

人工智能赋能心理健康服务:突破与挑战

桂丹妮¹, 张帆², 王益文^{1*}

(1. 福州大学经济与管理学院, 福州 350108; 2. 山东中医药高等专科学校, 烟台 264100)

摘要:在心理健康意识提升与服务需求激增的双重背景下,传统心理服务体系正面临着专业人力短缺、时空限制与资源不均等多重困境,制约服务的可及性与可持续性。人工智能(Artificial intelligence)的发展为缓解上述困境提供新的契机。通过梳理当前人工智能技术在抑郁、焦虑、睡眠障碍和自杀等典型心理健康问题中的关键应用,本文深入分析了其在缓解传统服务局限性方面的潜力。同时,还探讨了当前智能心理服务所面临的现实挑战,并展望了未来发展路径,旨在为我国心理健康服务体系的数智化转型提供理论支撑与路径参考。

关键词:人工智能;心理健康;服务困境;数智化;技术赋能

中图分类号:B848

文献标志码:A

文章编号:1003–5184(2025)05–0387–09

1 引言

近年来,心理健康问题日益成为我国公共健康领域的重要挑战。全国性流行病学调查数据显示,我国抑郁障碍的终生患病率高达6.8%(Huang et al., 2019)。全球疾病负担研究(Global Burden of Disease Study, GBD)进一步指出,截至2021年,中国精神障碍患者总数已达约1.74亿人,其中抑郁症(约5313万)与焦虑症(约5311万)构成我国主要的精神疾病负担(Institute of Health Metrics and Evaluation, 2021)。最新心理健康监测结果亦表明,我国成年居民中抑郁风险检出率为10.6%,焦虑风险检出率达15.8%(傅小兰, 2023),反映出心理困扰在人群中的广泛存在。与此同时,睡眠和自杀等问题也日益突出。例如,《中国睡眠研究报告》指出,约65.91%的受访者曾受到睡眠问题困扰(王俊秀, 2025)。《2023中国卫生健康统计年鉴》亦显示,我国城市居民自杀死亡率为每10万人4.31人,而农村地区则高达7.09人(国家卫生健康委员会, 2024),凸显心理健康支持系统建设的紧迫性。

这一严峻的公共卫生挑战与我国当前医疗资源配置失衡之间形成了深刻的结构性矛盾。一方面,我国专业人力资源极度匮乏,具备执业资质的心理咨询师与精神科医师数量远不能满足快速增长的社会服务需求(Xu et al., 2022)。据《2023中国卫生健康统计年鉴》数据,2022年精神科执业医师占有执业医生的1.7%,而精神专科医院医师日均承

担的住院床位数高达10.5张,远超其他专科医院平均负荷水平(国家卫生健康委员会, 2024)。另一方面,传统心理健康服务模式也面临明显的时空局限性(Tutun et al., 2023; Xu et al., 2022; 李科生等, 2019)。目前多数心理健康服务仍主要依赖线下机构提供,服务对象需在固定时间前往精神专科医院、心理门诊或心理咨询工作室,经历预约、排队、初诊及进一步评估等多个环节,方可获得较为系统的专业支持,严重阻碍了对心理健康问题的干预效率。同时,我国医疗资源在城乡与区域间分布极度不均,西部和农村地区的专业服务能力较为薄弱,这也导致了心理健康服务的城乡差距与地区不平等问题(Xu et al., 2022)。此外,目前医生与患者之间的匹配度也存在不足,服务供给在个体心理问题类型与症状严重程度上的适配性较差,难以实现精准化、个性化的心理支持(Maples et al., 2024)。例如,在实际服务过程中,部分求助者因难以匹配到擅长其特定问题类型的专业人员,导致咨询效果不佳,甚至出现反复转介的现象。同时,由于个人性格特征、沟通风格及文化背景的差异,部分来访者在面对专业人员时难以建立信任关系,进一步削弱了干预效果的持续性与深入性(李科生等, 2019)。这种“人岗不适”现象不仅影响服务体验,也在一定程度上浪费了有限的医疗资源,降低了心理干预的效率与精准性。在上述背景下,迫切需要探索创新路径,以缓解传统心理健康服务体系在人力、资源与模式等方面

* 通信作者:王益文, E-mail: wangeven@126.com。

的结构性困境。

人工智能(Artificial intelligence)技术的迅速发展为克服当前心理健康服务体系中的三大困境(即人力资源不足、时空限制、以及医疗资源分配失衡)提供了创新的解决方案。人工智能是一种能够精准解析外部数据、通过学习从中获取知识,并灵活运用这些知识完成特定任务和目标的系统(Haenlein & Kaplan, 2019)。随着机器学习和自然语言处理技术的进步,人工智能已经成功应用于心理健康服务领域。在这一领域,数智化的心理健康服务模式通过用户与终端设备的交互即可完成完整的诊疗流程,并且在某些特定场景下,其效果已接近甚至媲美人类治疗师的水平(Heinz et al., 2025; Linardon et al., 2024; Maples et al., 2024)。因此,数智化心理健康服务可能在一定程度上有助于缓解传统服务模式中存在的资源不足与时空限制等问题,为心理健康服务的普及与效率提升提供新的思路和补充路径。

