



基于应对理论的聊天机器人交互设计实证研究

叶磊¹, 王翀¹, 王刊良², 郭长冬³

1 北京大学 光华管理学院, 北京 100871

2 中国人民大学 商学院, 北京 100872

3 度小满科技(北京)有限公司 品牌沟通部, 北京 100094

摘要: 聊天机器人服务成本低、全天候在线、高效稳定的优势日益凸显,可以帮助企业在科技赋能下实现资源优化配置和可持续发展,而聊天机器人的拟人化交互设计对提升服务满意度、信任度和说服力等至关重要。已有研究讨论不同社交线索层面的聊天机器人拟人化特征设计,但鲜有从服务对象的心理机制角度开展交互设计。

基于应对理论设计贷后管理领域中还款提醒服务聊天机器人,并通过大型实地实验,探究逾期借款人应对引导型聊天机器人的服务表现。运用生存模型分析聊天机器人拟人化交互设计在贷后管理全过程中对还款效率的影响,以及对人机协同配合效率的影响,揭示聊天机器人拟人化交互对话流程设计的影响机理。

研究表明,应对引导型聊天机器人的设计能够提升逾期借款人的还款意愿,具体表现为在贷后管理中后期累计还款率提升最大。从最终服务表现看,虽然不能提升整体的还款率,但加速了还款进程,减少了逾期损失和管理成本。聊天机器人这一设计在人机协同服务下,能够提升人工客服的还款提醒服务效率。随着人工客服服务次数的增加,对其边际效率的影响先增后减。

研究结果丰富了聊天机器人拟人化交互设计的理论机制,拓展了人工智能技术在商业服务中的设计和应用。在实践中,有助于从借款人应对策略视角设计聊天机器人对话交互流程,在聊天机器人与人工客服协同服务下提升服务效率。

关键词: 聊天机器人;拟人化交互设计;人机合作;应对理论;贷后管理

中图分类号: F273

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1672-0334.2023.02.005

文章编号: 1672-0334(2023)02-0075-13

收稿日期: 2021-08-25 **修返日期:** 2023-02-07

基金项目: 国家自然科学基金(92146003, 72131001)

作者简介: 叶磊,北京大学光华管理学院博士研究生,研究方向为管理信息系统、金融信息技术与创新、平台经济等, E-mail: yeleijn@pku.edu.cn

王翀,资讯系统学博士,北京大学光华管理学院副教授,研究方向为金融信息技术与创新、平台经济与平台生态系统、技术赋能与经济发展等,代表性学术成果为“Can social notifications help to mitigate payment delinquency in online peer-to-peer lending?”,发表在2021年第8期《Production and Operations Management》, E-mail: alexwang@gsm.pku.edu.cn

王刊良,管理学博士,中国人民大学商学院教授,研究方向为管理信息系统与电子商务、信息技术与决策行为等,代表性学术成果为“On the role of fairness and social distance in designing effective social referral systems”,发表在2017年第3期《MIS Quarterly》, E-mail: klwang@ruc.edu.cn

郭长冬,度小满科技(北京)有限公司品牌沟通部资深专家,研究方向为情感计算等, E-mail: guochangdong@duxiaoman.com

引言

随着大数据、机器学习、语音识别和自然语言处理等人工智能技术的迅速发展,聊天机器人作为一种新的人机交互模式,被广泛应用于各商业服务领域。聊天机器人是一种通过自然语言与用户进行交互的软件应用程序^[1],用拟真人化的方式主动获取用户需求并开展用户服务。本研究基于应对策略理论,聚焦聊天机器人在金融贷后管理中的设计和应用。传统贷后管理依赖于大量人力资源,并以电话还款提醒为主,而人工客服存在服务效率低、难以满足大量业务需求、成本高、业务水平不一以及易被投诉等问题。聊天机器人系统采用自然语言作为媒介,并具备拟人化的交互方式,与人工客服相比具有独特的优势。聊天机器人可提供实时、高效、高稳定性的服务^[2],同时显著降低人工成本^[3]。聊天机器人系统的应用和推广,将进一步助力企业实现数字化变革。

信息系统领域研究中,张仪等^[4]、张颖等^[5]和 GNEWUCH et al.^[3]分别关注使用者对聊天机器人这一新技术的接纳程度、使用感知以及该技术对商业服务的影响等。已有研究表明,聊天机器人的拟人化会产生不同方面的影响,如服务满意度、喜爱和亲密度等正向影响^[6-7]以及恐怖谷效应^[8]等负向影响。但已有研究仅关注聊天机器人本身的拟人化特征设计^[9],在商业服务中如何设计聊天机器人的拟人化交互机制以及人机协同服务的影响仍值得进一步探析。一些学者也呼吁更多不同类型的人工智能服务交互设计研究。张雁冰等^[10]探讨人工智能与人的相似性对用户感知和行为影响的理论框架;宋晓兵等^[11]对比人工智能与销售人员定价对消费者价格公平感知的影响机制;吴继飞等^[12]关注人工智能推荐对消费者采纳意愿的影响及其拟人化设计的调节作用。本研究基于应对理论并采用大型实地实验进行实证分析,旨在丰富聊天机器人拟人化设计的理论研究,并给予服务提供商相关管理启示。

1 相关研究评述

1.1 聊天机器人

聊天机器人(或称为会话代理)是一种通过自然语言与用户进行交互的软件应用程序^[1],综合语音识别、智能交互系统、自然语言处理和语音生成等技术,用拟真人化的方式主动获取用户需求并开展用户服务,为人机对话提供新的界面和接口。聊天机器人的种类从不同的划分角度看,有各种不同的定义和概念。从用户与聊天机器人的对话方式看,可将机器人分为基于文本的和基于语音的两种,即通过文本或语音展开会话。从对话内容看,可分为专用和非专用两种^[3]。专用机器人局限于特定领域、任务或使用者,如应用于博物馆、医疗或电商等;非专用机器人没有特定的局限性,可适用于任何话题,如苹果语音助手。从有无任务目标角度看,可分为任务型和社交(非任务)型聊天机器人。与任务型机器

人专注任务本身的正式对话相比,社交型机器人典型特征是通过非正式的闲聊形成社交情绪与情感信息的交换^[13]。

1.2 聊天机器人交互设计

聊天机器人与传统技术不同,创新了人机交互范式,能够在社交层面增强用户的参与程度^[14],并优化服务体验^[15],基于多种社交线索的聊天机器人拟人化设计起到关键作用,将会产生不同方面的影响。从社交线索的五大类看,即形体上、心理上、语言上、社交动态上和社交角色上^[16],已有研究探索聊天机器人拟人化设计^[17]的不同方面。①聊天机器人的外表形体是影响质量和实践的重要因素之一。一些研究强调视觉外形的重要性^[17],并发现使用拟人化外形(人类以及有生命形象的)具有优势。聊天机器人在外形上具有人类形象能够提高用户的参与性和开启对话的意向。②为了让聊天机器人变得更真实或更可信,商用聊天机器人不仅需要具备专业知识,还需要具有个性表达。需要在聊天机器人的知识库中纳入心理层面的知识,如个性特征^[18]、心理感知^[19]和情感传达^[20]。③有关聊天机器人在语言上拟人化的社交线索。有研究认为在口头和非口头的肢体语言上,拟人化的对话机器人需要保持一致性。换句话说,聊天机器人需要通过自然的对话、灵活的情感表达和一致的肢体行为证明它们具备多重社交互动的能力^[21]。已有研究发现聊天机器人使用表情包能够提升人际吸引力、人机交流能力和信任可靠度^[22]。④有关聊天机器人社交动态上拟人化的设计,已有研究探讨在文本对话框中显示输入状态的界面设计^[23]、回复信息的速度^[7]等方面的社交动态拟人化。这些研究表明具有拟人化社交动态设计的聊天机器人能够增强社会临场感,机器人更为自然的表现能够提升人机交互的质量。⑤聊天机器人的社会角色或身份指有关代理人描述的拟人化线索,如化身^[24]或人口特征^[9]。这些拟人化的社交身份能有意或无意地提升拟人化感知,从而改变使用者的态度,增强情感联系并提升对话满意度。

