

# 基于 XGBoost 算法的面部特征对轻度认知障碍风险的预测作用

戚馨如<sup>1</sup>, 宋玉磊<sup>1</sup>, 吕玉婵<sup>1</sup>, 殷海燕<sup>1</sup>, 张薛晴<sup>1</sup>, 张洁昕<sup>2</sup>, 徐桂华<sup>1</sup>, 柏亚妹<sup>1</sup>

**摘要:**目的 初步构建预测轻度认知障碍(MCI)风险的机器学习模型,为医护人员早期快速筛查轻度认知障碍提供参考。方法 2024 年 7—9 月,采用便利采样法选取南京市 2 个街道老年人 294 人,通过 OpenFace 3.0 提取受试者观看快乐、中性、悲伤视频的面部特征,将其显著性面部特征分别归类为快乐、中性、悲伤、快乐+中性、快乐+悲伤、中性+悲伤、快乐+中性+悲伤 7 种面部特征组合。以特征组合作为输入变量,是否患有 MCI 作为结局变量,按照 7:3 的比例分为训练集和测试集构建 XGBoost 的机器学习模型。运用准确率、精确率、召回率、F1 得分和曲线下面积(AUC-ROC)值评价判别效能,并对预测效果较优的面部特征组合模型进行 SHAP 分析。结果 两组面部特征比较,MCI 组在观看快乐视频产生的面部特征 AU04\_AUI、AU06\_AUI、AU10\_AUP 和 AU12\_AUP 与非 MCI 组有显著差异;MCI 组在观看中性、悲伤视频分别产生的 9 种、8 种面部特征与非 MCI 组有显著差异(均  $P < 0.05$ )。各面部特征组合构建的 XGBoost 模型受试者工作特征曲线下面积(AUC)均大于 0.6,其中悲伤最高(0.71)。悲伤视频的面部特征构建的 XGBoost 模型 SHAP 结果显示排名前 3 的预测因子是 AU04\_AUI、AU20\_AUP、AU07\_AUI。结论 初步构建基于面部特征的 XGBoost 机器学习模型,旨在辅助早期阶段识别 MCI 的风险,实现 MCI 风险的早期预警与干预。

**关键词:**老年人; 轻度认知障碍; 面部特征; 面部动作单元; 机器学习模型; XGBoost 算法; 老年护理

**中图分类号:**R473.2 **DOI:**10.3870/j.issn.1001-4152.2025.07.095

## Predictive role of facial features in mild cognitive impairment risk based on XGBoost algorithm

Qi Xinru, Song Yulei, Lü Yuchan, Yin Haiyan, Zhang Xueqing, Zhang Jiexin, Xu Guihua, Bai Yamei. School of Nursing, Nanjing University of Traditional Chinese Medicine, Nanjing 210023, China

**Abstract:** **Objective** To preliminarily construct a machine learning model, aimed at predicting the risk of mild cognitive impairment (MCI), and to provide a reference for healthcare professionals in early and rapid screening of MCI. **Methods** From July to September 2024, a convenience sampling method was employed to select 294 elderly individuals from two neighborhoods in Nanjing. Facial features were extracted using OpenFace 3.0 while subjects viewed happy, neutral, and sad videos. Significant facial features were categorized into seven combinations: happy, neutral, sad, happy+neutral, happy+sad, neutral+sad, and happy+neutral+sad. The feature combinations were used as input variables, and the presence of MCI was the outcome variable. The dataset was split into training and testing sets in a 7:3 ratio to construct the XGBoost machine learning model. The model's discriminative performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1 score, and area under the curve (AUC-ROC) values, with SHAP analysis conducted on the best-performing facial feature combination model. **Results** Comparison of facial features revealed significant differences in AU04\_AUI, AU06\_AUI, AU10\_AUP, and AU12\_AUP among the MCI group while watching happy videos compared to the non-MCI group. The MCI group also exhibited significant differences in nine facial features when watching neutral videos and eight features when watching sad videos. All XGBoost models constructed from facial feature combinations showed AUC values greater than 0.6, with the sad video model achieving the highest AUC of 0.71. SHAP analysis of the sad video model indicated that the top three predictive factors were AU04\_AUI, AU20\_AUP, and AU07\_AUI. **Conclusion** A preliminary XGBoost machine learning model based on facial features has been constructed to assist in the early identification of MCI risk, providing a reference for early warning and intervention strategies for MCI.

