

面部表情识别技术在精神疾病诊疗中的应用

刘博雯¹ 帅建伟² 曹玉萍¹

¹中南大学湘雅二医院精神科,长沙 410000;²厦门大学物理科学与技术学院物理系,厦门大学健康医疗大数据国家研究院 361005

通信作者:曹玉萍,Email:caoy001@csu.edu.cn

【摘要】 精神科医生对患者的观察是做出诊断的重要依据。但患者面部表情的改变往往是微妙且难以察觉的,自动面部表情识别系统则可作为一种辅助识别某些精神疾病的手段。面部表情是情感表达的重要方式之一,且不受文化背景、先天性失明等因素的影响。随着计算机科学的发展,面部表情识别方法亦在不断进步,其中,基于深度学习的面部表情识别,以其强大的信息处理能力,利用可训练的特征提取模型从图像和视频中自动学习表征来完成分类,极大地减少了对于面部物理模型和其他预处理技术的依赖。文章着重综述了面部表情识别系统在精神分裂症、抑郁症、边缘型人格障碍、孤独症谱系障碍、焦虑症、强迫症等疾病的诊断和治疗中的研究进展,以期进一步探索面部表情识别技术在精神科领域和远程心理干预方面的拓展应用。

【关键词】 面部表情识别; 深度学习; 精神疾病; 卷积神经网络

基金项目:国家自然科学基金项目(11874310,11675134);湖南省自然科学基金项目(2018JJ2591)

DOI:10.3760/cma.j.cn371468-20201227-00084

Application of facial expression recognition technology in diagnosis and treatment of psychiatry

Liu Bowen¹, Shuai Jianwei², Cao Yuping¹

¹Department of Psychiatry, the Second Xiangya Hospital of Central South University, Changsha 410000, China;²College of Physical Science and Technology, National Institute for Data Science in Health and Medicine, Xiamen University, Xiamen 361005, China

Corresponding author: Cao Yuping, Email: caoy001@csu.edu.cn

【Abstract】 In psychiatry, observation of the patients is often an important basis for making a diagnosis during clinical practice. However, changes in emotional facial expressions are often subtle and difficult to detect. For this reason, automated facial expression recognition can be used to assist in identifying mental disorders. Facial expression is one of the important ways of emotional expression, and strong similarities of basic human facial expression are not affected by cultural background or congenital blindness. With the development of computer science, facial expression recognition methods are also constantly improving. Among them, deep-learning-based facial expression recognition approaches, with their powerful information processing capabilities, highly reduce the dependence on face-physics-based models and other pre-processing techniques by using trainable feature extraction models to automatically learn representations from images and videos. This article focuses on the progress of facial expression recognition system in the diagnosis and treatment of schizophrenia, depression, borderline personality disorder, autism spectrum disorder and other diseases. This article also explores the application of facial expression recognition technology in the field of psychiatry and remote psychology intervention.

【Key words】 Facial expression recognition; Deep learning; Mental disorders; Convolutional neural networks

Fund programs: National Natural Science Foundation of China (11874310,11675134); National Natural Science Foundation of Hunan Province (2018JJ2591)

DOI:10.3760/cma.j.cn371468-20201227-00084

面部表情是情感表达方式中研究最多的一种。在社交互动中,人们通过姿势、面部表情和非词语声音(如叹气、呻吟和哭泣)等非语言行为传达大量心理信息,其中面部表情

是人们推断对方的情绪状态并调整自身行为的关键提示^[1]。早在 1859 年,达尔文开创性地提出“人类情感表达是天生的,面部表情使用一套天生的、物种特有的面肌运动”

的观点^[2]。据此,美国心理学家 Ekman 基于大量面部表情的研究,在不同文化背景下观察到的基本的、相似的情感表达,确定了普遍存在的情感类型:他认为情感表达形式间的相似性具有其遗传基础^[3],并定义了六种基本的人脸表情(见图 1),分别是快乐(happy)、愤怒(angry)、惊讶(surprise)、恐惧(fear)、厌恶(disgust)和悲伤(sad)。后来又补充了其他 11 种表达情感的面部表情^[4],分别是愉悦(amusement)、轻蔑(contempt)、知足(contentment)、尴尬(embarrassment)、激动(excitement)、内疚(guilt)、成就感(pride in achievement)、释怀(relief)、满意(satisfaction)、感官愉悦(sensory pleasure)和耻辱(shame)。



图像均从 2013 年 Kaggle 举办的表情识别挑战赛规定使用的 FER2013 数据集中选取,每张图片均为分辨率 48×48 的灰度图像

图 1 六种基本人脸表情的示例图像

在各类精神疾病中均可见到与健康人群不同的面部表情模式。随着技术的进步,从传统的手工标注特征点到基于深度学习的神经网络^[5],对面部表情识别的研究也发生了巨大变化。本文综述面部表情识别技术的发展,尤其是基于深度学习的面部表情识别在精神疾病中的应用及其拓展,以期临床实践运用提供参与与启示。

