

人工智能技术在抑郁症临床管理中的研究进展

李丽** 李喆**[✉]

【摘要】 抑郁症是以显著而持久的情感或心境低落为主要特征的一组疾病,给家庭和社会带来沉重的负担。但目前抑郁症的早期识别、诊断、鉴别诊断及治疗等方面常受困于客观指标的缺乏。近年来,人工智能技术开始逐渐应用于抑郁症的临床诊治和管理中,为抑郁症的诊治提供了更加客观和高效的方法。人工智能技术结合量表、生理指标可提高抑郁症的诊断正确率,基于神经影像、外周生物学标志、多模态的人工智能技术对抑郁症和双相抑郁鉴别具有价值,人工智能技术还可应用于抑郁症的药物、心理、物理治疗,以及健康管理和早期预测。本文旨在为人工智能技术更好地应用于抑郁症临床管理提供新的思路 and 依据。

【关键词】 人工智能 抑郁症 机器学习 管理 诊断 治疗 研究进展

【中图分类号】 R749.9

【文献标识码】 A

Research progress of artificial intelligence technology in clinical management of depression. LI Li, LI Zhe. Mental health center, West China Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, China. Tel: 028-85422633.

【Abstract】 Depression is a group of diseases characterized by significant and persistent emotional or mental depression, which imposes a heavy burden on families and society. However, the early identification, diagnosis, differential diagnosis, and treatment of depression are often hindered by the lack of objective indicators. In recent years, artificial intelligence (AI) technology has gradually been applied in the clinical diagnosis, treatment, and management of depression, providing a more objective and efficient method for the diagnosis and treatment of depression. The integration of AI technology with rating scales and physiological indicators can enhance the diagnostic accuracy of depression. AI technology, based on neuroimaging, peripheral biomarkers, and multimodal approaches, holds value in distinguishing depression from bipolar depression. Additionally, AI technology can be applied to pharmacological, psychological, and physical treatments for depression, as well as to health management and early prediction. This article aims to provide new insights and evidence for the better application of AI technology in the clinical management of depression.

【Keywords】 Artificial intelligence Depression Machine learning Management Diagnosis Treatment Research progress

抑郁症是以显著而持久的情感或心境低落为主要特征的一组疾病,严重影响患者生活质量^[1]。因此,如何精准地识别、诊断抑郁症及制定个体化的管理方案尤为重要。近年来人工智能(artificial intelligence, AI)技术逐渐应用于抑郁症的临床诊断和治疗,并取得了一定的研究成果。AI是指将计算机技术用于模拟人脑运行机制,通过机器学习(machine learning, ML)、深度学习、传统神经网络等方法,感知、获取、存储并使用来解决问题^[2-3]。本文对AI在抑郁症

的诊断、治疗及预测等方面的应用情况作一综述,并对其目前存在的不足与未来发展前景进行讨论,以期期为AI技术更好地应用于抑郁症临床管理提供新的思路 and 依据。

1 AI应用于抑郁症的诊断及鉴别

1.1 抑郁症的诊断

1.1.1 结合量表的诊断 目前诊断抑郁症主要依据临床表现,而采用的诊断分类标准是《国际疾病与相关健康问题统计分类第10版》(*International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems*, 10th version, ICD-10)及《精神障碍诊断与统计手册第5版》(*Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*, 5th Edition, DSM-5)分类系统

doi:10.3969/j.issn.1002-0152.2024.11.010

* 四川大学华西医院临床研究管理部(成都610041)

** 四川大学华西医院心理卫生中心

[✉] 通信作者(E-mail: jay_li@163.com)

中相关标准。由于该病的诊断缺乏客观性指标,患者可能隐瞒病情,以及抑郁症患者逐年增多,可能导致医生超负荷工作等,一定程度上影响了疾病诊断的准确性,而应用AI技术的智能疾病诊断系统有望解决该困难。