已有理论研究对聊天机器人拟人化特征设计的影响存在正向和负向两种判断。依据“计算机是一种社会参与者”的范式^[25],学者们探究聊天机器人拟人化交互设计,并发现更高的拟人化程度能够带来多维度的正向影响,涉及在参与者满意度^[7]、信任度^[9]和说服力^[24]等方面的提升。依据社会反应理论,人们会无意识地对具有人类特征(说话方式、互动、社会角色等)的事物(动物或技术设备)产生社会反应行为^[25],拟人特征设计能够激发用户在交互过程中的信任和社交性,并鼓励或加强用户的互动联系。而恐怖谷效应理论^[8]认为当人们感知到矛盾时,即机器人实际表现出来的交互质量低于人类交互质量,与机器人具备的人类特征属性矛盾并容易造成人们的厌恶反应^[26]。对消费服务机器人的实验研究表明,机器人外表和行为的拟人化会影响消费者的态度,当消费者感受到机器人的热情超过特定程度后会产

生不舒适感,降低消费者对机器人的积极态度^[27]。综上所述,已有研究仅对聊天机器人本身的拟人化特征及其影响进行探讨,没有关注聊天机器人拟人化的交互逻辑和交互机制设计,在聊天机器人如何通过拟人化交互过程引导、改变服务对象的心理认知和行为方面仍存在研究空白。

1.3 贷后管理

中国互联网信贷的两大主流模式为 P2P 网络借贷和互联网贷款公司借贷, P2P 网络借贷是指借款人和贷款人通过网络平台完成借贷交易, 互联网贷款公司借贷为获得金融监管部门批准许可的贷款公司在线给借款人放贷。与传统金融贷款模式相比, 互联网信贷具有借款金额小、无抵押、期限短等特点^[28]。虽然互联网信贷有益于借贷双方, 但仍存在贷款违约的风险, 即借款人没有按时或无法偿还借款。已有研究关注借款人违约风险预测, 通过机器学习模型或深度学习算法^[29]等方式预测借款人未来逾期或违约的可能性。用于预测违约风险的因素包括金融指标、信用分、性别、年龄、教育背景、收入水平和家庭成员等硬性因素^[30-31], 以及借款经历和社交信息等软性因素^[32]。

也有研究探讨贷款发生逾期或违约后的管理问题。在贷后管理中, 通常将债务人按照不同的风险类型分为不同的风险等级, 实现差异化的贷后追踪和还款管理^[33]。传统的债务管理模式主要指线下债务管理, 债权人提供逾期贷款资料给外包催收公司。互联网债务管理模式是指债权人依托信息平台的先进技术, 可实现线上线下相结合的服务模式^[34]。但由于催收人员素质和水平良莠不齐或缺乏监管等, 人工催收会面临过度催收或投诉等问题。此外, 人工催收不仅成本较高, 在面临多个催收任务时, 易选择金额较高的债务, 导致小额债务错失最佳管理时机^[35]。随着人工智能技术的发展, 聊天机器人在贷后管理领域的应用能够在一定程度上解决和弥补人工还款提醒服务的不足。聊天机器人可提供实时、高效、高稳定性的服务^[2], 同时显著降低人工成本^[3]。在信息系统领域, 已有研究关注逾期贷款贷后管理中还款提醒的交互机制设计, 如社交因素和关系类

型的影响^[36-37], 但鲜有研究关注聊天机器人等人工智能技术在贷后管理高情绪需求场景下的交互机制设计。

2 理论分析和研究假设

应对理论用于研究如何应对负面情绪, 如恐惧、焦虑和担忧^[38]。ENDLER et al.^[39]提出三大基本应对策略, 包括任务导向型应对、情绪导向型应对和逃避型应对。任务导向型应对策略也被称为问题导向型应对策略, 旨在直接关注问题本身, 采取积极的应对措施解决压力; 情绪导向型应对策略是指尝试通过改变个人对任务或压力的感知解决问题; 逃避型应对策略是指从任务相关的活动中抽离, 将个人注意力从需要解决的问题上转移出去。选择不同类型的应对策略对待压力、处境或负面情绪的角度不同, 将会产生不一样的处理结果。恰当的应对策略通过增加任务导向型应对, 减少情绪导向型应对和逃避型应对来最大化积极作用。

依据扩展的平行过程模型^[40], 有两大认知评估影响应对策略的选择, 即感知威胁和感知效能。感知威胁是指个体对威胁的严重程度或对解决外在环境威胁的需求的认知评估, 感知效能是指个体对应对威胁的资源或能力的感知评价。扩展的平行过程模型理论认为, 个体首先评估环境威胁, 且只有当感知到一定程度的威胁时, 才会评估其解决威胁的效能。个体感知自我效能高时, 在面对问题或处理压力的过程中, 个体倾向于正视困难、接受挑战、努力尝试, 并将注意力放在解决问题本身。

基于上述应对理论和扩展的平行过程模型理论, 在贷后管理还款提醒服务聊天机器人的拟人化交互设计中考虑服务对象的应对策略选择, 本研究的应对引导型机器人交互设计理论框架见图 1, 设计逾期借款人应对引导型拟人化聊天机器人(简称应对引导型机器人), 在交互设计中考虑增加三大对话流程的拟人化设计, 即原因探析对话流程、建议提供对话流程和适度施压对话流程。聊天机器人的新增拟人化设计体现在心理层面上的社交线索^[16], 在不同对话流程具体涉及同理心、助推和施压情感表达等心

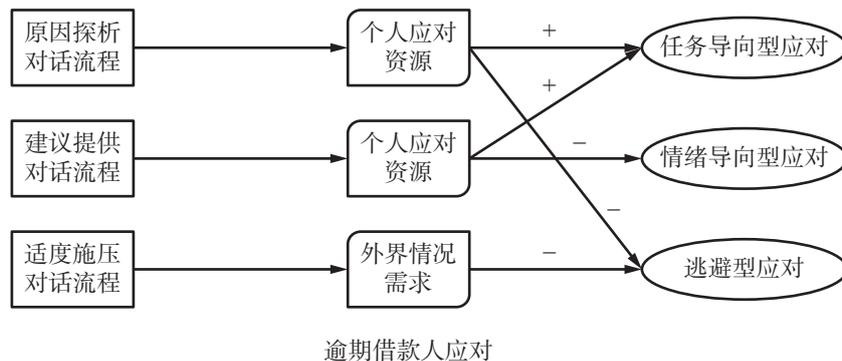


图 1 基于应对理论的聊天机器人交互设计研究框架

Figure 1 Research Framework of Chatbot Interaction Design Based on the Coping Theory

理要素。下文具体探讨应对引导型机器人的影响路径。

原因探析对话流程通过剖析导致逾期的真实原因,理解逾期借款人的处境或困难,帮助逾期借款人梳理现有问题和个人应对资源,将其注意力转移到所需面对的贷款逾期问题上来。由此,增加逾期借款人选择任务导向型应对的可能性,并减少其选择逃避型应对策略的可能性。在原因探析对话流程中聊天机器人体现出的同理心拟人化设计可增强借款人的自我揭露,更好地了解其处境问题。这一拟人化特征设计会增强对话对象与他人在一起的感觉,唤起一种社会存在感^[17]。已有研究发现聊天机器人具备同理心可以增加用户与其建立关系的可能性^[41],还有研究表明用户认为具有同理心的聊天机器人可能会产生积极的用户体验^[42]。在贷后管理中,机器人表现出的对逾期借款人处境或困难的理解能够拉近对话关系,让借款人更好地自我揭露真实原因。此外,围绕逾期原因的探讨还有助于借款人更好地梳理个人应对资源。

