

· 综 述 ·

儿童青少年抑郁筛查方法及预测模型研究进展

王欣¹, 赖琳媛², 李颖², 张锡彦¹, 杨婕¹

1. 江苏省疾病预防控制中心儿童青少年健康促进所, 南京 210009;

2. 东南大学公共卫生学院, 南京 210000

通信作者: 杨婕, E-mail: 51478536@qq.com

【摘 要】 抑郁症作为全球范围内重要的公共卫生问题之一, 是导致 10~19 岁儿童青少年患病和残疾的主要原因, 造成沉重的经济和社会负担。随着近年来人工智能技术的迅猛发展, 基于机器学习或深度学习方法自动识别抑郁并建立预测模型为抑郁筛查提供了新视角。本研究汇总了既往国内外相关研究, 阐述了儿童青少年抑郁筛查方法和预测模型研究进展, 为进一步提高儿童青少年抑郁筛查效率, 早期识别和干预儿童青少年抑郁提供科学依据。

【关键词】 抑郁; 儿童青少年; 筛查; 进展

Research progress in screening methods and predictive models for depression in children and adolescents: a review

WANG Xin¹, LAI Linyuan², LI Ying², ZHANG Xiyan¹, YANG Jie¹ (1. Department of Child and Adolescent Health Promotion, Jiangsu Provincial Center for Disease Control and Prevention, Nanjing, 210009 China; 2. School of Public Health, Southeast University, Nanjing, 210000 China)

Corresponding author: YANG Jie, E-mail: 51478536@qq.com

【Abstract】 Depression, as one of the important public health issues worldwide, is the main cause of illness and disability in children and adolescents aged 10 – 19 years, leading to heavy economic and social burden. With the rapid development of artificial intelligence technology in recent years, the use of machine learning or deep learning methods to automatically identify depression and establish predictive models has provided a new perspective for depression screening. This study summarized previous domestic and foreign research, elucidating the research progress of screening methods and predictive models for depression in children and adolescents, and providing a scientific basis for improving the efficiency of depression screening, early identification, and intervention in children and adolescents.

【Keywords】 depression; children and adolescents; screening; progress

抑郁症是儿童青少年致残和疾病负担快速增长的主要原因^[1]。调查显示, 青少年抑郁症患病率有不断上升和发病年龄更小的趋势, 其终身患病率达 15%~20%^[2]。近一半的抑郁症首次发作发生在青少年时期^[3], 常会持续到成年期并长期反复发作^[4], 不仅危害个体生理和心理健康, 严重影响其生活学习和社会功能^[5-6], 还给家庭和社会造成巨大负担^[7]。目前国内仍缺乏儿童青少年抑郁相关筛查指南、标准和工具, 且现有抑郁症筛查、诊断方法以心理行为量表和精神科医生基于症状学的主观评估为主, 缺乏客观生物标记特征。随着人工智能的迅猛发展, 抑郁症自动识别方法为抑郁筛查提供了新视角, 即提取抑郁症患者与健康被测者行为信号间差异性较显著的特征, 再通过机器学习或深度学习方法进行建立预测模型并验证以达到识别抑郁的目的。常用的行

为信号包括语音^[8-9]、面部表情^[10]和步态^[11]等。本研究汇总国内外相关研究, 阐述儿童青少年抑郁筛查方法和预测模型研究进展, 为进一步提高儿童青少年抑郁筛查效率, 改善儿童青少年抑郁患病率逐年上升的状况提供科学依据。

1 量表测评及风险因素预测模型

近年来, 包括美国、英国等在内的多个国家均已意识到儿童青少年抑郁症筛查在初级保健中的重要性并制定了相关筛查指南。美国预防服务工作组 (U.S. Preventive Services Task Force, USPSTF)^[12]、美国儿科协会 (American Academy of Pediatrics, AAP)^[13]、美国家庭医生协会 (American Academy of Family, AAFP)^[14] 均建议使用抑郁症筛查量表在初级保健机构中对所有 12 岁以上青少年进行抑郁症筛查。英国国家卫生与临床优

开放获取: CC BY-NC-ND 4.0 DOI: [10.11847/zgggws1143078](https://doi.org/10.11847/zgggws1143078)

基金项目: 江苏省重点研发计划社会发展专项 (BE2021617)

