

DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20250707

• 人工智能 + 医学科研 •

人工智能在心理健康管理中的应用：基于“三早”视角

何佳莉, 柏涌海, 王一浩, 张艳飞, 宋扬, 陆莉*

海军军医大学(第二军医大学)第二附属医院医学心理科, 上海 200003

[摘要] 心理健康问题已成为全球重大公共卫生挑战, 传统心理健康服务体系在“早筛查-早评估-早干预”环节普遍面临资源短缺、可及性差、精准度不足等问题。人工智能凭借机器学习、深度学习、自然语言处理及多模态数据融合等技术, 正在突破服务壁垒、缓解人力短缺, 弱化疾病污名, 为构建连续、动态、个性化的心理健康管理闭环范式开辟了新路径。本文系统综述了人工智能在音视频分析、社交媒体文本挖掘、可穿戴设备监测等“早筛查”场景, 多模态融合、生物标志物建模等“早评估”环节, 以及个性化干预方案推荐、数字疗法与虚拟实体干预等“早干预”实践中的最新进展。围绕数据隐私安全、算法偏见、公平性与伦理责任归属等风险, 本文提出了构建协作网络与数据共享、发展脑机接口与神经调控及推动全球协同治理的未来方向。

[关键词] 人工智能; 心理健康管理; 早筛查; 早评估; 早干预; 机器学习; 自然语言处理; 多模态数据融合

[引用本文] 何佳莉, 柏涌海, 王一浩, 等. 人工智能在心理健康管理中的应用: 基于“三早”视角[J]. 海军军医大学学报, 2026, 47(3): 300-308. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20250707.

Application of artificial intelligence in mental health management: toward early screening, assessment, and intervention

HE Jiali, BAI Yonghai, WANG Yihao, ZHANG Yanfei, SONG Yang, LU Li*

Department of Medical Psychology, The Second Affiliated Hospital of Naval Medical University (Second Military Medical University), Shanghai 200003, China

[Abstract] Mental health problems have become a major global public health challenge, and traditional mental health service systems face persistent obstacles in early screening, assessment, and intervention, including limited resources, poor accessibility, and insufficient precision. Leveraging machine learning, deep learning, natural language processing, and multimodal data fusion, artificial intelligence (AI) is breaking service barriers, alleviating workforce shortages, and reducing stigma, thus enabling a continuous, dynamic, and personalized closed-loop paradigm for mental health management. This review synthesizes recent advances in AI-driven early screening through audio-video analysis, social media text mining, and wearable monitoring; early assessment through multimodal integration and biomarker modeling; and early intervention through personalized recommendation systems, digital therapeutics, and virtual agent-based interventions. Focusing on critical risks such as data privacy and security, algorithmic bias, algorithmic fairness, and ethical responsibility, the present paper further discusses future directions including constructing collaborative networks and data-sharing, developing brain-computer interfaces and neural regulation, and promoting global collaborative governance.

[Key words] artificial intelligence; mental health management; early screening; early assessment; early intervention; machine learning; natural language processing; multimodal data fusion

[Citation] HE J, BAI Y, WANG Y, et al. Application of artificial intelligence in mental health management: toward early screening, assessment, and intervention[J]. Acad J Naval Med Univ, 2026, 47(3): 300-308. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20250707.

心理健康问题已成为当今全球范围内的突出公共卫生问题。据 WHO 最新报告, 2021 年全球约有 10

亿人罹患精神障碍, 约占全球总人口的 1/8, 其中焦虑障碍和抑郁障碍仍是最常见的障碍类型^[1]。在中

[收稿日期] 2025-10-20 [接受日期] 2026-02-19

[基金项目] 上海申康医院发展中心诊疗技术推广及优化管理项目(SHDC22026213)。Supported by Project of Diagnosis and Treatment Technology Promotion and Optimization Management of Shanghai Hospital Development Center (SHDC22026213).

[作者简介] 何佳莉, 博士生. E-mail: lily_hee@163.com

*通信作者(Corresponding author). E-mail: 18017908792@163.com

国,目前最新的大规模精神障碍流行病学调查——中国精神卫生调查(China Mental Health Survey, CMHS)数据显示,我国六大类精神障碍的终生患病率为16.6%,其中焦虑障碍(7.6%)是最常见的终生障碍类别,其次是心境障碍(7.4%)^[2]。新型冠状病毒感染大流行在短期内显著提高了焦虑和抑郁等常见精神障碍的发病率,但是进入“后疫情时代”以后,心理健康负担并未随疫情缓解而下降,而是受到经济下行压力、社会不确定性、气候变化以及数字技术和社交媒体使用增加等多重结构性因素的叠加影响,呈现出持续攀升趋势。与此同时,心理健康服务体系普遍面临服务可及性差、专业人员短缺等问题。WHO最新数据表明,全球范围内仅少数精神障碍患者能够获得治疗,有效治疗覆盖率更是远低于总体患病水平^[3]。多数国家精神卫生财政投入仅占卫生总预算的2%,难以匹配不断增长的服务需求^[4]。我国国家卫生健康委员会数据显示,截至2021年底,全国精神科医师仅占全部医师数量(428.7万人)的1.49%,而心理治疗师不足1万人^[5]。此外,疾病污名化与心理健康认识不足也是阻碍患者主动就医的重要因素。

