方言识别方法	结合标准普通话和方言的语言模型,提高方言识别准确性	可能无法完全捕捉方言的所有特点
基于深度学习的声学模型	引入方言语音特征,显著提高方言识别性能	需要大量标注数据进行训练
基于词频统计的行业词汇表构建方法	通过统计行业文本中的高频词汇,有效构建行业词汇表	可能无法涵盖所有行业专有词汇
基于循环神经网络的行业语言模型	引入行业专有词汇,提高行业用词识别准确性	训练过程可能较慢,需要较多计算资源

关键词,并根据高频信息所产生的频率变化来组合搜索。2020 年,袁满等^[28]研究了国内外语音语义标准化及相关领域,提出了客服行业信息图谱所遵循的 5 层规则体系模型。知识推荐解决方案对比见表 5。

综上,知识推荐需要解决实体消歧、知识跟踪、语料训练和问答准确性等问题。预训练技术能够提取丰富的语义信息,有助于实现更为精确的实体消歧,未来研究可关注如何依托上下文信息,精确识别实体的具体含义,提升知识推荐的准确性。此外,还可考虑如何运用增量学习、在线学习等技术,实现知识推荐系统的实时更新,以满足客户日益多变的需求。在语料训练方面,鉴于客服领域所涉及的问题类型繁杂,获取高质量的训练语料具有一定的挑战性,未来研究应探讨如何运用迁移学习、半监督学习等技术,利用有限的标注数据,提升模型的泛化能力。在问答准确性方面,未来研究可关注如何利用多模态信息融合、知识图谱推理等技术,提高问答系统的准确性。

3.4 智能质检

运营商工单质检主要依赖人工抽检,此方式效率低、成本高。由于人工质检覆盖率低,许多潜在问题无法被及时发现和解决,最终影响客户满意度。为解决这些问题,智能质检解决方案应运而生。

较为著名的产品质量管理体系供应商是

AVAYA, AVAYA 的质量管理体系涵盖了比较完整的质检过程,针对具体情况的使用功效也比较明显,但是费用较高^[29]。

Wang 等^[30]探索了利用因子分析处理信道失配问题的新途径,为智能数据的搜索、分类及识别奠定了技术基础。刘建等^[31]针对工单质检抽取方法过于简单和质检率较低的问题,升级了 C4.5 算法,对问题录音和工单进行分类,降低漏检概率。苏立伟等^[32]提出了一种问题语音质量检验技术,实现了问题录音的全面检验,能自动识别出有问题的通话录音,提高质检效率。关浩华^[33]提出将语音转换为文字并与预设质检关键词进行对比,提高质检准确性。武尧亮等^[34]提出智慧机器人,智能质检系统将是未来社会提升企业服务水平的重要抓手。智能质检解决方案对比见表 6。

综上,智能质检的关键方法包括针对性场景研究、强化学习和关键词挖掘。未来研究可着重关注具体应用场景的深入挖掘,通过对运营商工单质检场景的深入分析,发现具有实际价值的特征和规律,为智能质检模型提供更为精确的数据支持。未来研究可以通过引入迁移学习等算法,缓解过拟合,提升模型的泛化能力。当前的关键词挖掘技术在预测关键字方面尚存局限性,未来研究可考虑引入更为先进的文本挖掘和自然语言处理技术,如基于图模型的关键词挖掘方法,提升关键词挖掘的准确性。

表 5 知识推荐解决方案对比

解决方案	优点	不足
知识管理系统	提出了知识库的新概念,为知识图谱的研究和应用奠定了基础	未针对具体应用场景进行深入研究
基于注意力的树状结构神经网络	通过卷积神经网络改善传统知识库问答质量,提高问答准确性	需要大规模语料训练词向量模型,计算资源和时间成本较高
改进问答标准处理方法	减少用户因得到不准确回答而产生的等待焦虑感,提高与用户交流的语言准确性	未详细介绍具体的技术实现方式
词汇训练和高频信息组合搜索方法	根据关键词相似性和高频信息组合搜索,提高问答准确性	需要大规模语料训练词向量模型,计算资源和时间成本较高
5 层规则体系模型	为客服行业信息图谱的建立提供了指导性规则,有助于提高知识图谱的结构化程度	未针对实体消歧等具体问题进行深入研究