第一作者: 王欣 (1995 -), 主管医师, 硕士, 研究方向: 学校卫生。

收稿日期: 2023-09-06 修回日期: 2023-10-31 录用日期: 2023-12-12 责任编辑: 郑新

利益冲突: 不存在 伦理审查: 不需要 出版授权: 全体作者已与编辑部签署作者贡献声明及版权转让协议



化研究所(National Institute for Health and Clinical Excellence, NICE)建议通过评估心理社会状况、家族史、各种近期事件和其他生活因素以及对家庭和同伴关系质量来筛查 5~18 岁儿童青少年抑郁症状^[15]。澳大利亚皇家全科医师学院(Royal Australian College of General Practitioners, RACGP)提出对 5~12 岁儿童基于量表和访谈进行筛查和评估儿童抑郁症^[16]。常用的自评量表筛查工具包括《流调中心抑郁量表》(Center for Epidemiological Studies Depression, CES-D)、SCL-90 症状自评量表(Symptom Checklist Subscales for Depression)、《贝克抑郁自评量表》(Beck Depression Inventory-II, BDI-II)、《病人健康问卷》(Patient Health Questionnaire for Adolescents, PHQ)、《儿童抑郁障碍自评量表》(Depression Self-rating Scale for Children, DSRSC)和《儿童抑郁量表》(Children's Depression Inventory, CDI)等,均有较好的信效度。

我国尚未出台儿童青少年抑郁筛查相关指南或标准细则,对该人群开展抑郁筛查主要使用的也是自评量表。例如,由 Radloff 于 1977 年编制,适用于普遍人群抑郁状态测评的《流调中心抑郁量表》,该量表侧重于抑郁心境和体验,在中国不同人群中都具有较高的信效度^[17]。《贝克抑郁自评量表》是 1987 年我国专家进行修订并引入国内使用的抑郁量表,使用对象包括儿童与青少年及不同阶段的成年人^[18]。《病人健康问卷》是以《精神疾病诊断与统计手册》(The Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, DSM)中抑郁症的诊断标准编制成的自评工具,是初级卫生保健中抑郁症首选筛查工具之一,也是国家卫健委发布的《探索抑郁症防治特色服务工作方案》中指定的抑郁筛查量表,简版的 PHQ-9 量表在中国青少年、大学生和成年人群体中应用的有效性均已被证实^[19-20]。

研究人员通过上述量表对相关因素进行评估和测量,从而建立统计模型来预测儿童青少年抑郁发生的风险。国外的青少年抑郁障碍风险预测模型正处于起步探索阶段。主要采用基于心理和社会因素的模型,这些模型考虑了多种心理和社会因素,如抑郁症状、应对能力、亲子关系、同伴关系、学校氛围等。Rocha 等^[21]利用 1993 年 Pelotas 出生队列构建了 Pelotas 模型,该模型包含“生理性别”、“肤色”、“物质滥用”、“童年虐待”等在内共计 11 个预测因子,取得了良好的预测结果(ROC 曲线下面积为 0.78, 95%CI = 0.73~0.82)。然而该模型在英国 1 144 例样本以及新西兰 739 例样本的外部验证中,其预测性能均出现了预期的下降。此外,目前大多数预防或早期筛查研究、系

统回顾以及关于青少年风险因素的纵向研究主要是在西方国家进行,而在中低收入国家的文献中存在很大差距。Brathwaite 等^[22-23]也运用该模型预测尼泊尔和尼日利亚地区青少年发生抑郁的可能,结果显示,两地区模型适应性差距较大(ROC 曲线下面积分别为 0.73 和 0.62)。基于此,2022 年由来自巴西、尼泊尔、尼日利亚、英国和美国的各领域专家组成的识别青少年早期抑郁症研究联盟运用德尔菲专家法确立了全球不同环境下与青少年抑郁预测高度相关且可行性较高的危险因素:抑郁症家族史、遭受欺凌和消极的家庭环境,并推荐在学校环境下进行筛查^[24]。