**Keywords:** the elderly; mild cognitive impairment; facial features; facial action units; machine learning model; XGBoost; geriatric nursing

作者单位:1. 南京中医药大学护理学院(江苏 南京,210023);2. 东南大学仪器与工程学院

通信作者:柏亚妹, czbym@njucm.edu.cn

戚馨如:女,硕士在读,学生,20221081@njucm.edu.cn

科研项目:国家重点研发计划项目(2023YFC3603600);国家自然科学基金面上项目(72174095);江苏省社会发展面上项目(BE2022802);2024 年江苏省研究生实践创新计划项目(SJCX24\_0847)

收稿:2024-11-03;修回:2025-01-08

阿尔茨海默病(Alzheimer's Disease, AD)对老年人群体构成严重的健康威胁,目前尚无有效治愈手段<sup>[1]</sup>。而轻度认知障碍(Mild Cognitive Impairment, MCI)作为痴呆前的关键预防阶段,认知轨迹高度可变,可进展为 AD、维持 MCI 现状或恢复正常认知<sup>[2]</sup>。因此,对 MCI 进行早期预警可以实现干预窗口前移,对于提高患者的生活质量、减轻社会负担意义重大。MCI 的早期预警筛查主要分为侵入性和非侵入性两种方法。侵入性筛查存在成本高、操作复杂和侵入性

等挑战,限制了其在社区大规模筛查中的可行性<sup>[3]</sup>。非侵入性筛查则主要依靠影像学检查和神经心理学量表评估,诊断准确性较高,但影像学检查设备要求高,且在便捷性和普及性上有所不足<sup>[4-5]</sup>;神经心理学量表评估虽然在 MCI 早期社区筛查中应用广泛,但受耗时长和文化差异等因素影响<sup>[6]</sup>。近期研究发现,认知功能减退患者的面部表情与健康老年人存在显著差异,这一发现为面部特征作为 MCI 早期识别的潜在标志物提供新的思路<sup>[7]</sup>。目前面部特征提取技术发展成熟,在帕金森病等神经退行性疾病的筛查中展现出优势,为社区层面的快速、智能化筛查提供了强有力的技术支持<sup>[8-10]</sup>。本研究通过深度学习技术,提取老年人在观看不同情绪视频时的面部特征,并构建 XGBoost 的机器学习模型,旨在为医护人员开展 MCI 早期快速筛查提供参考。

## 1 对象与方法

### 1.1 对象

2024 年 7—9 月采用便利采样法选取南京市迈皋桥街道、尧化门街道符合纳入与排除标准的老年人为研究对象。纳入标准:①年龄 $\geq 60$ 岁;②意识清楚,具有基本交流沟通能力和视觉、听觉能力,可配合神经心理学测评;③自愿参加调查,并且签署知情同意书。排除标准:①患神经或精神疾病,如帕金森病、抑郁症和焦虑症等;②服用影响认知功能的药物。样本量根据计算公式<sup>[11]</sup>  $n = [u_{\alpha/2}^2 p(1-p)] / \delta^2$ ,查阅文献我国老年人 MCI 发病率  $p$  为 20.8%,容许误差  $\delta$  设为 5%,检验水准双侧  $\alpha = 0.05$ ,  $Z_{\alpha/2} = 1.96$ ,计算出样本量为 254,预计 10% 样本丢失,最终确定样本量至少为 283。本研究通过南京市中医院伦理委员会审查(KY2022004)。