资料与方法

一、资料来源和检索策略

第一作者在 2020 年 11 月进行检索,检索涵盖了从 1972 年至 2020 年的文献资料。检索数据库:PubMed, Web of Science, IEEE Xplore, Ovid, Embase, 中国知网,万方数据, SPIS 学术资源在线;检索词包括:面部表情(facial expression);情感表达(emotion recognition);卷积神经网络(convolutional neural network, CNN);深度学习(deep learning);精神分裂症(schizophrenia);抑郁症(depression, depressive disorder);边缘型人格障碍(borderline personality disorder, BPD);孤独症谱系障碍(autism spectrum disorders, ASD);焦虑症(anxiety);强迫症(obsessive-compulsive disorder, OCD)。手工检索补充的书籍文献:the expression of the emotions in man and

animals; Emotional and conversational nonverbal signals; Facial expressions of infants and children。检索文献量:402 篇。

二、文献纳入标准和排除标准

1. 纳入标准:关于面部表情识别技术的医学和计算机技术研究,关于面部表情识别技术在精神科疾病诊断和治疗方面的临床研究和 Meta 分析。

2. 排除标准:重复文献、动物类研究、不相关文献、研究语种非英文或中文等。

三、质量评估与数据提取

文章第一作者在用检索词在各数据库检索文献,在阅读标题和摘要,并用纳入标准和排除标准进行选择后,将可能符合条件的文献的摘要保存到电子文献管理器中 EndNote X9 中,共选择出 145 篇文献。搜索这 145 篇文章的全文并进行阅读,根据所研究内容的新颖性、所做临床实验的样本量、被收录数据库的权威性等因素,对纳入文献进行综合质量评估,并在此过程中记录征询其他几位作者的意见,最后引用了其中 65 篇文献。

结 果

一、面部表情识别技术

根据所使用的传感器不同,对于面部情感表达的识别和测量可以分为接触式和非接触式。基于接触的评估方法是指使用特定的传感器来测量不同的生理参数,例如:肌电图(electromyogram, EMG)^[6]可通过使用表面电极来尽可能准确、清晰地识别面部肌肉的激活, Wolf 等^[7]使用肌电图系统,识别和独立记录细微的面部肌肉活动,确定了用于表达厌恶、兴奋和放松的特定面部肌肉模式。脑电图(electroencephalogram, EEG)可反映大脑皮层的电活动,是否可以用脑电图可靠地识别特定的情绪尚待商榷^[8],但对情绪脑电信号的分析可以提供有关愉悦度、唤醒度以及受试者所表达情绪强度的信息^[9-10]。然而,上述基于接触式传感器的面部情感表达的识别测量存在共同的问题,如生理参数所反映的生理模式很难与情感表达类型一一对应^[10]、对运动伪像非常敏感^[11]、其采集通常依赖标准的实验室设置,很难获得接近真实世界的真实情感的反应^[12]。非接触式识别主要是指基于观察的面部表情识别(facial emotion recognition, FER)^[3]。面部表情识别系统可以通过静态(基于帧)图像或者动态视频来捕获面部表情序列中的表情动态^[13]。非接触式面部表情识别依据特征提取、特征选择和特征分类方法的不同,可分为基于传统方法的面部表情识别和基于深度学习的面部表情识别,前者采用手工标注特征点,而后者是通过使用深度神经网络来实现的^[14]。

传统面部表情识别一般包括三个步骤^[15]:(1)面部图像获取及预处理:从输入图像中检测出面部图像,对表情图像进行灰度归一化,并从面部区域中检测并手动标注出面部特征成分(例如,双眼和鼻子)。(2)人脸特征提取,从面部成分中提取各种空间和时间特征。(3)表情判别与分类:使用预先训练好的分类器,例如支持向量机(support vector ma-

chine, SVM)、AdaBoost 和随机森林, 识别已提取的面部特征, 生成识别结果。第一步图像预处理中的灰度归一化是指对图像进行光处理, 对亮度不均的图像进行亮度平均, 以减少光照对表情识别的影响。因为可见光 (visible light spectrum, VIS) 图像会根据照明状态而变化, 一些研究者尝试使用红外图像来识别面部表情。Shen 等^[16] 从不同面部子区域的红外热水平和垂直温差序列中提取序列特征, 使用 Adaboost 分类器, 在愉悦度和唤醒度两维度上对面部表情进行分类识别, 获得了良好的识别率, 在高、低唤醒度的最高识别准确率分别可达到 75.3% 和 76.7%。可见, 利用红外热光谱进行的面部表情识别是对可见光表情识别的有效补充。