国内青少年抑郁障碍风险预测模型的研究起步较晚,还需要进一步的研究和验证。学者李珊^[25]曾开发《易诱发青少年抑郁负性事件核查表》,利用该表中负性事件来区分青少年的抑郁倾向,结果表明该核查表在青少年群体中能够取得较好效果。但青少年抑郁障碍的影响因素往往复杂多变,该研究者考虑因素单一,未来应将更多可能的影响因素纳入模型。综上所述,由于风险因素在不同文化背景下的解释可能不同、风险因素可能对人群产生不同的影响且测量风险因素的可行性因环境而异,这些原因都可能导致模型的适应力不强,因此需要构建适合中国国情的相关预测模型。

2 行为信号识别及预测模型

2.1 语音识别 虽然自评量表在国内外儿童青少年抑郁筛查中均具有较好的信效度,但量表测评完全依靠被测者的主观感受,极易受短期情绪波动的影响,且部分儿童对量表内容理解可能存在困难与偏差,导致筛查有效性和准确性较低。抑郁会带来神经生理和认知上的改变,进一步对行为、语言和认知功能产生影响,从而会影响人类的语音。此外,抑郁患者常表现出情绪低落、思维迟缓、兴趣减低等特点,而这些特点在语言表达方面体现为语言匮乏、单调、板滞等,从而为语音识别作为抑郁症筛查方法提供了全新的思路^[26-27]。基于上述理论依据,过去 30 年间,利用语音特征识别抑郁症状是青少年心理健康研究的热点。寻找可有效识别、评估抑郁症的语音特征,能够改进抑郁筛查方式,准确识别抑郁人群,从而早期干预以提高防治效果。既往文献从单类语音特征入手,涉及韵律特征、频谱特征等,关注于语音特征区分抑郁、健康人群的准确性。自 2003 年开始,随后的 5 年中,Moore E^[28]及其团队不断取得进展,该团队的一项纳入 15 名抑郁病人和 18 名健康人的研究中,发现了一部分声门特征和

韵律特征的区分效果最好。随后的研究也发现了一些其他特征,如梅尔倒谱系数(Mel-frequency Cepstral Coefficients, MFCCs)^[29-30]、基频(F0)^[29]、Teager 能量算子(Teager Energy Operator, TEO)^[30]、共振峰^[31]、幅度震颤(shimmer)^[32]、基频震颤(jitter)以及能量特征等。随着研究的不断深入,单类语音特征无法满足构建预测模型的需要。Helfer BS^[33]认为可加入其他特征组合共振峰使用或可进一步提高模型识别的准确率。Cummins NI^[34]等将频谱特征与共振峰融合后,准确率明显提高,从人群角度支持了 Brian S.Helfer 的设想。因此,未来的相关研究趋势是多种特征的组合将具有更高的识别准确性而不仅限于单类特征^[35]。尽管有不少具有良好区分效果的特征被发现,但相关结论并未达成一致。Alghowinem S 等^[36]采用病例对照研究发现幅度震颤在抑郁人群中有所降低,但 Silva WJ 等^[37]纳入 144 名研究对象(54 例病例与 90 名对照)研究发现,病例组的幅度震颤值却很高。这种不一致的情况可能是由于各研究中被试的社会人口学因素的差距。此外,上述研究以国外人群为主,且大部分研究样本量较小,相关结果的代表性和外推性受限。同时,大部分研究并没有对语音相关客观指标进行信度、效度分析。因此,基于心理学的跨文化背景特征,应在中国大样本人群中进一步探索抑郁症的特异性语音特征,建立区分度、精确度高的抑郁症预测模型,从而充分利用语音识别便捷高效、操作简单的强大优势,应用于儿童青少年的抑郁筛查,以利于抑郁症的早发现、早诊断。

2.2 面部表情识别 面部表情是由多个面部特征(眉、眼、鼻、唇等部位)运动引起的面部外观变化的结果,它们的组合和强度能够表达出各种不同的情感。从非语言线索中感知情感对人类社会互动至关重要,且面部表情反应情绪状态。基于人脸的面部特征一般分为四类,包括面部整体特征(面部的形状、对称性、面部比例等)、区域特征(一般为嘴和眼睛)、动作单元(Action Units, AUs)特征(标准化的描述人脸表情运动的系统)和面部标记点特征(人脸上特定的关键点)。通过分析面部表情的特征和模式,研究人员使用机器学习和深度学习技术,试图建立预测模型,以帮助识别潜在的心理障碍症状。既往研究报告许多面部情绪能够识别心理精神障碍,例如,精神分裂症^[38]、自闭症^[39]、焦虑^[40]、双相情感障碍^[41]等。研究显示,抑郁症患者经常表现出悲伤、忧郁的面部表情,而相比于健康人笑容变少,眼睛和嘴部存在明显差异,其社会行为水平较健康人低,如面部肢体动作、眼神交流更少^[42],对于这些面