基于此,本文系统梳理了人工智能在心理健康领域的关键应用,探讨其在突破传统服务局限方面的潜力。具体而言,本文首先回顾了人工智能在抑郁、焦虑、睡眠障碍及自杀等常见心理健康问题中的应用实践,涵盖其在诊断、干预与康复等阶段的主要功能与成效。随后,结合当前的应用情况,评估其在提升服务可及性、优化资源配置效率以及增强个性化干预能力方面的优势,深入分析其在缓解传统心理健康服务体系三大困境中的可能贡献。最后,本文总结了人工智能在心理健康服务应用中仍面临的若干挑战,包括干预效果的长期有效性验证、心理共病模式的识别与协同干预机制构建,以及算法可解释性不足等问题。在此基础上,本文展望了人工智能未来在心理健康领域的发展方向,旨在为构建更为智能、高效与可持续的心理健康服务体系提供理论支持,并推动相关技术的深化应用与持续创新。

2 人工智能在心理健康服务中的应用

心理健康是一个动态变化的连续谱系,从健康状态延伸至疾病状态。该谱系的一端代表着心理健康的最佳状态,表现为个体能够充分实现自我潜能,有效应对生活压力,保持高效的工作状态并积极回馈社会;而另一端则对应着精神疾病状态,即可明确诊断的,以情绪调节障碍、认知功能紊乱或行为异常为核心特征的心理障碍(Kelloway et al., 2023)。值得注意的是,全球心理健康状况正面临严峻挑战。根据《2022 年全球风险报告》(The Global Risks Re-

port, 2022), 疫情期间心理健康问题已上升为全球恶化最严重的五大风险之一,其负面影响将持续蔓延(World Economic Forum, 2022)。抑郁症状、焦虑症状、睡眠障碍等心理问题正日益成为全球性健康挑战,严重损害个体生活质量和社会功能(Kelloway et al., 2023; 傅小兰, 2023)。在这一背景下,基于人工智能的评估、诊断、干预和监测技术在减轻各类心理健康问题方面展现出巨大的潜力(Thakkar et al., 2024; 李瑶, 杨琳, 2022)。通过探索人工智能技术与心理健康服务的融合,能够对心理问题提供准确且有针对性的解决方案,从而有效降低心理疾病对个人和社会造成的负面影响。

2.1 抑郁症状

21 世纪初,抑郁症已经发展成为全球范围内的第四大疾病负担,抑郁症会使社会功能受损或适应能力下降,严重影响其生活质量和社会参与,甚至有死亡风险(Tejaswini et al., 2024; Ustün et al., 2004)。在中国,抑郁症的流行形势同样严峻(Huang et al., 2019; Qiao et al., 2024)。尽管抑郁情绪困扰着很多人,但他们却因担心医疗资质、治疗成本、污名化等原因未能主动寻求专业帮助,且即便在医疗资源相对完善的体系中,具备资质的心理治疗师数量仍显不足,难以为患者提供及时有效的心理干预服务(Kelloway et al., 2023; Linardon et al., 2024)。在此背景下,人工智能技术在抑郁症的识别与干预中展现出显著优势。相比传统手段,人工智能不仅在症状诊断中表现出较高的准确性,还具有更低的成本与更强的可及性,为心理健康服务体系的优化提供了新的路径(Hammelrath et al., 2023)。

在诊断前期,人工智能技术能够预测、识别抑郁症状,有利于疾病的诊断与靶向治疗。例如,Chen 等人(2023)利用机器学习算法分析了 1789 名抑郁患者和 2151 名健康者的大脑核磁共振影像数据,推断出 3 种抑郁症脑萎缩时空轨迹,并模拟了从早期到晚期脑萎缩的阶段化进展,可为未来个性化干预提供生物学依据。Yousufi 等人(2024)利用 53 名参与者(其中 24 名重度抑郁患者)的静息状态脑电图数据和其中 52 名参与者的音频数据,开发出的多模态融合模型能够精确诊断出抑郁患者,其准确率等指标均超过 97%。同样的,Tejaswini 等人(2024)设计一个混合深度学习模型,实现了抑郁情绪的超水平的高精度识别。具体而言,他们利用自然语言处

理技术从 Reddit 和 Twitter 这两个社交媒体的语料库中获取了文本数据,结合了多种人工智能技术开发了混合深度学习模型,结果发现其模型对抑郁情绪检出的精确度、召回率和特异性均超过 85%。另外,人工智能在基于面部表情识别抑郁情绪方面也有突破。Li 等人(2024)采集了 86 名抑郁症患者和 44 名对照参与者的面部表情图像,使用了一个改进的深度卷积神经网络,准确且高效的识别抑郁症,并且发现了抑郁特异性的面部模式,这能够解释和区分抑郁症和正常人之间面部模式,为基于面部表情的抑郁症识别提供了临床诊断的视觉标志。这些研究结果展现出人工智能算法在快速处理大量数据,准确判断患者的健康程度,预测抑郁症的下一步发展轨迹等方面的优势,有效地提高了诊断效率。

在抑郁症治疗中,人工智能技术也已被实证能够有效提升心理干预的效果。一方面,使用人工智能平台能够大幅度提升治疗师的诊疗效率。例如, Sadeh - Sharvit 等人(2023)开展的一项随机对照实验表明,使用智能平台辅助治疗师收集患者的客观进展数据、简化工作流程并自动化管理任务,不仅使治疗师平均比无辅助组提前 55 小时完成诊疗记录提交,还改善了治疗效果。具体而言,治疗师使用智能平台后,其患者的抑郁症状平均减轻了 34%,显著高于无辅助组的 20%,且治疗脱落率也更低。Hammelrath 等人(2023)发现,机器学习可以分析患者的基本情况和早期治疗数据,预测出可能不会从治疗中受益的患者,帮助临床医生提前识别治疗无反应患者,从而及时调整干预策略,提高整体疗效。同样的, Browning 等人(2019)运用支持向量机(support vector machine)和留一法(leave - one - out)分析了 74 名抑郁症训练样本和 239 名抑郁症独立验证样本的数据,通过测量患者使用抗抑郁药物第一周的情绪反应和主观症状,成功预测了 4~8 周后的临床治疗效果,其预测准确率显著高于基线水平,证明了治疗早期情绪和症状变化可作为预测抗抑郁药物反应的敏感指标,以提示临床医生及时更换无效治疗药物。