人的面部表情往往是动态变化的, 不同年龄、性别的人群间表情存在差异, 传统的面部表情识别中的手工特征提取方法不足以表征这些差异, 因此具有其局限性^[4]。而基于深度学习的表情识别, 以“端到端”的方式, 利用可训练的特征提取模型从图像和视频中自动学习表征来完成分类, 极大地减少了对于面部物理模型和其他预处理技术的依赖^[17]。如上所述, 现实环境中的识别对象有很大的可变性, 需要使用更大的训练集才能识别它们。近几年发展了带有数百万个图像的标记数据集用于信息收集, 如 LabelMe 数据库^[18] 和 ImageNet 数据库^[19]。LabelMe 由上万个完全分割的图像组成, 而 ImageNet 则由超过 1 500 万个带标签的高分辨率图像组成, 拥有超过 22 000 个类别。而要从数百万个图像中分析识别对象, 需要一个具有较大学习能力的模型; 并且, 目标识别任务的巨大复杂性意味着, 即使像 ImageNet 这样大的数据集也无法将任务具体化, 因此模型还应该具有很多先验知识, 以补偿所没有的所有数据。卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 就是符合这些条件的模型之一^[20]。CNN 可以通过改变其深度和广度来提高性能, 对图像的性质做出正确的判别; 而且, 与具有类似大小的层的前馈神经网络相比, CNN 的连接和参数要少得多, 因此更易于训练, 而其理论上的最佳性能却相差无几。

CNN 可以同时面部表情特征提取与分类, 而且它对特征的提取是通过反向传播算法与误差优化对权值进行迭代更新, 所以能够提取出与手工标注不同的特征。CNN 包括以下三个步骤 (见图 2): (1) 卷积层 (convolution layer): 卷积层将图像或特征图作为输入特征, 并将这些输入特征与一组过滤器进行卷积。卷积核在运行时, 会有规律地扫过输入特征, 在感受野内对输入特征做矩阵元素乘法求和并叠加偏差量。卷积是一步步提取特征的过程, 设计多个过滤器可以提取高级特征。(2) 池化层 (pooling layer): 池化操作在连续的卷积层中间, 通过提取图像中的关键信息来提升特征提取能力, 使用最大化或平均化的方法来减小输入特征图的尺寸, 降低表征的空间分辨率, 忽略小的偏移和几何变形的变化, 从而达到减少过度拟合的目的。(3) 全连接层 (fully connected layers): 全连接层计算整个原始图像上的分类。大多数基于深度学习的方法^[21] 都直接将卷积神经网络应用于面部动作单元 (facial action units, AUs) 的检测。

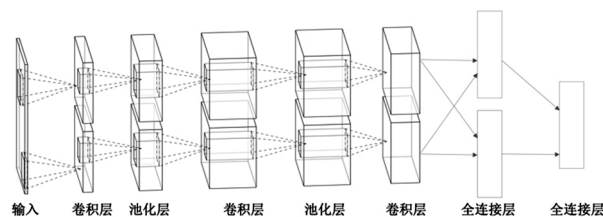


图 2 卷积神经网络

二、面部表情识别系统对精神疾病的识别通过情绪表达的图像/视频分析, 自动面部表情识别可用来筛查精神疾病、评估药物治疗效果、评价精神疾病进展及其严重程度^[22]。面部情感表达的相关变化可能是微妙且难以察觉的, 尤其是当观察者没有足够的临床经验或不够熟悉患者时, 这时自动面部表情识别系统则可作为一种辅助识别某些精神疾病的手段。

1. 精神分裂症: 目前有关精神疾病患者的面部表情识别多来自对精神分裂症的研究。比如, 精神分裂症患者面部表情缺乏, 这种缺乏与阴性症状的程度相关^[23]; 患者上睑提肌活动过度, 则可能与阳性症状相关^[3]。然而, 对此也有不同的研究结果, 如 Ekman^[24] 发现, 上睑提肌是做出厌恶以及攻击性表情的特征性肌肉。而有研究发现, 精神分裂症患者上睑提肌的活动可能并没有提示任何特定的情绪, 而是一种情绪“模仿解体 (mimic disintegration)”的特殊现象^[23]。模仿解体是指精神分裂症患者无法将特定的面部肌肉群组织协调运动, 从而使观察者难以将其面部表情与情绪建立联系并理解其情绪状态。模仿解体有两个特征, 包括对他人面部表情反馈的不确定性, 以及对他人面部表情的模仿缺乏前后一致性。尽管各研究的结果并不完全一致, 但从中可以得出, 精神分裂症是一种情绪表达受损的疾病, 其情绪表达功能障碍与情绪钝化有关。另一方面, 对于精神分裂症而言, 确定情绪表达受损是疾病的症状还是药物的副作用很重要。例如, 抗精神病药物最常见的副作用之一是运动不能, 可使精神分裂症患者的面部表达能力受损; 然而, 在上述研究中, 患者被观察到的面部表达受损似乎与药物治疗无关^[25]。