建议提供对话流程有利于给逾期借款人提供可行的解决方案和规范参考,减少其情绪压力,提升其对任务或问题本身的关注,降低选择情绪导向型应对策略的可能性。聊天机器人的建议提供对话流程拟人化设计借鉴助推理论,对逾期借款人进行还款行为的心理引导。助推在行为科学领域被定义为在保留人们选择自由的同时,通过提供简约且低成本的选择架构,使人们的行为朝着预期方向改变的干预策略^[43]。人类的认知能力局限以及贪婪、冲动、惰性等弱点,导致其在对事物的判断中出现诸如选择性知觉、近因效应、关联谬误和过分自信等各种认知偏差,并在决策选择中表现出框架效应、损失规避、安于现状和短期偏好等反常现象^[44]。逾期借款人在超过正常还款期限后,容易陷入拖欠现状,安于短期内忽视欠款问题,且难以做出合乎自身状况和长期利益的决定。助推成为平台在管理中一种必要的决策和行为干预措施,可顺应人的决策心理规律,合理设计选择架构,引导人们改变行为。助推的有效方法包括规范参照和默认选项等^[45]。在建议提供对话流程强调还款规范参照,并设定可能解决债务逾期的还款方法选项,让借款人认识到还款的必要性,提供正向选项引导。建议提供对话流程设计可以避免借款人压力处境下的负面逃避情绪,引导或助推借款人正视并积极解决问题。

适度施压对话流程在逾期借款人还款意愿低的情况下,通过清晰阐述客观还款需求和适度情感施压,明确解决还款问题的必要性,以降低逃避型应对。个体在进行应对效能评估之前会首先评估环境威胁,只有当感知到一定程度的威胁且负面后果严重时,才会评估其解决威胁的效能^[46]。已有研究发现强调后果或风险的合法威胁能够起到震慑作用,增强行为规范^[47]。可见,在逾期借款人低还款意愿情况下,补充拖欠还款带来的潜在后果和风险信息,能够增

加其评估解决威胁需求的必要性。此外,机器人在这一对话流程中拟人化的严肃施压语气也能起到强调作用。

应对引导型机器人的三大对话流程设计旨在通过拟人化的心理要素设计促使逾期借款人更好地应对逾期债务问题,该拟人化机器人设计具体通过原因探析对话流程交互中体现出的同理心构建信任关系,让借款人更好地自我揭露真实原因,并梳理其个人应对资源;通过建议提供对话流程提供规范参照或默认选项,助推借款人正视并积极解决问题;通过适度施压对话流程在逾期借款人还款意愿低的情况下进行适度信息和情感施压,明确解决还款问题的必要性,降低逃避型应对。综上所述,应对引导型机器人帮助借款人将注意力从情绪导向型应对或逃避型应对转移到任务导向型应对,这一交互设计有利于改变逾期借款人对逾期问题的紧迫性和自身感知效能的认知评估,提升逾期借款人的还款意愿。因此,本研究提出假设。

H₁ 新增原因探析、建议提供和适度施压交互设计的应对引导型机器人能够提升逾期借款人的还款意愿。

此外,在人机配合服务的过程中,应对引导型机器人拟人化交互设计能够提升人工客服的服务效率。这是由于应对引导型机器人从服务对象的心理感知和应对机制角度对其进行有效正向引导,并能提供一定的信息和情感支持。首先,更拟人化的交互风格将有利于在用户与聊天机器人之间建立信任^[48],用户将聊天机器人视为真人会更好地建立与其的联系^[49]。其次,已有研究表明提供有效或有用的信息能够增加对话交互价值^[50]。引导积极应对的交互机制设计,能够提供更具有针对性的交互信息,其产生的新价值能够在人工服务时降低沟通成本、提升服务效率。与此同时,聊天机器人的积极主动性和引导性能够帮助服务对象建立目标或增加其目标实现过程中的投入程度^[42]。基于应对策略相关理论的交互设计,能够帮助逾期借款人更好地评估解决逾期问题的客观需求,并正向引导其评估自身解决问题的效能。最后,这一拟人化的对话交互逻辑与人工客服的服务逻辑具有更高的相似性和一致性,与机器人的简单还款提醒服务相比具备更高的服务质量。已有研究发现用户通过已有经历塑造对服务的预测和期望^[51],在聊天机器人与人工客服配合服务下,机器人对逾期借款人应对引导的拟人化设计能够减少与人工服务的质量落差,并降低服务对象的认知偏差,有利于提升人工客服的工作效率。因此,本研究提出假设。

H₂ 应对引导型机器人的交互设计能够提升其与人工客服的协同服务效率。

3 研究设计

本研究与中国大型互联网金融平台度小满金融开展合作,基于其智能语音平台设计实地实验,探究

应对引导型机器人的设计和服务表现。度小满金融(原百度金融)作为一家金融科技公司,充分发挥 AI 优势和技术实力,致力于用科技为更多人提供值得信赖的金融服务。据公司公开报道,目前度小满语音机器人可实现多轮复杂对话,对话准确率可达 90%,用户无感率(不告知机器人身份情况下服务对象未发现其真实身份的概率)达到 99%。机器人服务的客户涉及国有银行信用卡中心、股份制银行个贷和信用卡部、地方性城农商行,以及互联网巨头信贷业务部门等 80 多家金融机构,智能机器人服务应用于贷后管理、电销和语音质检等多个环节。目前度小满金融智能机器人可替代 40%~50% 的人力,且成本较低,仅为人工客服成本的 1%。此外,机器人服务可提升回款率 3%~5%,提升效率的同时极大降低了外呼成本。基于语音、意图识别、话术匹配和自然语言生成等技术,智能机器人平台可实现对话对象的语音内容理解、对话流程和话术内容匹配决策以及合成回复语音的功能。平台可实现不同版本机器人的调度,机器人可配置不同的对话逻辑流程以及匹配不同的话术库内容。此外,平台可记录通话结果,依据通话内容预测和判断逾期借款人的还款意愿。

3.1 实验设计和数据来源

在逾期贷款贷后管理场景下,与企业合作开展大型实地实验研究,探究与简单还款提醒机器人相比应对引导型机器人的服务效果。依据借款人编号将其随机分为控制组和实验组,具体实验设计如下。针对控制组中的逾期借款人,本研究采用简单还款提醒机器人担任逾期贷款还款提醒员的角色,其提醒服务包含提供逾期信息和询问还款时间。在实验组的机器人服务中,本研究使用应对引导型机器人

交互设计。与控制组机器人相比,实验组机器人在提供逾期信息和询问还款时间的基础上新增对话内容,即原因探析、建议提供和适度施压。机器人对话流程设计见图 2,对话流程内容和范例汇总见表 1。在提醒还款时间和频次等策略上,控制组与实验组机器人保持一致。两组机器人均在借款人逾期 5 天后进行还款提醒,每日电话提醒服务拨打次数不超过 3 次,接通后 3 天内不再拨打。两组机器人在贷后管理服务中均担当还款提醒服务人员的角色,不透露机器人的身份。此外,人工客服不知道逾期借款人使用的服务机器人版本,仅知道还款提醒通话后的预测结果,即借款人的还款意愿级别。

实地实验时间为 2019 年 12 月 17 日至 2020 年 1 月 20 日,收集 2019 年 12 月 12 日至 25 日两周内新出现的逾期贷款样本数据。剔除在整个实验观察期内没有接通过机器人还款提醒电话的借款人数据记录,最终得到控制组 9 794 笔逾期贷款、实验组 9 764 笔逾期贷款。观察机器人还款提醒服务开始后 22 天内的情况,关注逾期借款人的还款行为以及人工客服还款提醒介入的情况。

表 2 给出控制组和实验组逾期借款人、逾期贷款和还款提醒相关情况的数据描述性统计结果,包括年龄、性别、学历和第 1 次贷款天数等借款人特征变量,逾期金额和剩余贷款总金额等逾期贷款相关变量,以及机器人日均拨打和接通次数等机器人还款提醒变量。实验组与控制组在上述 3 类变量上无显著性差异,说明实验随机分组有效,实验组和控制组的机器人还款提醒服务策略保持一致。由表 2 可知,控制组日均拨打 1.572 个还款提醒电话,日均接通次数为 0.187;实验组日均拨打 1.583 个还款提醒电话,