另一方面,人工智能也可独立为患者提供干预支持。例如, Heinz 等人(2025)设计了一款名为 Therabot 的生成式人工智能治疗系统,并通过一项为期 8 周的随机对照试验验证其有效性。结果表明,实验组的抑郁症状显著缓解,且参与者在整个干预期间保持了良好的治疗依从性。值得一提的是,

参与者普遍认为 Therabot 的治疗效果可与人类治疗师媲美(Heinz et al., 2025)。类似地,基于认知行为疗法开发的会话代理 Woebot 也展现出积极的干预成效。Fitzpatrick 等人(2017)在线招募了 70 名大学生参与为期 2 周的随机对照实验,发现使用 Woebot 的参与者其抑郁水平相较基线显著下降,且对人工智能所提供的心理支持服务表现出较高满意度。

综上所述,人工智能技术的融合应用,有助于提升抑郁症的识别、诊断与监测效率,使医务人员能够更加精准地开展干预工作,节约医疗人力资源。此外,人工智能还可作为直接干预手段以缓解抑郁症状。因此,人工智能与互联网的深度融合有望在未来极大助力抑郁症的诊疗体系的优化。

2.2 焦虑症状

焦虑症状作为当代社会普遍存在的心理健康问题,已成为影响个体幸福感的重要因素之一(Kelloway et al., 2023)。焦虑症状在中国人口中具有较高的流行率,其临床特征表现为不合理的持续性担忧和生理唤醒(Chadaga et al., 2024; Huang et al., 2019; Tutun et al., 2023; 傅小兰, 2023)。与抑郁障碍相似,焦虑症状会显著影响个体的社会功能和日常生活质量(Qiao et al., 2024)。而新兴的数智化心理健康服务为焦虑症状的识别和干预提供了新的解决方案。

人工智能技术已能够有效对焦虑症进行识别和诊断。例如, Tutun 等人(2023)开发了精神疾病决策支持系统,能够帮助医疗人员更快速的从其他精神障碍中识别并诊断焦虑症状,其准确率、敏感性和特异性均超过 80%。类似地, Chadaga 等人(2024)基于 214 名参与者的临床数据(其中 111 例为社交焦虑障碍阳性患者),采用多种机器学习算法,构建了一个高效、透明的社交焦虑障碍诊断模型,实现了诊断社交焦虑症 88% 的准确率,并揭示了多种社交焦虑诊断的关键指标,以更有针对性的判断焦虑症状。此外, Jacobson 等人(2020)通过安装智能手机应用程序,收集了 59 名参与者在 2 周内的运动信息以及通话和短信的社交联系数据,并将这些传感器数据转化为数字生物标志物,采用机器学习模型进行分析,预测参与者的社交焦虑症状严重程度。结果显示,基于被动传感器数据的预测模型能够较准确地评估社交焦虑症状,预测值与实际观察值之间的相关系数达到 0.702。

在焦虑干预领域,人工智能机器人同样展现出

良好的疗效。例如, Kishimoto 等人(2025)发现,借助 ChatGPT 辅助进行自我同情写作(一种情绪调节技术),能够有效缓解个体的压力水平,减少焦虑,并提升心理健康水平。Maeda 等人(2020)探讨了基于聊天机器人(Chatbot)的生育教育对孕前女性的影响,结果表明,相较于传统文本阅读组(即阅读关于生育和孕前健康的资料),接受机器人干预的女性表现出显著较低的焦虑水平。类似地, Kios 等人(2021)运用一款融合了认知行为疗法与情绪聚焦疗法的人工智能聊天机器人,针对大学生群体开展了为期8周的干预研究,结果显示参与者的焦虑水平在干预后显著下降。此外,还有研究发现,具备陪伴功能的人形或宠物型机器人在干预老年人焦虑症状方面的成效优于常规护理方式(杨思源等, 2020)。

综上所述,人工智能技术的使用革新了焦虑症的诊疗模式。首先,基于大数据的智能分析系统可实现快速、精准的诊断评估焦虑症状;其次,人工智能系统直接为患者提供干预方案以有效缓解焦虑症状,提高了治疗效率。这些技术突破不仅优化了现有诊疗流程,更为焦虑症的精准医疗提供了新的发展方向。

2.3 睡眠问题

睡眠作为维持身心健康的基础生理过程,其质量下降已成为困扰大众的普遍性健康问题(王俊秀, 2025)。研究表明,长期睡眠质量差会导致个体的认知功能损害、情绪调节障碍、神经系统退行性疾病等问题,极端情况下可能诱发猝死(Molnár et al., 2023; 傅小兰, 2023; 蒋长好等, 2024)。针对这一现状,建立科学化、系统性的睡眠健康管理体势在必行,人工智能技术通过其强大的风险识别能力和个性化干预管理,为改善个体睡眠情况开辟了新途径。

人工智能技术在睡眠障碍诊疗的全流程中展现出显著的应用潜力(蒋长好等, 2024)。在前期诊断阶段,利用人工智能技术可以更加有效地识别睡眠障碍患者。例如, Matsushima 等人(2024)招募了55名睡眠障碍患者,并从数据库中选取97名健康对照者,结合问卷调查与静息态功能性磁共振成像数据,开发出一款分类器,结果表明该模型在识别睡眠障碍个体方面具有良好表现。类似地, Molnár 等人(2023)基于100名具有睡眠障碍风险的成年参与者的生理指标与问卷数据,采用人工智能算法成功筛查出不同程度的睡眠呼吸障碍个体。Cho 等人