### 1.2 观察指标

#### 1.2.1 面部特征采集与提取

根据前期预试验,考虑到老年人的接受度,本研究选取 3 种典型情绪视频,正性(快乐)、中性(中性)和负性(悲伤),让老年人依次观看,采集其观看过程中的面部特征数据。视频片段均来自中国情感电影剪辑、认知与情感的标准化数据库<sup>[12]</sup>,通过平板播放。面部特征数据采用联想小新(型号 Lenovo TB-J607F)平板摄像头进行老年人面部特征视频录制,平板屏幕分辨率为  $2\,944 \times 1\,840$ ,刷新率为 144 Hz,摄像头像素为 800 万。试验在安静且光线适宜的社区服务中心进行,面部距离平板屏幕约 50 cm,使用统一的补光设备确保受试者面部特征清晰。采用基于国际通用的面部动作编码系统(Facial Action Coding System, FACS)开发的工具包 OpenFace 3.0 提取基本面部动作单元(Action Unit, AU)。将老年人观看情绪视频的面部录制片段放进工具包,可以实现面部特征的自动提取和计算。

#### 1.2.2 相关面部特征变量

本研究共纳入 17 个常见面部动作单元(AU),分别包括眉毛内侧抬起(AU01)、眉毛外侧抬起(AU02)、眉毛垂下来并拢(AU04)、上眼睑提起(AU05)、脸颊提起(AU06)、眼睑收紧(AU07)、皱鼻(AU09)、上唇提起(AU10)、拉动嘴角(AU12)、挤出酒窝(AU14)、嘴角下撇(AU15)、下颌抬起(AU17)、嘴角拉伸(AU20)、收紧嘴唇(AU23)、嘴唇微张(AU25)、下颌落下(AU26)、眨眼(AU45)。AU 的分析通常通过出现频率(AUP, AU 出现次数与总帧数的比例)和出现的平均强度(AUI, AU 强度与总帧数的比值)来表示<sup>[13-14]</sup>。

#### 1.2.3 MCI 评定标准

调查员参加统一培训,考核合格后参与本研究。MCI 诊断标准参考《2018 中国痴呆与认知障碍诊治指南(五):轻度认知障碍的诊断与治疗》等<sup>[15]</sup>。主要包括:①主诉或知情者报告记忆功能减退;②蒙特利尔认知评估量表北京版(Montreal Cognitive Assessment, MoCA)得分 $< 26$ 分;③简易精神状态量表(Mini-Mental State Examination, MMSE)得分 $\geq 24$ 分;④ $\geq 75$ 岁者日常生活活动能力量表(Activities of Daily Living, ADL)得分 $< 25$ 分, $< 75$ 岁者 ADL 得分 $< 23$ 分;⑤临床痴呆评定量表(Clinical Dementia Rating, CDR)评分为 0.5 分。

#### 1.3 统计学方法

采用 SPSS26.0 软件进行数据录入与分析。计数资料以频数(%)表示,正态分布计量资料用 $(\bar{x} \pm s)$ 表示,采用独立样本  $t$  检验;非正态分布的计量资料用 $[M(P_{25}, P_{75})]$ 表示,采用 Mann-Whitney  $U$  检验。检验水准  $\alpha = 0.05$ 。

#### 1.4 模型构建

采用 Python3.7.4 构建模型。将面部特征数据作为输入变量,以是否患有 MCI 作为结局变量,将采集到的 294 名老年人按照 7:3 的比例随机分为训练集和测试集,构建 XGBoost 模型。模型的性能通过测试集准确率、精确率、召回率、F1 得分以及受试者工作特征曲线下面积(AUC)等指标进行评估。对不同视频面部特征组合构建的模型性能进行比较,对预警效果较优的面部特征组合构建的 XGBoost 模型进行 SHAP 解释,量化每个特征对模型预测结果的具体贡献。