在上述公共卫生背景下,国家层面高度重视以信息化与智能化推动健康服务体系重构。“十四五”时期被视为全民健康信息化建设创新引领卫生健康高质量发展的关键机遇期,也是以数字化、网络化、智能化转型驱动卫生健康体系变革的关键“窗口期”。在健康信息化、医疗大数据、智能健康管理等领域快速发展的基础上,“互联网+医疗健康”正进入深度融合阶段,以实现连续、动态、个性化的健康服务。2024年11月,国家卫生健康委员会、国家中医药管理局、国家疾病预防控制局联合发布《卫生健康行业人工智能应用场景参考指引》,细化四大类84项人工智能应用场景,首次以“模块化”方式明确技术落地路径与行业建设标准,为全国卫生健康系统提供了可执行指南^[6]。2025年8月,国务院印发《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》,将医疗健康列为重点打造的五大标杆行业之一,要求形成可复制、可推广的应用案例,推动人工智能深度赋能临床诊疗、公共卫生、健康管理等全场景^[7]。国家政策由“单点示范”迈向“系统重塑”,人工智能在医疗健康中的功能定位也从

辅助工具升级为重要推动力量,为破解医疗资源不足、分布不均、服务成本攀升等结构性难题提供了可持续的数字化解决方案。

在政策驱动与技术革新的双重推动下,人工智能为心理健康管理带来了前所未有的机遇。机器学习、深度学习、自然语言处理、多模态数据融合等技术突破了传统心理健康服务在时空、资源与效率上的限制,可用于构建更灵敏的风险识别模型、提升筛查效率、辅助诊断与精准分层,并通过智能化平台提供可及性更高的干预服务,如利用可穿戴设备实时捕捉个体的多维度活动特征以辅助医疗提供者进行日常管理,利用机器学习模型解读多模态数据以构建疾病预测系统^[8],利用大型语言模型驱动的数字治疗平台提供循证干预方案^[9]等。尽管人工智能技术在心理健康领域的应用范围日益广泛,其实际效果仍需系统评估,未来的发展前景以及伦理、隐私、安全等挑战也有待进一步研究与探讨。本文从心理健康管理的内涵出发,系统梳理人工智能在“早筛查、早评估、早干预”健康管理模式中的应用进展,分析存在的挑战,并展望构建人工智能驱动的心理健康管理闭环体系的可能路径,为推动心理健康服务体系转型升级提供依据。

1 心理健康管理的内涵及模式

《“健康中国2030”规划纲要》提出要以人民健康为中心,坚持预防为主,推行健康生活方式,减少疾病发生^[10]。在积极推进健康中国战略实施的背景下,健康管理领域提出构建“早筛查、早评估、早干预”的新型健康管理模式。“早筛查”即通过智能设备实时采集健康数据,进行数据分析并形成个人动态健康档案;“早评估”是基于已收集的个人健康信息,通过健康预警系统和疾病风险评估系统,对人群进行综合分析分层评价,实现健康风险早评估;“早干预”是根据风险等级制定精准干预方案,消除或减轻影响健康的危险因素,对预警人群进行有效干预和及时随访。这一健康服务模式助力以预防为主的工作方针落地,推动由“以治病为中心”向“以健康为中心”转变,有助于实现全人、全程、全方位的健康管理。

基于健康管理的理念,心理健康管理以现代健康概念(生理、心理和社会适应能力)和新型医学模式(生物-心理-社会模式)为指导,多维度、

多层次地对个体或群体的心理健康状态及疾病风险因素进行检测、评估、有效干预和连续跟踪服务,使其心理活动能够达到相对较高水平,从而保持良好的社会功能状态和社会适应能力^[11]。

将心理健康体检纳入健康体检基本项目是心理健康管理的重要举措。近年来,心理健康管理领域陆续发布多项专家意见和共识,2023年《常规体检中纳入心理健康评估项目的专家意见》针对心理健康体检项目的纳入提出了具体建议^[12],2024年《体检机构心理健康与心身疾病筛查基础项目上海专家共识》对心理健康体检的实施路径、测评工具、测评维度、结果反馈、基本伦理等进行了明确与细化^[13],2025年《高压职业人群心理健康筛查基础项目专家共识》针对高压职业人群建立了标准化的心理健康体检方案^[14]。以年度体检人群为核心,覆盖全生命周期的心理健康体检标准体系正在逐步形成,这一举措有助于推动心理健康管理行业的蓬勃发展。

2 人工智能的定义及发展概述

1943年,美国心理学家沃伦·麦卡洛克和数学家沃尔特·皮茨提出第1个形式化的神经网络模型——麦卡洛克-皮茨模型,通过模拟神经元的工作原理,阐释人脑的学习和记忆机制;麦卡洛克和皮茨设想,可以通过模拟人脑神经元的结构,构建具备学习和自适应能力的机器,这一想法与人工智能的核心目标不谋而合^[15]。随后,计算机科学家约翰·麦卡锡首次提出“人工智能”(artificial intelligence)这一术语,并将其定义为“制造智能机器的科学和工程”^[16]。同时,被誉为“人工智能之父”的艾伦·图灵在其文章《计算机和智能》中探讨了机器被视为智能所需满足的条件^[17]。人工智能的一大优势在于能够对大型数据集进行快速的模式分析,因此其被广泛应用于疾病的早期检测、更好地了解疾病进展、优化药物/治疗剂量以及探索新的治疗方法^[18]。目前在模式识别最成功的医学领域(包括眼科、肿瘤学和放射学等),用于评估图像异常情况或人眼无法察觉的细微差别时,人工智能的表现与专业临床医师相当甚至更加优秀^[19]。