(2023)对老年阿尔茨海默症患者的夜间睡眠模式进行持续监测,并基于前一日的睡眠数据构建了行为心理症状预测模型。研究结果表明,该模型能够有效预测患者与睡眠相关的行为问题,具有较高的临床应用价值。

智能监测系统还可以通过实时数据采集与分析,实现动态健康睡眠管理。例如, Banerjee 等人(2022)开发的智能监测系统可结合多维传感器智能手环、移动应用与云端分析平台,实现了实时健康监测、异常识别、紧急响应和个性化反馈。该系统可持续追踪用户的心率、呼吸和体温等生理指标,并借助机器学习模型自动识别如睡眠呼吸暂停等异常状态,在检测到严重风险时可自动联系医生或发出警报。此外,人工智能的引入还显著提升了干预措施的个性化水平。例如, Lee 等人(2024)设计的 Smart Sleep 系统融合了睡眠限制疗法与刺激控制疗法,通过算法驱动的动态调整机制,基于用户的睡眠模式与生活习惯生成个性化干预方案,并引入奖励机制以提升用户依从性。实证结果显示,该系统有效改善了用户的睡眠质量。不仅如此,人工智能还可在日常生活中提供情绪支持,从而缓解与睡眠相关的精神困扰。Sabour 等人(2023)发现,基于情绪状态评估与个性化交互的聊天机器人可在一定程度上帮助有失眠史的用户降低精神压力。

随着智能睡眠监测设备与助眠科技产品等新兴手段的逐步普及,睡眠健康管理正变得更加数字化与个性化(王俊秀, 2025)。这类技术不仅提升了对睡眠问题评估的客观性,还能够基于个体的实时生理状态提供针对性的干预建议,从而有效改善用户的睡眠质量,为缓解睡眠障碍所引发的健康风险提供了有力的技术支撑。

2.4 自杀问题

自杀作为心理健康问题的极端表现,已成为全球公共卫生领域的重大挑战,对个体、家庭及社会均造成深远的负面影响(刘兴云等, 2019; 章彦博等, 2025)。然而,受社会污名化等因素导致的自我表露抑制影响,使得具有自杀倾向的个体更倾向于通过匿名社交媒体释放危机信号(杨芳等, 2022)。这一特征使得基于社交媒体的语言分析技术可能成为自杀风险识别、干预的关键突破口。

一方面,人工智能系统可以提高对自杀风险的识别效率与预测准确性(刘兴云等, 2019)。通过对文本内容、语音特征和面部表情等多模态数据的综

合分析,人工智能能够高效判断用户的情绪状态,并识别潜在的自杀风险(袁璠等,2020)。例如,杨芳等人(2022)利用“树洞”智能机器人抓取微博留言区的文本信息,并将用户的自杀风险分为11个等级,有效识别了个体的自杀意念和自杀方式。Levkovich 和 Elyoseph (2023)采用文本情境法,比较了 ChatGPT-4 与心理健康专业人员对患者自杀风险的评估效果,结果显示两者在评估效力上具有高度一致性。Allam 等人(2025)结合自然语言处理与机器学习方法对 Twitter 数据进行分析以识别用户的自杀意念;研究结果表明,该方法的识别准确率高达85%。此外,人工智能算法还能够有效预测高危特殊群体的自杀风险。例如,Chen 等人(2020)开发的集成模型基于人口统计学与临床就诊数据,可有效预测精神科患者在就诊后30天和90天内的自杀风险。Han(2024)则构建了一套针对残疾人群的自杀意念预测模型,实证结果表明该模型对特殊群体的风险识别能力同样具备较高准确性。

另一方面,人工智能在自杀行为的干预方面亦展现出显著的危机应对能力。例如,Maples 等人(2024)调查了1006名连续使用智能社交代理 Replika 超过三个月的用户,结果发现 Replika 能通过与用户的实时对话和视觉交互提供情感支持与陪伴,显著降低其自杀风险;更有30名用户明确表示,Replika 在关键时刻阻止了他们的自杀行为。此外,Mouchabac 等人(2021)开发了一款基于贝叶斯网络算法的医疗智能手机应用程序。该应用通过分析用户对特定问题的回应,评估其心理行为状态,并结合专家知识库提供个性化干预建议。模拟研究结果表明,该系统能够动态识别用户心理状态的恶化趋势,并适时调整干预策略,从而有效预防自杀行为的发生。

综上所述,人工智能在危机干预领域的应用主要展现出两方面的核心价值:其一,借助对大量文本、表情符号及既往病史等多模态数据的分析,人工智能能够实现对群体自杀风险的快速识别与精准预测;其二,通过提供实时的情感支持与个体化的干预建议,人工智能可在一定程度上缓解个体的负性情绪,降低急性自杀行为的发生概率,从而在公共心理健康体系中发挥重要的辅助干预作用。

3 人工智能突破心理健康服务的三重困境

在精神障碍患病率持续上升的背景下,人工智能技术已广泛应用于心理健康服务的识别、干预与

康复各环节,正逐步助力构建高效、智能的心理健康服务体系。对比人类专家而言,人工智能凭借强大的计算能力、高精度识别水平以及覆盖诊疗全过程的干预能力,在心理健康领域展现出非凡价值,尤其是在缓解传统服务中人力资源不足、时空限制和医疗资源分配失衡的关键问题上显示出巨大潜力(如图1)。

