

• 研究构想(Conceptual Framework) •

众包型在线心理健康服务质量的识别、 影响机制与干预策略*

匡丽妮

(中国人民大学信息学院, 北京 100872)

摘要 众包型在线心理健康服务满足了患者多样化的需求, 提高了服务效率。然而, 服务者准入门槛较低, 导致服务质量良莠不齐, 制约了平台发展。现有文献很少从服务者角度研究众包型在线心理健康平台中服务质量的动态演化过程。本研究旨在从识别、影响、干预三个视角, 提升众包型在线心理健康服务质量。首先, 基于心理咨询理论, 使用深度学习方法, 提出一种在线心理健康服务质量的自动化识别模型。其次, 分析首个服务者的专业水平对后续服务者参与的影响, 从同伴效应视角揭示影响服务者参与服务的内在机理。最后, 研究自身经验和同伴经验对服务质量的干预机制, 从学习理论视角探究影响服务质量提升的因素。本研究不仅有助于学术界加深对众包型在线心理健康服务质量的理论理解, 还为解决实际服务中面临的挑战提供了管理启示。

关键词 众包型在线心理健康服务, 服务质量, 参与行为, 影响机制

分类号 R395

1 研究背景与问题提出

随着居民对心理健康认知的提升、社会生活压力的加剧、新冠肺炎疫情的影响等, 心理健康问题受到广泛重视。报告显示, 我国的国民心理健康问题凸显, 成人抑郁风险检出率为 10.6%, 焦虑风险检出率为 15.8% (中国麻醉药品协会精神卫生分会, 2023)。习近平总书记在党的二十大报告中指出要“推进健康中国建设”, 特别要“重视心理健康和精神卫生”。心理服务市场空间潜力极大, 但我国的心理健康服务供给却存在很大缺口。信息技术的发展催生了多元化的在线心理健康服务模式, 除了传统的一对一在线心理咨询, 众包型在线心理健康服务也开始兴起, 为解决心理健康服务的供需不平衡提供了契机。

众包型在线心理健康服务是由患者提出问题,

多个服务者为其提供服务的服务模式(Chen & Walker, 2023; Dissanayake et al., 2019)。一方面, 这种服务模式满足了患者多样化需求, 有效提升了服务效率(Dissanayake et al., 2019)。但另一方面, 由于服务者的准入门槛较低, 导致心理服务质量良莠不齐, 且服务者之间可能存在相互抄袭等恶性竞争行为, 影响平台发展。因此, 在众包型在线心理健康服务中, 如何识别服务质量辅助患者判断、如何激励服务者参与服务及如何干预服务者优化服务质量, 是实践界所关心的重要问题。

近年来, 随着在线健康服务的发展, 特别是在线心理健康服务逐渐成为研究热点(Yan et al., 2022; Zhou et al., 2022)。现有关在线健康服务的研究大多关注的是一对一服务, 在患者视角下, 主要研究了影响患者参与动机、影响患者满意度及健康后果的因素(Huang et al., 2021; James et al., 2022); 在服务者视角下, 主要关注了影响服务者采纳线上服务、在线声誉、质量和绩效的因素(Chen et al., 2025; Fan et al., 2022; Guo et al., 2017; Wang et al., 2025; Wu et al., 2025; Zhao et al., 2022)。仅有一部分研究关注了众包型在线心理健

收稿日期: 2025-08-13

* 国家自然科学基金委青年科学基金项目(C类) (72402109) 资助。

通信作者: 匡丽妮, E-mail: kuanglini@ruc.edu.cn

康服务,且多从影响患者感知服务价值的因素视角进行研究(Chen & Walker, 2023; Khurana et al., 2019),很少有研究从服务者视角探索服务质量的识别、影响服务参与及干预服务质量提升的因素。

与一对一在线健康服务不同,众包型在线健康服务模式更为复杂,而现有文献对众包型在线健康服务中服务者的行为模式和内在规律缺少相应的理论阐释。首先,服务者的服务质量良莠不齐。由于心理疾病的复杂性以及医患之间信息不对称程度较高,患者从多位服务者良莠不齐的回答中识别出最优答案较为困难(Chen & Walker, 2023; Yan et al., 2022)。低质量的回答可能会误导患者,延误治疗时机,导致病情加重(Gu et al., 2023; Zhou et al., 2023)。因此,亟需构建一种自动化的在线心理健康服务质量识别方法来辅助平台和患者识别优质答案,提升患者满意度。界定心理服务质量的概念,是研究众包型在线心理健康服务不可或缺的前提。然而,现有文献对在线心理健康服务质量尚缺少统一的定义和合适的识别方法。在探讨健康服务质量时,虽然专家评估法因其客观性而受到青睐,但现有文献中专家评估的依据却显得零散且偏颇,难以适用于在线心理服务质量的全面评估。实际上,在线心理服务质量是一个多维度、复合性的概念。因此,如何从多维度的视角出发,界定并识别心理服务的质量,以构建一个既在理论上客观全面又能满足实际应用需求的评估框架,是本研究的第一个关键科学问题。

其次,众包型在线健康服务具有竞赛的性质(Chen & Walker, 2023)。尽管经典的经济理论指出竞赛在激发参与主体的努力方面是有效的(Lazear & Rosen, 1981),但后续的经济理论表明,竞赛在激发努力方面的有效性关键取决于参与者的能力是否相对平等。如果参与者的能力不平等,较低能力的人可能会通过减少努力甚至退出竞争来放弃参与(Brown, 2011)。在众包型在线健康服务中,服务者之间的专业能力差距较大。这意味着首个参与的服务者的水平较高时,可能因其有更高的机会获得金钱奖赏导致后续服务者获得奖励机会变少,而抑制后续服务者的参与;但也可能因“明星”效应,让后续服务者认为该心理问题较为严重,而促进后续服务者的参与(Liu et al., 2024)。而现有研究对首个服务者的专业水平如何影响后续

的参与及影响机制尚不明确。随着众包型服务模式的兴起,服务者之间的竞争加剧,服务者的服务质量参差不齐,服务者的行为模式及其内在规律更为复杂。虽然现有研究对众包型在线竞赛中影响参与的因素进行了探究,但也仅关注了参与者内外在动机、竞赛机制以及任务属性等方面的因素对参与行为的影响,而很少关注同伴服务者所产生的社会影响(Jian et al., 2019; Patel et al., 2023)。因此,探究众包型在线健康服务模式下同伴服务者如何影响后续服务者的参与行为并理清其影响机制是本研究的第二个关键科学问题。