人工智能技术在促进生理健康的医疗领域中逐渐普及,在心理健康领域的应用却相对滞后^[20]。其主要原因在于:精神障碍的病理生理学存在较大

的异质性,临床数据过度依靠患者对情绪状态的自我认知和疾病进展的主观描述,并且个体的心理健康状况由生物-心理-社会多维元素共同塑造^[21],我们仍然缺乏对这三者交互机制的充分理解。然而,人工智能技术的应用可以显著提升心理健康管理实践的效果,通过开发更精准的诊断前筛查工具,构建疾病风险模型来评估个体罹患精神障碍的可能性,并据此实施有效干预与及时随访,助力实现全人、全程、全方位的健康管理目标。

人工智能的演进孕育出多个重要子领域,各个子领域聚焦不同的技术路径与研究主题。作为人工智能技术的核心分支,机器学习致力于开发能够从数据中自主学习并做出决策或预测的算法^[22]。依据学习系统可获得的“信号”或“反馈”性质,机器学习可分为三大类:监督学习、无监督学习和强化学习。监督学习利用带标签的数据训练模型,以预测新样本的结果;无监督学习则在无标签的数据中挖掘潜在的结构或模式;强化学习通过试错机制,使机器在与环境交互的过程中学习最优策略。借助这些技术,机器学习有望推动疾病的早期筛查,建立有效的疾病预测模型,开发创新的预防与治疗策略,为疾病机制研究提供精准、客观的生物学指标。

神经网络是一种受生物神经系统启发而构建的计算模型,由大量相互连接的人工神经元(节点)组成,通过模拟神经信号传递与处理机制,实现对复杂输入数据的非线性映射与特征提取,具备自学习、自适应与泛化能力,广泛应用于模式识别、预测建模及控制优化等任务^[23]。作为机器学习的重要分支,深度学习基于具有多层隐藏层的神经网络,通过逐层提取数据的特征,低层学习简单特征(如边缘、颜色),高层学习复杂特征(如物体、语义),从而完成分类、回归、生成等任务。其中,卷积神经网络用卷积操作提取图像的空间特征,在图像分类与目标检测任务中表现出色^[24];循环神经网络及其变体则擅长处理语音、文本等序列数据,展现出良好的时序建模能力。

自然语言处理是人工智能的重要分支,旨在研究如何让计算机“理解、生成、交互”人类自然语言(如中文、英文),完成从文本/语音输入到语义理解、信息抽取、文本生成、对话交互等任务^[25]。在心理健康管理中,大量原始数据(如临

床记录、咨询对话)以文本形式存在,需要先经过自然语言处理技术清洗、编码与语义抽取,方可为后续模型提供高质量输入^[26-27]。因此,算法对词汇及上下文语义的自动精准理解,已成为推动心理健康智能化发展的关键基础。

3 人工智能在心理健康“早筛查”中的应用

3.1 基于音频和视频的筛查模型 随着智能手机与移动终端的全面普及,采集与分析音视频数据的门槛显著降低。通过提取语音、面部表情及肢体动作等特征,能够实现对个体心理健康状态的动态评估。音频特征与心理健康状态高度相关,研究者尝试基于语音数据开展心理健康问题的初筛^[28]。Afshan等^[29]以访谈录音为样本,将抑郁障碍患者、焦虑障碍患者与健康对照进行比较,构建的分类模型准确率达到95%。视频序列可以同时记录面部表情与肢体动作,研究者借助面部动作编码系统来捕捉肌肉微颤与瞬时微表情,从而推断个体的心理健康状态^[30-31];Zhao等^[32]进一步提取步态特征建立预测模型,情绪识别准确率超过80%,其与效标(焦虑、抑郁)的相关系数分别达到0.74与0.64。因此,人工智能技术的持续演进推动着心理健康筛查向更便捷、更高效的方向发展。

3.2 基于社交媒体文本的筛查模型 社交媒体的文本具有主题开放、内容丰富、时间跨度长等特性,天然承载了个体的思想与情感,因而成为评估心理健康状态的宝贵数据源^[33-34]。通过抓取用户的在线生成内容,结合机器学习与自然语言处理技术,可构建心理健康筛查及风险预测模型。国外研究多聚焦于Facebook、Twitter等平台,评估人格倾向^[35-36]及抑郁、焦虑等心理健康问题^[37];国内研究则主要依托微博、知乎等平台,对比不同生活满意度群体的语言差异^[38],实现对用户抑郁、焦虑及自杀倾向的自动检测^[39]。随着更高性能的深度学习算法持续涌现,智能化筛查的准确率显著提高。Ive等^[40]率先将循环神经网络引入基于社交媒体文本的心理健康筛查,借助其在序列信息建模方面的优势,模型的预测效果优于以往常用的卷积神经网络。然而,模型深度增加往往伴随着可解释性下降,于是研究者引入注意力机制,自动定位对特定心理指标贡献最大的特征,从而在提升性能的同时兼顾模型的可解释性^[41]。