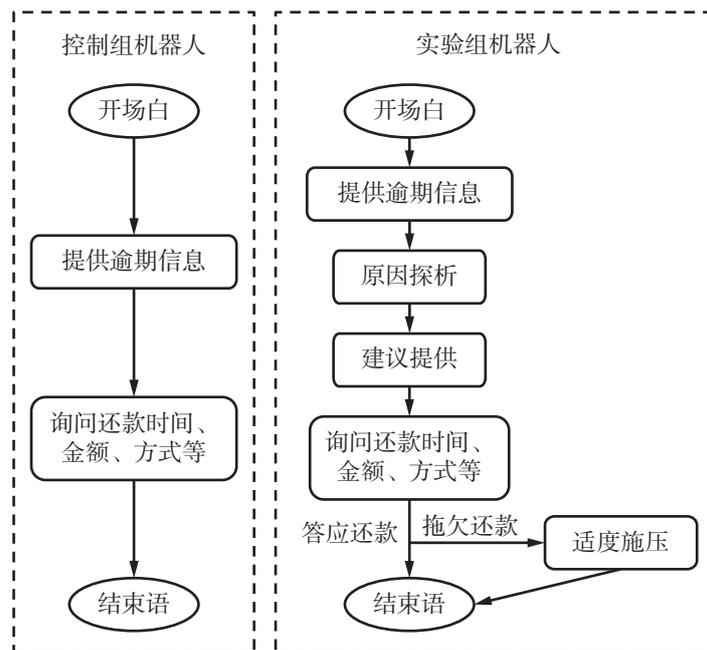


图 2 控制组和实验组聊天机器人交互流程设计

Figure 2 Chatbot Interaction Process Design in Control Group and Treatment Group

表1 聊天机器人交互流程和话术范例
Table 1 Chatbot Interaction Process and Examples of Dialogues

机器人对话流程	涉及对话内容	话术范例
开场白	简要介绍来电方, 说明来意	您好, 请问是某某先生/女士吗? 这里是某某债权管理部, 我部收到您金融逾期拖欠的材料。
提供逾期信息	详细说明逾期贷款的情况, 包括逾期天数、金额和费用等	目前您的贷款已经逾期 $\times \times$ 天了, 逾期了 $\times \times$ 金额, 逾期费用每天都在增加。
询问还款信息	详细询问还款计划, 包括还款时间、金额和方式	请问您能在今晚 12 点前处理好 $\times \times$ 钱的全部逾期贷款吗? 那再跟您确认一下还款方式, 您需要登陆某某APP手动还款, 没问题吧?
原因探析	询问和剖析导致逾期的真实原因, 理解逾期借款人的处境或困难, 帮助进行问题定位, 具体为开展2轮至3轮对话, 讨论某一主题的具体原因, 主题包含生病、没发工资、工作变动、生意失败、借钱给别人和出事等	您仍未按时还款, 逾期天数过长, 请问您逾期的主要原因是什么? [触发条件: 提及工作变动] 了解了您的情况, 请问您是什么时候工作有变动呢? 理解您的处境, 那您现在有找到新工作、有其他稳定的收入来源吗?
建议提供	针对逾期原因提供相关还款建议或正向解决方案参考, 具体为针对具体主题和借款人的回复, 开展 2 轮至 3 轮对话提出建议, 用于引导或助推还款	您之前上班会有积蓄吧? 可以先用来还上这期的, 不然加上罚息会越拖越多。 建议您还是考虑找家人或朋友周转一下吧, 要不您以后的资金压力会更大。
适度施压	依据借款人的反馈和还款意愿, 开展不超过3轮对话进行适度情感(严肃语气)和信息施压, 阐明逾期问题的严重性	逾期不仅会产生罚息还会影响您办理信用卡房贷和车贷等, 及时处理才能避免征信的进一步恶化。为不给您带来更多的困扰, 今天请尽快处理好您的逾期贷款。
结束语	结束对话, 挂机	我们会持续关注您的还款情况, 如未收到款项, 后续会有工作人员再次与您联系, 再见。

日均接通次数为 0.188。由于人力资源有限, 人工客服还款提醒电话日均接通数在控制组仅为 0.010, 实验组仅为 0.008。由统计结果可知, 观察期已还款的借款人中, 实验组应对引导型机器人还款提醒服务下借款人的还款时长为人均 9.141 天, 小于控制组简单还款提醒机器人服务下的人均 9.478 天的还款时长。从最终整体还款率看, 控制组和实验组机器人还款提醒服务下最终的还款率相近, 分别为 0.470 和 0.473。

表 3 给出还款提醒服务期间内随还款提醒或逾期天数的增加, 实验组与控制组所有逾期借款人的累计还款率差异, 逾期 5 天后开始还款提醒, 还款提醒第 1 天为逾期第 6 天, 以此类推。由表 3 可知, 在逾期管理初期和末期两组借款人的累计还款率无显著差异, 在累计还款提醒第 8 天至第 13 天, 实验组机器人还款提醒服务的累计逾期还款率在 95% 显著性水平上显著高于控制组机器人, 提升还款率约 0.016。可见, 与简单还款提醒机器人服务相比, 应对引导型机器人服务对逾期借款人还款效率的提升在服务中期最为明显。

3.2 生存模型

本研究采用 Cox 比例风险模型^[52]刻画决定动态

还款行为的概率过程, 分析聊天机器人拟人化设计对借款人逾期贷款偿还概率的动态影响。Cox 比例风险模型能够刻画时间维度上事件发生的边际概率以及随时间变化的特征变量如何影响该边际概率, 边际概率即风险概率, 在本研究中为边际还款概率。Cox 比例风险模型公式为

$$h(t|x_i) = b_0(t) \cdot \exp\left\{\sum_{i=1}^n \beta_i [x_i(t) - \bar{x}_i]\right\} \quad (1)$$

其中, t 为时间; x_i 为特征变量, i 为特征序号, n 为特征个数, 式中包含 n 个特征变量, 即 x_1, x_2, \dots, x_n , \bar{x}_i 为特征变量均值; $h(t|x_i)$ 为在 x_i 特征变量条件下 t 时刻的风险概率(即边际还款概率); $b_0(t)$ 为待定事件发生的基准概率; $x_i(t)$ 为一组不随时间变化或随时间变化的特征向量; β_i 为一组待估的模型回归系数向量。事件发生的边际风险概率为指数形式, 线性部分 $\sum_{i=1}^n \beta_i [x_i(t) - \bar{x}_i]$ 为对数边际风险概率。在本研究中, 将借款人逾期贷款偿还作为关注的事件, 对时间维度的边际还款概率进行建模, 以天为时间观测单位。将逾期贷款相关的控制变量以及还款提醒相关变量纳入特征向量, 用于探究随时间累积变化的还款提

表2 描述性统计结果
Table 2 Results for Descriptive Statistics

	组别	均值	标准差	最小值	最大值
年龄	控制组	32.891	7.073	19	58
	实验组	32.860	7.128	19	58
性别	控制组	1.245	0.430	1	2
	实验组	1.242	0.429	1	2
学历	控制组	-0.072	2.037	-1	6
	实验组	-0.073	2.033	-1	7
第1次贷款天数	控制组	410.243	227.761	30	1 189
	实验组	411.373	229.124	30	1 186
逾期金额(元)	控制组	1 568.396	2 001.116	37.060	25 535.119
	实验组	1 554.401	1 997.509	29.740	34 629.020
剩余贷款总金额(元)	控制组	9 023.588	12 210.437	42.360	212 971.590
	实验组	8 841.116	12 004.519	29.740	152 965.170
机器人还款提醒 电话日均拨打数	控制组	1.572	0.873	0.045	5.375
	实验组	1.583	0.895	0.045	5.136
机器人还款提醒 电话日均接通数	控制组	0.187	0.179	0.045	1
	实验组	0.188	0.180	0.045	1
人工客服还款提醒 电话日均拨打数	控制组	0.059	0.293	0	9.091
	实验组	0.049	0.234	0	4.889
人工客服还款提醒 电话日均接通数	控制组	0.010	0.068	0	3
	实验组	0.008	0.049	0	1.333
截至还款提醒第22天是否还款 (0为未还,1为已还)	控制组	0.470	0.499	0	1
	实验组	0.473	0.499	0	1
截至还款提醒第22天还清贷款 借款人的人均还款时长(天)	控制组	9.478	6.056	1	22
	实验组	9.141	5.918	1	22