最后,服务者的答案通常是公开可见的(Zhou et al., 2022),这意味着服务者的服务质量不仅受到自身经验的干预作用,还会受到同伴经验的干预作用。一方面,服务者的自身经验可能会起到干预作用,进而影响其服务质量(Riedl & Seidel, 2018)。另一方面,由于服务的公开性,同伴经验也可能会干预服务者改进其服务质量(Moskaliuk et al., 2016)。在众包型在线心理健康服务中,服务者的服务质量是动态变化的。多服务者共同参与的公开服务模式,决定了服务者的服务质量的动态提升受到自身经验和同伴经验两方面的干预作用。服务者的服务质量受到自身经验的影响主要是通过获得有关自身服务的反馈信息实现的,而服务者的服务质量受到同伴经验的影响则取决于同伴服务的数量和质量。因此,厘清自身经验和同伴经验如何共同影响服务者服务质量的动态演化,是本研究的第三个关键科学问题。

2 研究现状与述评

2.1 在线健康服务模式研究

现有研究对在线健康服务模式进行了探索,根据服务者的数量不同,可以划分为一对一服务和众包型服务。其中,一对一服务的研究已经较为成熟,相关文献主要围绕患者使用动机、健康后果、满意度以及服务者的声誉和服务绩效等问题展开(Bardhan et al., 2025; Farmer et al., 2025; James et al., 2022; Yan et al., 2022)。

然而,一对一在线健康服务与众包型在线健康服务在服务结构和行为逻辑上存在显著差异。一对一服务中,患者通常只面对单一服务者,服务互动相对封闭,服务者之间也不存在围绕同一问题的直接竞争与公开可见的相互学习。因此,

一对一服务文献更多关注单一服务关系中的参与、满意和绩效问题,而较少涉及多服务者并存情境下的质量比较、同伴影响和动态学习机制。

相比之下,众包型在线健康服务具有多服务者共同参与、回答公开可见以及患者需要在多个答案中进行筛选和判断等特点。已有少量研究开始关注这一服务模式,但主要聚焦于患者感知服务价值或服务有用性的影响因素。例如,医生参与服务、医生的专业与经验、回答质量以及答案内容与语境线索的一致性,都会影响患者对在线健康服务价值的感知(Khurana et al., 2019; Peng et al., 2020)。此外,也有研究发现,在众包型在线健康服务中,患者往往缺乏准确区分建议质量的能力(Chen & Walker, 2023)。

总体来看,现有研究虽然初步揭示了众包型在线健康服务中患者感知价值形成的部分规律,但对该情境下更核心的服务者行为问题仍关注不足。特别是,在众包型在线心理健康服务中,服务质量如何被识别,首个服务者如何通过同伴效应影响后续服务参与,以及服务者如何在公开互动中通过自身经验与同伴经验持续提升服务质量,现有文献尚缺乏系统研究。正是基于这些理论空白,本文聚焦众包型在线心理健康服务情境,探讨服务质量的识别、参与行为的形成及服务质量的动态提升机制。

2.2 众包型在线竞赛中影响参与的因素

本研究关注的是众包型在线心理健康服务,与现有关注众包型在线竞赛的研究紧密相关。现有研究对众包型在线竞赛中影响参与的因素进行了探究。一部分研究从参赛者的个人动机视角出发,包括内在动机和外在动机等如何影响参赛者的参与行为。比如,有研究发现金钱奖励对于不同参赛者的外在动机会产生不一样的影响,进而影响参赛者的参与(Patel et al., 2023)。除了金钱奖励产生的外在动机以外,研究还发现参赛者的学习动机与其参与众包平台的意愿呈正相关(Ye & Kankanhalli, 2017)。还有一系列文献对参赛者参与的内在动机进行了探索,包括娱乐性、享受性等动机(Feng et al., 2018)。还有研究同时考虑了内外在动机的影响,建立了一个研究模型来解释参与众包竞赛的前因。研究发现,在影响参与方面,内在动机比外在动机更重要。而竞赛自主性、多样性和可分析性均与内在动机正相关(Zheng et al.,

2011)。

还有一部分文献是从竞赛的设计和任务属性因素视角研究的,包括竞赛的奖金设置、反馈机制、任务描述等如何影响参赛者的参与行为。比如,有研究发现在竞赛中保证能获得奖金和在比赛期间能获得一些公开的反馈,如对数字评级和公开文本评论,都会正向影响参与(Jian et al., 2019)。类似地,研究发现在竞赛过程中的直接反馈与参与呈现正相关(Wooten & Ulrich, 2017)。此外,有研究基于信号理论,从信息和情感语言信号两方面探讨了任务描述对参赛者参与的影响。研究发现,对于信息型语言信号,具体性和特异性与参赛者参与之间存在倒U型关系,而语言准确性对参赛者参与有正向影响。对于情感型语言信号而言,积极情绪词与参赛者参与呈正相关,而消极情绪词与参赛者参与呈负相关(Wu et al., 2024)。

2.3 在线健康服务质量研究

本研究的研究内容与在线健康服务质量预测和后果的研究有关。

现有文献对在线健康服务质量的定义主要有三类。第一,由提问者选择的答案为高质量答案,未选择的答案为低质量答案,但是这种定义方式可能会受到提问者个人经历偏见的影响,而对回答质量的识别产生偏差(Chen & Walker, 2023)。第二,由平台中大部分用户投票选出的答案为高质量答案,而获得投票较少的答案为低质量答案,这种借助“群体智慧”的方式能在一定程度上解决个人偏见对回答质量的识别偏差,但也有可能因为羊群效应,而对回答质量的识别产生群体性偏差(Hu et al., 2017)。第三,由专家根据预先设定好的高质量回答的指标对回答进行标注。相比于前两类,专家标注的方式可能更为客观,但这种定义方式也可能存在其他问题,比如专家定义的高质量回答并不符合患者实际需求(Hu et al., 2017)。由于很多平台缺少群体投票的设计,因此现有文献的基准数据集多使用第三种专家评估的方式。比如,有研究让具有专业经验的专家通过回答“你在多大程度上同意医生的诊断?”以及“你对自己的判断有多大信心?”问题来定义在线健康回答的质量(Chen & Walker, 2023)。还有研究为了让医生评估答案的质量,开发了一种工具来衡量答案的质量。他们确定了8个项目,包括答案的正确性、答案与问题的相关性和来源的可信度等,作

为评估健康建议质量的重要因素(Mousavi et al., 2020)。有研究根据在线健康服务数据集的特征和医学专家的意见定义了一套标准,认为具有以下特征的答案被视为低质量答案:提供很少的相关信息或建议,包含个人联系信息、含有虚假或夸大信息、使用不成熟的治疗、自我推销等(Hu et al., 2017)。