黄智生等^[4]研究利用AI技术开发了一款名为“树洞机器人”的智能工具,它能从网络媒体自动筛查出具有明显自杀风险的人群。该研究拟定了一个自杀风险分级(0~10级)标准,级别越高,自杀风险越高,达到6级以上,机器人会形成预警通报并推送给研究者,从而尽早识别自杀风险并开展救助行动。ALBERT等^[5]提出利用语音识别、计算机视觉和自然语言处理技术,通过表情和语言诊断方法可测量个体是否患有抑郁症及评估抑郁症严重程度。该研究是基于ML方法来建立多模态3D面部表情和口语模型体系,模型输入音频、面部关键点的3D视频以及患者在临床访谈中的文字转录,输出的是患者健康问卷(patient health questionnaire, PHQ)评分和检测重度抑郁症的分类标签。结果显示:在临床验证过的患者PHQ评分上,该模型的平均误差仅有3.67分(相对误差为15.3%);对于区分重度和轻中度抑郁症,模型的敏感性为83.3%,特异性为82.6%。RAZAVI等^[6]纳入412例抑郁症患者和健康对照者,使用随机森林等一系列ML分类算法,根据受试者手机使用行为方式筛查抑郁症,用贝克抑郁量表第2版(Beck depression inventory-2nd edition, BDI-II)测量受试者的抑郁严重程度。结果提示将手机使用行为、年龄、性别作为自变量的算法是识别抑郁症的最佳模式(敏感性为78.7%,特异性为83.5%)。这些研究提示将临床常用量表融入AI算法,可有效区分疾病严重程度及早期识别抑郁症的自杀风险。

1.1.2 结合生理指标的诊断 AI技术是对个体客观生理数据进行评估和判断,与传统依靠医生采集信息的模式不同。TAZAWA等^[7]纳入45例抑郁症患者和41名健康对照,所有受试者持续佩戴可穿戴设备7 d,每小时记录步数、能量消耗、身体运动、睡眠时间、心率、皮肤温度和紫外线照射量,运用ML算法对上述信息进行分析,来识别抑郁症患者。结果显示,该模型预测的抑郁程度指标与汉密尔顿抑郁量表-17(Hamilton depression scale-17, HAMD-17)评分相关系数为0.61,识别抑郁症患者准确率为0.76。该研究提示利用可穿戴设备和这种ML模型有助于识别抑郁症。脑电、心率、皮电信号和患者的表情变化能够反映个体的精神疾病和认知情况,这有助于改善以往精神科医师诊断可能偏主观的现象。国内望里科技开发的AI抑郁评测系统采集脑电、眼动、皮电等生理数据,对抑郁症辅助诊断准确率达到

81%^[8]。国外ACHARYA等^[9]使用ML方法与脑电图技术相结合,提出了新的基于脑电图的抑郁症筛查模型。该模型收集15例抑郁症患者与15名正常对照的脑电图进行测试,使用来自左半球和右半球的脑电信号,分别获得了93.5%和96.0%的诊断准确率。该研究还发现,抑郁症患者来自右半球的脑电信号比左半球的更具特征。另外,语言学、AI与精神病学的整合,提高了利用语言数据来识别抑郁症的精准性。目前使用声学特征识别抑郁症的语音自动分析结果与专家评估一致性可达75%~80%,语音分析用于预测抑郁高危受试者2年后发病的准确率达74%^[10]。因此,将脑电、眼动、心率、能量消耗、身体运动、睡眠时间、皮肤温度、紫外线照射量及声学特征等生理指标与AI结合,可一定程度提高抑郁症的识别率。

1.2 抑郁症的鉴别诊断

1.2.1 基于神经影像的鉴别 双相抑郁障碍临床上常误诊为抑郁症,及时有效地鉴别对于临床管理非常重要。有研究报道AI也可用于抑郁症与双相抑郁障碍的鉴别诊断。FRANGOU等^[11]利用高斯分类器(Gaussian process classifiers, GPC)分析30例抑郁症患者与30例双相抑郁障碍患者功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)特征的差异并建立诊断模型。该模型是在神经成像数据集中检测多变量模式的ML方法,对比抑郁症和双相抑郁障碍患者的神经影像数据,其分类准确率、敏感性和特异性分别为73.1%、53.9%和94.5%。因此,基于神经影像数据的AI诊断模型,对于鉴别抑郁症和双相抑郁障碍存在一定应用价值。