部表情产生的动作及大量面部特征的有效性仍有待进一步研究^[31]。Demenescu LR^[43]发表综述,系统检查了重度抑郁症(Major depressive disorder, MDD)与面部情绪感知(Facial Emotion Perception, FER)之间的关联,发现与对照组相比,抑郁症成人的 FER 中度受损。2014 年,Williamsons JR 等^[44]通过研究面部动作单元的运动机制变化,面部表情特征与抑郁症的严重程度存在关联,为后续面部表情在抑郁识别中的研究奠定了基础。另有研究采集被测者的面部图片,选用眼睛区域进行分析,抑郁等级进行自动评估^[45],但仅用眼部特征是远远不够的。随着 Openface^[46]和 FACET^[47]等软件和网站的发布,研究使用这些图像工具对面部标记点和面部动作单元进行特征提取,结合头部姿势及眼睛区域特征共同构成视频特征合集,对抑郁进行识别。国内学者则发现在说话时男性抑郁症患者会出现左眼上眼睑下垂的表情,女性则出现嘴角下撇的表情^[48]。近年来,基于深度学习方法对人脸图片的面部表情识别抑郁症也成为计算机视觉领域的研究热点。Zhou 等^[10]设计了基于面部表情的深度回归网络(DepressNet 网络)进行抑郁识别,该网络可以根据抑郁评分画出抑郁动态映射图,直观地观察抑郁评分结果。2018 年,Haque A 等^[49]将口语和 3D 面部表情融合开发了手机端抑郁严重程度评估系统,为便捷的抑郁筛查提供了新可能。但是,面部表情识别抑郁也面临着更多的挑战,一是表情信号的采集多为观看视频任务,不同的视频刺激可能会让被测者出现情绪波动,进而影响抑郁患者的病情;二是研究多为国外数据库,不一定适用于我国,而目前缺少大样本中国数据库;三是虽然被研究存在差异的面部特征很多,但缺少泛化能力强的预测模型,且在青少年人群中探索抑郁症的这种关联更为缺乏,因此亟需构建适用于我国青少年抑郁情况的预测模型。

3 多模态预测模型

人类的情感由多种模态信息组合而成,各个模态之间的信息具有互补性^[50]。单一数据源的分析可能无法提供充分的信息,而多模态模型能够综合多种数据,提高预测的准确性和可靠性。多模态模型可以整合来自不同数据源的信息,如社交媒体文本、图像、音频等,这使得我们可以获取更全面、多角度的信息来预测青少年抑郁。

我国学者 B. Zhang^[51]选择抑郁症相关的脑电特征和抑郁症相关脑区的图度量特征作为多模态融合的数据基础,基于多智能体合作理论,实现了决策层面的计算机辅助抑郁识别模型。试

验结果表明,与单模态或独立分类器相比,决策级多模态融合方法具有更强的抑郁识别能力,准确率最高,达到 92.13%。除预测抑郁的发生外,多模态预测模型也可用于预测抑郁的缓解。John Wallert 等^[52]综合运用人口统计学、临床、干预过程和遗传(多基因风险评分)多个方面的数据,利用随机森林模型预测重度抑郁症心理治疗后的缓解^[51]。这种预测缓解的多模式方法可以为定制治疗提供信息,值得进一步研究以获得临床有用性。

抑郁常常具有渐进性,从轻微的情绪变化逐渐发展成严重的症状。通过早期抑郁筛查,可以更早地识别潜在的抑郁症状,并及时采取干预和治疗措施,早期的干预也可以减轻症状的严重程度,提高治疗成功率,并减少患者的痛苦和负面影响。另一方面发展精神病学认为个体的成长是个体与环境因素相互作用的结果,个体成长会呈现出不同特点,因此抑郁的症状可能会随时间的推移发生变化。定期收集和分析数据,跟踪症状的变化和进展,并及时调整治疗计划,以便确保提供最佳的护理和支持。