3.3 可穿戴设备 心理健康问题的出现经常伴随着明显的生理反应,利用可穿戴设备同步采集脑电、眼动、心率及皮肤温度等多维度生理信号,能够实现连续、动态、客观的心理健康监测。脑电图记录大脑皮质电活动,可实时反映个体对情绪诱发刺激的反应模式,已被广泛用于心理健康问题的识别^[42-43]。Ay等^[44]利用脑电图信号基于卷积神经网络和长短时记忆网络构建深度混合模型,用于区分抑郁症患者与健康对照,对左、右大脑半球脑电图信号的识别分别取得了97.66%和99.12%的准确率。眼动数据也包含丰富的情绪信息,通过眼动追踪技术获取的凝视时长、扫视路径及瞳孔大小等参数,可经机器学习算法提取注意偏向特征,进而识别心理健康问题。马惠敏团队基于上述指标建立的抑郁、焦虑预测模型,准确率、灵敏度与特异度均高于0.8^[45]。此外,情绪和压力状态的变化会影响自主神经系统功能,进而引起皮肤温度、心率等指标波动,为个体心理健康水平的评估提供潜在的生理依据。红外热成像技术可捕捉皮肤温度的细微变化,间接反映情绪状态^[46];心率及心率变异性则常用来量化压力水平^[47-49]与焦虑程度^[50-51]。然而,生理指标易受环境、运动及个体差异等多种因素影响,其波动并非仅由心理健康状态驱动,未来研究需融合多模态生理与行为数据,以提升心理健康筛查模型的稳健性与特异性。

4 人工智能在心理健康“早评估”中的应用

4.1 多模态数据融合与风险识别 大数据时代的数据共享机制打破了模态壁垒,使跨源信息的整合成为可能。心理健康状态同时投射于语言、面部表情、肢体动作、生理反应等多个维度,各类数据在不同维度上互为补充,为形成稳健的评估框架奠定基础。计算机领域兴起的多模态数据融合方法,驱动着心理健康评估由“单点感知”走向“全景刻画”。Williamson等^[52]融合生理信号、声学特征、面部表情及语义向量,显著提升了抑郁障碍识别效能;Haque等^[53]以表情与语音双模态特征预测抑郁症状严重程度,同样验证了多模态融合模型优于单模态模型;Chen等^[54]则在多种场景(工作、学习、娱乐)下,同步记录脑电、眼动等多模态数据,构建了注意缺陷与多动障碍儿童的注意力评估模型,进一步证实多模态策略的增益效应。DAIC-WOZ

数据库(<https://dcapswoz.ict.usc.edu/>)收集了音频、视频和深度传感器模式的数据,以及参与者的年龄、性别、量表评分、心电图信息和皮肤电反应信息等,旨在辅助焦虑和抑郁等心理问题的诊断^[55]。综上所述,跨模态协同已成为智能化心理评估的核心趋势,其预测精度与鲁棒性均优于单一数据源。

4.2 辅助诊断模型的构建与验证 随着计算机处理速度和计算能力的提升,人工智能技术使统计模型能够将更多影响因素纳入分析,并从数据中提取更多高维信息,为精神障碍的辅助诊断开辟新路径。Liu等^[56]对4 179例患者的血液样本进行了全基因组测序,包括1 384例被确诊至少患有1种精神障碍的患者(含322例抑郁症患者),并利用全基因组测序数据进行深度学习建模,将编码区/非编码区的基因组变异体负担作为特征向量,该模型区分患者与健康对照的准确度约为65%。MRI能够提供客观的生物标志物相关信息,其与人工智能技术结合在精神障碍的辅助诊断中不断取得突破。Rubin-Falcone等^[57]基于MRI中大脑皮质体积和支持向量机算法,实现了在个体水平上对双相情感障碍和抑郁障碍进行分类。Zhao等^[58]提出了一种基于功能网络连接的生成对抗网络,以区分抑郁症患者和健康对照。通过机器学习将疾病慢性化程度(当前发作持续时间、病程、住院次数和抑郁发作次数)、疾病严重程度评分(蒙哥马利-阿斯伯格抑郁量表)和BMI等多维数据整合起来,可以实现对抑郁严重程度的精准分层,为个体化干预提供了决策依据^[59]。

5 人工智能在心理健康“早干预”中的应用

5.1 个性化干预方案推荐 利用机器学习算法和数据分析技术,人工智能可以协助制定个性化的干预策略。通过持续监测并解析多模态数据流,人工智能算法可以精准捕捉到细微变化与潜在模式,如偏离基线症状、睡眠模式变化、社交行为退缩以及早期出现的药物依从性不足等征象。基于以上信息,系统能够及时向患者和医疗人员推送分级预警,实现干预措施的主动化与个体化。Wu等^[60]提出一种针对静息状态脑电信号量身定制的潜在空间机器学习算法,并发现与前额神经反应性相关的脑电生物标志物可以有效预测抗抑郁药的疗效。Joyce等^[61]研究表明,机器学习与基因组学、血浆代谢组

学和结构MRI相结合,能够预测抗抑郁药物的治疗反应。此外,还有研究通过机器学习模型的交叉验证,确定了个性化的症状特异性生物标志物,并实施了基于生物标志物的深部脑刺激闭环治疗^[62]。