注: 性别, 男性取值为1, 女性取值为2; 学历, -1为数据缺失, 1为小学, 2为初中, 3为高中, 4为专科, 5为本科, 6为硕士, 7为博士。“截至还款提醒第22天还清贷款借款人的人均还款时长”控制组样本量为4 602, 实验组样本量为4 616。

表3 控制组与实验组还款率对比结果
Table 3 Comparison Results of Repayment Rate between Control Group and Treatment Group

还款提醒服务天数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
累计还款率差值 (实验组 - 控制组)	-0.001	0.001	0.007	0.003	0.007	0.008	0.008	0.016	0.017	0.016	0.016
<i>p</i> 值	0.815	0.710	0.074	0.499	0.148	0.153	0.132	0.006	0.005	0.008	0.012
还款提醒服务天数	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
累计还款率差值 (实验组 - 控制组)	0.016	0.014	0.012	0.011	0.012	0.010	0.009	0.006	0.006	0.005	0.003
<i>p</i> 值	0.011	0.028	0.063	0.097	0.075	0.129	0.204	0.366	0.382	0.437	0.711

表4 变量定义
Table 4 Definitions of Variables

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
自变量	是否为实验组	Trt	0-1虚拟变量,逾期借款人在实验组时取值为1,否则取值为0
	机器人拨打次数	$Botc$	还款提醒服务开始后累计机器人拨打电话次数
	机器人接通次数	$Bota$	还款提醒服务开始后累计机器人电话接通次数
	人工拨打次数	$Humc$	还款提醒服务开始后累计人工客服还款提醒电话拨打次数
	人工接通次数	$Huma$	还款提醒服务开始后累计人工客服还款提醒电话接通次数
	是否人工接通	$Humy$	0-1虚拟变量,还款提醒服务开始后当天人工客服还款提醒电话是否接通,接通至少1次取值为1,否则取值为0
控制变量	年龄	Age	逾期借款人真实年龄大小
	性别	Gen	男性取值为1,女性取值为2
	学历	Deg	取值-1至7,学历越高取值越大,其中-1为缺失
	贷款天数	Fld	第1次贷款距还款提醒服务开始时的天数
	逾期金额	Ode	还款提醒服务开始时逾期金额
	贷款金额	Owe	还款提醒服务开始时剩余贷款总金额,包括后续未到期的分期

醒情况以及聊天机器人机制设计如何动态影响借款人的逾期贷款偿还结果。模型中采用的逾期借款人特征变量、逾期贷款特征变量和还款提醒变量的定义见表4。

基于观测数据和实地实验设计,本研究对下述3个实证模型进行参数估计。(2)式探究与控制组机器人相比,实验组机器人对逾期借款人还款率的影响。对存在人工客服拨打还款提醒服务电话的子样本建模,与控制组机器人相比,(3)式探究实验组机器人是否提升当天人工客服接通还款提醒电话的服务效率,(4)式探究在整个还款提醒服务期内人工客服还款提醒效果随累计还款提醒电话接通次数的变化情况。生存分析模型为

$$h(t|x) = b_1(t) \exp(\beta_0 Trt + \beta_1 Trt \cdot Bota^2 + \beta_2 Trt \cdot Bota + \beta_3 Age + \beta_4 Gen + \beta_5 Deg + \beta_6 Fld + \beta_7 Ode + \beta_8 Owe + \beta_9 Huma + \beta_{10} Humc + \beta_{11} Bota + \beta_{12} Botc) \quad (2)$$

$$h(t|x) = b_2(t) \exp(\beta_{13} Trt + \beta_{14} Trt \cdot Humy + \beta_{15} Age + \beta_{16} Gen + \beta_{17} Deg + \beta_{18} Fld + \beta_{19} Ode + \beta_{20} Owe + \beta_{21} Huma + \beta_{22} Humc + \beta_{23} Bota + \beta_{24} Botc) \quad (3)$$

$$h(t|x) = b_3(t) \exp(\beta_{25} Trt + \beta_{26} Trt \cdot Huma^2 + \beta_{27} Trt \cdot Huma + \beta_{28} Age + \beta_{29} Gen + \beta_{30} Deg + \beta_{31} Fld + \beta_{32} Ode + \beta_{33} Owe + \beta_{34} Huma + \beta_{35} Humc + \beta_{36} Bota + \beta_{37} Botc) \quad (4)$$

其中, $b(t)$ 为随时间变化的基准还款率, $\beta_0 \sim \beta_{37}$ 为各

变量对还款率的影响系数。(2)式中 Trt 为关键自变量, β_1 刻画了机器人设计的影响(实验处理效应),若该系数估计为负,则与控制组机器人相比,实验组机器人对逾期借款人还款率的提升作用在贷后管理中后期最大, H_1 得到验证,实验组机器人能提升逾期借款人的还款意愿。基于已有研究中贷款的还款影响因素^[53-54],在(2)式中考虑的控制变量有:①逾期借款人相关特征变量,包括年龄、性别、学历、第1次贷款距还款提醒服务时的天数;②逾期贷款相关变量,包括已逾期金额、剩余分期未到期的贷款总金额;③还款提醒相关变量,包括人工客服和机器人的还款提醒电话累计拨打和接通次数。

(3)式分析在人机配合服务下的人工还款提醒服务效率如何受到机器人设计的影响,同样在模型中控制逾期借款人特征、逾期贷款情况和还款提醒情况的变量。本研究关注 β_{14} ,其值若显著为正,表示与控制组机器人相比,实验组机器人配合服务下人工还款提醒服务对逾期借款人的还款率有显著提升,即人工服务工作效率显著提高, H_2 得到验证。在(4)式中进一步探究实验组机器人配合服务下人工工作效率的边际影响,本研究关注 β_{26} ,其值若显著为负,说明与控制组机器人相比,实验组机器人配合服务下人工客服的边际效率先增后减。

4 实证结果和分析

Cox比例风险模型的估计结果见表5。由(2)式的估计结果可知, $Trt \cdot Bota^2$ 的估计系数为-0.222, $p < 0.001$,说明与控制组机器人相比,随着实验组机器人还款提醒电话接通次数的增加,逾期贷款的还款率

表5 聊天机器人设计对还款率的影响
Table 5 Effects of Chatbot Design on Repayment Rate

	(2)式		(3)式		(4)式	
	估计系数	自然指数	估计系数	自然指数	估计系数	自然指数
<i>Trt</i>	-0.713*** (0.042)	0.490	-0.185* (0.092)	0.831	-0.013 (0.085)	0.987
<i>Trt · Bota</i> ²	-0.222*** (0.008)	0.801				
<i>Trt · Bota</i>	1.064*** (0.039)	2.899				
<i>Trt · Humy</i>			0.636*** (0.112)	1.888		
<i>Trt · Huma</i> ²					-0.028* (0.012)	0.972
<i>Trt · Huma</i>					0.226** (0.074)	1.254
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
样本量	19 558		2 013		2 013	
阶段数	313 292		36 362		36 362	
事件数	9 218		779		779	
偏对数似然	-87 069		-5 704		-5 715	