2. 抑郁症: 对于抑郁症患者而言, 其情绪低落的外显表情体现出来的显著特征是反应性降低, 特别是面对正向刺激时。Sloan 等^[26] 发现, 面对学习积极词汇等正向刺激时, 抑郁症患者的情绪反应较弱, 面部表情改变的频率和强度较低。Girard 等^[27] 亦发现, 抑郁症状的严重程度与面部表情相关。该研究对抑郁症患者在治疗过程中进行跟踪录制临床访谈视频, 使用 FACS 从视频中分析面部表情。结果显示, 症状越严重, 患者做出轻视和悲伤相关的面部表情越多, 笑容会越少, 即使出现微笑的表情, 这些表情也很有可能是伴随与轻视相关的面部动作产生的。这些结果表明, 当抑郁症状严重时, 患者会远离他人, 以保护自己免受 (患者担心会遭到的) 拒绝、轻视和社会排斥。随着抑郁症状的减轻, 患者会发出更丰富的表情信号, 表明希望参与社交。近年来, 随着计算机深度学习技术在医学领域应用的不断深入, 通过

面部特征判别、评估抑郁症的相关研究越来越多,且判别的准确性日益提高。Rana 等^[28]提出了一种基于深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNNs)和深度神经网络(deep neural networks, DNNs)的视听多模态抑郁识别系统。在该系统中,每个模态都提供 DCNNs 学习全局特征的输入数据,之后,被提取出的特征被提供给 DNNs,以预测患者健康问卷抑郁量表(the patient health questionnaire depression scores, PHQ-8)评分。该系统在 AVEC2014 数据库上进行了测试,通过语音和面部表情预测抑郁症的准确性超过了 85%。Samuel Mathew 等^[29]融合了多个 3D 卷积神经网络(C3D),目的是提高基于标准 CNN 的预测抑郁行为的方法的准确性。该方法可以提高运算速度,亦可减少模型参数的数量,从而减少过度拟合的风险。当在 AVEC2014 数据库上进行测试时,对抑郁症预测的准确性超过了 80%。

Trémeau 等^[30]还对精神分裂症与抑郁症和健康受试者的面部表情和表达情绪能力进行比较分析,要求被试做出不同的表情以表达情感(愤怒、厌恶、恐惧、高兴、悲伤和惊奇);在实验第二阶段,被试需要对 6 种情绪分别进行 2 min 的口头解释,说明自己在做出这些表情时的感觉或联想到的经历。通过视频记录被试的面部表情,使用 Ekman 面部动作编码系统(facial action coding system, FACS)进行分析。结果发现,精神分裂症和抑郁症患者表现出的自发性面部表情均少于健康被试;与精神分裂症相比,抑郁症患者较为有限的表情表达与强烈的内心悲伤体验之间存在更明显的差异。

3. 边缘型人格障碍(borderline personality disorder, BPD): BPD 患者的显著特点是情绪调节和人际关系存在明显障碍。Arntz 等^[31]发现,与健康对照相比, BPD 患者对有关躯体虐待、性虐待和情感虐待的影片片段的主观情感反应更为强烈; Staebler 等^[32]应用情绪面部动作编码系统(emotional facial action coding system, EMFACS)研究 BPD 患者在参与游戏时的面部情绪反应,发现与对照组相比, BPD 患者更容易感觉自己被排斥,且其对积极社交信号的面部表情反馈减少,对消极社交信号的面部表情反馈增加,这是 BPD 患者面部反应的一种模式,可能导致患者的社交互动困难。Arango 等^[33]分析了 BPD 患者心理治疗期间面部表情的变化。研究者记录分析了患者在接受接纳与承诺疗法(acceptance and commitment therapy, ACT)治疗过程中面部表情的变化。心理治疗使患者的情绪产生了积极的变化,到治疗结束时,患者快乐的表情增加,悲伤的表情减少;但有趣的是,到治疗结束时,患者表达恐惧的表情也增多了,研究者认为这是因为心理治疗使患者获得了更加充分的个人情绪体验。情绪调节的另一个重要方面是能够识别他人的情绪表情^[34]。Wagner 和 Linehan^[35]采用由 Ekman 和 Matsumoto 开发的针对日本人和高加索人的面部表情识别系统,发现 BPD 女性患者可以准确地感知其他人的情绪表达,并对表达恐惧的面部表情更为敏感。