现有文献在在线健康服务质量的识别上,主要从在线健康问答服务数据集中提取一组文本特征或非文本特征,然后将这些特征输入到分类模型中。比如,有研究不仅在模型中使用了标准的文本特征,还引入了一套独特的非文本特征,包括常用的表面语言特征和来自其他模态的社会特征,来预测回答质量。提出了基于多模态深度信念网络(DBN)的学习框架,从文本特征和非文本特征中学习答案的隐藏语义表示,并将学习到的联合表示输入到分类器中以确定答案的质量(Hu et al., 2017)。还有研究提出了一组基于在线健康问答服务特点的新的时间特征,使用一个深度学习框架,称为协同决策卷积神经网络(CDCNN),以学习嵌入在数据中的语义非线性特征。利用学习到的非线性语义特征,来获得答案的质量分数(Qiu et al., 2022)。另一项研究通过 Latent Dirichlet Allocation 模型对否定答案进行标记,然后利用 CNN 部署 Bi-LSTM 来选择高质量的答案(Lin et al., 2021)。还有研究提出了一种自动预测答案质量的方法,该方法将在线健康服务中的句子级语义与文本特征和非文本特征相结合。他们的研究扩展了知识采用模型理论,得到了文本和非文本特征的 6 个维度的关于答案质量的度量,应用双向编码器表示用于语义特征提取的 BERT 模型。然后使用线性判别分析(LDA)对多维特征进行降维处理。最后,该研究将预处理后的特征整合到提出的 BK-XGBoost 方法中,以自动预测答案质量(Qiu et al., 2022)。

在在线健康服务质量产生的后果方面,现有文献主要考虑了在线健康服务质量如何影响患者的满意度、使用行为以及线下服务的质量和公平性(Wu et al., 2025)。比如,有研究基于服务质量模型和顾客特征理论,研究了在线医生的服务提供过程如何影响患者满意度,特别是在响应速度和交互频率方面。此外,还探讨了病人的疾病风险如何调节服务提供过程和满意度之间的关系

(Yang et al., 2015)。还有研究使用调查问卷数据发现,医生沟通的感知质量对在线健康信息使用的多样性和偏好有影响(Xiao et al., 2014)。此外,有研究运用双过程理论,研究了医生的语音特征、人口统计学特征、视频直播内容的信息质量与患者订阅和咨询行为之间的关系。研究结果表明,医生的语音特征和直播内容质量与患者的订阅行为显著相关,并进一步与患者的在线会诊行为相关(Xiao et al., 2024)。

2.4 文献述评

在线健康服务模式中,一对一服务和众包型服务是两类常见的服务模式,二者最大的区别在于服务者的数量,目前很少有文献从服务者视角关注众包型在线健康服务模式。

首先,现有研究大多关注了一对一在线健康服务模式下患者和服务者有关的参与行为和参与后果的研究(Huang et al., 2021; James et al., 2022; Tan et al., 2023; Yuan et al., 2026),而部分关注众包型在线健康服务模式的研究也仅关注了影响患者感知服务价值的因素(Chen & Walker, 2023; Peng et al., 2020),忽略了影响服务者参与服务的前因。虽然现有研究对众包型在线竞赛中影响参与的因素进行了探究,但也仅关注了参与者内外在动机、竞赛机制以及任务属性等方面的因素对参与行为的影响,而很少关注同伴服务者所产生的影响(Jian et al., 2019; Patel et al., 2023)。因此,现有研究亟待探究众包型在线健康服务模式下同伴服务者如何影响后续服务者的参与行为。

其次,现有关于在线健康服务质量方面的研究,大多只考虑了服务质量的后果,如服务质量如何影响患者的满意度、使用行为、线下服务质量等(Wu et al., 2025)。尽管也有文献从患者赠予礼物这一前因出发探索了影响服务质量的因素(Zhao et al., 2022),但缺少从服务者自身和同伴视角出发探索服务质量前因的研究。在众包型服务中,服务者的活动大多公开可见,因此其自身经验及同伴经验都会对服务质量产生干预作用,但这两类经验干预服务质量的内在机制尚不清楚,需要进一步研究。

最后,现有文献缺少对在线心理健康服务质量的统一定义和自动化识别方法。在定义方面,尽管有些文献关注了在线健康服务质量,但仅考察了有限方面的质量,如只考虑了答案的正确性,

医生回复中的信息量,或医生回复中的情感支持程度等,对在线健康服务质量缺少一个系统而全面的定义(Hu et al., 2017; Zhao et al., 2022)。此外,现有文献主要关注生理健康有关的服务质量,而对于心理健康这种更为复杂的情形,一个高质量的心理咨询不仅需要提供治疗建议,还需要分析心理疾病产生的原因,如何提供情感支持等,而现有文献中却缺少针对性的定义。在识别方法方面,目前的研究大多集中于单一任务的建模,忽略了不同任务之间的相关性和共享信息。然而,心理服务质量预测涉及到多个相关但独立的任务,如何将这任务有效地整合到一个统一的模型中,并充分利用任务之间的相关性和共享信息,是一个需要解决的问题。

3 研究构想

关注众包型在线心理健康服务中服务质量参差不齐这一现实问题,本研究按照“识别-影响-干预”思路设计研究内容,从服务质量的自动化评价、服务质量参差不齐产生的影响及干预服务质量提升的因素及机制出发开展了三项研究。图1展示了三项研究内容之间的逻辑关系。这三项研究内容之间相互关联,共同构成了提升众包型在线心理健康服务质量的重要研究路径。

3.1 众包型在线心理健康服务质量的自动化识别研究

在众包型在线心理健康服务中,由于服务者的准入门槛较低,导致心理服务的质量良莠不齐,而质量低下的心理服务会耽误患者的病情,严重

影响患者的心理健康,也会损害心理健康平台的长期发展。心理疾病的成因通常较为复杂、患者病情通常具有独特性、心理治疗方法具有多样性、心理健康服务的本质是一种体验型服务,这些原因导致在线心理健康服务具有高度信息不对称性(Yan et al., 2022)。因此,普通用户很难判断心理服务的质量。对于平台来说,提出一个高效识别心理服务质量的方法来帮助用户采用或拒绝心理建议,具有重要的实践意义。