1.2.2 基于外周生物学标志的鉴别 WOLLENHAUPT-AGUIAR等^[12]使用ML技术结合外周生物标志物测量来构建分类模型,以区分抑郁症与双相抑郁障碍患者。研究纳入抑郁症及双相抑郁发作患者各54例,检测血清白细胞介素-2(interleukin-2, IL-2)、IL-4、IL-10水平,使用HAMD评估抑郁症状。结果显示区分抑郁症与双相抑郁障碍患者模型受试者操作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线的曲线下面积为0.69,敏感性为0.62,特异性为0.66。因此,基于外周生物标志物的AI分类模型,可更为客观地鉴别抑郁症与双相抑郁发作。

1.2.3 基于多模态的鉴别 ZHANG等^[13]采用多智能体策略、多模态方法,从生理和行为两种角度同时探索抑郁症检测方法,纳入81例抑郁症患者,89名正常对照,所有受试者收集脑电图资料和面对面访谈数据,提取适当的特征,将有效特征在每种模态上训练6个具有代表性的分类器,将不同分

类器的决策聚合为最终的检测结果,结果提示多模态抑郁症检测策略在准确性、F1分数和敏感性方面优于单模态分类器。杨焕新等^[14]建立基于计算机的抑郁症患者面部表情及眼神模式识别系统来评估抑郁情绪。该研究纳入18例抑郁症患者和18名正常对照,采集基本表情和回答特定问题、观看情感图片时患者的反应视频,人工标记面部特征点,构建抑郁症患者和正常对照的基本表情库,对视频进行处理,跟踪每帧的面部特征点位置,运用图像识别及ML精确辨识表情,提供抑郁症自动检测的可行性。结果显示患者组的相邻帧变化量的绝对值样本偏度值主要集中在0.5~7,中位数3.4,对照组在1.2~15,中位数6.3。该研究提示瞳孔波动较弱(目光呆滞)是抑郁症患者面部表情及眼神的主要特征,瞳孔内眼角距绝对值的偏度在3.9以下则有较大概率患有抑郁症。LI等^[15]提取区域特征、动作单元、位置特征等面部指标,分别针对女性和男性抑郁症患者建立模型,采用朴素贝叶斯集成算法、支持向量机(support vector machine, SVM)和随机森林算法进行分类判别,得到的模型对抑郁症诊断准确率在女性中为86.8%,男性中为79.4%。因此,基于多模态的方法为有效识别抑郁症提供了新的途径和方法,亦证实了从面部表情指标检测抑郁症的可行性。

2 AI应用于抑郁症的治疗

2.1 抑郁症药物治疗

2.1.1 用药咨询 目前抑郁症治疗以服用抗抑郁药物为主,良好的药物依从性是保证疾病治疗效果的关键。基于AI技术的聊天机器人(chat generative pre-trained transformer, Chat GPT)利用自然语言处理和ML技术来回答用户的提问,是患者获取抗抑郁药用药知识的一种方式。吴倩倩等^[16]的研究证实Chat GPT能根据用户的提问进行智能分析和学习,对抗抑郁药用药信息回答的可靠性约为78.0%。因此,AI问答模型在抑郁症治疗用药咨询方面广泛应用,可提高患者药物治疗的精准性和安全性。患者也可以了解药物-药物、药物-食物的相互作用,从而提高治疗依从性,也一定程度上减轻了医生的负担。

2.1.2 治疗预测 BROWNING等^[17]采用情感分类任务、面部表情识别任务与问卷相结合,评估74例抑郁症患者治疗第1周的情绪和主观症状变化,来预测4~8周的疗效,其预测准确率达到了77%。ZILCHA-MANO等^[18]采用随机森林算法分析抑郁症患者接受心理治疗、西酞普兰和安慰剂治疗效果的预测因子。该算法并非考虑单一影响因素,而是对多个复杂变量之间的影响进行协同分析,结果提示可根据

预测结果有目标地选择抑郁症的最佳治疗方案。FOSTER等^[19]基于相同方法,预测青少年抑郁症单一的认知行为疗法、单一的氟西汀以及二者联合治疗效果。结果显示治疗效果上氟西汀优于认知行为治疗,而联合治疗优于单一认知行为治疗或氟西汀。因此,基于多个变量的预测模型对于抑郁症的用药决策具有一定临床价值。

