

· 综 述 ·

基于脑电信号的情感识别方法综述

孙中皋 薛全德 王新军 黄晓理

摘 要 情感识别是让计算机感知人类情感状态从而进行人机情感交互的关键技术,已经成为人工智能领域的研究热点。计算机对人类情感的感知可分为“感”和“知”两部分:“感”是指计算机对人类面部表情和语音等非生理信号以及外围神经和脑部电信号等生理信号的获取;“知”是指计算机对获取信号的识别和推断。基于脑电信号的感知方法因其具有较高的识别率而成为情感识别最主要的手段之一,其主要步骤为脑电信号获取、预处理、特征提取以及分类识别。本文对脑电情感识别方法中各步骤所涉及的研究方法进行了归纳和总结,介绍了脑电信号的采集和常用数据库以及去除伪迹信号的预处理方法,从时域、频域、时频域和非线性动力学角度归纳了脑电信号的特征提取方法,总结了常用的机器识别分类的无监督学习和有监督学习方法,最后探讨了脑电信号情感识别研究中存在的问题并展望了未来发展方向,以期对相关研究带来一定的借鉴。

关键词 情感识别;脑电信号;特征提取;机器学习;综述

DOI:10.3969/j.issn.1002-3208.2020.02.012.

中图分类号 R318;TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1002-3208(2020)02-0186-10

本文著录格式 孙中皋,薛全德,王新军,等.基于脑电信号的情感识别方法综述[J].北京生物医学工程,2020,39(2):186-195. SUN Zhonggao, XUE Quande, WANG Xinjun, et al. A survey of emotion recognition method based on EEG signals [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2020, 39(2): 186-195.

A survey of emotion recognition method based on EEG signals

SUN Zhonggao, XUE Quande, WANG Xinjun, HUANG Xiaoli

School of Physics and Electronic Technology, Liaoning Normal University, Dalian, Liaoning Province 116029

Corresponding author: SUN Zhonggao (E-mail: sunzg98@sina.com)

【Abstract】 Emotion recognition is a key technology that allows computers to perceive the emotional state of human beings and thus engage in human-computer emotional interaction. It has become a research hotspot in the field of artificial intelligence. The perception of human emotions by computers can be divided into two parts: “sense” and “knowledge”. “Sense” refers to the computer acquisition of non physiological signals such as human facial expressions and speech, and physiological signals such as peripheral nerve and brain electrical signals. “Knowledge” refers to the recognition and inference. Emotion recognition based on electroencephalogram (EEG) has become the main research method because of its high recognition rate and its main steps are EEG acquisition, preprocessing, feature extraction and classification recognition. In this paper, the research methods involved in each step of EEG emotion recognition are summarized. The collection of EEG signals, common databases and preprocessing methods of removing artifacts are introduced. The feature

extraction methods of EEG are summarized from the perspectives of time domain, frequency domain, time-frequency domain and nonlinear dynamics, and the unsupervised learning and supervised learning methods of

基金项目:国家自然科学基金(11975064)、辽宁省教育厅科学技术

研究青年项目(L201783643)资助

作者单位:辽宁师范大学物理与电子技术学院(辽宁大连 116029)

通信作者:孙中皋. E-mail: sunzg98@sina.com

machine recognition classification are introduced. Finally, the paper discusses the existing problems in the research of emotion recognition of EEG signals and looks forward to the future development direction, in order to bring certain reference for the related research.

[Keywords] emotion recognition; electroencephalogram signal; feature extraction; machine learning; review

0 引言

随着科技的不断进步,智能机器成为各领域研究的热点,人们迫切希望对机器进行更加智能化的开发,进而为人类提供更加人性化的服务^[1]。在智能机器的研究过程中,情感识别是进行人机交互的基础,因而受到了极大的关注^[2]。

情感的定义最初是由美国心理学之父 James 和 Lange^[3-4]所提出的,他们认为“情感是一种感觉,这种感觉来源于人们身体发生的变化,即情感的产生必然会伴随着身体上的某些变化,例如面部表情、内脏或肌肉活动等”。1927 年, Cannon^[5] 提出了丘脑理论,认为情感的产生取决于丘脑。1937 年, Papez^[6]将情感联合生理活动提出情感产生的边缘系统机制,即 Papez 环路,他认为情感是通过刺激海马组织,由海马位置经过 Papez 环路所产生的。后来,心理学家 Maclean^[7]提出了“内脏脑”概念,即边缘系统(包含海马、杏仁核、扣带回、中隔和下丘脑)是调节情感产生的相关器官,并经由下丘脑调节内脏和骨骼。