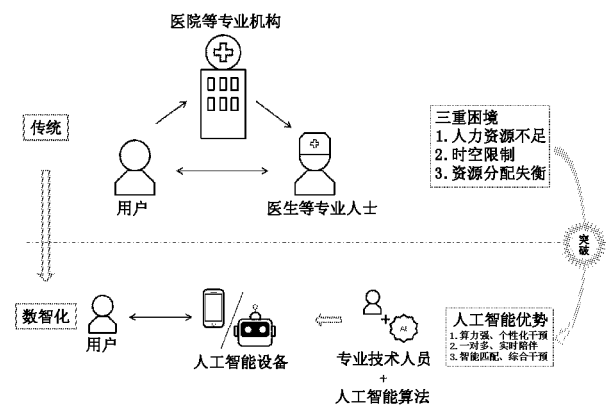


图1 人工智能突破传统心理健康服务的三重困境

在缓解专业人员不足的问题上,人工智能展现出在临床辅助干预与非专业辅助干预两方面的显著价值。其中,临床辅助干预是指人工智能技术在专业医护人员主导下,通过提供诊疗建议、辅助判断和流程优化等方式,提升医疗服务的效率与准确性(Tutun et al., 2023)。非专业辅助干预则是指人工智能系统在无专业人员直接参与的情况下,向普通用户提供心理支持、自助诊疗建议或行为干预,从而帮助其缓解心理困扰、改善健康状况(Heinz et al., 2025)。在临床辅助层面,人工智能技术能够有效协助医护人员提升诊疗效率与准确性。例如,人工智能算法可迅速处理海量医学检验数据,并高效识别潜在病患,从而辅助临床医生进行更为精准的评估(Chadaga et al., 2024; Matsushima et al., 2024; Yousufi et al., 2024)。同时,人工智能系统还能自动整理诊疗过程中的关键信息并优化工作流程,进一步提高医疗服务的整体效能(Sadeh - Sharvit et al., 2023)。在非专业辅助干预方面,人工智能平台也展现出重要价值。通过提供即时反馈、情绪识别与个性化建议,人工智能系统能够为缺乏专业支持的个体提供有效的心理健康服务路径。已有研究表明,即便在完全缺乏专业医疗人员支持的情境下,个体通过人工智能机器人开展自助干预,其抑郁、焦虑、睡眠障碍以及自杀风险等心理健康问题亦可获得显著缓解(Fitzpatrick et al., 2017; Heinz et al.,

2025; Lee et al., 2024; Maples et al., 2024)。由此可见,人工智能技术不仅在优化医护人员的临床工作中发挥关键作用,还为患者提供了切实可行的自助治疗路径,在缓解医疗资源紧张和专业人员供给不足的背景下,展现出广阔的应用前景。

在突破时空限制方面,人工智能展现出人类难以比拟的优势。传统心理服务通常依赖于线下机构,求助者往往需经历较长的寻医与候诊过程。而人工智能技术具备 7 × 24 小时实时响应能力,能够实现一对多的并发服务,使多位用户在互不干扰的情境下与系统进行实时交互,从而实现随时随地的心理干预(李瑶,杨琳,2022;杨思源等,2020)。此外,人工智能设备还可实时监测个体心理健康状态,及时识别潜在风险并提供干预建议(Banerjee et al., 2022; Lee et al., 2024)。尤其在危机干预场景中,人工智能系统能够即时捕捉危机信号并迅速启动应急响应机制,在关键时刻弥补人力干预的时间缺口(杨芳等,2022)。此外,人工智能干预系统的推广有助于缓解医疗资源分布不均问题(Molnár et al., 2023)。在医疗资源匮乏地区,专业心理服务常常难以获得,服务不可及问题尤为突出(Xu et al., 2022)。已有研究表明,在某些心理疾病的识别与干预方面,人工智能系统的表现已可媲美专业人员,且能够独立处理常见心理健康问题(Heinz et al., 2025; Linardon et al., 2024; Maples et al., 2024)。这使得居住在偏远或医疗服务不足地区的个体,亦能获得高质量的基础心理支持服务,在一定程度上缓解了“寻医难、就诊难”的现实困境。因此,人工智能技术在突破服务的时空限制,提升心理健康服务的普及性与可及性方面展现出显著的现实与社会价值。

人工智能与互联网技术的融合也显著提升了医疗资源调配的精准性与使用效率。一方面,在传统心理服务模式中,受限于医生的专长领域与治疗风格,部分求助者难以匹配到适宜的专业人员,影响干预效果。而人工智能系统可借助智能匹配机制实现资源的优化分配。例如,刘珂等人(2025)提出了一种基于数据增强的医生推荐方法,能在患者仅提供有限且模糊信息的情况下,准确推荐相关科室,并快速匹配合适的医生,从而提升医疗服务的响应速度与匹配精度。另一方面,集成多种治疗方法的大模型能够同时应对多类心理健康问题,突破了传统医生通常聚焦单一病种所造成的干预范围局限。例

如,Sabour 等人(2023)所开发的聊天机器人不仅能精准识别抑郁、焦虑与失眠等问题,还通过情感计算技术构建个性化交互机制,为患者提供定制化的干预方案。由此可见,人工智能与互联网的深度融合正推动心理健康服务体系向更智能、更高效的方向演进。

综上所述,人工智能技术正推动心理健康服务进行数智化转变,优化了传统服务模式在专业人力、时空和资源分配上的不足。数智化的技术路径,使得人工智能技术能够普适于大众的心理困扰以及为个体做出合适的心理护理。