然而,文献中对心理服务质量的评价存在以下挑战。首先,关于在线心理健康服务质量的界定,目前尚未形成统一的标准或方法。现有文献多由专家根据预先设定好的高质量回答的指标对回答进行评估,但是专家的评估标准却不统一,且缺少理论依据(Althoff et al., 2016)。其次,现有文献多关注的是在线生理健康服务中回答质量的定义(Wu et al., 2025),考虑到在线心理健康服务的复杂性和独特性,提出一种针对心理建议质量的评价方法具有重要的理论意义。第三,很多文献主要使用传统的词袋模型或 TF-IDF 等提取每句话的特征,这种方法很难捕捉句子之间的语义关系和上下文信息(Hu et al., 2017)。第四,目前的研究大多集中于单一任务的建模,忽略了不同任务之间的相关性和共享信息(Hu et al., 2017; Hu et al., 2018)。然而,心理服务质量预测涉及到多个相关但独立的任务,如何将这任务有效地整合到一个统一的模型中,并充分利用任务之间的相关性和共享信息,是一个需要解决的问题。本部分重点研究以下内容:

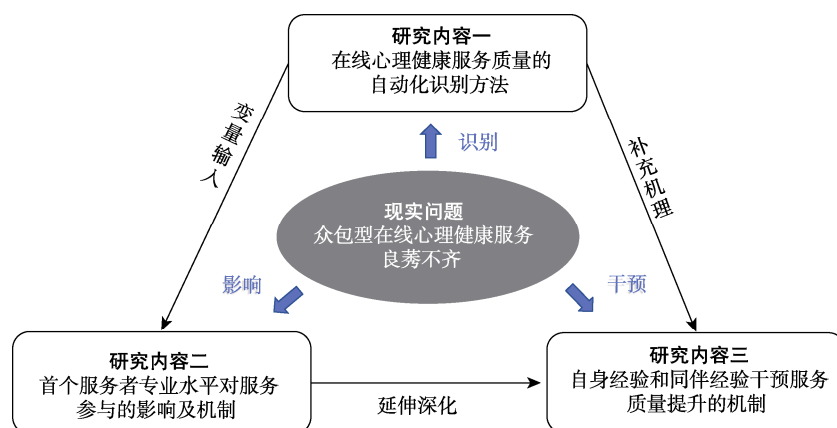


图1 研究内容关系图

3.1.1 基于心理理论开发心理服务质量的多维度评价工具

本研究关于心理服务过程结构的划分, 主要基于 Hill (2009) 的心理咨询理论。该理论指出, 心理助人过程通常围绕三个核心环节展开, 即帮助来访者识别和表达问题、理解问题产生的原因及其影响、以及形成可执行的应对与改变方案。结合在线心理健康服务的文本互动特征, 服务回答除上述三个核心环节外, 通常还包含用于建立互动关系和结束沟通的“开场白”与“结束语”。因此, 本文在经典心理咨询三阶段理论基础上, 结合在线场景特征, 将众包型在线心理健康服务质量操作化为 5 个维度, 并据此开发专家评估工具。高质量的心理服务通常会包含上述这 5 个阶段, 并且这 5 个阶段中都包含有效的信息。而低质量的心理服务, 主要有两种可能。第一种是心理服务中仅包含部分咨询阶段或某些阶段为无效的。第二种是虽然心理服务包含了 5 个阶段的内容, 但阶段之间是杂乱无章的, 这可能会让患者很难理解和接受心理建议, 达不到预期的建议效果。

因此, 基于心理咨询理论, 以及众包型在线心理咨询服务数据集样本的特点, 本部分研究拟开发在线心理服务质量的评价工具, 将确定 5 个维度的质量评价, 作为专家评估在线心理健康服务质量的指导工具。

3.1.2 基于多任务学习的心理服务质量识别方法

在在线心理健康平台中, 心理服务的质量不仅取决于信息内容的准确性, 还受到回答者情感表达的影响(Yan & Tan, 2014)。为了更准确地预测服务的质量得分, 本研究提出将情感匹配分析和信息匹配分析作为辅助任务, 结合多任务学习的方法来提高预测准确性。

首先, 对辅助任务进行定义。就情感匹配分析而言, 该辅助任务旨在评估回答中的情感表达与提问者情感需求的匹配程度。通过情感分析技术, 可以识别回答和提问中的情感倾向, 并计算两者之间的情感匹配度。情感匹配度高意味着回答在情感上与提问者的需求更加契合(Peng et al., 2020)。就信息匹配分析而言, 该辅助任务关注回答中提供的信息内容与提问者信息需求的匹配程度(Peng et al., 2020)。通过信息抽取和语义理解技术, 可以提取回答和提问中的关键信息, 并计算两者之间的信息匹配度。信息匹配度高意味着回

答在内容上更加准确和全面地回应了提问者的需求。情感匹配和信息匹配被设置为辅助任务, 是因为在线心理健康服务质量不仅体现为服务过程的阶段, 也体现为服务中具体如何回应求助者。其中, 情感匹配反映回答在情绪支持性上与求助者情感需求的契合程度; 信息匹配反映回答在内容层面对求助者问题、情境与需求的针对性和充分性。二者分别对应心理健康服务中的信息支持和情感支持, 是总体服务质量形成的重要基础。因而, 将二者纳入多任务学习框架, 有助于从不同但相关的机制层面共同提升主任务的质量预测效果。

其次, 构建一个多任务学习模型。该模型包括共享底层网络、情感匹配分析网络和信息匹配分析网络。共享底层网络用于提取输入数据的通用特征, 而情感匹配分析网络和信息匹配分析网络则分别针对情感匹配和信息匹配任务进行个性化处理。为每个任务定义适当的损失函数。主任务(回答质量得分预测)的损失函数可以是均方误差(MSE)或其他回归损失函数。在多任务学习模型中, 不同任务的损失函数需要进行加权求和。权重的选择应根据任务的重要性和数据的稀缺性进行调整。通过实验验证, 找到最优的任务权重组合, 以平衡不同任务对主任务性能的影响。本研究采用多任务学习而非直接使用大语言模型进行整体评分, 主要基于以下考虑。首先, 本文的研究目标并不仅是提高预测精度, 更在于对“心理服务质量”这一多维构念形成可解释、可操作化的测量框架。多任务学习能够显式建模主任务与相关辅助任务之间的共享表示, 更适合刻画服务质量的复合属性。其次, 相比大语言模型直接输出质量评分, 多任务学习能够通过情感匹配和信息匹配两个具有明确理论内涵的辅助任务, 增强模型识别过程的透明性和理论解释力。最后, 在领域标注样本有限的条件下, 多任务学习能够利用相关任务之间的共享信息提高主任务性能, 而大语言模型直接评估则更容易受到提示语设计、模型版本及推理不稳定性的影响(田雪涛等, 2026)。基于此, 本文选择多任务学习作为主要识别框架, 同时将大语言模型直接评估作为对比方案增强评估的稳健性(周倩伊等, 2025)。