4. 孤独症谱系障碍(autism spectrum disorders, ASD): Grossman 等^[36]通过对比高功能孤独症(high-functioning

autism, HFA)儿童和正常对照组儿童重述故事,记录并分析了两组儿童复述时的语言韵律和面部表情,发现 HFA 儿童在面部表情方面的准确度与对照组相同;但与对照相比, HFA 儿童的动态面部表情被认为不那么协调自然,这表明决定面部表情是否协调自然的不是各帧画面中面部特征的定格,而是这些定格之间的动态过渡。Yoshimura 等^[37]则研究了成人 HFA 患者对他人面部表情的模仿,发现与正常对照组相比,患者的面部肌肉活动和情绪表达与被模仿对象的一致性更低。这些研究都从面部表情出发,分析了 HFA 儿童尽管智力正常,却也面临着严重的社会功能障碍的原因^[38]。

将面部表情识别相关技术应用于临床干预中,对于孤独症谱系障碍而言,是提高治疗效果的可行手段。Rice 等^[39]研究者的实验表明,通过在计算机辅助教育系统(computer-assisted instruction, CAI)上进行眼睛注视、注意集中、情绪认知和面部识别等技能的模拟活动,能够显著提高孤独症谱系障碍患儿情感识别能力,并相应地减少社会障碍。而 FaceMaze 人机交互系统^[40],通过游戏任务使孤独症谱系障碍儿童产生快乐、愤怒等情绪并实时分析孩子的面部表情,从而达到帮助患儿学习识别和表达情绪的目的。而一个针对 5~10 岁 ASD 儿童设计的训练性游戏平台 ASC-Inclusion^[34],可利用计算机辅助系统提供面部表情、声音和身体运动的综合分析和评估,并可自动生成评估、予以纠正反馈。

5. 焦虑症:面部表情识别系统为焦虑症的筛查提供了一种新的可能。Gavrilescu 等^[41]验证了面部情绪识别率与特质焦虑评分之间的可靠关系。而之后 Gavrilescu 等^[42]运用面部动作编码系统(facial action coding system, FACS)来分析面部表情,从而测量焦虑、抑郁和压力水平。研究者所搭建的面部表情识别程序架构能以 93% 的准确率区分健康受试者、重度抑郁症患者、创伤后应激障碍患者和广泛性焦虑障碍患者。此外,对于社交焦虑而言,研究者应用算法对受试者的面部区域特征点进行特征提取和识别,发现下巴和嘴巴区域的特征点位移比较大,对识别焦虑起到了重要作用。这项在现实场景下进行的研究同时发现,焦虑表情形成过程中,特定特征点的运动表现出很大的个体差异,这表明焦虑表情形成的复杂性。

6. 强迫症(obsessive-compulsive disorder, OCD): 对于强迫症而言,情绪的异常体验和较差的情绪调节能力在疾病的发展中起着至关重要的作用,甚至有研究者认为,由强迫思维引发的厌恶情绪,导致了不良的应对方式和情绪调节机制,进而引起强迫症患者的思维和行为上的异常^[43]。对 OCD 患者面部表情的识别发现,情绪调节机制受损可能是影响患者预后的潜在不良因素。Valeriani 等^[44]令症状轻重不同的 OCD 患者观看引发情绪的视频,同时记录他们的面部活动,发现与轻度-中度症状的 OCD 患者相比,重度症状的患者对“快乐”、“厌恶”等情绪的表达明显更不恰当。Bersani 等^[45]在对比了 OCD 患者与精神分裂症患者观看引发情绪的视频后的面部表情,亦认为面部表情识别可以作为

评估 OCD 患者症状进展的客观方法。

结 论

综上所述,面部表情识别系统可应用于精神疾病的识别、评估和辅助诊断。比如,面部表情识别系统可以捕获行为的微小变化,从而减少观察者的主观偏见^[46]。使用能够记录和回放诊断会话的视听系统,可使对疾病的评估更为准确;同时,记录保存每个手势或面部表情,之后对患者病情进行定性和定量评估,比传统的面诊方式(即在观察的同时评估患者病情)更为标准化。计算机深度学习强大的分析与预测能力使所开发的精神疾病预测模型可具有更高的准确性,更易被临床医生接受,并使得干预更为简单可行^[47]。

目前,对于精神疾病患者仅基于面部表情识别的情绪表达识别特异性较低,开发面部表情识别与其他生理参数测量相结合的识别系统无疑是未来面部表情识别在精神医学中应用的发展方向。采用多种测量系统相结合,可能得到更为全面的信息,比如,将面部表情识别与不同生理参数相结合,使用同一视频设备进行拍摄,便可将手势和面部表情结合起来测量^[48];将面部表情识别与肌电图结合使用可以提高情绪检测的准确性,甚至可能比人类观察更为准确(人类更容易识别与当下自身情绪相符的情感表达);面部表情识别与语言及其他生理参数(如心率、血压、皮肤电导水平)测量相结合的识别系统可以补充或验证患有精神疾病及精神发育迟滞患者的情绪表达受损^[49]。