上述理论背景均提示我们,仅仅在某个时间点的预测结果可能并不足够准确或具有持续性的预测能力,而多次反复地无差别筛查也将会耗费大量人力物力。因此,对模型在不同时间点的预测效果进行检验,调整模型以期达到在各时间点上均有准确的预测结果显得尤为重要。Yang S Liu^[53]利用两轮纵向追访数据,评价了抑郁预测模型动态筛查准确性,得到结果为使使用第 1 节数据训练的模型来预测第 2 节的抑郁状态的前瞻性预测达到了 10 倍交叉验证 ROC 曲线下面积为 0.77,平衡精度为 0.66。因此,需要通过长期的纵向研究来收集研究对象在不同时间点的多维度数据,并记录抑郁发生与否的情况,使用早期收集的数据来训练模型,并使用后续时间点的数据来验证模型的准确性,从而评估模型在不同时间点的预测性能,了解其持续性和稳定性。

4 小 结

综上所述,传统量表测评及风险因素预测儿童青少年抑郁在不同文化背景下的解释存在差异、测量风险因素的可行性因环境而异,且这些因素往往复杂多变从而导致预测模型准确性和稳定性不佳。随着人工智能的飞速发展,语音和面部表情等行为信号自动识别技术为抑郁筛查提供了更便捷、更高效的方法,但情绪表达的声学和面容特征也存在文化差异,基于人工智能技术的多模态模型预测抑郁症等心理精神疾病仍

存在争议。因此,今后更需要进行大样本长期队列研究以构建适合不同国情的儿童青少年抑郁预测模型,并进一步验证模型的泛化性能,为早期识别和干预儿童青少年心理健康问题、辅助诊断抑郁等精神疾病提供创新思路。

参考文献

- [1] Hankin BL, Griffith JM. What do we know about depression among youth and how can we make progress toward improved understanding and reducing distress? A new hope[J]. *Clinical Child and Family Psychology Review*, 2023, 26(4): 919 – 924.
- [2] 马晓梅,王瑾瑾,徐学琴,等. 中国居民 1990 年与 2019 年抑郁症疾病负担情况比较 [J]. *中国公共卫生*, 2022, 38(10): 1345 – 1347.
- [3] Solmi M, Radua J, Olivola M, et al. Age at onset of mental disorders worldwide: large-scale meta-analysis of 192 epidemiological studies[J]. *Molecular Psychiatry*, 2022, 27(1): 281 – 295.
- [4] Wilson S, Dumornay NM. Rising rates of adolescent depression in the United States: challenges and opportunities in the 2020s[J]. *Journal of Adolescent Health*, 2022, 70(3): 354 – 355.
- [5] Pozuelo JR, Desborough L, Stein A, et al. Systematic review and meta-analysis: depressive symptoms and risky behaviors among adolescents in low-and middle-income countries[J]. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 2022, 61(2): 255 – 276.
- [6] Miller L, Campo JV. Depression in adolescents[J]. *The New England Journal of Medicine*, 2021, 385(5): 445 – 449.
- [7] 程庆林,谢立,王乐,等. 青少年抑郁倾向影响因素分析 [J]. *中国公共卫生*, 2022, 38(6): 680 – 685.
- [8] Zhao ZP, Bao ZT, Zhang ZX, et al. Automatic assessment of depression from speech via a hierarchical attention transfer network and attention autoencoders[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2020, 14(2): 423 – 434.
- [9] Xing YJ, Liu ZY, Li G, et al. 2-level hierarchical depression recognition method based on task-stimulated and integrated speech features[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72: 103287.
- [10] Zhou XZ, Jin K, Shang YY, et al. Visually interpretable representation learning for depression recognition from facial images[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2020, 11(3): 542 – 552.
- [11] Wang T, Li CC, Wu CY, et al. A gait assessment framework for depression detection using Kinect sensors[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(3): 3260 – 3270.
- [12] Siu AL. Screening for depression in children and adolescents: US preventive services task force recommendation statement[J]. *Pediatrics*, 2016, 137(3): e20154467.
- [13] Zuckerbrot RA, Cheung A, Jensen PS, et al. Guidelines for adolescent depression in primary care (GLAD-PC): part I. Practice preparation, identification, assessment, and initial management[J]. *Pediatrics*, 2018, 141(3): e20174081.
- [14] Selph SS, McDonagh MS. Depression in children and adolescents: evaluation and treatment[J]. *American Family Physician*, 2019, 100(10): 609 – 617.
- [15] Luxton R, Kyriakopoulos M. Depression in children and young people: identification and management NICE guidelines[J]. *Archives of Disease in Childhood. Education and Practice Edition*, 2022, 107(1): 36 – 38.
- [16] Charles J, Fazeli M. Depression in children[J]. *Australian Family Physician*, 2017, 46(12): 901 – 907.
- [17] 张宝山,李娟. 简版流调中心抑郁量表在全国成年人中的信效度 [J]. *中国心理卫生杂志*, 2011, 25(7): 506 – 511.
- [18] 王振,苑成梅,黄佳,等. 贝克抑郁量表第 2 版中文版在抑郁症患者中的信效度 [J]. *中国心理卫生杂志*, 2011, 25(6): 476 – 480.
- [19] 胡星辰,张迎黎,梁炜,等. 病人健康问卷抑郁量表 (PHQ-9) 在青少年中应用的信效度检验 [J]. *四川精神卫生*, 2014, 27(4): 357 – 360.