表6 智能质检解决方案对比

解决方案	优点	不足
AVAYA 的质量管理体系	涵盖完整的质检过程, 针对具体情况使用功效明显	费用较高, 不适宜在经营方式不同的企业中应用
利用因子分析处理信道失配问题	为智能数据搜索、分类及识别奠定技术基础	未针对具体应用场景进行深入研究
升级 C4.5 算法分类问题录音和工单	提高质检效率, 有效降低漏检概率	可能存在过拟合问题, 对噪声敏感
问题语音质量检验技术	自动甄别出问题通话录音, 提升质检效率	受限于设备性能和算法复杂度
将语音转化为文字后进行关键词挖掘、对比	获取更高频率信息, 提高质检准确性	转换过程可能存在误差, 关键词挖掘效果受限于预设关键字
智慧机器人和智能质检系统	提升企业服务水平, 降低人力成本	面临技术成熟度和推广难题

3.5 智能定责

运营商工单定责面临工单类型复杂、判断情感倾向(如激烈程度)等问题。传统人工定责方法效率低, 容易受定责人员主观因素影响, 导致误判、漏判。研究者从文本分类、实体识别、情感分析等多个角度, 利用机器学习、多模态融合等技术, 对工单智能定责进行了深入探讨。

文本分类技术在确定工单问题类型和责任部门方面具有重要价值, 2014 年, Kim^[35]提出了基于卷积神经网络的文本分类方法, 该方法在多个数据集上表现出卓越的性能。2016 年, Yang 等^[36]提出使用层次注意力网络(hierarchical attention network, HAN)进行文本分类的方法, 通过对文本的单词和句子进行分层建模, 实现了较高的分类准确率。

实体识别用于识别文本中的关键实体, 如设备、部件、故障原因等。在工单智能定责过程中, 实体识别为判责提供了有力依据。2016 年, Lample 等^[37]提出了一种基于双向长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络和条件随机场(conditional random field, CRF)的序列标注模型, 该模型在多个实体识别任务上取得了良好的效果。2018 年, Devlin 等^[38]提出采用 BERT(bidirectional encoder representations from transformer)模型, 在自然语言处理中取得较好效果。

情感分析可以用于分析工单文本中的情感倾向, 如激烈程度、满意度等, 可为定责提供参考

依据。2002 年, Pang 等^[39]提出了基于机器学习的情感分析方法, 利用支持向量机(support vector machine, SVM)对电影评论进行情感分类。近年来, 深度学习方法在情感分析领域也取得了显著进展。2013 年, Socher 等^[40]提出了基于循环神经网络的情感分析方法。

机器学习在工单智能定责方面已取得一定研究成果。2013 年, Mikolov 等^[41]提出了采用 word2vec 模型, 通过学习文本的向量表示, 为文本分类和实体识别等任务提供支持。2017 年, Vaswani 等^[42]提出了 Transformer 模型, 采用自注意力机制实现并行计算和长距离依赖建模。

多模态信息融合是指在工单处理过程中融合图像、语音等多模态信息, 提高定责的准确性。2011 年, Ngiam 等^[43]提出了基于深度学习的多模态信息融合方法, 实现了视觉和听觉信息的联合建模。2012 年, Srivastava 等^[44]提出了基于受限玻耳兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)的多模态信息融合方法, 实现了图像和文本信息的融合。

综上, 智能定责领域的技术包括强化对序列数据的敏感性、优化对非结构化文本的处理能力、判断情感倾向准确性等。未来研究可着重关注序列数据的敏感性问题。通过引入先进的序列模型, 如长短期记忆网络和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU), 提升对序列数据的处理能力, 减少误判和漏判现象。同时, 针对输入序列过长