我们期望未来基于面部表情识别的新技术(例如虚拟现实技术^[50]、基于游戏设置的交互式系统^[51])在治疗乃至日常生活中有越来越多的应用,切实帮助解决我国精神疾病患者所面临的医疗资源不均、改善当前我国心理卫生专业人员稀缺的现状。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

作者贡献声明 刘博雯:负责文献检索及分析、文章撰写;曹玉萍:负责文章撰写及审校;帅建伟:负责文献检索及分析、文章初稿修改。

参 考 文 献

- [1] Leleu A, Dzhelyova M, Rossion B, et al. Tuning functions for automatic detection of brief changes of facial expression in the human brain [J]. *Neuroimage*, 2018, 179: 235-251. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2018.06.048.
- [2] Ekman P, Frieson WV. Constants across cultures in the face and emotion [J]. *J Pers Soc Psychol*, 1971, 17: 124-129. DOI: 10.1037/h0030377.
- [3] Wolf K. Measuring facial expression of emotion [J]. *Dialogues Clin Neurosci*, 2015, 17(4): 457-462. DOI: 10.31887/DCNS.2015.17.4/kwolf.
- [4] Ekman P. Emotional and conversational nonverbal signals [M]// *Language, knowledge, and representation*. Dordrecht: Springer, 2004: 39-50.
- [5] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90. DOI: 10.1145/3065386.
- [6] Künecke J, Hildebrandt A, Recio G, et al. Facial EMG responses to emotional expressions are related to emotion perception ability [J]. *PLoS One*, 2014, 9(1): e84053. DOI: 10.1371/journal.pone.0084053.
- [7] Wolf K, Mass R, Ingenbleek T, et al. The facial pattern of disgust, appetite, excited joy and relaxed joy: an improved facial EMG study [J]. *Scand J Psychol*, 2005, 46(5): 403-409. DOI: 10.1111/j.1467-9450.2005.00471.x.
- [8] Ahn JW, Ku Y, Kim HC. A novel wearable EEG and ECG recording system for stress assessment [J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19(9): 1991. DOI: 10.3390/s19091991.
- [9] 安献雨, 章芬芬, 陈四光. 情绪状态对条件化恐惧及恐惧相关线索记忆的影响 [J]. *中华行为医学与脑科学杂志*, 2020, 29(4): 326-331. DOI: 10.3760/cma.j.cn371468-20191120-00841.
- [9] An XL, Zhang FF, Chen SG. Effects of emotion state on conditioned fear response and memory for conditioned fear cues [J]. *Chin J Behav Med Brain Sci*, 2020, 29(4): 326-331. DOI: 10.3760/cma.j.cn371468-20191120-00841.
- [10] 李贝婷, 庆武, 余凤琼, 等. 抑郁症患者注意转移策略的事件相关电位研究 [J]. *中华行为医学与脑科学杂志*, 2020, 29(5): 389-393. DOI: 10.3760/cma.j.cn371468-20190927-00684.
- [10] Li BT, Qing W, Yu FQ, et al. The event-related potentials study on attentional deployment in major depressive disorder [J]. *Chin J Behav Med Brain Sci*, 2020, 29(5): 389-393. DOI: 10.3760/cma.j.cn371468-20190927-00684.
- [11] Nicolaou MA, Gunes H, Pantic M. Continuous prediction of spontaneous affect from multiple cues and modalities in valence-arousal space [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2011, 2(2): 92-105. DOI: 10.1109/T-AFFC.2011.9.
- [12] Shu L, Xie J, Yang M, et al. A review of emotion recognition using physiological signals [J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(7): 2074. DOI: 10.3390/s18072074.
- [13] Kim DH, Baddar WJ, Jang J, et al. Multi-objective based spatio-temporal feature representation learning robust to expression intensity variations for facial expression recognition [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2019, 10(2): 223-236. DOI: 10.1109/taffc.2017.2695999.
- [14] Ko BC. A Brief review of facial emotion recognition based on visual information [J]. *Sensors (Basel)*, 2018, 18(2): 401. DOI: 10.3390/s18020401.
- [15] 张诚, 陈银环. 人脸图像预处理方法简析 [J]. *科技风*, 2017(18): 4-5. DOI: 10.19392/j.cnki.1671-7341.201718003.
- [15] Zhang C, Chen YH. A brief analysis of the preprocessing method of face [J]. *Technology Wind*, 2017(18): 4-5. DOI: 10.19392/j.cnki.1671-7341.201718003.
- [16] Shen P, Wang S, Liu Z. Facial expression recognition from infrared thermal videos [M]// *Intelligent Autonomous Systems 12*. Berlin: Springer, 2013: 323-333.
- [17] Liu ZL, Song GX, Cai JF, et al. Conditional adversarial synthesis of 3D facial action units [J]. *Neurocomputing*, 2019, 355: 200-208. DOI: 10.1016/j.neucom.2019.05.003.
- [18] Russell BC, Torralba A, Murphy KP, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1-3): 157-173. DOI: 10.1007/s11263-007-0090-8.
- [19] Russakovsky O, Deng J, Su H, et al. Imagenet large scale visual recognition challenge [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3): 211-252. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y.
- [20] Turaga SC, Murray JF, Jain V, et al. Convolutional networks can learn to generate affinity graphs for image segmentation [J]. *Neural Comput*, 2010, 22(2): 511-538. DOI: 10.1162/neco.2009.10-08-881.
- [21] Ko BC, Lee EJ, Nam JY. Genetic algorithm based filter bank design for light convolutional neural network [J]. *Advanced Science Letters*, 2016, 22(9): 2310-2313. DOI: 10.1166/asl.2016.7798.