5.2 数字疗法与虚拟实体干预 人工智能技术的迭代不仅革新了精神障碍的筛查与评估范式,也驱动了虚拟实体心理治疗的快速落地。以Tess为代表的应用程序和以Woebot、Sara、Wysa为代表的聊天机器人,通过短信接口嵌入移动应用或互联网平台,利用交互式的屏幕呈现功能,实现全天候、低门槛的心理支持^[63]。Tess运用自然语言处理算法自动标记文本中的情绪困扰信号,并即时推送个性化资源,缓解用户的抑郁、焦虑情绪。Woebot借助结构化对话进行实时心理评估,引导用户识别负性的情绪和思维模式,并授以韧性训练、情绪调节等技能,可以有效减轻用户的抑郁症状^[64]。目前,人工智能驱动虚拟实体正将传统的“诊室治疗”转化为“口袋里的心理治疗师”,为大规模、低成本的心理服务提供了可持续路径。

6 人工智能在心理健康管理中的挑战与风险

6.1 数据隐私与安全问题 人工智能在心理健康管理场景中的落地,必须依赖于大量用户数据,而这些数据往往涉及极为敏感的心理信息,因此隐私与安全被置于前所未有的重要位置。尽管数据加密、访问控制、匿名化处理等防护手段已筑起第一道防线,但黑客渗透、系统漏洞以及内部人员的恶意操作仍可能使数据外泄或滥用。同时,用户对数据隐私和安全风险的认知参差不齐,部分人群防护意识薄弱,无形中为数据泄露和不当利用埋下隐患。因此,如何在技术与管理的双重维度进一步加固隐私屏障,成为人工智能赋能心理健康管理亟需解决的问题。

6.2 算法偏见与公平性 当人工智能算法对用户数据进行深度挖掘时,可能隐含与性别、种族、文化背景相关的偏见。若这些偏见未经校正,可能会在输出端放大刻板印象,甚至将负面标签固化于弱势群体,进一步拉大与主流群体的差距^[65];也可能导致特定群体的心理健康问题被漏检或误判,甚至因错误干预而加重心理创伤。除此之外,算法服务高度依赖互联网与智能终端,可能无法触达低龄儿童、老年人及极端贫困群体;加之硬件成本

与技术门槛的双重叠加,人工智能辅助的心理健康服务难以下沉至基层,心理健康不平等将被进一步放大。

6.3 伦理与责任归属问题 人工智能应用于心理健康管理,既涉及伦理也关乎法律,最终落到用户权益与技术落地的平衡问题。多数平台虽然声称遵循知情同意原则,但是数据条款晦涩冗长,用户一知半解地点下“同意”,隐私权在不知不觉中被让渡^[66]。一旦算法给出偏差建议将可能导致用户心理状态恶化,责任该由研发方、运营方还是数据提供方承担,目前尚无清晰答案,因此决策“黑箱”与责任空白并存。如果解决以上问题,就需要把分散的规范整合成体系,完善相关法律法规,形成统一技术伦理标准,形成可追溯、可问责的监管机制。

7 人工智能在心理健康管理中的前景与展望

7.1 脑机接口与神经调控 随着脑机接口、物联网、生物传感器等技术的发展,人工智能技术有望从传统的临床环境扩展到用户的日常生活,实现随时随地的心理健康管理。未来研究可深入探索脑电波的监测与分析机制,理解大脑对信号的处理方式,以便更有效地实现大脑与外部设备间的信号传输,预测情绪波动并动态调整干预策略,从而实现心理健康风险的实时响应,共同构建未来心理健康管理的新生态。

7.2 协作网络构建与数据共享 当前,人工智能在心理健康管理中的应用持续深化,但是仍然受到数据“孤岛”、算法跨文化适应性及伦理风险等问题的挑战,因此亟须构建多边协作的人工智能心理健康管理网络。一方面,应主导搭建跨国共享的数据平台与研究联盟,在严格保护隐私的前提下推动数据的开源互通,以提升技术在不同社会语境下的覆盖率和有效性;另一方面,应系统评估人工智能技术的跨文化适用性及伦理风险,明确不同媒介与场景的最优使用策略。通过整合政府、科研中心、医疗卫生机构以及非政府组织等提供的资源,形成协同治理与持续反馈机制,共同推进人工智能在心理健康管理领域的安全、公平、可持续发展,最终实现人人可享、时时可及的全球心理健康服务新格局。

8 结语

人工智能正逐步成为心理健康“早筛查-早评

估-早干预”闭环管理模式的重要推动力量。机器学习、深度学习、自然语言处理与多模态数据融合等技术的更新迭代,使连续、动态、个性化的心理健康服务成为可能;而数字疗法、神经调控、脑机接口等新兴技术的快速落地,则进一步拓展了人工智能在心理健康管理领域的应用边界。然而,数据隐私保护、算法公平性、伦理责任归属等挑战也随之凸显,亟需政府、学界、产业与公众多方协同,确保人工智能在心理健康管理中的安全、公平与可持续发展,实现人人可享、时时可及、精准高效的心理健康服务新生态。

[参考文献]