4 局限与展望

当前心理健康服务的数智化转变虽已初见成效,但仍存在若干局限。其一,现有研究在干预阶段的长期疗效证据仍显不足。例如, Linardon 等人(2024)对 176 项评估聊天机器人干预抑郁与焦虑症状效果的研究进行了元分析,结果发现干预周期超过 13 周的研究仅有 4 项,且纳入分析的抑郁样本平均脱落率为 28.7%,焦虑样本为 25.4%。类似地, Lau 等人(2025)在系统回顾 30 项人工智能心理干预研究时发现,仅 7 项研究的干预周期超过 6 个月,且这 7 项研究中有 5 项样本量不足 200 人,最少仅为 39 人。如此小样本、高脱落率的研究设计,可能显著削弱研究结论的稳定性与干预效果的长期可验证性。因此,未来研究亟需在设计上延长干预周期、扩大样本规模并有效控制样本流失,以提升研究的外部效度与统计效力。通过构建大样本、低脱落率且具备长期追踪机制的实证研究框架,系统评估人工智能干预在心理健康领域中的持续效果,将为数智化心理健康服务的可持续发展提供坚实的理论支撑与实践依据。

其次,一些心理疾病在发生时常伴随其他疾病特征,即表现出明显的共病性(Kelloway et al., 2023; 袁璠等,2020)。例如,研究发现抑郁症患者常同时表现出焦虑症状,二者在情绪障碍与认知偏差等方面高度重叠(Chen et al., 2023)。此类共病现象显著增加了心理疾病诊断与治疗的复杂性,对干预策略的精准性提出了更高要求。然而,由于现有数据规模有限、具有代表性的多样化样本不足,以及共病机制尚未被医学充分阐明,当前人工智能模型在识别和解析共病模式方面仍面临一定局限(Chen et al., 2023; Tutun et al., 2023)。这一不足在多疾病状态下限制了人工智能技术在综合评估与

干预策略制定中的应用潜力。因此,未来研究应致力于构建更具泛化能力的多病种识别模型,提升其对复杂共病模式的解析能力,以实现心理健康问题更为系统和精准的干预。

最后,人工智能在心理健康领域的应用高度依赖于以人工神经网络为代表的机器学习技术。尽管这些模型性能卓越,但其决策过程往往缺乏透明性,使人类难以理解其为何做出特定判断。这种“黑箱”特性可能导致用户对系统的信任下降,特别是在心理健康这一高度敏感和以人为本的场景中,用户可能更倾向于接受可解释、可控的技术方案(Thakkar et al., 2024)。因此,算法可解释性的不足,可能成为制约智能系统广泛接受与长期应用的关键瓶颈(Tutun et al., 2023; 吴腾, 2025)。一些研究也发现提高系统决策过程的可解释性有助于增强用户的信任感,从而提升其对人工智能系统的接受意愿。例如, Jiang 等人(2022)发现提供预测原理能增加用户对医疗诊断系统建议的采纳; Naiseh 等人(2023)也发现,可解释性显著提高了医疗从业者对临床决策支持系统建议的认同度和采纳度。因此,未来心理健康大模型的设计应当重视可解释性机制的集成,即在系统中嵌入能够揭示决策依据的技术模块,例如通过可视化、特征权重分析或自然语言生成等方式,帮助用户理解模型为何给出特定建议或判断。这不仅有助于提升系统的透明度,也将为其在临床与日常干预中的实际应用奠定信任基础。

综上所述,人工智能正日益融入人们的日常生活,并在心理健康服务领域的研究与实践中展现出显著的应用价值。通过提供长期疗效证据来支持人工智能干预,提升其在共病分析和可解释性方面的能力,人工智能有望推动心理健康服务的数字化与智能化转型,从而构建一个更加高效、智能且可持续的现代心理健康服务体系。

5 总结

在全民心理健康意识显著提升与社会心理服务需求快速增长的双重背景下,人工智能技术正日益成为破解传统心理健康服务体系瓶颈的关键工具。首先,人工智能系统的广泛可及性与智能终端的便捷性显著拓宽了心理服务的覆盖人群,缓解了传统服务体系中人力资源紧张的问题。其次,借助可穿戴设备与移动终端所搭载的健康监测功能,人工智能已实现对个体心理状态的实时采集与动态干预,有效突破了传统心理服务在时间与空间维度上的限

制。再次,人工智能系统依托大数据与算法模型,能够实现对用户需求的精准匹配与个性化干预,提升了心理服务资源配置的效率与公平性。总体而言,人工智能的应用正有力应对中国社会转型期所面临的多重心理健康挑战,为构建智能化、高效化与可持续化的现代心理健康服务体系提供了重要的技术支撑。未来研究应持续关注干预效果的长期稳定性、心理疾病共病模式的识别能力以及系统算法的可解释性等关键议题,以推动心理健康服务在数智化转型中实现更深层次的发展。