- [22] Hamm J, Pinkham A, Gur RC, et al. Dimensional information-theoretic measurement of facial emotion expressions in schizophrenia [J]. *Schizophr Res Treatment*, 2014, 2014: 243907. DOI: 10.1155/2014/243907.
- [23] Sestito M, Umiltà MA, De Paola G, et al. Facial reactions in response to dynamic emotional stimuli in different modalities in patients suffering from schizophrenia; a behavioral and EMG study [J]. *Front Hum Neurosci*, 2013, 7: 368. DOI: 10.3389/fnhum.2013.00368.
- [24] Ekman P. Basic emotions [J]. *Handbook of Cognition and Emotion*, 1999, 98(45-60): 45-60. DOI: 10.1002/0470013494.ch3.
- [25] Kring AM, Moran EK. Emotional response deficits in schizophrenia: insights from affective science [J]. *Schizophr Bull*, 2008, 34(5): 819-834. DOI: 10.1093/schbul/sbn071.
- [26] Sloan DM, Strauss ME, Wisner KL. Diminished response to pleasant stimuli by depressed women [J]. *J Abnorm Psychol*, 2001, 110(3): 488-493. DOI: 10.1037//0021-843x.110.3.488.
- [27] Girard JM, Cohn JF, Mahoor MH, et al. Social risk and depression: evidence from manual and automatic facial expression analysis [J]. *Proc Int Conf Autom Face Gesture Recognit*, 2013: 1-8. DOI: 10.1109/FG.2013.6553748.
- [28] Rana R, Latif S, Gururajan R, et al. Automated screening for distress: a perspective for the future [J]. *Eur J Cancer Care (Engl)*, 2019, 28(4): e13033. DOI: 10.1111/ecc.13033.
- [29] Samuel Mathew S, Alkhatib M, El Barachi M. A deep learning approach for real-time analysis of attendees' engagement in public events [J]. *Journal of Communications Software and Systems*, 2021, 17(2): 106-115. DOI: 10.24138/jcomss-2021-0072.
- [30] Trémeau F, Malaspina D, Duval F, et al. Facial expressiveness in patients with schizophrenia compared to depressed patients and nonpatient comparison subjects [J]. *Am J Psychiatry*, 2005, 162(1): 92-101. DOI: 10.1176/appi.ajp.162.1.92.
- [31] Arntz A, Klokman J, Sieswerda S. An experimental test of the schema mode model of borderline personality disorder [J]. *J Behav Ther Exp Psychiatry*, 2005, 36(3): 226-239. DOI: 10.1016/j.jbtep.2005.05.005.
- [32] Staebler K, Renneberg B, Stopsack M, et al. Facial emotional expression in reaction to social exclusion in borderline personality disorder [J]. *Psychol Med*, 2011, 41(9): 1929-1938. DOI: 10.1017/S0033291711000080.
- [33] Arango I, Miranda E, Sánchez Ferrer JC, et al. Changes in facial emotion expression during a psychotherapeutic intervention for patients with borderline personality disorder [J]. *J Psychiatr Res*, 2019, 114: 126-132. DOI: 10.1016/j.jpsychires.2019.04.026.
- [34] Erik M, Bjoern S, Alice B, et al. The ASC-inclusion perceptual serious gaming platform for autistic children [J]. *IEEE Transactions on Games*, 2018(99): 1. DOI: 10.1109/TG.2018.2864640.
- [35] Wagner AW, Linehan MM. Facial expression recognition ability among women with borderline personality disorder: implications for emotion regulation? [J]. *J Pers Disord*, 1999, 13(4): 329-344. DOI: 10.1521/pedi.1999.13.4.329.
- [36] Grossman RB, Edelson LR, Tager-Flusberg H. Emotional facial and vocal expressions during story retelling by children and adolescents with high-functioning autism [J]. *J Speech Lang Hear Res*, 2013, 56: 1035-1044. DOI: 10.1044/1092-4388(2012/12-0067).
- [37] Yoshimura S, Sato W, Uono S, et al. Impaired overt facial mimicry in response to dynamic facial expressions in high-functioning autism spectrum disorders [J]. *J Autism Dev Disord*, 2015, 45(5): 1318-1328. DOI: 10.1007/s10803-014-2291-7.