[20] Lai BPY, Tang AKL, Lee DTS, et al. Detecting postnatal depression in Chinese men: a comparison of three instruments[J]. *Psychiatry Research*, 2010, 180(2/3): 80 – 85.

[21] Rocha TBM, Fisher HL, Caye A, et al. Identifying adolescents at risk for depression: a prediction score performance in cohorts based in 3 different continents[J]. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 2021, 60(2): 262 – 273.

[22] Brathwaite R, Rocha TBM, Kieling C, et al. Predicting the risk of depression among adolescents in Nepal using a model developed in Brazil: the IDEA project[J]. *European Child and Adolescent Psychiatry*, 2021, 30(2): 213 – 223.

[23] Brathwaite R, Rocha TBM, Kieling C, et al. Predicting the risk of future depression among school-attending adolescents in Nigeria using a model developed in Brazil[J]. *Psychiatry Research*, 2020, 294: 113511.

[24] Wahid SS, Ottman K, Hudhud R, et al. Identifying risk factors and detection strategies for adolescent depression in diverse global settings: a Delphi consensus study[J]. *Journal of Affective Disorders*, 2021, 279: 66 – 74.

[25] 李珊. 高抑郁风险青少年的识别和预防性干预研究 [D]. 青岛: 青岛大学, 2019.

[26] Alpert M, Pouget ER, Silva RR. Reflections of depression in acoustic measures of the patient's speech[J]. *Journal of Affective Disorders*, 2001, 66(1): 59 – 69.

[27] Yang ZX, Li HL, Li L, et al. Speech-based automatic recognition technology for major depression disorder[C]//5th International Conference on Human Centered Computing. Čačak, Serbia: Springer, 2019: 546 – 553.

[28] Moore E, Clements MA, Peifer JW, et al. Critical analysis of the impact of glottal features in the classification of clinical depression in speech[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, 55(1): 96 – 107.

[29] Cohen AS, Minor KS, Najolia GM, et al. A laboratory-based procedure for measuring emotional expression from natural speech[J]. *Behavior Research Methods*, 2009, 41(1): 204 – 212.

[30] Low LSA, Maddage NC, Lech M, et al. Mel frequency cepstral feature and Gaussian Mixtures for modeling clinical depression in adolescents[C]//2009 8th IEEE International Conference on Cognitive Informatics. Hong Kong, China: IEEE, 2009: 346 – 350.

[31] Flint AJ, Black SE, Campbell-Taylor I, et al. Abnormal speech articulation, psychomotor retardation, and subcortical dysfunction in major depression[J]. *Journal of Psychiatric Research*, 1993, 27(3): 309 – 319.

[32] Hönig F, Batliner A, Nöth E, et al. Automatic modelling of depressed speech: relevant features and relevance of gender[C]//15th Annual Conference of the International Speech Communication Association. Singapore: ISCA, 2014: 1248 – 1252.