时的计算复杂度问题,可采用分层次的序列处理方法,将长序列拆分成若干个短序列进行处理,以提高计算效率。

4 案例应用及结论

4.1 案例应用

AI 客服技术已成为行业发展趋势, AI 需要训练大量语料和建设庞大语料库,对算力和时间都有要求。为解决此问题,某省电信运营商采用小样本训练、低成本技术路线,结合大模型外加载记忆体的转写纠错方法,在成本可控情况下,解决了客服领域关键问题,如方言语音准确识别、智能派发、知识跟随、智能质检及智能定责等。该 AI 客服平台采用如下 3 个核心功能模块。

(1) 语义理解模块:针对通用 ASR 引擎在方言转写方面的局限性,研究了适应方言环境的 ASR 转写后纠错技术,成功开发出低时延、高精度且计算代价较低的转写纠错模型。该模型提升了方言及细分行业词汇的转写准确率,在粤语转写方面,准确率由 71.8% 提升至 83.7%。根据客服事件的聚类特征,研究了小样本训练下的关键词提取技术,满足了客服座席快速响应、知识库实时补充及根因快速分析等业务需求。

(2) 知识库与推理模块:为提升客服平台效率并降低人力成本,引入了 ChatGLM (Chat general language model),构建了一个易加载、多数据融合的 AI 客服平台。通过运用知识抽取、知识融合等智能技术,实现多源异构数据的连接及语义网络知识的形成。借助大模型的表达能力和迁移学习能力,实现了智能派单、智能推荐、智能质检及智能定责等功能,提升了座席生产效率和数据统筹分析能力。

(3) 风险管理模块:针对传统客服平台在服务风险管控方面的不足,开发了一种基于联合神经网络建模的风险管理算法。该算法充分考虑线

性与非线性因素,提前预警重复投诉、越级投诉等服务风险,根据预警结果及时调整服务策略,为企业提升服务质量提供支持。

应用 AI 客服技术后,该电信运营商的运营数据显著提升:座席人数从 278 人减少至 232 人,降幅为 16.5%;工单处理能力从 6.6 万张提升至 7.9 万张,增长 19.7%;工单的及时处理率从 83.5% 提高至 94.6%,增长 11.1%;客户满意度从 90.1% 上升至 93.2%,提升了 3.1%。

4.2 结论

未来的智能客服系统将会融合更多新技术手段,如 BERT 系列和 GPT 系列等大模型,这些大模型将在多模态融合、知识迁移、知识泛化、交互等领域发挥重要的作用。

(1) 多模态融合:用户在反映网络问题时,可能会通过文字描述和网络速度测试截图来说明故障情况。大模型技术能够有效地处理这些图像、文本和语音信息,准确理解用户需求,并为用户提供准确的解决方案,如调整网络设置或安排维修人员上门。

(2) 知识迁移:大模型技术能够借鉴其他领域的经验,如在线教育中的智能问答系统。通过知识迁移, AI 客服可以更有效地解答用户关于套餐选择、流量使用、账单查询等问题。大模型还可学习其他行业的最佳实践,如金融领域的风险控制策略,优化电信运营商的服务预警流程,降低投诉风险。

(3) 知识泛化:大模型技术可以根据已有的电信业务知识,泛化出对新兴业务(如物联网等)问题的解答,为用户提供更全面的电信业务咨询服务。大模型还可快速适应新的政策法规和市场变化,确保客户服务的时效性和准确性。

(4) 交互:大模型技术可以实现智能语音助手功能,让用户通过语音指令查询账单、办理业务等,降低操作难度。大模型还能根据用户的情感状态调整回应方式,如在用户情绪激动时采取



安抚和理解的语气回应,提高运营商客户服务的人性化水平。

诚然,大模型在 AI 客服领域的应用仍面临诸多挑战,大模型的训练和部署成本较高,导致资源分布不均,限制其在中小企业的推广。此外,大模型可能面临数据安全和隐私保护等问题,也需要在技术层面和政策层面加以解决。

参考文献:

- [1] 陈朝飞. 大数据背景下的人工智能客服系统研究[J]. 信息与电脑, 2021(8): 180-182.
CHEN C F. Research on artificial intelligence customer service system under the background of big data[J]. China Computer & Communication, 2021(8): 180-182.
- [2] 李丹. 人工智能在联通客服系统中的应用和关键技术研究[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(26): 176-177.
LI D. Research on the application and key technologies of artificial intelligence in Unicom customer service system[J]. Computer Knowledge and Technology, 2020, 16(26): 176-177.
- [3] 谭蓉. 智能机器人在生产调度中的应用分析[J]. 信息系统工程, 2020(7): 82-83.
TAN R. Application analysis of intelligent robot in production scheduling[J]. China CIO News, 2020(7): 82-83.
- [4] 杨金峰, 陶以政, 梁燕, 等. 面向知识管理的推荐算法研究[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(26): 217-220.
YANG J F, TAO Y Z, LIANG Y, et al. Research on recommendation algorithm for knowledge management[J]. Computer Knowledge and Technology, 2020, 16(26): 217-220.
- [5] 张筱丹. 铁路客服智能质检系统及其在客服中心的应用[J]. 铁路计算机应用, 2023, 32(3): 64-67.
ZHANG X D. Intelligent quality inspection system for railway customer service and its application in customer service center[J]. Railway Computer Application, 2023, 32(3): 64-67.
- [6] 王成胜. 呼叫中心技术演进研究[J]. 电信网技术, 2014(4): 13-16.
WANG C S. Study on call center technology evolution[J]. Telecommunications Network Technology, 2014(4): 13-16.
- [7] 王萌, 许学军. 浅析银行业智能客服系统的应用和发展[J]. 经济研究导刊, 2021(1): 41-43.
WANG M, XU X J. Analysis on the application and development of intelligent customer service system in banking industry[J]. Economic Research Guide, 2021(1): 41-43.
- [8] 陈卫兵, 彭慧中, 段斌, 等. 商业银行智能客服应用研究[J]. 金融科技时代, 2022, 30(7): 53-55.
CHEN W B, PENG H Z, DUAN B, et al. Research on the application of intelligent customer service in commercial banks[J]. Financial Technology Time, 2022, 30(7): 53-55.
- [9] 潘建东, 徐政钧, 刘逸雄, 等. 多模态智能金融客户服务体系建设研究[J]. 金融科技时代, 2022, 30(11): 53-56.
PAN J D, XU Z J, LIU Y X, et al. Research on the construction of multi-modal intelligent financial customer service system[J]. Financial Technology Time, 2022, 30(11): 53-56.
- [10] 李西南, 李强, 张四海. 铁路智能客服系统的设计及应用[J]. 铁路计算机应用, 2022, 31(9): 29-32.
LI X N, LI Q, ZHANG S H. Railway intelligent customer service system[J]. Railway Computer Application, 2022, 31(9): 29-32.
- [11] 孙杰贤. 智能客服成为企业数字化转型突破口[J]. 中国信息化, 2022(2): 35.
SUN J X. Intelligent customer service becomes a breakthrough in enterprise digital transformation[J]. China Informatization, 2022(2): 35.
- [12] MAKKI M, VAN LANDUYT D, JOOSEN W. Automated regression testing of BPMN 2.0 processes: a capture and replay framework for continuous delivery[C]//Proceedings of the 2016 ACM SIGPLAN International Conference on Generative Programming: Concepts and Experiences. New York: ACM Press, 2016.
- [13] 李颢, 张吉皓. 基于文本挖掘技术的客服投诉工单自动分类探讨[J]. 移动通信, 2017, 41(23): 66-72.
LI H, ZHANG J H. Discussion of automatic classification of customer service complaints based on text mining[J]. Mobile Communications, 2017, 41(23): 66-72.
- [14] 任华, 王铮, 汪少敏. 多种因素向量化的客服工单智能排序应用[J]. 电信科学, 2018, 34(12): 125-131.
REN H, WANG Z, WANG S M. Application of intelligent sorting of customer service work orders with multiple factors vectorization[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(12): 125-131.
- [15] 黄峰, 王定军. 基于文本相似度的智能工单分析系统解决方案研究[J]. 电子技术与软件工程, 2018(19): 206-207.
HUANG F, WANG D. Research on intelligent work order analysis system solution based on text similarity[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2018(19): 206-207.
- [16] 薛巍. 基于人工智能技术实现银行工单智能派单[J]. 金融电子化, 2019(4): 56-57.
XUE W. Realization of intelligent dispatch of bank work orders based on artificial intelligence technology[J]. Financial Electrification, 2019(4): 56-57.
- [17] HIRAYAMA N, YOSHINO K, ITOYAMA K, et al. Automatic speech recognition for mixed dialect utterances by mixing dialect language models[J]. ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2015, 23(2): 373-382.
- [18] MUKHAMADIYEV A, KHUJAYAROV I, DJURAEV O, et al. Automatic speech recognition method based on deep learning approaches for Uzbek language[J]. Sensors, 2022, 22(10): 3683.
- [19] CHEN T G, PENG L J, YANG J J, et al. Analysis of user needs