## 2 结果

### 2.1 老年人一般资料

纳入老年人 294 人,男 115 人,女 179 人;年龄:60~ $< 70$ 岁 140 人,70~ $< 80$ 岁 115 人,80~ $< 90$ 岁 35 人,90~100 岁 4 人。文化程度:小学及以下 62 人,初中 116 人,高中/中专 88 人,大专及以上 28 人。婚姻状况:未婚 1 人,已婚 237 人,离异 7 人,丧偶 49 人。患有 MCI 185 例,无 109 例。

### 2.2 两组老年人观看快乐、中性和悲伤视频的面部特征比较有显著差异的项目

见表 1、表 2、表 3。

表 1 两组老年人观看快乐视频的面部特征比较

$M(P_{25}, P_{75})$

组别	人数	AU04_AUI	AU06_AUI	AU10_AUP	AU12_AUP
正常组	109	0.91(0.31,1.37)	1.23(0.80,1.67)	0.28(0.02,0.89)	0.04(0.0,0.20)
MCI 组	185	0.63(0.17,1.12)	1.50(0.99,1.86)	0.69(0.16,0.96)	0.09(0.01,0.47)
Z		-2.505	-2.733	-3.050	-2.226
P		0.012	0.006	0.002	0.026

表 2 两组老年人观看中性视频的面部特征比较

$M(P_{25}, P_{75})$

组别	人数	AU04_AUI	AU06_AUI	AU07_AUI	AU10_AUI	AU17_AUI
正常组	109	0.79(0.23,1.46)	1.09(0.67,1.60)	1.56(0.93,1.60)	1.11(0.53,1.53)	0.47(0.27,0.72)
MCI 组	185	0.56(0.16,1.18)	1.39(0.87,1.75)	1.96(1.18,2.74)	1.32(0.75,1.81)	0.54(0.36,0.83)
Z		-2.332	-3.436	-2.932	-2.125	-2.069
P		0.020	0.001	0.003	0.034	0.039

组别	人数	AU06_AUP	AU07_AUP	AU10_AUP	AU12_AUP
正常组	109	0.37(0.28,0.84)	0.87(0.31,0.99)	0.10(0,0.73)	0.01(0,0.13)
MCI 组	185	0.61(0.09,0.96)	0.93(0.54,1.00)	0.62(0.05,0.95)	0.03(0,0.30)
Z		-2.251	-2.233	-4.163	-2.542
P		0.024	0.026	0.000	0.011

表 3 两组老年人观看悲伤视频的面部特征比较

$M(P_{25}, P_{75})$

组别	人数	AU04_AUI	AU06_AUI	AU07_AUI	AU10_AUI	AU06_AUP	AU10_AUP	AU12_AUP	AU20_AUP
正常组	109	0.82(0.36,1.38)	1.05(0.74,1.51)	1.56(0.95,2.27)	1.10(0.59,1.49)	0.29(0.04,0.79)	0.11(0,0.72)	0(0,0.12)	0.09(0.01,0.25)
MCI 组	185	0.55(0.17,1.15)	1.35(0.90,1.72)	1.98(1.10,2.65)	1.25(0.75,1.77)	0.51(0.12,0.96)	0.55(0.05,0.95)	0.06(0,0.24)	0.12(0.04,0.26)
Z		-2.657	-3.348	-2.437	-2.069	-2.540	-3.911	-2.649	-2.325
P		0.008	0.001	0.015	0.039	0.011	0.000	0.008	0.020

**2.3 基于 XGBoost 的风险预测模型构建** 鉴于不同情绪任务下老年人 AU 的重叠和差异性,将其观看 3 类视频任务的显著性面部特征分别归类为快乐、中性、悲伤、快乐+中性、快乐+悲伤、中性+悲伤、快乐+中性+悲伤 7 种面部特征组合。以特征组合作为输入变量,以是否患有 MCI 作为结局变量用于构建 XGBoost 模型。结果显示,7 种面部特征组合构建的 XGBoost 模型的 AUC 值均超过 0.6,其中悲伤最高(0.71),快乐+中性+悲伤次之(0.70),见表 4。