尽管目前对于情感的定义没有统一的说法,但对情感识别技术的研究却方兴未艾。最初,研究者大多使用面部表情、语音语调以及肢体特征等非生理信号提取识别特征^[8-9],但由于这些特征能够人为刻意伪装,因此识别的效果并不理想。随着研究的不断深入,人们发现情感与人的生理和心理活动有着紧密的联系,与大脑皮层的活动关联尤为明显。自此,采用心电、肌电以及脑电等与生理相关的信号进行情感识别的研究大量兴起,并取得了较为理想的效果。其中,脑电信号因蕴含大量生理性信息,以其为研究对象的情感识别方法可提供更加可靠的依据^[10]。深入了解基于脑电信号的情感识别方法,对人工智能、脑科学、神经学以及计算机科学具有深远意义。为此本文对基于脑电信号的情感识别技术进行了归纳和总结,对脑电信号的采集、预处理、特征提取和分类方法等各主要环节进行了介绍,对现行

的主要研究方法进行了对比分析,以期对相关研究提供参考。

1 情感识别的研究方法

常见的情感识别研究方法可分为基于非生理信号和基于生理信号两大类,其具体分类如图 1 所示。

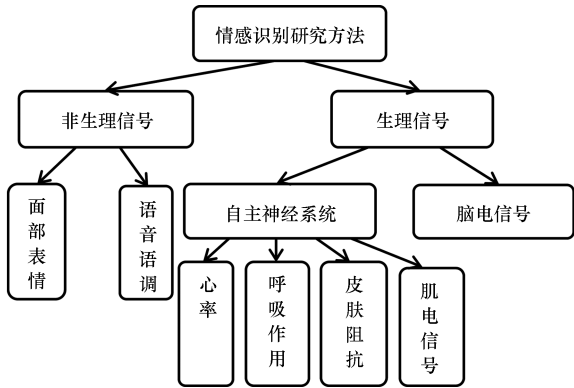


图 1 情感识别研究方法
Figure 1 Methods of emotion recognition research

非生理信号识别主要包含面部表情识别^[11]和语音语调识别^[12]。采用非生理信号进行情感识别的最大缺陷是被试者可以通过伪装掩饰真实的情感,因此该方法无法保证情感识别的准确性。

生理信号识别主要包括两类,一类是依据自主神经系统,如测量人的心率、呼吸、皮肤阻抗以及肌电等生理信号^[13],另一类是脑电信号。基于自主神经系统的识别方法最大的优点是情感不易被伪装,缺点是缺乏统一的评判标准并且精度较低。而基于脑电信号的识别方法同样具有情感不易被伪装的优点,并且与其他生理信号相比,其识别精度更高^[14-16]。所以,本文对基于脑电信号的情感识别方法进行了总结。

2 基于脑电信号的情感识别

脑电波(electroencephalogram, EEG)是利用电信号记录大脑活动的方法,是大脑皮层众多神经元突

触后电位作用的总和。作为目前情感识别可靠而又识别率高的生理信号,基于脑电信号的情感识别研究的具体流程如图 2 所示,主要包括脑电信号采集、数据预处理、情感识别特征提取、分类器进行分类等步骤。

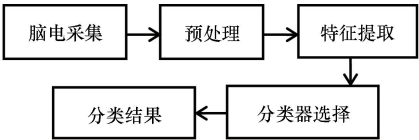


图 2 基于脑电的情感识别流程

Figure 2 Flowchart of emotion recognition based on EEG

2.1 脑电信号的采集与数据库

脑电信号的采集常采用公认的 10-20 导联标准进行放置,如图 3 所示。其中电极帽上的数字代表放置的先后顺序,偶数表示电极放置大脑右半球,奇数表示电极放置大脑左半球。字母则表示电极所放置的相应大脑区域。由于脑电信号属于微弱电信号,在采集时一般采用前置放大电路进行信号放大。