- [1] World Health Organization. Mental disorders[EB/OL]. (2025-09-30)[2025-10-07]. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/mental-disorders>.
- [2] HUANG Y, WANG Y, WANG H, et al. Prevalence of mental disorders in China: a cross-sectional epidemiological study[J]. *Lancet Psychiatry*, 2019, 6(3): 211-224. DOI: 10.1016/S2215-0366(18)30511-X.
- [3] World Health Organization. World mental health report: transforming mental health for all[EB/OL]. (2022-06-16)[2025-10-07]. <https://www.who.int/publications/item/9789240049338>.
- [4] MOETI M, GAO G F, HERRMAN H. Global pandemic perspectives: public health, mental health, and lessons for the future[J]. *Lancet*, 2022, 400(10353): e3-e7. DOI: 10.1016/S0140-6736(22)01328-9.
- [5] 中国新闻网. 国家卫生健康委员会:截至2021年底全国医师数量已达到428.7万人[EB/OL]. (2022-08-25)[2025-10-07]. <https://www.chinanews.com.cn/gn/2022/08-25/9836272.shtml>.
- [6] 国家卫生健康委员会规划发展与信息化司. 国家卫生健康委员会办公厅关于印发卫生健康行业人工智能应用场景参考指引的通知[EB/OL]. (2024-11-14)[2025-10-09]. <https://www.nhc.gov.cn/guihuaxxs/c100133/202411/3dee425b8dc34f739d63483c4e5c334c.shtml>.
- [7] 中国政府网. 国务院印发《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》[EB/OL]. (2025-08-26)[2025-10-09]. https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202508/content_7037868.htm.
- [8] SHATTE A B R, HUTCHINSON D M, TEAGUE S J. Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications[J]. *Psychol Med*, 2019, 49(9): 1426-1448. DOI: 10.1017/S0033291719000151.
- [9] KIM J, LEONTE K G, CHEN M L, et al. Large language models outperform mental and medical health care professionals in identifying obsessive-compulsive disorder[J].

- NPJ Digit Med, 2024, 7(1): 193. DOI: 10.1038/s41746-024-01181-x.
- [10] 中国政府网. 中共中央国务院印发《“健康中国2030”规划纲要》[EB/OL]. (2016-10-25)[2024-12-15]. https://www.gov.cn/zhengce/2016-10/25/content_5124174.htm.
- [11] 张田恬,潘霄,郭旦峰,等. 心理健康管理策略与进展[J]. 海军军医大学学报, 2024, 45(7): 805-812. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20230721.
- [12] 王向群,丁荣晶,陈冬雪,等. 常规体检中纳入心理健康评估项目的专家意见[J]. 中国心理卫生杂志, 2023, 37(7): 570-576. DOI: 10.3969/j.issn.1000-6729.2023.07.005.
- [13] 黄钢,钟海忠,罗力,等. 体检机构心理健康与心身疾病筛查基础项目上海专家共识[J]. 海军军医大学学报, 2024, 45(7): 796-804. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20230743.
- [14] 方欢英,徐正梅,王军,等. 高压职业人群心理健康筛查基础项目专家共识[J]. 健康体检与管理, 2025, 6(3): 245-255.
- [15] LEE T, NATALWALA J, CHAPPLE V, et al. A brief history of artificial intelligence embryo selection: from black-box to glass-box[J]. Hum Reprod, 2024, 39(2): 285-292. DOI: 10.1093/humrep/dead254.
- [16] MCCARTHY J. Artificial intelligence, logic and formalizing common sense[M]//THOMASON R H. Philosophical logic and artificial intelligence. Dordrecht: Springer Netherlands, 1989: 161-190.
- [17] TURING A M. Computing machinery and intelligence[M]//EPSTEIN R, ROBERTS G, BEBER G. Parsing the turing test: philosophical and methodological issues in the quest for the thinking computer. Dordrecht: Springer Netherlands, 2009: 23-65.
- [18] TOPOL E J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 44-56. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7.
- [19] BRINKER T J, HEKLER A, HAUSCHILD A, et al. Comparing artificial intelligence algorithms to 157 German dermatologists: the melanoma classification benchmark[J]. Eur J Cancer, 2019, 111: 30-37. DOI: 10.1016/j.ejca.2018.12.016.
- [20] JIANG F, JIANG Y, ZHI H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future[J]. Stroke Vasc Neurol, 2017, 2(4): 230-243. DOI: 10.1136/svn-2017-000101.
- [21] JESTE D V, GLORIOSO D, LEE E E, et al. Study of independent living residents of a continuing care senior housing community: sociodemographic and clinical associations of cognitive, physical, and mental health[J]. Am J Geriatr Psychiatry, 2019, 27(9): 895-907. DOI: 10.1016/j.jagp.2019.04.002.
- [22] CHAKI J, DESHPANDE G. Brain disorder detection and diagnosis using machine learning and deep learning—a bibliometric analysis[J]. Curr Neuropharmacol, 2024, 22(13): 2191-2216. DOI: 10.2174/1570159X22999240531160344.
- [23] HOPFIELD J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities[J]. Proc Natl Acad Sci USA, 1982, 79(8): 2554-2558. DOI: 10.1073/pnas.79.8.2554.
- [24] COLEMAN S, KERR D, ZHANG Y. Image sensing and processing with convolutional neural networks[J]. Sensors (Basel), 2022, 22(10): 3612. DOI: 10.3390/s22103612.
- [25] HIRSCHBERG J, MANNING C D. Advances in natural language processing[J]. Science, 2015, 349(6245): 261-266. DOI: 10.1126/science.aaa8685.
- [26] CALVO R A, MILNE D N, HUSSAIN M S, et al. Natural language processing in mental health applications using non-clinical texts[J]. Nat Lang Eng, 2017, 23(5): 649-685. DOI: 10.1017/s1351324916000383.
- [27] DEMNER-FUSHMAN D, CHAPMAN W W, MCDONALD C J. What can natural language processing do for clinical decision support?[J]. J Biomed Inform, 2009, 42(5): 760-772. DOI: 10.1016/j.jbi.2009.08.007.
- [28] MUNDT J C, VOGEL A P, FELTNER D E, et al. Vocal acoustic biomarkers of depression severity and treatment response[J]. Biol Psychiatry, 2012, 72(7): 580-587. DOI: 10.1016/j.biopsych.2012.03.015.
- [29] AFSHAN A, GUO J, PARK S J, et al. Effectiveness of voice quality features in detecting depression[C]//Interspeech 2018. ISCA, 2018: 1676-1680. DOI: 10.21437/interspeech.2018-1399.
- [30] CARNEIRO DE MELO W, GRANGER E, LOPEZ M B. Encoding temporal information for automatic depression recognition from facial analysis[C]//ICASSP 2020—2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). May 4-8, 2020. Barcelona, Spain. IEEE, 2020: 1080-1084. DOI: 10.1109/icassp40776.2020.9054375.
- [31] WANG Q, YANG H, YU Y. Facial expression video analysis for depression detection in Chinese patients[J]. J Vis Commun Image Represent, 2018, 57: 228-233. DOI: 10.1016/j.jvcir.2018.11.003.
- [32] ZHAO N, ZHANG Z, WANG Y, et al. See your mental state from your walk: recognizing anxiety and depression through Kinect-recorded gait data[J]. PLoS One, 2019, 14(5): e0216591. DOI: 10.1371/journal.pone.0216591.
- [33] KERN M L, PARK G, EICHSTAEDT J C, et al. Gaining insights from social media language: methodologies