表 4 基于不同面部特征组合构建 XGBoost 机器学习模型测试集性能结果

输入变量	准确率	精准率	召回率	F1 分数	AUC
快乐	0.60	0.74	0.54	0.62	0.65
中性	0.62	0.66	0.66	0.66	0.62
悲伤	0.66	0.71	0.74	0.72	0.71
快乐+中性	0.60	0.70	0.59	0.64	0.61
快乐+悲伤	0.61	0.67	0.72	0.70	0.65
中性+悲伤	0.63	0.72	0.63	0.67	0.68
快乐+中性+悲伤	0.67	0.73	0.74	0.73	0.70

**2.4 面部特征重要性分析** 基于观看悲伤视频的面部特征构建的模型进行 SHAP 分析,按平均绝对 SHAP 值排序,排名前 3 的预测因子是:AU04\_AUI、AU20\_AUP、AU07\_AUI,见图 1。

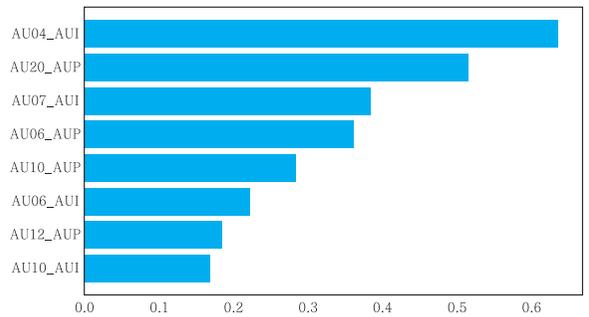


图 1 平均 SHAP 值

### 3 讨论

#### 3.1 老年人观看快乐、中性和悲伤视频的面部特征

本研究团队利用深度学习技术提取了老年人观看正性、负性、中性视频的面部特征数据,通过单因素分析两组间比较筛选出基于不同视频任务及组合的显著性面部特征用于构建 XGBoost 模型。既往文献研究表明,MCI 患者存在情绪识别能力下降的问题,与正常人相比做出的情绪反应和情绪表达有差异,这些差异可以通过 MCI 患者的面部表情表现出来<sup>[16]</sup>。面部表情是情绪反应的要组成部分,面部表情的神经控制涉及到大脑的多个区域,包括大脑皮层的运动区(如 M1、M2、M3、M4)和与情感表达相关的区域(如杏仁核和岛叶)。这些区域通过神经纤维与面部神经核相连,控制面部肌肉的活动<sup>[17]</sup>。本研究通过深度学习技术解码面部表情为具体的 AU,并探索 MCI 患

者在情绪表达时面部特征与正常人的差异。本研究结果显示, MCI 组在观看 3 类情绪诱发视频时, 表现出与对照组显著不同的面部特征, 证实了 MCI 患者在情绪表达的面部特征上与正常人存在显著差异。