2.2 抑郁症的其他治疗

2.2.1 心理治疗 心理治疗是抑郁症的常见治疗方式之一。DE MELLO等^[20]提出了一种将心理治疗和AI相结合的方法,通过计算机应用程序来加强心理治疗的效果,可以帮助改善患者认知,有助于抑郁症的治疗。另外,心理AI会话系统是一个包括计算机辅助治疗和认知行为治疗的会话聊天机器人,FULMER等^[21]纳入75名正常受试者,随机分为测试组(50名)和对照组(25名),测试组接受2~4周AI会话机器人(Tess)提供的健康干预措施,所有受试者完成PHQ和广泛性焦虑障碍量表评估。结果显示,两组在两个量表评分上存在显著性差异,测试组的抑郁症状、焦虑症状显著减轻。该研究为AI辅助治疗抑郁症提供了依据。VENKATESAN等^[22]对323例抑郁症患者实施为期12周的认知行为治疗,治疗3个月时患者PHQ评分降低3.76分,广泛性焦虑障碍量表降低了3.17分,治疗延续至第9个月时患者的PHQ评分降低6.42分,广泛性焦虑障碍量表评分减少了5.19分,抑郁、焦虑情绪进一步改善。这些研究提示基于应用程序的心理治疗对于改善抑郁和焦虑症状具有潜在临床应用价值。

2.2.2 物理治疗 BAILEY等^[23]研究收集抑郁症患者治疗1周时的静息脑电信号,利用SVM来预测其重复经颅磁刺激(repetitive transcranial magnetic stimulation, rTMS)的后续疗效,从而指导无效患者尽早选择其他治疗方法,避免延误病情。该研究纳入50例抑郁症患者,记录基线和第1周时静息脑电信号,患者接受5~8周的rTMS治疗,比较最终有效和无效者基线和第1周时的 θ (4~8 Hz)和 α (8~13 Hz)功率和连接性、额叶 θ 一致性和 α 峰值频率。结果表明,有效者显示 θ 连接性升高,ML算法区分有效和无效者的敏感性为0.84,特异性为0.89。该研究提示ML算法可用于预测rTMS治疗抑郁症的疗效。另外,ZANDVAKILI等^[24]将ML和脑电图相结合,预测rTMS治疗抑郁症是否有效。该研究纳入13例抑郁症患者,使用Lasso回归和SVM来检验基线脑电图一致性,评估rTMS治疗后脑电图一致性是否发生变化。结果显示 α 、 β 、 δ 、 θ 条带的一致性发生变化,rTMS治疗前后的脑电图不一致。该结果提示基线脑电图能预测rTMS治疗抑

郁症的有效性。

3 AI应用于抑郁症的健康管理和早期预测

3.1 抑郁症的健康管理 陈鑫等^[25]设计了抑郁症智能健康管理模型和抑郁症高危人群筛查模型,该模型利用不同模态的抑郁症健康数据、采用ML算法进行抑郁症高危人群筛查,基于AI技术进行抑郁症高危人群的预警与干预。该研究提示根据健康管理理论构建的抑郁症智能管理模型,不仅可用于健康人群的抑郁症防治,还可以用于抑郁症高危人群的健康促进,未来可作为精神卫生机构常规预防手段的有效补充。

3.2 抑郁症的早期预测 一项研究将ML与MRI相结合以预测抑郁症的发病,采集33名10~15岁健康青少年各脑区的灰质、皮质厚度等数据,采用SVM技术预测5年内抑郁症发病情况,其准确率达到70%(其中敏感性69%,特异性70%)^[26]。另有研究通过多模态数据来预测抑郁症的发病,该ML优化整合了临床和神经认知数据、结构磁共振成像(structural MRI, sMRI)以及多基因风险评分(polygenic risk scores, PRS)等多个数据,共有334例患者和334名正常对照纳入分析,获得了85.9%的准确性(敏感性84.6%,特异性87.3%),说明多模态数据通过顺序整合算法,可以更好地早期预测抑郁症^[27]。另外,LEE等^[28]针对ML算法对抑郁症预测的相关文献进行meta分析,纳入26项定性研究($n=17499$)和20项定量研究($n=6325$),发现预测准确率为0.82%,其中联合使用样本集类型等多种数据类型建立的预测模型准确度达93.0%,比单一使用现象学资料、遗传学资料或影像学资料等低维度数据类型预测准确度(68.0%~85.0%)更高。SCHNAKENBERG等^[29]利用MRI检查大脑结构和功能改变来预测产后抑郁症的发生情况,研究指出大脑结构MRI和静息态功能MRI改变可作为产后抑郁症的早期生物标志物,有助于产后抑郁症的早期发现和治疗。因此,目前研究提示,基于ML算法,整合多模态的数据对于抑郁症的早期预测具有一定帮助。