3.2 首个服务者的专业水平对服务参与的影响及机制研究

基于以往文献对医生在在线健康平台中专业

资本的划分(Guo et al., 2017), 学者们将专业资本划分为地位资本和决策资本。借鉴这一思路, 在众包型在线心理健康服务情境中, 首个服务者的专业水平也可以从两个维度加以刻画: 一是服务者的地位水平, 即由职业身份、资质认证、平台声誉等构成的外部权威地位; 二是服务者的服务质量, 即其在具体回答中表现出的质量(具体测度参照基于研究一的内容), 可视作决策资本在服务互动中的表现。基于此, 本文拟从地位水平和服务质量两个维度考察首个服务者的专业水平如何影响后续服务者的参与行为。众包型在线心理健康服务中, 服务者包括具有不同服务水平的心理咨询师和普通用户(Kuang & Hou, 2025; Peng et al., 2020)。一方面, 多类型的服务者参与服务不仅可以为患者获得心理咨询师的专业指导, 还可以获得普通用户提供的治疗经验或情感支持(Peng et al., 2020)。另一方面, 如果服务者之间的专业水平差异很大, 专业水平较强的“明星”服务者首先参与服务时, 可能会抑制专业水平较差的普通用户的参与(Brown, 2011)。随着时间的推移, 这可能会导致普通用户不愿参与该平台的活动, 对平台的持续发展造成挑战。

3.2.1 研究首个服务者专业水平对后续服务者参与行为的影响

本部分研究旨在探究首个服务者的专业水平对于后续服务者参与行为的影响。根据同伴效应理论, 个体行为会受到先前同伴特征和行为表现的影响(Brechwald & Prinstein, 2011)。在众包型在线心理健康服务中, 首个服务者作为最先进入任务情境的同伴, 其地位水平和回答质量构成了后续服务者可以直接观察到的重要参照。后续服务者会基于首个服务者释放出的专业线索, 判断该任务的竞争环境、任务价值以及自身参与的可能收益, 因此首个服务者的专业水平会显著影响后续参与行为。进一步, 根据期望价值理论(Wigfield & Eccles, 2000), 个体是否参与某项任务, 取决于其对成功可能性的预期以及对任务价值的判断。对于众包型在线心理健康服务而言, 首个服务者的高专业水平可能同时引发两种相互竞争的机制。一方面, 首个服务者的高专业水平可能引发竞争抑制效应。服务者的水平参差不齐意味着可能会存在“明星”效应, 即有少数服务者因为能力出众而具有占优地位(Bockstedt et al., 2022)。有

研究发现明星参赛者的加入对其他参赛者在竞赛中的参与和表现具有抑制作用(Brown, 2011)。这是因为, 在与明星参赛者的比赛中, 普通参赛者认为他们获胜的概率较低, 导致他们不愿意参与竞赛, 减少努力(Brown, 2011)。类似地, 在众包型在线心理健康服务中, 患者因为心理服务的高度信息不对称性, 而很难判断服务质量, 只能借助服务者的专业水平这种外部线索而判断是否采用服务者的答案, 所以专业水平高的服务者会有较高的获得金钱奖赏的机会。因此, 首个服务者的专业水平较高可能会抑制后续服务者参与服务。另一方面, 首个服务者的高专业水平也可能引发社会影响促进效应。首个高专业水平服务者率先参与, 可能向后续服务者传递出该问题更严重、更值得关注或更具有参与价值的信号, 从而提升后续服务者对任务意义和潜在收益的判断, 增强其参与意愿(Liu et al., 2024)。特别是在众包型在线心理健康服务中, 首个高水平服务者的加入可能被视为一种“问题值得回应”的社会线索, 进而吸引更多后续服务者参与。因此, 我们提出如下竞争性假设。

假设 1a: 首个服务者的高专业水平(包括高地位水平和高服务质量)会降低后续服务者的参与行为。

假设 1b: 首个服务者的高专业水平(包括高地位水平和高服务质量)会促进后续服务者的参与行为。

3.2.2 金钱奖赏额度以及患者心理困扰程度的调节作用

在首个服务者高专业水平可能同时引发竞争抑制效应和社会影响促进效应的情况下, 任务情境因素将进一步影响哪一种机制占主导地位。本文基于期望价值理论, 进一步考察金钱奖赏额度和患者心理困扰程度的调节作用。

首先, 金钱奖赏额度会影响后续服务者对任务价值的判断。根据期望价值理论(Wigfield & Eccles, 2000), 当任务的外在回报越高, 个体越可能认为该任务值得投入时间和精力。众包型在线心理健康平台或患者设置的金钱奖赏额度, 可能会改变服务者的动机(Bockstedt et al., 2022)。即便首个服务者已表现出较高地位水平或较高服务质量, 较高的金钱奖赏仍可能提升后续服务者对任务收益的感知, 从而削弱竞争抑制效应。因此, 金

钱奖赏额度越高, 首个服务者高专业水平越可能促进后续服务者参与。

其次, 患者心理困扰程度会影响后续服务者对成功可能性的判断以及对首个服务者专业水平的解读。已有研究表明, 疾病的性质可能会影响用户在寻求医疗信息和建议时的心态(Peng et al., 2020)。对于心理咨询服务这种具有高度信息不对称的服务, 患者在与咨询师的专业知识对比中处于明显的信息劣势(Yan et al., 2022)。当患者心理困扰程度较高时, 后续服务者更可能认为问题更复杂、更敏感, 患者也更可能依赖高权威身份或高质量回答。在这种情况下, 首个服务者的高地位水平和高质量回答更容易被解读为显著的竞争优势, 从而进一步压低后续服务者对自身成功概率的预期, 强化竞争抑制效应, 削弱社会影响促进效应。

假设 2: 高额度金钱奖赏会削弱首个服务者水平对后续服务者参与的影响。

假设 3: 高程度心理困扰会强化首个服务者水平对后续服务者参与的影响。

3.3 自身经验和同伴经验对服务质量动态提升机制研究

众包型在线心理健康服务是一种竞争性服务, 服务者通过提供高质量的心理服务来获得平台或患者提供的金钱悬赏(Chen & Walker, 2023)。服务者可以反复参与这种众包型在线心理健康服务, 在服务过程中提高自己的服务质量。基于学习理论, 一方面, 服务者的自身经验会影响其提高服务质量(Riedl & Seidel, 2018)。另一方面, 服务者的同伴经验也会影响其服务质量(Zhang et al., 2019)。由于众包型在线心理健康服务中服务者回答均公开可见的特点, 同伴服务者的服务均会影响服务者提供的服务质量。