**3.2 基于 XGBoost 的风险预测模型构建** 本研究结果显示, MCI 组观看快乐视频时出现较高的 AU06、AU12(与快乐有关), AU10(与愤怒、厌恶有关); MCI 组观看中性视频时表现较高的 AU06、AU12、AU07(与愤怒有关)、AU10、AU17(与厌恶或悲伤有关); 在观看悲伤视频时, MCI 组出现较高的 AU06、AU12、AU07, AU20(与恐惧有关)。MCI 组在观看情绪视频, 尤其是在观看中性视频和悲伤视频时, 出现较多的不合适表达, 表明 MCI 患者可能存在中性、悲伤情绪的识别困难。既往研究显示 MCI 患者对悲伤等负性情绪存在识别困难, 但是目前对中性情绪识别困难的研究不多<sup>[18-19]</sup>, 未来有待进一步探索。进一步对面部特征组合进行分析, 各面部特征组合(快乐、中性、悲伤、快乐+中性、快乐+悲伤、中性+悲伤、快乐+中性+悲伤)构建的 XGBoost 模型 AUC 均大于 0.6, 均具有中等预测价值, 表明基于观看快乐、中性、悲伤视频的面部特征变化构建的 XGBoost 模型能够一定程度上区分是否患有 MCI。其中基于观看悲伤视频的面部特征构建的模型 AUC 最高(0.71), 这表明在悲伤情绪诱发下, 受试者的面部表情特征对于识别 MCI 具有较高的预测价值。多项研究结果表明, MCI 患者对负性情绪, 尤其是对悲伤、恐惧、愤怒的识别能力有所下降<sup>[18-19]</sup>。本研究所选用的情绪诱发视频包括面孔识别、音乐和语言多维度的综合情绪刺激。美国学者研究发现, MCI 患者对悲伤、恐惧面孔的识别能力较低, 究其原因 MCI 患者早期内侧颞叶萎缩, 而识别悲伤面孔时需要激活颞叶皮层、右侧额叶下皮层、杏仁核和左梭状回, 杏仁核、海马和脑岛则在识别恐惧面孔时发挥重要作用<sup>[19]</sup>。日本一项研究发现, MCI 组患者对语言传递的悲伤情绪和快乐感知与健康老年人存在差异, 这可能与 MCI 患者左右颞极体积和左右上颞沟厚度变化相关<sup>[20]</sup>。研究关于音乐情绪识别测试的结果显示, 遗忘性 MCI 患者和健康老年人仅在恐惧情绪识别上有差异, 与悲伤无显著关系<sup>[21]</sup>。本研究未选用恐惧和愤怒视频作为情绪诱发手段, 主要是考虑到在实际调研中, 这些情绪可能会引发心脏病等健康风险<sup>[22]</sup>, 从而降低研究的安全性和生态效度。

**3.3 老年人面部特征重要性分析** 对基于观看悲伤视频的面部特征构建的模型进行 SHAP 分析, 探讨各预测因子对模型的贡献。排名前 3 的重要预测因子是: AU04\_AUI、AU20\_AUP、AU07\_AUI。其中 AU04\_AUI 对模型贡献价值最大。研究表明, 认知功能正常的老年人在情绪诱发任务下更容易感受到目标情绪, 因此在观看悲伤视频时老年人面部会出现

较明显的 AU01、AU04、AU15 和 AU17 等悲伤情绪的面部特征<sup>[23-24]</sup>。基于此, 医护人员在筛查过程中发现老年人在观看悲伤视频时表现出比较低的上述面部特征可能提示其患有比较高的认知障碍风险。而本研究结果表明, 认知功能减退的老年人识别情绪存在困难, 因此认知障碍患病风险较高的老年人在观看悲伤视频时会出现较低的 AU04\_AUI, 这与上述既往研究结果结论一致。这一现象也可能与认知功能减退患者面部运动模式的改变有关, 认知功能减退患者对情绪刺激的反应减弱从而导致情感表达能力的下降<sup>[25]</sup>。AU07 是构成愤怒和恐惧表情关键动作单元, AU20 多与恐惧表情相关联<sup>[26]</sup>。在悲伤视频的刺激下, 认知功能减退患者更容易表现出非目标情绪“愤怒和恐惧”的面部特征。这可能与 MCI 患者的海马体相较于健康老年人存在显著萎缩有关<sup>[27]</sup>。由于海马体与杏仁核之间的相互联系, 认知功能减退患者的杏仁核及其相邻皮层可能受损, 从而致患者出现情感识别困难<sup>[28]</sup>。