参考文献

- 傅小兰,张侃,陈雪峰,陈祉妍.(2023).中国国民心理健康发展报告(2021~2022).社会科学文献出版社.
- 国家卫生健康委员会.(2024).2023中国卫生健康统计年鉴.北京:中国协和医科大学出版社.
- 蒋长好,蒋现新,黄辰,钟晓珂.(2024).人工智能应用于老年人睡眠障碍的诊断与干预:基于ICF的Scoping综述.中国康复理论与实践,30(8),922-929.
- 李科生,念靖晴,李琦,杨超,邓巍.(2019).“互联网+”心理平台:大数据时代心理健康循证实践的新途径.中国临床心理学杂志,27(1),210-214,205.
- 李瑶,杨琳.(2022).人工智能应用于心理健康服务的相关问题思考.医学与哲学,43(5),49-54.
- 刘珂,刘盾,孙扬,沈蓉萍.(2025).面向在线医疗平台的医生推荐方法.智能系统学报,20(1),206-218.
- 刘兴云,刘晓倩,向媛媛,朱廷劭.(2019).人工智能大数据之于心理学.科技导报,37(21),105-109.
- 王俊秀,张衍,李延泽,等.(2025).中国睡眠研究报告(2025).社会科学文献出版社.
- 吴腾.(2025).生成式人工智能技术赋能智慧医疗建设的风险与规制.医学与社会,38(3),9-16.
- 杨芳,李欣怡,何田玉,杨冰香,黄智生,王晓琴,等.(2022).微博高自杀风险用户的自杀方式意向及自杀意念原因.中国心理卫生杂志,36(10),851-855.
- 杨思源,郭丽敏,贾媛,吴茜,孟繁洁.(2020).社交机器人干预对老年人心理健康影响的Meta分析.中国老年学杂志,40(18),3919-3923.
- 袁璠,喻思红,杨冰香,黄智生,阮娟.(2020).人工智能技术在抑郁及自杀管理中的应用.中国全科医学,23(26),3253-3257.
- 章彦博,黄峰,莫柳铃,刘晓倩,朱廷劭.(2025).基于大语言模型的自杀意念文本数据增强与识别技术.心理学报,57(6),987-1000.
- Allam, H., Davison, C., Kalota, F., Lazaros, E., & Hua, D. V. (2025). AI - Driven mental health surveillance: Identifying suicidal ideation through machine learning techniques. Big

- Data and Cognitive Computing*, 9(1), 16.
- Banerjee, A., Maji, D., Datta, R., Barman, S., Samanta, D., & Chattopadhyay, S. (2022). Shubhchintak: An efficient remote health monitoring approach for elderly people. *Multimedia Tools and Applications*, 81(26), 37137 – 37163.
- Browning, M., Kingslake, J., Dourish, C. T., Goodwin, G. M., Harmer, C. J., & Dawson, G. R. (2019). Predicting treatment response to antidepressant medication using early changes in emotional processing. *European Neuropsychopharmacology*, 29(1), 66 – 75.
- Chadaga, K., Prabhu, S., Sampathila, N., et al. (2024). SADXAI: Predicting social anxiety disorder using multiple interpretable artificial intelligence techniques. *SLAS Technology*, 29(2), 100129.
- Chen, D., Wang, X., Voon, V., et al. (2023). Neurophysiological stratification of major depressive disorder by distinct trajectories. *Nature Mental Health*, 1(11), 863 – 875.
- Chen, Q., Zhang – James, Y., Barnett, E. J., et al. (2020). Predicting suicide attempt or suicide death following a visit to psychiatric specialty care: A machine learning study using Swedish national registry data. *PLoS Medicine*, 17(11), e1003416.
- Cho, E., Kim, S., Heo, S. J., et al. (2023). Machine learning – based predictive models for the occurrence of behavioral and psychological symptoms of dementia: Model development and validation. *Scientific Reports*, 13(1), 8073.
- Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017). 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*, 4(2), e19.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5 – 14.
- Hammelrath, L., Hilbert, K., Heinrich, M., Zagorscak, P., & Knaevelsrud, C. (2023). Select or adjust? How information from early treatment stages boosts the prediction of non – response in internet – based depression treatment. *Psychological Medicine*, 54, 1641 – 1650.
- Han, J. (2024). Development of an AI – based suicide ideation prediction model for people with disabilities. *Life*, 14(11), 1372.
- Heinz, M. V., Mackin, D. M., Trudeau, B. M., et al. (2025). Randomized trial of a generative AI chatbot for mental health treatment. *NEJM AI*, 2(4), 1 – 14.
- Huang, Y., Wang, Y., Wang, H., et al. (2019). Prevalence of mental disorders in China: A cross – sectional epidemiological study. *Lancet Psychiatry*, 6(3), 211 – 224.
- Institute of Health Metrics and Evaluation. (2021). *Global Health Data Exchange (GHDx)*. [Http://ghdx.healthdata.org](http://ghdx.healthdata.org)
- Jacobson, N. C., Summers, B., & Wilhelm, S. (2020). Digital biomarkers of social anxiety severity: Digital phenotyping using passive smartphone sensors. *Journal of Medical Internet Research*, 22(5), e16875.
- Jiang, J., Kahai, S., & Yang, M. (2022). Who needs explanation and when? Juggling explainable AI and user epistemic uncertainty. *International Journal of Human – Computer Studies*, 165, 102839.
- Kelloway, E. K., Dimoff, J. K., & Gilbert, S. (2023). Mental health in the workplace. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 10, 363 – 387.
- Kishimoto, T., Hao, X., Chang, T., & Luo, Z. (2025). Single online self – compassion writing intervention reduces anxiety: With the feedback of ChatGPT. *Internet Interventions*, 39, 100810.
- Klos, M. C., Escoredo, M., Joerin, A., Lemos, V. N., Rauws, M., & Bunge, E. L. (2021). Artificial intelligence – based chatbot for anxiety and depression in university students: Pilot randomized controlled trial. *JMIR Formative Research*, 5(8), e20678.
- Lau, Y., Ang, W. H. D., Ang, W. W., Pang, P. C. I., Wong, S. H., & Chan, K. S. (2025). Artificial intelligence – based psychotherapeutic intervention on psychological outcomes: A meta – analysis and meta – regression. *Depression and Anxiety*, 1(1), 8930012.
- Lee, Y., Kim, I., Lee, S., & Yu, S. (2024). Information and communication technology – based application for cognitive behavioral therapy among community – dwelling older adults with insomnia: Development and validation study. *Healthcare*, 12(1), 106.
- Levkovich, I., & Elyoseph, Z. (2023). Suiciderisk assessments through the eyes of ChatGPT – 3.5 versus ChatGPT – 4: Vignette study. *JMIR Ment Health*, 10, e51232.
- Li, M., Wang, Y., Yang, C., Lu, Z., & Chen, J. (2024). Automatic diagnosis of depression based on facial expression information and deep convolutional neural network. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 11(5), 5728 – 5739.
- Linardon, J., Torous, J., Firth, J., Cuijpers, P., Messer, M., & Fuller – Tyszkiewicz, M. (2024). Current evidence on the efficacy of mental health smartphone apps for symptoms of depression and anxiety. A meta – analysis of 176 randomized controlled trials. *World Psychiatry*, 23(1), 139 – 149.
- Maeda, E., Miyata, A., Boivin, J., et al. (2020). Promoting fertility awareness and preconception health using a chatbot: A randomized controlled trial. *Reproductive Biomedicine Online*, 41(6), 1133 – 1143.