3.3.1 自身经验对服务质量的影响机制

基于反馈理论, 通过对过去成功经验的自我反思和解释, 服务者能够提炼出对未来行动具有指导意义的知识(Fong Boh et al., 2007)。具体而言, 服务者会分析自身在心理咨询中的表现, 识别出有效的沟通技巧或干预策略。这种自我反思不仅深化了服务者对自身行为的理解, 还促进了知识的内化与应用。例如, 服务者可能通过反思发现, 使用温暖而简洁的语言能显著提升患者信任感, 从而在后续服务中优化沟通方式。此外, 当服务

者反复执行类似任务时, 他们在新任务中的表现会因经验积累而显著提高。这是因为反复实践帮助服务者形成稳定的行为模式和问题解决策略, 例如更精准地识别患者情绪。从反馈信号中学习在心理咨询中很普遍, 服务者可以将过去从服务中获得的知识应用到当前服务中(Schilling et al., 2003)。因此, 服务者自身经验会对其当下的服务质量有正向干预作用。

然而, 服务者从自身经验中获得的学习收益并非无限增加(Ritter & Schooler, 2001)。随着经验不断累积, 新增经验对其改进服务策略所提供的增量信息可能逐渐减少; 与此同时, 既有成功做法还可能被固化为惯常回应模式, 从而使经验对服务质量的促进作用呈现边际递减特征。

此外, 不同性质的自身经验对后续服务质量的影响也可能存在差异。成功经验通常能够强化服务者对有效做法的认知, 提升其自我效能感, 并形成更容易迁移和复制的行为模式(Achterkamp et al., 2015); 相比之下, 失败经验虽然也提供反馈信息, 但其所包含的诊断和转化成本更高, 且可能带来挫败感和不确定性, 因此其对服务质量提升的促进作用可能弱于成功经验。

假设 1a: 服务者的自身经验会正向影响其后续服务质量。

假设 1b: 服务者自身经验对后续服务质量的正向影响存在边际递减效应。

假设 1c: 服务者的成功经验比失败经验对后续服务质量具有更强的正向影响。

3.3.2 同伴经验对服务质量的影响机制

在众包型在线心理健康服务中, 服务者的回答具有公开可见的特性(Zhou et al., 2022), 这使得同伴服务者的回答能够对其他服务者的服务质量产生显著干预作用。基于同伴学习理论, 服务者通过观察同伴的回答内容、沟通风格及干预策略, 能够从中学习并优化自身服务。例如, 服务者可能注意到某位高评分同伴通过使用简洁而具同理心的语言或认知行为疗法获得了患者的积极反馈, 从而模仿其做法以提升自身服务质量。在线社区的相关研究提供了大量实证证据, 表明普通用户中存在社会学习。例如, 有研究发现, 在线社交问答社区中用户的知识贡献行为受到社会学习的影响(Jin et al., 2015)。同样地, 在众包型心理健康服务中, 服务者可以从同伴的公开回答中汲取

灵感,例如学习如何更有效地应对特定心理问题,如焦虑或压力管理(Mousavi et al., 2020)。

与此同时,同伴经验的学习收益也可能随着可观察经验的增加而递减。一方面,过多的同伴经验可能导致信息冗余和认知过载(Hwang & Lin, 1999);另一方面,随着服务者对平台常见应答模式逐渐熟悉,新增同伴经验带来的额外学习价值可能下降。因此,同伴经验对服务质量的促进作用也可能存在边际递减。因此,本研究提出以下假设。

假设 2a: 同伴经验会正向影响服务者的后续服务质量。

假设 2b: 同伴经验对服务者后续服务质量的正向影响存在边际递减效应。

3.3.3 自身经验与同伴经验的交互作用

本文进一步认为,自身经验和同伴经验并非彼此独立,而可能在服务质量提升过程中产生交互作用(Offerman & Sonnemans, 1998)。具有较丰富自身经验的服务者,往往具备更强的问题识别能力和知识整合能力,因此更能够准确理解同伴服务中的有效策略,并将其吸收转化为自身实践(Moskaliuk et al., 2016);反过来,同伴经验也能够帮助服务者更好地解释和校正自身经验,从而放大经验学习的效果。由此,自身经验与同伴经验可能呈现互补关系,共同促进服务质量提升。基于上述分析,提出如下假设。

假设 3: 自身经验与同伴经验对服务质量提升具有正向交互作用,即当服务者自身经验越丰富时,同伴经验对后续服务质量的正向影响越强。

4 理论建构与研究展望

本研究以心理咨询理论、同伴效应理论、期望价值理论、学习理论等为理论基础,在众包型在线心理健康服务背景下,从在线心理服务质量的识别、首个服务者的专业水平对后续参与的影响、以及影响服务质量的因素及内在机制三方面提供理论洞察。

首先,基于心理咨询理论,本研究构建了在线心理健康服务质量的多维度评价指标,并采用多任务学习方法开发自动化评价模型,弥补了现有心理健康服务质量识别相关研究的不足。现有文献对在线心理健康服务质量缺乏统一、系统的定义,多聚焦于单一质量维度(如答案正确性或情

感支持),且主要针对生理健康咨询(Hu et al., 2017; Zhao et al., 2022),未能充分涵盖心理健康咨询中治疗建议、病因分析、情绪支持等多重复杂需求。在识别方法方面,现有研究大多局限于单一任务建模,较少关注不同任务之间的相关性与共享信息,从而在一定程度上限制了服务质量预测的准确性。本研究创新性地提出了多维度评价指标,结合情感匹配分析和信息匹配分析作为辅助任务,通过多任务学习提升服务质量识别的精确性,为心理健康服务质量的识别提供了系统化依据。

第二,基于同伴效应理论和期望价值理论,本研究深入探讨了众包型在线心理健康服务中首个服务者的专业水平对后续服务者参与行为的不同影响机制,为服务者参与行为研究做出了重要贡献。现有研究主要集中于一对一健康服务模式,患者与服务者的行为及后果(Huang et al., 2021; James et al., 2022; Tan et al., 2023),较少关注众包型模式中服务者参与的前因。随着众包服务模式的兴起,服务者竞争加剧,服务质量参差不齐,行为模式更趋复杂。本研究通过分析首个服务者不同专业水平对后续参与的差异化影响,揭示了同伴效应的作用机理,填补了众包型在线健康服务模式下的服务者行为研究的空白,推动了相关理论的发展。

第三,基于学习理论,本研究系统探究了服务者自身经验与同伴经验对服务质量的动态干预机制,拓展了在线心理健康服务质量干预的理论框架。现有研究对众包型服务模式下服务质量干预机制的关注不足,多聚焦于服务质量后果(Yang et al., 2015)或部分前因(Zhao et al., 2022),缺乏从服务者自身及同伴视角出发的系统分析。在众包型服务中,本研究验证了自身经验与同伴经验的动态干预作用,将服务质量视为动态演变过程,并从双视角提出优化服务质量的干预策略,填补了服务者经验与同伴影响对服务质量动态作用的研究空白。

参考文献

- 田雪涛,周文杰,骆方,乔志宏,丰怡. (2026). 生成式大语言模型赋能心理测量学: 优势、挑战与应用. *心理科学进展*, 34(3), 404-423.
- 中国麻醉药品协会精神卫生分会. (2023). 2023 年度中国精神心理健康.