4 思考与小结

目前AI技术已逐步在抑郁症的诊断、鉴别诊断、治疗、健康管理、早期预测等方面开展了一定研究,但尚存在一些不足,如研究样本量偏少、医疗信息学人才缺乏、临床实践率低等^[30]。同时患者隐私泄露风险可能性大,患者与机器人交流上缺乏情感沟通,无法真正满足内心体验^[31],再加上用于评估疾病严重程度的参数和模型缺乏统一标准,并且

部分评价参数过于繁杂和不易测量,研究的客观性和准确性降低。另外,目前大多数研究都集中在心理健康状态的检测和诊断^[32],在其他领域的应用研究相对较少,如药物管理、护理、预后等还有很大的研究空间。未来可增加样本量,建立统一、客观、易于测量和观察的评价指标和模型体系,同时在药物管理、护理、预后等领域进一步开展研究,以期将AI更广泛深入地应用于抑郁症临床管理,为抑郁症个体化诊疗方案的制定贡献更大的力量。

参考文献

- [1] HERRMAN H, KIELING C, MCGORRY P, et al. Reducing the global burden of depression: A Lancet-World Psychiatric Association Commission[J]. *Lancet*, 2019, 393(10189): e42-e43.
- [2] STEAD W W. Clinical implications and challenges of artificial intelligence and deep learning[J]. *JAMA*, 2018, 320(11): 1107-1108.
- [3] VAN BUSSEL M J P, ODEKERKEN-SCHRDER G J, OU C, et al. Analyzing the determinants to accept a virtual assistant and use cases among cancer patients: A mixed methods study[J]. *BMC Health Serv Res*, 2022, 22(1): 890.
- [4] 黄智生, 胡青, 顾进广, 等. 网络智能机器人与自杀监控预警[J]. *中国数字医学*, 2019, 14(3): 3-6.
- [5] ALBERT H, MICHELLE G, ADAM S M, et al. Measuring depression symptom severity from spoken language and 3D facial expression[C]. *Machine Learning for Health (ML4H) Workshop at NeurIPS*, 2018.
- [6] RAZAVI R, GHARIPOUR A, GHARIPOUR M. Depression screening using mobile phone usage metadata: a machine learning approach[J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2020, 27(4): 522-530.
- [7] TAZAWA Y, LIANG K C, YOSHIMURA M, et al. Evaluating depression with multimodal wristband-type wearable device: Screening and assessing patient severity utilizing machine-learning[J]. *Heliyon*, 2020, 6(2): e03274.
- [8] 马哲. 抑郁症成“连环杀手”, AI“读心师”能拯救下一个他吗?[J]. *大数据时代*, 2019(10): 54-61.
- [9] ACHARYA U R, OH S, HAGIWARA Y, et al. Automated EEG-based screening of depression using deep convolutional neural network[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 161: 103-113.
- [10] 丁红卫. 人工智能透过言语语言识别精神障碍[J]. *上海师范大学学报(哲学社会科学版)*, 2023, 52(4): 24-34.
- [11] FRANGOU S, DIMA D, JOGIA J. Towards person-centered neuroimaging markers for resilience and vulnerability in bipolar dis-