MCI 患者面临的情绪识别挑战与老年人共情能力受损密切相关<sup>[29]</sup>。这种情绪识别和共情能力的减退可能导致 MCI 患者在社交互动中出现误解或不恰当的反应, 进而引发人际关系的疏远导致社会隔离, 加剧老年人的社会孤独感<sup>[30]</sup>。此外, 情感表达障碍也可能影响老年 MCI 患者与护理人员和医疗专业人员的有效交流, 妨碍医护人员对患者病情的准确评估和及时干预, 进而影响患者的整体健康和康复进程。而本研究融合了传统的面部表情观察和前沿的 AU 提取技术, 实现了面部特征的量化分析, 有助于早期识别 MCI 患者的情绪识别困难和情感表达障碍。在日常认知训练中, 融入情绪唤醒元素, 基于多感官刺激理论构建康复训练方案, 以提高 MCI 老人情绪识别能力, 改善社交状态<sup>[31-32]</sup>。在康复训练中, 对受试者的面部特征进行实时反馈采集, 这不仅有助于早期识别和干预认知障碍, 而且有利于在护理实践中更早、更客观地捕捉患者的情绪和认知状态变化, 从而加强情志护理, 为他们提供更个性化、更精准的护理服务。

## 4 结论

本研究初步构建基于面部特征的 XGBoost 机器学习模型, 该模型在预测 MCI 发病风险方面显示出一定的准确性, 且具有操作简便和成本低廉的优势, 适用于在社区层面进行早期普查和大规模筛查。未来可以进一步深化医工交叉, 将面部特征作为辅助手段, 与脑电图、心电图、眼动追踪和语音分析等其他生物测量技术相结合, 实现多模态的认知功能检测和筛查, 从而更全面、更精准地预测 MCI 的发病风险。本研究采用便利抽样, 样本代表性不足, 且未进行外部验证; 未来研究应采用随机抽样增强样本代表性, 并