[33] Helfer BS, Quatieri TF, Williamson JR, et al. Classification of depression state based on articulatory precision[C]//14th Annual Conference of the International Speech Communication Association. Lyon, France: ISCA, 2013: 2172 – 2176.

[34] Cummins N, Epps J, Breakspear M, et al. An investigation of depressed speech detection: features and normalization[C]//12th Annual Conference of the International Speech Communication Association. Florence, Italy ISCA, 2011: 2997 – 3000.

[35] 王田阳. 基于语音数据的有效特征分析及其在抑郁水平评估中的应用 [D]. 兰州: 兰州大学, 2017.

[36] Alghowinem S, Goecke R, Wagner M, et al. A comparative study of different classifiers for detecting depression from spontaneous speech[C]//2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2013: 8022 – 8026.

[37] Silva WJ, Lopes L, Galdino MKC, et al. Voice acoustic parameters as predictors of depression[J]. *Journal of Voice*, 2021, doi: 10.1016/j.jvoice.2021.06.018.

[38] Addington J, Saeedi H, Addington D. Facial affect recognition: a mediator between cognitive and social functioning in psychosis?[J]. *Schizophrenia Research*, 2006, 85(1/3): 142 – 150.

[39] Celani G, Battacchi MW, Arcidiacono L. The understanding of the emotional meaning of facial expressions in people with autism[J]. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 1999, 29(1): 57 – 66.

[40] Button K, Lewis G, Penton-Voak I, et al. Social anxiety is associated with general but not specific biases in emotion recognition [J]. *Psychiatry Research*, 2013, 210(1): 199 – 207.

[41] Derntl B, Seidel EM, Kryspin-Exner I, et al. Facial emotion recognition in patients with bipolar I and bipolar II disorder[J]. *British Journal of Clinical Psychology*, 2009, 48(Pt 4): 363 – 375.

[42] Abbasi J. Using speech markers to diagnose PTSD[J]. *JAMA*, 2019, 321(22): 2155.

[43] Demenescu LR, Kortekaas R, den Boer JA, et al. Impaired attribution of emotion to facial expressions in anxiety and major depression[J]. *PLoS One*, 2010, 5(12): e15058.

[44] Williamson JR, Quatieri TF, Helfer BS, et al. Vocal and facial biomarkers of depression based on motor incoordination and timing[C]//Proceedings of the 4th International Workshop on Audio/Visual Emotion Challenge. Orlando, FL, USA: ACM, 2014: 65 – 72.

[45] Pampouchidou A, Marias K, Tsiknakis M, et al. Video-based depression detection using local Curvelet binary patterns in pairwise orthogonal planes[C]//38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Orlando, FL, USA: IEEE, 2016: 3835 – 3838.

[46] Baltrušaitis T, Robinson P, Morency LP. OpenFace: an open source facial behavior analysis toolkit[C]//2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Lake Placid, NY, USA: IEEE, 2016: 1 – 10.

[47] Littlewort G, Whitehill J, Wu TF, et al. The computer expression recognition toolbox (CERT)[C]//2011 IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG). Santa Barbara, CA, USA: IEEE, 2011: 298 – 305.

[48] 魏巍. 基于面部特征的抑郁症识别研究 [D]. 兰州: 兰州大学, 2020.

[49] Haque A, Guo M, Miner AS, et al. Measuring depression symptom severity from spoken language and 3D facial expressions[EB/OL]. (2018 – 11 – 27)[2023 – 08 – 15]. <https://arxiv.org/abs/1811.08592>.

[50] 郝亚蒙. 基于多模态的抑郁症识别研究 [D]. 扬州: 扬州大学, 2022.

[51] Zhang BT, Cai HS, Song YB, et al. Computer-aided recognition based on decision-level multimodal fusion for depression[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2022, 26(7): 3466 – 3477.

[52] Wallert J, Boberg J, Kaldo V, et al. Predicting remission after internet-delivered psychotherapy in patients with depression using machine learning and multi-modal data[J]. *Translational Psychiatry*, 2022, 12(1): 357.

[53] Liu YS, Song YP, Lee NA, et al. Depression screening using a non-verbal self-association task: a machine-learning based pilot study [J]. *Journal of Affective Disorders*, 2022, 310: 87 – 95.