注: ①括号内数据为估计系数的标准误差, ***为 $p < 0.001$, **为 $p < 0.010$, *为 $p < 0.050$ 。②生存分析模型中样本量为观测对象的数量, (2)式中包含所有逾期贷款; (3)式和(4)式中样本量仅包含存在人工联系的逾期贷款。③阶段数为所有样本(观测期内还清贷款前)所有未还清贷款前的总天数。④事件数为观测时间截止前事件发生的数量, 本研究中事件指还清逾期贷款。

先提升后降低。在累计接通 2.396 次 ($-\frac{1.064}{2 \times (-0.222)}$) 机器人还款提醒电话的情况下, 实验组机器人比控制组机器人对还款率的提升更大, 实验组还款率为控制组还款率的 1.723 倍。因此, H_1 得到验证, 实验组机器人能够提升逾期借款人的还款意愿。具体表现为随着还款提醒接通次数的增加, 逾期还款人的还款率有所提升, 在贷后管理中后期提升达到最高。此时, 与控制组机器人相比, 实验组机器人服务的优势有所体现, 能够提升还款效率、缩短还款时长、加速还款进程。但实验组机器人的设计仅能调节逾期借款人对外在环境需求和自我应对资源的认知评估, 提升还款意愿, 并不能改善借款人的财务状况。从整体看, 不能提升最终的还款率或还款总金额。

由(3)式的估计结果可知, *Trt · Humy* 的估计系数为 0.636, $p < 0.001$, 表明人机配合还款提醒服务时, 与控制组机器人相比, 实验组机器人有利于提升当天人工客服的还款提醒服务效率, 还款提醒效率为控制组的 1.888 倍。因此, H_2 得到验证。

由(4)式的估计结果可知, *Trt · Huma*² 的估计系数为 -0.028, $p < 0.050$, 可见与控制组机器人相比, 在实验组机器人配合下, 随着人工客服累计接通次数的

增加, 人工服务的边际效率影响先升后降, 在累计接通次数为 4.036 次 ($-\frac{0.226}{2 \times (-0.028)}$) 时还款提醒效果最好, 实验组还款提醒效率为控制组的 1.557 倍。

5 结论

5.1 研究结果

本研究通过大型实地实验设计, 探讨与简单还款提醒机器人相比, 逾期借款人应对引导型聊天机器人在贷后管理全过程中的服务效果, 即对逾期借款人的还款效率的影响; 基于应对理论, 从逾期借款人应对策略视角设计聊天机器人对其还款意愿的影响机制。研究表明, 逾期借款人应对引导型聊天机器人能够提升贷后管理中的还款效率, 在逾期管理中后期的还款率提升最大, 是简单还款提醒机器人的 1.723 倍。从整体还款提醒服务表现看, 虽然不能提升最终的还款率, 但加速了还款进程, 缩短了还款时长, 并减少了相应的逾期损失和贷后管理成本。另外, 与简单还款提醒机器人相比, 逾期借款人应对引导型聊天机器人在有人工配合服务的情况下, 能够提升人工客服的还款提醒工作效率, 是简单还款提醒机器人的 1.888 倍, 其服务效率提升将在适度的

人工介入下达到最大,即对人工效率的边际影响先增后减。

5.2 理论贡献

本研究结果丰富了聊天机器人设计和人机配合服务方面的理论研究。①已有研究探讨基于不同社交线索^[16]的拟人化聊天机器人设计,包括机器人本身的形体、心理、语言、社交动态和社交角色等,增加服务对象的拟人化感知和社交参与度^[14]。本研究基于应对策略相关理论^[38,40],从聊天机器人服务对象的应对心理机制角度考虑拟人化的对话逻辑和流程设计,拓展了聊天机器人拟人化交互设计的理论范畴,考虑了服务对象的心理机制。②本研究探究在聊天机器人服务下人工服务的效果和效率,分析人工智能等技术赋能下的企业效率,拓展了人机配合工作的相关研究和理论。③本研究通过实地实验设计和生存模型验证了拟人化交互聊天机器人在贷后管理过程中的服务优势,比实验室实验设计具有更好的外部性,丰富了聊天机器人设计相关的实证研究成果,为该领域的实证分析研究提供借鉴价值。

5.3 管理启示

本研究结果对聊天机器人服务提供商有一定的管理启发。①在聊天机器人的对话设计上,需要考虑场景适用的拟人化特征设计。如对于贷后管理场景中的聊天机器人,可考虑借款人的应对策略选择,通过拟人化对话设计引导借款人选择正向应对策略。本研究发现应对引导型机器人设计能够有效提升借款人的还款意愿,缩短逾期时长,有效降低逾期损失和管理成本。可见,从服务对象的心理影响因素出发,设计拟人化的机器人能够提升服务效果并为企业带来收益。②在贷后逾期管理的不同阶段,可以考虑使用不同版本的聊天机器人。如在逾期早期使用简单版提醒机器人,在逾期管理中期可使用增加原因探析、建议提供、适度施压等对话流程的聊天机器人,从而提供有阶段针对性的高质量服务。不同特征设计的聊天机器人适用于不同的服务阶段,合理的匹配机制能够实现服务优化。③在内部资源配置时,应充分利用聊天机器人和人工客服的资源优势,取长补短。在逾期管理初期使用成本低、服务内容标准化的聊天机器人,而人工资源可重点关注情况较为复杂、标准化服务不佳的部分案件。使用聊天机器人等先进人工智能技术的企业不仅需要关注技术资源的优化,还需要注重技术与人力资源的协同和发展。

5.4 研究局限和展望

①本研究在互联网金融贷后管理场景下开展大型实地实验,探究引导借款人正向应对的聊天机器人的交互设计服务效果,研究结果具有一定的代表性,但能否拓展到其他领域有待更多的实证研究。未来研究可进一步探索其他领域中拟人化聊天机器人的交互设计,如营销聊天机器人的拟人化设计能否考虑服务对象的心理影响机制。②本研究关注拟人化聊天机器人设计,但没有针对不同服务对象开

展个性化的拟人聊天机器人交互设计。后续研究可以关注聊天机器人与服务对象之间的匹配性和相似性,以提升服务内容的接纳程度和服务效果,如聊天机器人与服务对象的性别和语言(方言)等相似匹配性。③在人机配合策略上,本研究没有关注聊天机器人与人工客服的合作设计,聊天机器人与人工客服如何进行最优组合仍值得探究,如严肃版或温柔版的聊天机器人与不同风格的人工服务之间的组合搭配。

参考文献:

- [1] 吴侯,李舟军. 检索式聊天机器人技术综述. *计算机科学*, 2021, 48(12): 278-285.
WU Yu, LI Zhoujun. Survey on retrieval-based chatbots. *Computer Science*, 2021, 48(12): 278-285.
- [2] 杨扬,张虹. 智能聊天机器人技术在出版业的创新应用及发展趋势. *出版科学*, 2020, 28(1): 81-86.
YANG Yang, ZHANG Hong. Innovative applications and development trends of chatbots in publishing industry. *Publishing Journal*, 2020, 28(1): 81-86.
- [3] GNEWUCH U, MORANA S, MAEDCHE A. Towards designing cooperative and social conversational agents for customer service//*Proceedings of the 38th International Conference on Information Systems*. Seoul, South Korea: ICIS, 2017: 1-13.
- [4] 张仪,王永贵. 服务机器人拟人化对消费者使用意愿的影响机理研究: 社会阶层的调节作用. *外国经济与管理*, 2022, 44(3): 3-18.
ZHANG Yi, WANG Yonggui. A research on the influence mechanism of anthropomorphic service robots on consumer usage intention: the moderating effect of social class. *Foreign Economics & Management*, 2022, 44(3): 3-18.
- [5] 张颖,马琳睿. 基于社交特征的聊天机器人交互设计研究. *工业设计*, 2021(10): 30-31.
ZHANG Ying, MA Linrui. Research on interactive design of chat robot based on social characteristics. *Industrial Design*, 2021(10): 30-31.
- [6] SCHUETZLER R M, GRIMES G M, GIBONEY J S. The impact of chatbot conversational skill on engagement and perceived humanness. *Journal of Management Information Systems*, 2020, 37(3): 875-900.
- [7] GNEWUCH U, MORANA S, ADAM M, et al. Faster is not always better: understanding the effect of dynamic response delays in human-chatbot interaction//*Proceedings of the European Conference on Information Systems*. Portsmouth, United Kingdom: ECIS, 2018: 1-17.
- [8] MORI M, MACDORMAN K F, KAGEKI N. The uncanny valley [from the field]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2012, 19(2): 98-100.
- [9] ARAUJO T. Living up to the chatbot hype: the influence of anthropomorphic design cues and communicative agency framing on conversational agent and company perceptions. *Computers in Human Behavior*, 2018, 85: 183-189.
- [10] 张雁冰,吕巍,张佳宇. AI营销研究的挑战和展望. *管理科学*, 2019, 32(5): 75-86.
ZHANG Yanbing, LYU Wei, ZHANG Jiayu. Marketing research of