- 周倩伊, 蔡亚琦, 张亚. (2025). 大语言模型的共情模拟: 评估、提升与挑战. *心理科学进展*, 33(10), 1783–1793.
- Achterkamp, R., Hermens, H. J., & Vollenbroek-Hutten, M. M. (2015). The influence of success experience on self-efficacy when providing feedback through technology. *Computers in Human Behavior*, 52, 419–423.
- Althoff, T., Clark, K., & Leskovec, J. (2016). Large-scale analysis of counseling conversations: An application of natural language processing to mental health. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 4, 463–476.
- Bardhan, I., Kohli, R., Oborn, E., Mishra, A., Tan, C. H., Tremblay, M. C., & Sarker, S. (2025). Human-centric information systems research on the digital future of healthcare. *Information Systems Research*, 36(1), 1–20.
- Bockstedt, J., Druhl, C., & Mishra, A. (2022). Incentives and stars: Competition in innovation contests with participant and submission visibility. *Production and Operations Management*, 31(3), 1372–1393.
- Brechwald, W. A., & Prinstein, M. J. (2011). Beyond homophily: A decade of advances in understanding peer influence processes. *Journal of Research on Adolescence*, 21(1), 166–179.
- Brown, J. (2011). Quitters never win: The (adverse) incentive effects of competing with superstars. *Journal of Political Economy*, 119(5), 982–1013.
- Chen, C., & Walker, D. (2023). A bitter pill to swallow? The consequences of patient evaluation in online health question-and-answer platforms. *Information Systems Research*, 34(3), 867–889.
- Chen, L., Rai, A., Chen, W., & Guo, X. (2025). Signaling effects under dynamic capacity in online matching platforms: Evidence from online health consultation communities. *Information Systems Research*, 36(1), 202–224.
- Dissanayake, I., Nerur, S., Singh, R., & Lee, Y. (2019). Medical crowdsourcing: Harnessing the "wisdom of the crowd" to solve medical mysteries. *Journal of the Association for Information Systems*, 20(11), 1589–1610.
- Fan, W., Zhou, Q., Qiu, L., & Kumar, S. (2022). Should doctors open online consultation services? An empirical investigation of their impact on offline appointments. *Information Systems Research*, 34(2), 629–651.
- Farmer, J., Steiner, A., Kilpatrick, S., McCosker, A., Carlisle, K., & Kamstra, P. (2025). Value cocreation and innovation involving consumers and providers interacting with technology: A digital ethnographic study of online mental health forums. *Journal of Service Management*, 36(2), 270–290.
- Feng, Y., Ye, H. J., Yu, Y., Yang, C., & Cui, T. (2018). Gamification artifacts and crowdsourcing participation: Examining the mediating role of intrinsic motivations. *Computers in Human Behavior*, 81, 124–136.
- Fong Boh, W., Slaughter, S. A., & Espinosa, J. A. (2007). Learning from experience in software development: A multilevel analysis. *Management Science*, 53(8), 1315–1331.
- Gu, D. X., Li, M., Yang, X. J., Gu, Y. D., Zhao, Y., Liang, C. Y., & Liu, H. (2023). An analysis of cognitive change in online mental health communities: A textual data analysis based on post replies of support seekers. *Information Processing & Management*, 60(2), 103192.
- Guo, S. S., Guo, X. T., Fang, Y. L., & Vogel, D. (2017). How doctors gain social and economic returns in online health-care communities: A professional capital perspective. *Journal of Management Information Systems*, 34(2), 487–519.
- Hill, C. E. (2009). *Helping skills: Facilitating, exploration, insight, and action*. American Psychological Association.
- Hu, Z., Zhang, Z., Yang, H., Chen, Q., Zhu, R., & Zuo, D. (2018). Predicting the quality of online health expert question-answering services with temporal features in a deep learning framework. *Neurocomputing*, 275, 2769–2782.
- Hu, Z., Zhang, Z., Yang, H., Chen, Q., & Zuo, D. (2017). A deep learning approach for predicting the quality of online health expert question-answering services. *Journal of Biomedical Informatics*, 71, 241–253.
- Huang, N., Yan, Z. J., & Yin, H. N. (2021). Effects of online-offline service integration on e-healthcare providers: A quasi-natural experiment. *Production and Operations Management*, 30(8), 2359–2378.
- Hwang, M. I., & Lin, J. W. (1999). Information dimension, information overload and decision quality. *Journal of Information Science*, 25(3), 213–218.
- James, T. L., Calderon, E. D. V., Belanger, F., & Lowry, P. B. (2022). The mediating role of group dynamics in shaping received social support from active and passive use in online health communities. *Information & Management*, 59(3), 103606.
- Jian, L., Yang, S., Ba, S., Lu, L., & Jiang, L. C. (2019). Managing the crowds: The effect of prize guarantees and in-process feedback on participation in crowdsourcing contests. *MIS Quarterly*, 43(1), 97–112.
- Jin, J., Li, Y., Zhong, X., & Zhai, L. (2015). Why users contribute knowledge to online communities: An empirical study of an online social Q&A community. *Information & Management*, 52(7), 840–849.
- Khurana, S., Qiu, L. F., & Kumar, S. (2019). When a doctor knows, it shows: An empirical analysis of doctors' responses in a q&a forum of an online healthcare portal. *Information Systems Research*, 30(3), 872–891.
- Kuang, L., & Hou, T. (2025). The incentive effects of experts: Evidence from an online mental health platform. *Information Processing & Management*, 62(6), 104289.
- Lazear, E. P., & Rosen, S. (1981). Rank-order tournaments as optimum labor contracts. *Journal of Political Economy*, 89(5), 841–864.
- Lin, C. Y., Wu, Y.-H., & Chen, A. L. P. (2021). Selecting the