- and challenges[J]. *Psychol Meth*, 2016, 21(4): 507-525. DOI: 10.1037/met0000091.
- [34] MANDRYK R L, BIRK M V. The potential of game-based digital biomarkers for modeling mental health[J]. *JMIR Ment Health*, 2019, 6(4): e13485. DOI: 10.2196/13485.
- [35] AUNG Z M M, MYINT P H. Personality prediction based on content of facebook users: a literature review[C]//2019 20th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD). July 8-11, 2019. Toyama, Japan. IEEE, 2019: 34-38. DOI: 10.1109/snpd.2019.8935692.
- [36] AL MAROUF A, HASAN M K, MAHMUD H. Identifying neuroticism from user generated content of social media based on psycholinguistic cues[C]//2019 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE). February 7-9, 2019. Cox's Bazar, Bangladesh. IEEE, 2019: 1-5. DOI: 10.1109/ecace.2019.8679505.
- [37] EICHSTAEDT J C, SMITH R J, MERCHANT R M, et al. Facebook language predicts depression in medical records[J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2018, 115(44): 11203-11208. DOI: 10.1073/pnas.1802331115.
- [38] 汪静莹,朱廷劭,郝碧波,等. 微博用户生活满意度微博语言及行为特征分析[J]. *中国公共卫生*, 2016, 32(2): 225-229. DOI: 10.11847/zgggws2016-32-02-27.
- [39] CHENG Q, LI T M, KWOK C L, et al. Assessing suicide risk and emotional distress in Chinese social media: a text mining and machine learning study[J]. *J Med Internet Res*, 2017, 19(7): e243. DOI: 10.2196/jmir.7276.
- [40] IVE J, GKOTSIS G, DUTTA R, et al. Hierarchical neural model with attention mechanisms for the classification of social media text related to mental health[C]//Proceedings of the fifth workshop on computational linguistics and clinical psychology: from keyboard to clinic. New Orleans, LA: Association for Computational Linguistics, 2018: 69-77. DOI: 10.18653/v1/W18-0607.
- [41] LYNN V, BALASUBRAMANIAN N, SCHWARTZ H A. Hierarchical modeling for user personality prediction: the role of message-level attention[C]//Proceedings of the 58th annual meeting of the Association for Computational Linguistics. Online: Association for Computational Linguistics, 2020: 5306-5316. DOI: 10.18653/v1/2020.acl-main.472.
- [42] ALHAGRY S, ALY A, REDA A. Emotion recognition based on EEG using LSTM recurrent neural network[J]. *Int J Adv Comput Sci Appl*, 2017, 8(10). DOI: 10.14569/ijacsa.2017.081046.
- [43] SONG T, ZHENG W, SONG P, et al. EEG emotion recognition using dynamical graph convolutional neural networks[J]. *IEEE Trans Affect Comput*, 2020, 11(3): 532-541. DOI: 10.1109/TAFFC.2018.2817622.
- [44] AY B, YILDIRIM O, TALO M, et al. Automated depression detection using deep representation and sequence learning with EEG signals[J]. *J Med Syst*, 2019, 43(7): 205. DOI: 10.1007/s10916-019-1345-y.
- [45] PAN Z, MA H, ZHANG L, et al. Depression detection based on reaction time and eye movement[C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). September 22-25, 2019, Taipei, China. IEEE, 2019: 2184-2188. DOI: 10.1109/ICIP.2019.8803181.
- [46] CARDONE D, MERLAA. New frontiers for applications of thermal infrared imaging devices: computational psychophysiology in the neurosciences[J]. *Sensors (Basel)*, 2017, 17(5): 1042. DOI: 10.3390/s17051042.
- [47] CASTALDO R, MONTESINOS L, MELILLO P, et al. Ultra-short term HRV features as surrogates of short term HRV: a case study on mental stress detection in real life[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2019, 19(1): 12. DOI: 10.1186/s12911-019-0742-y.
- [48] PEREIRA T, ALMEIDA P R, CUNHA J P S, et al. Heart rate variability metrics for fine-grained stress level assessment[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2017, 148: 71-80. DOI: 10.1016/j.cmpb.2017.06.018.
- [49] PLUNTKE U, GERKE S, SRIDHAR A, et al. Evaluation and classification of physical and psychological stress in firefighters using heart rate variability[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2019, 2019: 2207-2212. DOI: 10.1109/EMBC.2019.8856596.
- [50] IHMIG F R, ANTONIO GOGEASCOECHEA H, NEUROHR-PARAKENINGS F, et al. On-line anxiety level detection from biosignals: machine learning based on a randomized controlled trial with spider-fearful individuals[J]. *PLoS One*, 2020, 15(6): e0231517. DOI: 10.1371/journal.pone.0231517.
- [51] WEN W, LIU G, MAO Z H, et al. Toward constructing a real-time social anxiety evaluation system: exploring effective heart rate features[J]. *IEEE Trans Affect Comput*, 2020, 11(1): 100-110. DOI: 10.1109/TAFFC.2018.2792000.
- [52] WILLIAMSON J R, GODOY E, CHA M, et al. Detecting depression using vocal, facial and semantic communication cues[C]//Proceedings of the 6th international workshop on audio/visual emotion challenge. Amsterdam, The Netherlands: ACM, 2016: 11-18. DOI: 10.1145/2988257.2988263.
- [53] HAQUE A, GUO M, MINER A S, et al. Measuring depression symptom severity from spoken language and 3D facial expressions[J/OL]. arXiv:1811.08592v2.