- [38] 李咏梅, 邹小兵. 孤独症谱系障碍患者的情绪调节 [J]. *中华行为医学与脑科学杂志*, 2020, 29(10): 948-955. DOI: 10.3760/cma.j.cn371468-20200502-01329.
- [39] Li YM, Zou XB. Emotion regulation in individuals with autism spectrum disorders [J]. *Chin J Behav Med Brain Sci*, 2020, 29(10): 948-955. DOI: 10.3760/cma.j.cn371468-20200502-01329.
- [40] Rice LM, Wall CA, Fogel A, et al. Computer-assisted face processing instruction improves emotion recognition, mentalizing, and social skills in students with ASD [J]. *J Autism Dev Disord*, 2015, 45(7): 2176-2186. DOI: 10.1007/s10803-015-2380-2.
- [41] Gordon I, Pierce MD, Bartlett MS, et al. Training facial expression production in children on the autism spectrum [J]. *J Autism Dev Disord*, 2014, 44(10): 2486-2498. DOI: 10.1007/s10803-014-2118-6.
- [42] Gavrilescu M, Vizireanu N. Predicting the sixteen personality factors (16PF) of an individual by analyzing facial features [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2017, 2017(1): 1-19. DOI: 10.1186/s13640-017-0211-4.
- [43] Gavrilescu M, Vizireanu N. Predicting depression, anxiety, and stress levels from videos using the facial action coding system [J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19(17): 3693. DOI: 10.3390/s19173693.
- [44] Jansen M, Overgaauw S, De Bruijn E. Social cognition and obsessive-compulsive disorder: a review of subdomains of social functioning [J]. *Front Psychiatry*, 2020, 11: 118. DOI: 10.3389/fpsy.2020.00118.
- [45] Valeriani G, Bersani FS, Liberati D, et al. Generalized and specific emotion impairments as potential markers of severity in obsessive-compulsive disorder: a preliminary study using facial action coding system (FACS) [J]. *Psychiatr Danub*, 2015, 27(2): 159-167.
- [46] Bersani G, Bersani FS, Valeriani G, et al. Comparison of facial expression in patients with obsessive-compulsive disorder and schizophrenia using the facial action coding system: a preliminary study [J]. *Neuropsychiatr Dis Treat*, 2012, 8: 537-547. DOI: 10.2147/NDT.S37174.
- [47] Grzadzinski R, Carr T, Colombi C, et al. Measuring changes in social communication behaviors: preliminary development of the brief observation of social communication change (BOSCC) [J]. *J Autism Dev Disord*, 2016, 46(7): 2464-2479. DOI: 10.1007/s10803-016-2782-9.
- [48] Fazel S, O'Reilly L. Machine learning for suicide research-can it improve risk factor identification? [J]. *JAMA Psychiatry*, 2020, 77(1): 13-14. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2019.2896.
- [49] Glowinski D, Dael N, Camurri A, et al. Toward a minimal representation of affective gestures [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2011, 2(2): 106-118. DOI: 10.1109/T-AFFC.2011.7.
- [50] Huang X, Kortelainen J, Zhao G, et al. Multi-modal emotion analysis from facial expressions and electroencephalogram [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 147: 114-124. DOI: 10.1016/j.cviu.2015.09.015.
- [51] Krumhuber EG, Tamarit L, Roesch EB, et al. FACSGen 2.0 animation software: generating three-dimensional FACS-valid facial expressions for emotion research [J]. *Emotion*, 2012, 12(2): 351-363. DOI: 10.1037/a0026632.
- [52] 杨璧西, 李春波. 移动应用程序在抑郁症心理治疗中的研究进展 [J]. *中华精神科杂志*, 2020, 53(4): 360-363. DOI: 10.3760/cma.j.cn113661-20200428-00201-1.
- [53] Yang BX, Li CB. Progression in smartphone applications in the psychotherapy of depression [J]. *Chinese Journal of Psychiatry*, 2020, 53(4): 360-363. DOI: 10.3760/cma.j.cn113661-20200428-00201-1.

(收稿日期: 2020-12-27)

(本文编辑: 杨祥伟)