- AI: prospect and challenges. *Journal of Management Science*, 2019, 32(5): 75–86.
- [11] 宋晓兵, 何夏楠. 人工智能定价对消费者价格公平感知的影响. *管理科学*, 2020, 33(5): 3–16.
- SONG Xiaobing, HE Xianan. The effect of artificial intelligence pricing on consumers' perceived price fairness. *Journal of Management Science*, 2020, 33(5): 3–16.
- [12] 吴继飞, 于洪彦, 朱翊敏, 等. 人工智能推荐对消费者采纳意愿的影响. *管理科学*, 2020, 33(5): 29–43.
- WU Jifei, YU Hongyan, ZHU Yimin, et al. Impact of artificial intelligence recommendation on consumers' willingness to adopt. *Journal of Management Science*, 2020, 33(5): 29–43.
- [13] 申琦, 王璐瑜. 当“机器人”成为社会行动者: 人机交互关系中的刻板印象. *新闻与传播研究*, 2021, 28(2): 37–52.
- SHEN Qi, WANG Luyu. When robots become social actors: stereotypes in human-robot interaction. *Journalism & Communication*, 2021, 28(2): 37–52.
- [14] VAN DOORN J, MENDE M, NOBLE S M, et al. Domo arigato Mr.Roboto: emergence of automated social presence in organizational frontlines and customers' service experiences. *Journal of Service Research*, 2017, 20(1): 43–58.
- [15] BELANCHE D, CASALÓ L V, FLAVIÁN C, et al. Service robot implementation: a theoretical framework and research agenda. *The Service Industries Journal*, 2020, 40(3/4): 203–225.
- [16] FOGG B J. *Persuasive technology: using computers to change what we think and do*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 2002: 89–120.
- [17] GO E, SUNDAR S S. Humanizing chatbots: the effects of visual, identity and conversational cues on humanness perceptions. *Computers in Human Behavior*, 2019, 97: 304–316.
- [18] 柯显信, 云亚文, 邱本锐. 不同个性的情感机器人表情研究. *智能系统学报*, 2017, 12(4): 468–474.
- KE Xianxin, YUN Yawen, QIU Benrui. Research on expressions of the Humanoid robot based on personalities. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2017, 12(4): 468–474.
- [19] CALLEJAS Z, LÓPEZ-CÓZAR R, ÁBALOS N, et al. Affective conversational agents: the role of personality and emotion in spoken interactions//PEREZ-MARIN D, PASCUAL-NIETO I. *Conversational Agents and Natural Language Interaction: Techniques and Effective Practices*. Hershey, PA: the United States of America by Information Science Reference, 2011: 203–222.
- [20] 韩晶, 解仑, 刘欣, 等. 基于Gross认知重评的机器人认知情感交互模型. *东南大学学报(自然科学版)*, 2015, 45(2): 270–274.
- HAN Jing, XIE Lun, LIU Xin, et al. Cognitive emotion interaction model of robot based on Gross cognitive reappraisal. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2015, 45(2): 270–274.
- [21] KOPP S, BERGMANN K, BUSCHMEIER H, et al. Requirements and building blocks for sociable embodied agents//*Proceedings of 32nd Annual Conference on Artificial Intelligence*. Paderborn: Springer, 2009: 508–515.
- [22] BEATTIE A, EDWARDS A P, EDWARDS C. A bot and a smile: interpersonal impressions of chatbots and humans using emoji in computer-mediated communication. *Communication Studies*, 2020, 71(3): 409–427.
- [23] GNEWUCH U, MORANA S, ADAM M T P, et al. “The chatbot is typing...” : the role of typing indicators in human-chatbot interaction//*Proceedings of the 17th Annual Pre-ICIS Workshop on HCI Research in MIS*. San Francisco: ICIS, 2018: 1–6.
- [24] GONG L. How social is social responses to computers? The function of the degree of anthropomorphism in computer representations. *Computers in Human Behavior*, 2008, 24(4): 1494–1509.
- [25] NASS C, MOON Y. Machines and mindlessness: social responses to computers. *Journal of Social Issues*, 2000, 56(1): 81–103.
- [26] MOOSA M M, UD-DEAN S M M. Danger avoidance: an evolutionary explanation of uncanny valley. *Biological Theory*, 2010, 5(1): 12–14.
- [27] KIM S Y, SCHMITT B H, THALMANN N M. Eliza in the uncanny valley: anthropomorphizing consumer robots increases their perceived warmth but decreases liking. *Marketing Letters*, 2019, 30(1): 1–12.
- [28] 李焱文, 蒋文华, 王纯洁. 网络大数据信用风险评分能有效预测信贷违约风险吗?. *经济问题*, 2021(7): 70–77.
- LI Yanwen, JIANG Wenhua, WANG Chunjie. Could online credit score predict the risk of default effectively?. *On Economic Problems*, 2021(7): 70–77.
- [29] 蔡青松, 吴金迪, 白宸宇. 基于可解释集成学习的信贷违约预测. *计算机系统应用*, 2021, 30(12): 194–201.
- CAI Qingsong, WU Jindi, BAI Chenyu. Prediction of credit default based on interpretable integration learning. *Computer Systems & Applications*, 2021, 30(12): 194–201.
- [30] JOTE G G. Determinants of loan repayment: the case of microfinance institutions in Gedeo zone, SNNPRS, Ethiopia. *Universal Journal of Accounting and Finance*, 2018, 6(3): 108–122.
- [31] 刘翱, 邓旭东, 童泽平, 等. P2P网络借贷研究进展. *系统工程学报*, 2020, 35(3): 402–415.
- LIU Ao, DENG Xudong, TONG Zeping, et al. Research advances in peer-to-peer lending. *Journal of Systems Engineering*, 2020, 35(3): 402–415.
- [32] GE R Y, FENG J, GU B, et al. Predicting and deterring default with social media information in peer-to-peer lending. *Journal of Management Information Systems*, 2017, 34(2): 401–424.
- [33] 薛洪言, 陈若平. 智能金融与现金贷: 金融科技如何重塑现金贷?. *清华金融评论*, 2018(1): 42–44.
- XUE Hongyan, CHEN Ruoping. Smart finance and cash loans: how fintech reshapes cash loans. *Tsinghua Financial Review*, 2018(1): 42–44.
- [34] 刘瀛洲. 互联网时代第三方债务催收存在的问题及建议. *武汉金融*, 2018(10): 77–79.
- LIU Yingzhou. Problems and suggestions in third-party debt collection in the Internet era. *Wuhan Finance*, 2018(10): 77–79.
- [35] 刘琼. *语音机器人在智能催收上的应用预测与评估: 基于情感分析和LightGBM模型*. 上海: 上海财经大学, 2020: 1–43.
- LIU Qiong. *Prediction and evaluation of voice robots' application in intelligent collection*. Shanghai: Shanghai University of Finance and Economics, 2020: 1–43.
- [36] LU X H, LU T, WANG C, et al. Can social notifications help to mitigate payment delinquency in online peer-to-peer lending?. *Production and Operations Management*, 2021, 30(8): 2564–2585.
- [37] DU N H, LI L F, LU T, et al. Prosocial compliance in P2P lending: a natural field experiment. *Management Science*, 2020, 66(1): 315–