- (2018-11-27)[2025-10-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.08592>.
- [54] CHEN M, CAO Y, WANG R, et al. DeepFocus: deep encoding brainwaves and emotions with multi-scenario behavior analytics for human attention enhancement[J]. IEEE Netw, 2019, 33(6): 70-77. DOI: 10.1109/MNET.001.1900054.
- [55] TEFERRA B G, PERIVOLARIS A, HSIANG W N, et al. Leveraging large language models for automated depression screening[J]. PLoS Digit Health, 2025, 4(7): e0000943. DOI: 10.1371/journal.pdig.0000943.
- [56] LIU Y, QU H Q, MENTCH F D, et al. Application of deep learning algorithm on whole genome sequencing data uncovers structural variants associated with multiple mental disorders in African American patients[J]. Mol Psychiatry, 2022, 27(3): 1469-1478. DOI: 10.1038/s41380-021-01418-1.
- [57] RUBIN-FALCONE H, ZANDERIGO F, THAPACHHETRY B, et al. Pattern recognition of magnetic resonance imaging-based gray matter volume measurements classifies bipolar disorder and major depressive disorder[J]. J Affect Disord, 2018, 227: 498-505. DOI: 10.1016/j.jad.2017.11.043.
- [58] ZHAO J, HUANG J, ZHI D, et al. Functional network connectivity (FNC)-based generative adversarial network (GAN) and its applications in classification of mental disorders[J]. J Neurosci Methods, 2020, 341: 108756. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2020.108756.
- [59] SERRETTI A, KASPER S, BARTOVA L, et al. Clinical predictors of treatment resistant depression[J]. Eur Neuropsychopharmacol, 2025, 98: 26-34. DOI: 10.1016/j.euroneuro.2025.06.011.
- [60] WU W, ZHANG Y, JIANG J, et al. An electroencephalographic signature predicts antidepressant response in major depression[J]. Nat Biotechnol, 2020, 38(4): 439-447. DOI: 10.1038/s41587-019-0397-3.
- [61] JOYCE J B, GRANT C W, LIU D, et al. Multi-omics driven predictions of response to acute phase combination antidepressant therapy: a machine learning approach with cross-trial replication[J]. Transl Psychiatry, 2021, 11(1): 513. DOI: 10.1038/s41398-021-01632-z.
- [62] SCANGOS K W, KHAMBHATI A N, DALY P M, et al. Closed-loop neuromodulation in an individual with treatment-resistant depression[J]. Nat Med, 2021, 27(10): 1696-1700. DOI: 10.1038/s41591-021-01480-w.
- [63] FARZAN M, EBRAHIMI H, POURALI M, et al. Artificial intelligence-powered cognitive behavioral therapy chatbots, a systematic review[J]. Iran J Psychiatry, 2025, 20(1): 102-110. DOI: 10.18502/ijps.v20i1.17395.
- [64] 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[J]. JMIR Ment Health, 2017, 4(2): e19. DOI: 10.2196/mental.7785.
- [65] WALSH C G, CHAUDHRY B, DUA P, et al. Stigma, biomarkers, and algorithmic bias: recommendations for precision behavioral health with artificial intelligence[J]. JAMIA Open, 2020, 3(1): 9-15. DOI: 10.1093/jamiaopen/ooz054.
- [66] WEISEL K K, FUHRMANN L M, BERKING M, et al. Standalone smartphone apps for mental health—a systematic review and meta-analysis[J]. NPJ Digit Med, 2019, 2: 118. DOI: 10.1038/s41746-019-0188-8.

[本文编辑] 孙岩