- Maples, B. , Cerit, M. , Vishwanath, A. , & Pea, R. (2024). Loneliness and suicide mitigation for students using GPT3 – enabled chatbots. *Mental Health Research*, 3(1) , 4.
- Matsushima, T. , Yoshinaga, K. , Wakasugi, N. , Togo, H. , & Hanakawa, T. (2024). Functional connectivity – based classification of rapid eye movement sleep behavior disorder. *Sleep Medicine*, 115, 5 – 13.
- Molnár, V. , Kunos, L. , Tamás, L. , & Lakner, Z. (2023). Evaluation of the applicability of artificial intelligence for the prediction of obstructive sleep apnoea. *Applied Science*, 13 (7) , 4231.
- Mouchabac, S. , Leray, P. , Adrien, V. , Gollier – Briant, F. , & Bonnot, O. (2021). Prevention of suicidal relapses in adolescents with a smartphone application; Bayesian network analysis of a preclinical trial using in silico patient simulations. *Journal of Medical Internet Research*, 23(9) , e24560.
- Naiseh, M. , Al – Thani, D. , Jiang, N. , & Ali, R. (2023). How the different explanation classes impact trust calibration; The case of clinical decision support systems. *International Journal of Human – Computer Studies*, 169, 102941.
- Qiao, D. , Wu, S. , Xiang, L. , & Zhang, N. (2024). Association of residential environment with depression and anxiety symptoms among older adults in China: A cross – sectional population – based study. *Building and Environment*, 257, 111535.
- Sabour, S. , Zhang, W. , Xiao, X. , et al. (2023). A chatbot for mental health support: Exploring the impact of Emohaa on reducing mental distress in China. *Frontiers in Digital Health*, 5, 1133987.
- Sadeh – Sharvit, S. , Camp, T. D. , Horton, S. E. , et al. (2023). Effects of an artificial intelligence platform for behavioral interventions on depression and anxiety symptoms: Randomized clinical trial. *Journal of Medical Internet Research*, 25, e46781.
- Tejaswini, V. , Babu, K. S. , & Sahoo, B. (2024). Depression detection from social media text analysis using natural language processing techniques and hybrid deep learning model. *ACM Transactions on Asian and Low – Resource Language Information Processing*, 23(1) , 1 – 20.
- Thakkar, A. , Gupta, A. , & De Sousa, A. (2024). Artificial intelligence in positive mental health: A narrative review. *Frontiers in Digital Health*, 6, 1280235.
- Tutun, S. , Johnson, M. E. , Ahmed, A. , et al. (2023). An AI – based decision support system for predicting mental health disorders. *Information Systems Frontiers*, 25(3) , 1261 – 1276.
- Ustün, T. B. , Ayuso – Mateos, J. L. , Chatterji, S. , Mathers, C. , & Murray, C. J. (2004). Global burden of depressive disorders in the year 2000. *The British Journal of Psychiatry: The Journal of Mental Science*, 184, 386 – 392.
- World Economic Forum. (2022). *The Global Risks Report 2022*.
- Xu, Z. , Gahr, M. , Xiang, Y. , Kingdon, D. , Rüsch, N. , & Wang, G. (2022). The state of mental health care in China. *Asian Journal of Psychiatry*, 69, 102975.
- Yousufi, M. , Damaševičius, R. , & Maskeliūnas, R. (2024). Multimodal fusion of EEG and audio spectrogram for major depressive disorder recognition using modified DenseNet121. *Brain Sciences*, 14(10) , 1018.

Artificial Intelligence Empowers Mental Health Services: Breakthroughs and Challenges

Gui Danni¹, Zhang Fan², Wang Yiwen¹

(1. School of Economics and Management, Fuzhou University, Fuzhou 350108;

2. Shandong College of Traditional Chinese Medicine, Yantai 264100)

Abstract: Against the dual background of increasing mental health awareness and surging service demand, the traditional psychological service system face multiple dilemmas, such as professional workforce shortages, spatiotemporal limitations, and inequitable resource distribution, which constrain the accessibility and sustainability of services. The development of artificial intelligence (AI) provides a new opportunity to alleviate these difficulties. By reviewing the key applications of current AI technology in typical mental health problems such as depression, anxiety, sleep disorders and suicide, this paper analyzes its potential in alleviating the limitations of traditional services. At the same time, this paper also discusses the current challenges faced by AI psychological services and explores future development pathways, aiming to provide theoretical support and actionable insights for the transformation of China's mental health service system into digital intelligence.

Key words: artificial intelligence; mental health; service dilemmas; digital intelligence; technology enablement