- most helpful answers in online health question answering communities. *Journal of Intelligent Information Systems*, 57(2), 271–293.
- Liu, Z., Lai, F., & Yin, Q. (2024). Follow the leader (or not): The influence of superstars on crowd size in crowdsourcing contests. *International Journal of Operations & Production Management*, 44(12), 1987–2012.
- Moskaliuk, J., Bokhorst, F., & Cress, U. (2016). Learning from others' experiences: How patterns foster interpersonal transfer of knowledge-in-use. *Computers in Human Behavior*, 55, 69–75.
- Mousavi, R., Raghu, T. S., & Frey, K. (2020). Harnessing artificial intelligence to improve the quality of answers in online question-answering health forums. *Journal of Management Information Systems*, 37(4), 1073–1098.
- Offerman, T., & Sonnemans, J. (1998). Learning by experience and learning by imitating successful others. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 34(4), 559–575.
- Patel, C., Husairi, M. A., Haon, C., & Oberoi, P. (2023). Monetary rewards and self-selection in design crowdsourcing contests: Managing participation, contribution appropriateness, and winning trade-offs. *Technological Forecasting and Social Change*, 191, 122447.
- Peng, C. H., Yin, D. Z., & Zhang, H. (2020). More than words in medical question-and-answer sites: A content-context congruence perspective. *Information Systems Research*, 31(3), 913–928.
- Qiu, Y., Ding, S., Tian, D., Zhang, C., & Zhou, D. (2022). Predicting the quality of answers with less bias in online health question answering communities. *Information Processing & Management*, 59(6), 103112.
- Riedl, C., & Seidel, V. P. (2018). Learning from mixed signals in online innovation communities. *Organization Science*, 29(6), 1010–1032.
- Ritter, F. E., & Schooler, L. J. (2001). The learning curve. *International Encyclopedia of the Social and Behavioral Sciences*, 13, 8602–8605.
- Schilling, M. A., Vidal, P., Ployhart, R. E., & Marangoni, A. (2003). Learning by doing something else: Variation, relatedness, and the learning curve. *Management Science*, 49(1), 39–56.
- Tan, H. Y., Zhang, X. F., & Yang, Y. F. (2023). Satisfaction or gratitude? Exploring the disparate effects of physicians' knowledge sharing on patients' service evaluation in online medical consultations. *Information Systems Journal*, 33(5), 1186–1211.
- Wang, P., He, L., Luo, J., Wu, Z., & Zhang, H. (2025). The impact of geographic and social proximity on physicians: Evidence from the adoption of an online health community. *Information Systems Research*, 36(2), 690–708.
- Wigfield, A., & Eccles, J. S. (2000). Expectancy-value theory of achievement motivation. *Contemporary Educational Psychology*, 25(1), 68–81.
- Wooten, J. O., & Ulrich, K. T. (2017). Idea generation and the role of feedback: Evidence from field experiments with innovation tournaments. *Production and Operations Management*, 26(1), 80–99.
- Wu, J., Fang, Y., Zhao, J. L., & Zhu, X. (2025). Healthcare at the crossroads: Impacts of online health community on off-line healthcare quality and equity. *Information Systems Research*, <https://doi.org/10.1287/isre.2022.0250>
- Wu, S., Liu, Q., Zhao, X., Sun, B., & Liao, X. (2024). Attracting solvers' participation in crowdsourcing contests: The role of linguistic signals in task descriptions. *Information Systems Journal*, 34(1), 6–38.
- Xiao, L., Ju, C., & Shiao, W.-L. (2024). How patients evaluate physicians in live video: An empirical study from a dual process perspective. *Journal of Business Research*, 173, 114471.
- Xiao, N., Sharman, R., Rao, H. R., & Upadhyaya, S. (2014). Factors influencing online health information search: An empirical analysis of a national cancer-related survey. *Decision Support Systems*, 57, 417–427.
- Yan, L., & Tan, Y. (2014). Feeling blue? Go online: An empirical study of social support among patients. *Information Systems Research*, 25(4), 690–709.
- Yan, Z., Kuang, L., & Qiu, L. (2022). Prosocial behaviors and economic performance: Evidence from an online mental healthcare platform. *Production and Operations Management*, 31(10), 3859–3876.
- Yang, H., Guo, X., & Wu, T. (2015). Exploring the influence of the online physician service delivery process on patient satisfaction. *Decision Support Systems*, 78, 113–121.
- Ye, H., & Kankanhalli, A. (2017). Solvers' participation in crowdsourcing platforms: Examining the impacts of trust, and benefit and cost factors. *Journal of Strategic Information Systems*, 26(2), 101–117.
- Yuan, S., Davidson, G., Kurten, S., & Best, P. (2026). Effectiveness and experiences of online mental health peer support for young people: Systematic scoping review. *JMIR Mental Health*, 13, e83139.
- Zhang, S., Singh, P. V., & Ghose, A. (2019). A structural analysis of the role of superstars in crowdsourcing contests. *Information Systems Research*, 30(1), 15–33.
- Zhao, W., Liu, Q. B., Guo, X., Wu, T., & Kumar, S. (2022). Quid pro quo in online medical consultation? Investigating the effects of small monetary gifts from patients. *Production and Operations Management*, 31(4), 1698–1718.
- Zheng, H., Li, D., & Hou, W. (2011). Task design, motivation, and participation in crowdsourcing contests. *International Journal of Electronic Commerce*, 15(4), 57–88.
- Zhou, J., Kishore, R., Amo, L., & Ye, C. (2022). Description and demonstration signals as complements and substitutes in an online market for mental health care. *MIS Quarterly*, 46(4), 2055–2084.
- Zhou, J., Zhang, Q., Zhou, S., Li, X., & Zhang, X. M. (2023). Unintended emotional effects of online health communities: A text mining-supported empirical study. *MIS Quarterly*, 47(1), 195–226.

The crowdsourced online mental health services: Quality identification, influencing mechanisms, and intervention strategies

KUANG Lini

(School of Information, Renmin University of China, Beijing 100872, China)

Abstract: Crowdsourced online mental health services have met patients' diverse needs and improved service efficiency. However, the relatively low entry barriers for service providers have led to uneven service quality, which in turn constrains platform development. Existing literature rarely examines the dynamic evolution of service quality on such platforms from the perspective of service providers. This research aims to enhance service quality in crowdsourced online mental health services from three perspectives: identification, influence, and intervention. First, drawing on counseling theory and leveraging deep learning techniques, this study proposes an automated model for identifying service quality in online mental health services. Second, we analyze how the professional competence of early service providers influences the participation of subsequent providers, revealing the underlying mechanisms of participation from a peer effects perspective. Finally, this research investigates the intervention mechanisms of both individual and peer experiences on service quality, exploring the factors that drive quality improvement from a learning theory perspective. This research not only contributes to a deeper academic understanding of service quality in crowdsourced online mental health services, but also offers practical managerial insights for addressing challenges in service delivery.

Keywords: crowdsourced online mental health services, service quality, participation behavior, influencing mechanisms