- on downloading behavior of English vocabulary Apps based on data mining for online comments[J]. *Mathematics*, 2021, 9(12): 1341.
- [20] WU Y Z, LU X G, YAMAMOTO H, et al. Factored language model based on recurrent neural network[C]//*Proceedings of COLING 2012*. [S.l.:s.n.], 2012: 2835-2850.
- [21] 杭婷婷, 冯钧, 陆佳民. 知识图谱构建技术: 分类、调查和未来方向[J]. *计算机科学*, 2021, 48(2): 175-189.
- HANG T T, FENG J, LU J M. Knowledge graph construction techniques: taxonomy, survey and future directions[J]. *Computer Science*, 2021, 48(2): 175-189.
- [22] 周晶, 孙喜民, 于晓昆, 等. 知识图谱与数据应用: 智能推荐[J]. *电信科学*, 2019, 35(8): 165-172.
- ZHOU J, SUN X M, YU X K, et al. Knowledge graph and data application: intelligent recommendation[J]. *Telecommunications Science*, 2019, 35(8): 165-172.
- [23] 刘烨宸, 李华昱. 领域知识图谱研究综述[J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(6): 1-12.
- LIU Y C, LI H Y. Survey on domain knowledge graph research[J]. *Computer Systems & Applications*, 2020, 29(6): 1-12.
- [24] SULTAN N. Knowledge management in the age of cloud computing and Web 2.0: experiencing the power of disruptive innovations[J]. *International Journal of Information Management*, 2013, 33(1): 160-165.
- [25] YIN J, ZHAO W X, LI X M. Type-aware question answering over knowledge base with attention-based tree-structured neural networks[J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2017, 32(4): 805-813.
- [26] 徐鑫, 杜剑, 雯雯. 客户服务应用知识库体系的运用与深化[J]. *现代信息科技*, 2017, 1(3): 63-64, 67.
- XU X, DU J, WEN N M. Application and deepening of customer service application knowledge base system[J]. *Modern Information Technology*, 2017, 1(3): 63-64, 67.
- [27] 赵畅, 李慧颖. 面向知识库问答的实体链接方法[J]. *中文信息学报*, 2019, 33(11): 125-133.
- ZHAO C, LI H Y. An entity linking approach for knowledge base question answering[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2019, 33(11): 125-133.
- [28] 袁满, 褚冰, 陈萍. 知识图谱构建中的语义标准问题研究[J]. *情报理论与实践*, 2020, 43(3): 131-137.
- YUAN M, CHU B, CHEN P. Research on issues of semantic standard in knowledge graph construction[J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2020, 43(3): 131-137.
- [29] 李智敏. 探究 AVAYA 呼叫中心服务器的日常维护[J]. *信息与电脑*, 2017(8): 31-32.
- LI Z M. Exploring the daily maintenance of the AVAYA call center server[J]. *China Computer & Communication*, 2017(8): 31-32.
- [30] WANG C B, MA X G, CHEN J G, et al. Information extraction and knowledge graph construction from geoscience literature[J]. *Computers & Geosciences*, 2018(112): 112-120.
- [31] 刘建, 赵加奎, 杨维, 等. 电力 95598 客户服务质检抽样算法研究[J]. *电网技术*, 2015, 39(11): 3163-3168.
- LIU J, ZHAO J K, YANG W, et al. Research on quality inspection sampling algorithm of electric 95598 customer service[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(11): 3163-3168.
- [32] 苏立伟, 刘振华, 陈海燕. 95598 电力客服智能质检系统问题语音检出方法研究[J]. *微型电脑应用*, 2019, 35(8): 98-100, 108.
- SU L W, LIU Z H, CHEN H Y. Research on voice detection method of intelligent customer service quality inspection system of 95598[J]. *Microcomputer Applications*, 2019, 35(8): 98-100, 108.
- [33] 关浩华. 基于语音分析的智能质检关键词提取方法设计[J]. *自动化与仪器仪表*, 2017(7): 106-108.
- GUAN H H. Design of intelligent quality inspection keyword extraction method based on speech analysis[J]. *Automation & Instrumentation*, 2017(7): 106-108.
- [34] 武尧亮, 殷慧, 张伟. 内蒙古广电网网络呼叫中心智能化探讨[J]. *数字传媒研究*, 2019, 36(8): 37-41.
- WU Y L, YIN H, ZHANG W. Discussion on call center intelligence of Inner Mongolia radio and television networks[J]. *Digital Media Studies*, 2019, 36(8): 37-41.
- [35] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J]. *arXiv preprint*, 2014, arXiv: 1408.5882.
- [36] YANG Z C, YANG D Y, DYER C, et al. Hierarchical attention networks for document classification[C]//*Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2016: 1480-1489.
- [37] LAMPLE G, BALLESTEROS M, SUBRAMANIAN S, et al. Neural architectures for named entity recognition[J]. *arXiv preprint*, 2016, arXiv: 1603.01360.
- [38] DEVLIN J, CHANG M, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. *arXiv preprint*, 2018, arXiv: 1810.04805.
- [39] PANG B, LEE L, VAITHYANATHAN S. Thumbs up: sentiment classification using machine learning techniques[C]//*Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing – EMNLP'02*. Morristown: Association for Computational Linguistics, 2002: 79-86.
- [40] SOCHER R, PERELYGIN A, WU J Y, et al. Recursive deep models for semantic compositionality over a sentiment treebank[C]//*Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2013: 1631-1642.
- [41] MIKOLOV T, SUTSKEVER I, CHEN K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[C]//*Proceedings of the 26th International Conference on*