通过独立外部数据集加强验证,以增强模型的普适性。

### 参考文献:

- [1] 王刚,齐金蕾,刘馨雅,等.中国阿尔茨海默病报告 2024 [J]. 诊断学理论与实践,2024,23(3):219-256.
- [2] 马晴雅.老年轻度认知障碍非药物干预患者指南及患者决策辅助工具的构建[D].北京:北京协和医学院,2023.
- [3] 梁维.轻度认知障碍患者行为损害与外周血生物标记物的相关性研究[D].石家庄:河北医科大学,2022.
- [4] 胡瑞红,范存秀,毕晓莹.轻度认知功能障碍的神经影像学最新研究进展[J].中国卒中杂志,2019,14(3):297-300.
- [5] Ozkan J. Thinking outside the black box: CardioPulse takes a look at some of the issues raised by machine learning and artificial intelligence [J]. Eur Heart J, 2023; 44 (12): 1007-1009.
- [6] 王立松,宋佳琦,吕洋.基于眼动跟踪技术诊断阿尔茨海默病的 logistics 回归模型的初步建立[J].陆军军医大学学报,2023,45(2):102-110.
- [7] Jiang Z, Seyedi S, Haque R U, et al. Automated analysis of facial emotions in subjects with cognitive impairment [J]. PLoS One, 2022, 17(1): e0262527.
- [8] 俞皎.老年精神分裂症患者面部情绪识别与临床症状及执行功能关系的研究[D].苏州:苏州大学,2022.
- [9] 毛政翔,章思远,肖世明,等.基于 CNN 和表情识别技术的帕金森病诊断多任务学习研究[J].计算机应用与软件,2023,40(11):163-169,265.
- [10] 周晨.基于面部动作单元的帕金森病表情障碍评估研究[D].武汉:江汉大学,2021.
- [11] 黄冬妹,陶品月,潘晓,等.人体测量学指标用于社区老年人轻度认知障碍筛查研究[J].护理学杂志,2023,38(19):6-11.
- [12] Ge Y, Zhao G, Zhang Y, et al. A standardised database of Chinese emotional film clips [J]. Cogn Emot, 2019, 33 (5): 976-990.
- [13] 张玉帛.基于图卷积网络的面部动作单元统一识别方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2023.
- [14] 贺强,王凯.基于“眼动+面部表情”的航空公司官网用户体验分析与预测[J].科学技术与工程,2022,22(20):8739-8747.
- [15] 中国痴呆与认知障碍诊治指南写作组,中国医师协会神经内科医师分会认知障碍疾病专业委员会.2018 中国痴呆与认知障碍诊治指南(五):轻度认知障碍的诊断与治疗[J].中华医学杂志,2018,98(17):1294-1301.
- [16] McCade D, Savage G, Naismith S L. Review of emotion recognition in mild cognitive impairment [J]. Dement Geriatr Cogn Disord, 2012, 32(4): 257-266.
- [17] Adolphs R. Recognizing emotion from facial expressions: psychological and neurological mechanisms [J]. Behav Cogn Neurosci Rev, 2002, 1(1): 21-62.
- [18] Spoletini I, Marra C, Di Iulio F, et al. Facial emotion recognition deficit in amnesic mild cognitive impairment and Alzheimer disease [J]. Am J Geriatr Psychiatry, 2008, 16(5): 389-398.
- [19] Weiss E M, Kohler C G, Vonbank J, et al. Impairment in emotion recognition abilities in patients with mild cognitive impairment, early and moderate Alzheimer disease compared with healthy comparison subjects [J]. Am J Geriatr Psychiatry, 2008, 16(12): 974-980.
- [20] Hiroyuki U, Taeko M, Kazuki U, et al. Cognitive dysfunction in prefrailty baseline analysis of toyota preventative intervention for cognitive decline and sarcopenia (topics) study [J]. Alzheimer's and Dementia, 2017, 13 (7): 1148.
- [21] 高鑫.遗忘型轻度认知功能障碍及阿尔茨海默病的社会认知研究[D].合肥:安徽医科大学,2017.
- [22] 于斌,刘惠军.愤怒与心血管疾病关系研究进展[J].中国公共卫生,2011,27(8):1051-1053.
- [23] Chen K H, Lwi S J, Hua A Y, et al. Increased subjective experience of non-target emotions in patients with frontotemporal dementia and Alzheimer's disease [J]. Curr Opin Behav Sci, 2017, 15: 77-84.
- [24] Brandt M, de Oliveira Silva F, Simões Neto J P, et al. Facial expression recognition of emotional situations in mild and moderate Alzheimer's disease [J]. J Geriatr Psychiatry Neurol, 2024, 37(1): 73-83.
- [25] Burton K W, Kaszniak A W. Emotional experience and facial expression in Alzheimer's disease [J]. Neuropsychol Dev Cogn B Aging Neuropsychol Cogn, 2006, 13(3-4): 636-651.
- [26] 李兴运.基于情绪刺激实验下表情变化的抑郁症识别研究[D].滨州:齐鲁工业大学,2024.
- [27] 曹静.阿尔茨海默病认知障碍与载脂蛋白 E 基因型、脑结构及结构网络的关联研究[D].合肥:安徽医科大学,2024.
- [28] Varjassyová A, Hořínek D, Anđel R, et al. Recognition of facial emotional expression in amnesic mild cognitive impairment [J]. J Alzheimers Dis, 2012, 33(1): 273-280.
- [29] 吴早淋,汤其强.轻度认知障碍患者共情能力和淡漠的变化研究及其与灰质萎缩的相关性分析[J].中国现代医生,2021,59(4):1-4.
- [30] Bai Y, Chen Y, Tian M, et al. The relationship between social isolation and cognitive frailty among community-dwelling older adults: the mediating role of depressive symptoms [J]. Clin Interv Aging, 2024: 1079-1089.
- [31] 杨冰清,宋玉磊,殷海燕,等.虚拟超市用于轻度认知障碍评估与康复训练的研究进展[J].护理学杂志,2024,39(21):120-124.
- [32] 蔡真真,王晓霞,骆钰婷,等.养老机构轻度认知障碍老年人睡眠质量及影响因素研究[J].护理学杂志,2022,37(7):79-81.

(本文编辑 丁迎春)