- 333.
- [38] BOSS S R, GALLETTA D F, LOWRY P B, et al. What do systems users have to fear? Using fear appeals to engender threats and fear that motivate protective security behaviors. *MIS Quarterly*, 2015, 39(4): 837–864.
- [39] ENDLER N S, PARKER J D. Multidimensional assessment of coping: a critical evaluation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1990, 58(5): 844–854.
- [40] WITTE K, ALLEN M. A meta-analysis of fear appeals: implications for effective public health campaigns. *Health Education & Behavior*, 2000, 27(5): 591–615.
- [41] BICKMORE T W, MITCHELL S E, JACK B W, et al. Response to a relational agent by hospital patients with depressive symptoms. *Interacting with Computers*, 2010, 22(4): 289–298.
- [42] FITZPATRICK K K, DARCY A, VIERHILE M. Delivering cognitive behavior therapy to young adults with symptoms of depression and anxiety using a fully automated conversational agent (woebot): a randomized controlled trial. *JMIR Mental Health*, 2017, 4(2): e19-1–e19-11.
- [43] SUTER G. Nudge: improving decisions about health, wealth, and happiness: by Richard H. Thaler, Cass R. Sunstein. *Integrated Environmental Assessment and Management Science*, 2008, 4(4): 525–526.
- [44] 何贵兵, 李纾, 梁竹苑. 以小拨大: 行为决策助推社会发展. *心理学报*, 2018, 50(8): 803–813.
HE Guibing, LI Shu, LIANG Zhuyuan. Behavioral decision-making is nudging China toward the overall revitalization. *Acta Psychologica Sinica*, 2018, 50(8): 803–813.
- [45] DOLAN P, HALLSWORTH M, HALPERN D, et al. Influencing behaviour: the mindspace way. *Journal of Economic Psychology*, 2012, 33(1): 264–277.
- [46] LIANG H G, XUE Y J. Avoidance of information technology threats: a theoretical perspective. *MIS Quarterly*, 2009, 33(1): 71–90.
- [47] FELLNER G, SAUSGRUBER R, TRAXLER C. Testing enforcement strategies in the field: threat, moral appeal and social information. *Journal of the European Economic Association*, 2013, 11(3): 634–660.
- [48] FØLSTAD A, NORDHEIM C B, BJØRKLIC A. What makes users trust a chatbot for customer service? An exploratory interview study//*International Conference on Internet Science*. St. Petersburg: Springer, 2018: 194–208.
- [49] LY K H, LY A M, ANDERSSON G. A fully automated conversational agent for promoting mental well-being: a pilot RCT using mixed methods. *Internet Interventions*, 2017, 10: 39–46.
- [50] THIES I M, MENON N, MAGAPU S, et al. How do you want your chatbot? An exploratory Wizard-of-Oz study with young, urban Indians//*16th IFIP Conference on Human-Computer Interaction*. Mumbai: Springer, 2017: 441–459.
- [51] ZEITHAML V A, BERRY L L, PARASURAMAN A. The nature and determinants of customer expectations of service. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1993, 21(1): 1–12.
- [52] COX D R. Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1972, 34(2): 187–202.
- [53] 王正位, 周从意, 廖理, 等. 消费行为在个人信用风险识别中的信息含量研究. *经济研究*, 2020, 55(1): 149–163.
WANG Zhengwei, ZHOU Congyi, LIAO Li, et al. Informational content of consumption behavior in consumer credit risk evaluation. *Economic Research Journal*, 2020, 55(1): 149–163.
- [54] 王浩名, 马树才. 互联网金融P2P贷款违约风险评估、贷款期限和风险溢价. *财经论丛*, 2019(7): 44–53.
WANG Haoming, MA Shucai. Internet financial P2P loan default risk assessment, loan term and risk premium. *Collected Essays on Finance and Economics*, 2019(7): 44–53.

Empirical Study of Chatbot Interaction Design Based on the Coping Theory

YE Lei¹, WANG Chong¹, WANG Kanliang², GUO Changdong³

1 Guanghua School of Management, Peking University, Beijing 100871, China

2 School of Business, Renmin University of China, Beijing 100872, China

3 Brand Communication Department, DUXIAOMAN Technology Co., Ltd, Beijing 100094, China

Abstract: As one of the key areas of AI technology development, Chatbot has become widely adopted in services. This new technology uses an anthropomorphic way to proactively obtain user needs and provide services, innovating the human-computer interactive modes. The advantages of low-cost, all-time, high-efficiency, and stable chatbot services have become increasingly prominent. It helps enterprises to achieve optimal allocation of resources and sustainable development under the empowerment of science and technology. Among them, the anthropomorphic interaction design of chatbots is essential to improve service satisfaction, trust, persuasiveness, and so on. Existing studies have discussed anthropomorphic feature designs of

chatbots from different aspects of social cues, lacking interaction designs from the perspective of the psychological mechanism of service objects.

Based on the coping theory, this study does the research into the interactive design of chatbots for the loan repayment reminder service in the field of post-loan management. Also, through a large-scale field experiment, the service performance of chatbots that induces positive coping of overdue borrowers is investigated. The survival analysis model is used to analyze the impact of the chatbot's anthropomorphic interaction design on the loan repayment efficiency in the whole process of post-loan management, and impacts on the efficiency of the collaboration between chatbots and human agents. This study reveals the influence mechanism of the chatbot's anthropomorphic interaction design.

The study finds that the design of chatbots inducing positive coping will improve the repayment willingness of overdue borrowers, which is manifested in an increase in the cumulative repayment rate at the mid-term stage of loan management. In the end, though the overall repayment rate cannot be improved, it does induce quicker repayment, accelerate the repayment process, and reduce overdue losses and management costs. Moreover, this anthropomorphic interaction design will result in a more effective way for human agents to manage the debt. However, the marginal effectiveness of human service will first rise and then fall, as the number of contacts of human agents increases.

The results contribute to enriching the theoretical mechanism of chatbots' anthropomorphic interaction design and expanding the design and application of artificial intelligence technology in commercial services. In practice, it helps to design the interaction workflow of chatbots from the perspective of the borrower's coping strategies, and at the same time, to improve the service efficiency under the collaborative service of chatbots and human agents.

Keywords: chatbot; anthropomorphic interaction design; human-chatbot cooperation; coping theory; debt management

Received Date: August 25th, 2021 **Accepted Date:** February 7th, 2023

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China (92146003, 72131001)

Biography: YE Lei is a Ph.D candidate in the Guanghua School of Management at Peking University. Her research interests cover management information systems, financial information technology and innovation, and platform economy. E-mail: yeleijn@pku.edu.cn

WANG Chong, doctor in information systems, is an associate professor in the Guanghua School of Management at Peking University. His research interests cover financial information technology and innovation, platform economy and platform ecosystem, technology empowerment and economic development. His representative paper titled "Can social notifications help to mitigate payment delinquency in online peer-to-peer lending?" was published in the *Production and Operations Management* (Issue 8, 2021). E-mail: alexwang@gsm.pku.edu.cn

WANG Kanliang, doctor in management, is a professor in the School of Business at Renmin University of China. His research interests include management information systems and e-commerce, information technology and decision-making behavior. His representative paper titled "On the role of fairness and social distance in designing effective social referral systems" was published in the *MIS Quarterly* (Issue 3, 2017). E-mail: klwang@ruc.edu.cn

GUO Changdong is a senior expert in the Brand Communication Department at DUXIAOMAN Technology Co., Ltd. His research interest focuses on affective computing. E-mail: guochangdong@duxiaoman.com □

(责任编辑: 李祎博)