Neural Information Processing Systems - Volume 2. New York: ACM Press, 2013: 3111-3119.

- [42] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates Inc., 2017: 5998-6008.
- [43] NGIAM J, KHOSLA A, KIM M, et al. Multimodal deep learning[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning. [S.l.:s.n.], 2011: 689-696.
- [44] SRIVASTAVA N, SALAKHUTDINOV R. Multimodal learning with deep Boltzmann machines[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates Inc., 2012: 2222-2230.

[作者简介]



马晓亮（1973—），男，西安电子科技大学博士生，中国电信股份有限公司广州分公司副总经理，马晓亮劳模与工匠人才创新工作室总负责人，高级工程师，主要从事数据通信、互联网运营、数据挖掘、商呼和运营商客服等工作，主要研究方向为人工智能、自然语言处理和数据安全保护等。



刘英（1979—），男，中国电信股份有限公司广州分公司客服部团队总监，主要研究方向为智能客服平台组件、自然语言处理等。



杜德泉（1983—），男，中国电信股份有限公司广州分公司客服部团队总监，主要研究方向为信息安全、运营商客服运营、自然语言处理等。



张国新（1968—），男，中国电信股份有限公司澳门分公司总经理、正高级工程师，主要研究方向为运营商运营管理、机器学习等。