- order[J]. *Neuroimage*, 2017, 145(Pt B): 230–237.
- [12] WOLLENHAUPT-AGUIAR B, LIBRENZA-GARCIA D, BRISTOT G, et al. Differential biomarker signatures in unipolar and bipolar depression: A machine learning approach[J]. *Aust N Z J Psychiatry*, 2020, 54(4): 393–401.
- [13] ZHANG X, HU B, SHEN J, et al. Multimodal depression detection: Fusion of electroencephalography and paralinguistic behaviors using a novel strategy for classifier ensemble[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2019, 23(6): 2265–2275.
- [14] 杨焕新, 于艳红, 吕晓敏, 等. 抑郁症肝气郁症患者面部表情及眼神的识别[J]. *中国中医基础医学杂志*, 2017, 23(2): 230–233.
- [15] LI J, LIU Z, DING Z, et al. A novel study for MDD detection through task-elicited facial cues[C]//2018 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). IEEE, 2018.
- [16] 吴倩倩, 黄智生, 徐锋. ChatGPT的抗抑郁药用药知识准确性评估[J]. *中国数字医学*, 2023, 18(12): 31–35.
- [17] BROWNING M, KINGSLAKE J, DOURISH C T, et al. Predicting treatment response to antidepressant medication using early changes in emotional processing[J]. *Eur Neuropsychopharmacol*, 2019, 29: 66–75.
- [18] ZILCHA-MANO S, ROOSE S P, BROWN P J, et al. A machine learning approach to identifying placebo responders in late-life depression trials[J]. *Am J Geriatr Psychiatry*, 2018, 26(6): 669–677.
- [19] FOSTER S, MOHLER-KUO M, TAY L, et al. Estimating patient-specific treatment advantages in the ‘Treatment for Adolescents with Depression Study’ [J]. *J Psychiatr Res*, 2019, 112: 61–70.
- [20] DE MELLO F L, DE SOUZA S A. Psychotherapy and artificial intelligence: A proposal for alignment[J]. *Front Psychol*, 2019, 10: 263.
- [21] FULMER R, JOERIN A, GENTILE B, et al. Using psychological artificial intelligence (tess) to relieve symptoms of depression and anxiety: Randomized controlled trial[J]. *JMIR Ment Health*, 2018, 5(4): e64.
- [22] VENKATESAN A, RAHIMI L, KAUR M, et al. Digital cognitive behavior therapy intervention for depression and anxiety: Retrospective study[J]. *JMIR Ment Health*, 2020, 7(8): e21304.
- [23] BAILEY N W, HOY K E, ROGASCH N C, et al. Differentiating responders and non-responders to rTMS treatment for depression after one week using resting EEG connectivity measures[J]. *J Affect Disord*, 2019, 242: 68–79.
- [24] ZANDVAKILI A, PHILIP N S, JONES S R, et al. Use of machine learning in predicting clinical response to transcranial magnetic stimulation in comorbid posttraumatic stress disorder and major depression: A resting state electroencephalography study[J]. *J Affect Disord*, 2019, 252: 47–54.
- [25] 陈鑫, 许亮文. 基于人工智能的抑郁症治未病与健康管理服务模式构建[J]. *健康研究*, 2022, 42(6): 639–642.
- [26] FOLAND-ROSS L C, SACCHET M D, PRASAD G, et al. Cortical thickness predicts the first onset of major depression in adolescence[J]. *Int J Dev Neurosci*, 2015, 46: 125–131.
- [27] KOUTSOULERIS N, DWYER D B, DEGENHARDT F, et al. Multimodal machine learning workflows for prediction of psychosis in patients with clinical high-risk syndromes and recent-onset depression[J]. *JAMA Psychiatry*, 2021, 78(2): 195.
- [28] LEE Y, RAGGUETT R M, MANSUR R B, et al. Applications of machine learning algorithms to predict therapeutic outcomes in depression: A meta-analysis and systematic review[J]. *J Affect Disord*, 2018, 241: 519–532.
- [29] SCHNAKENBERG P, HAHN L, STICKEL S, et al. Examining early structural and functional brain alterations in postpartum depression through multimodal neuroimaging[J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 13551.
- [30] 董健宇, 韦文棋, 吴珂, 等. 机器学习在抑郁症领域的应用[J]. *心理科学进展*, 2020, 28(2): 266–274.
- [31] STEWART R, DAVIS K. ‘Big data’ in mental health research: Current status and emerging possibilities[J]. *Soc Psychiatry Psychiatr Epidemiol*, 2016, 51(8): 1055–1072.
- [32] 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.
- (收稿日期: 2024-08-12 录用日期: 2024-11-27)
(责任编辑: 肖雅妮)