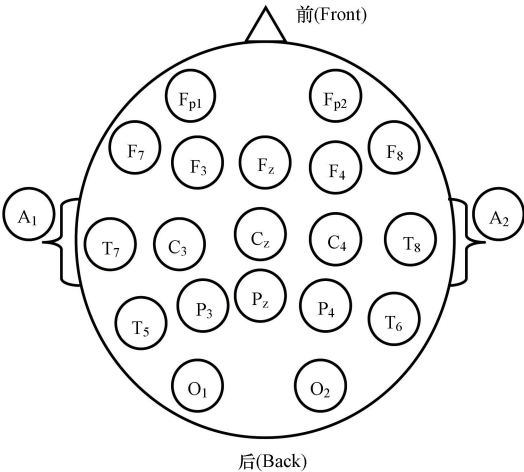


图 3 国际 10-20 系统电极放置法

Figure 3 International 10-20 electrode system

目前常用脑电信号数据库主要有:伦敦玛丽女王大学的研究组开发的基于生理信号的情绪分析数据库 DEAP^[17],该数据库包含多个生理信号和情绪评估;Soleymani 等和日内瓦大学计算机科学实验室创建的 MAHNOB-HCI 数据库^[18],用于情感识别以及情感视频隐式标签的研究;上海交通大学吕宝粮团队^[19]所创建的 SEED 数据库,该数据库自 2015 年发布以来受到了极大关注并已在诸多研究中得到

使用。此外,美国情绪与注意研究中心 (National Institute of Mental Health, NIMH) Lang 和 Bradley 等编制了国际情绪图片系统 (international affective picture system, IAPS)^[20] 以及国际情绪声音系统 (international affective digitized sounds, IADS)^[21] 等广泛用于研究情感识别的情绪刺激标准库。

以研究文献中使用较多的 DEAP 数据库为例,该数据库通过音乐视频诱发记录了 32 名参与者的脑电信号和外周生理信号。通过观看 40 段 1 min 长的音乐视频片段,参与者根据唤醒度、效价、喜欢程度、支配程度和熟悉程度对每个视频进行评分。实验还对 32 名参与者中的 22 名进行了面部表情记录,以便研究者对面部表情进行研究分析。另外,研究者提出了一种新的刺激选择方法,该方法利用来自 last.fm 网站的情感标记、视频亮点检测和在线评估工具进行视频检索。

```
Start_Time = 34; %数据开始时间
End_Time = 42; %数据结束时间
Frequency = 128; %信号采样频率
Video_Number = 40; %视频段数
Channel_Name = [3,25]; %信号通道
time_part = (Start_Time-1)*Frequency+1:End_Time*Frequency;
Data = zeros(Video_Number, length(Channel_Name), size(time_part,2));
allmat=dir('*.mat'); %获取当前目录下所有文件
mkdir('Processed_data'); %创建保存目录
for i = 1:length(allmat)
    Document= load(allmat(i).name); %加载原始数据
    for j=1:Video_Number
        for k=1:length(Channel_Name)
            %截取数据
            Data(j,k,:)=Document.data(j,Channel_Name(k),time_part);
        end
    end
    save(['Processed_data/',allmat(i).name],'Data'); %保存截取数据
end
```

图 4 读取指定片段数据的 MATLAB 代码举例

Figure 4 Example of MATLAB code for reading data

DEAP 数据文件包含 32 个 .mat 文件,每一个文件包含两部分:一部分是名称为 data 的文件夹,内含每名被试者的脑电实验数据,数据采用频率为 128 Hz;另一部分是名称为 labels 的文件夹,大小为 40×4 的矩阵,四列分别代表效价、唤醒度、支配和喜欢的值,其值由被试者在观看 40 段视频后进行打分得到。在具体研究中,可采用图 4 中的 MATLAB 代码读取指定时间段内(本例为 34~42 s)的数据,并将数据进行保存备用。代码中选取平均功率谱密度最高的两个通道 F3 和 C4 进行分析,对应通道号为 3 和 25,变量 i 代表实验人员数,j 代表视频数,k 代表通道数。

2.2 脑电信号的预处理

脑电信号在采集过程中容易受到各种其他信号的干扰,这些干扰常称为伪迹,主要包括:眼电伪迹、肌电伪迹、心电伪迹和工频伪迹等。混杂在脑电信号中的伪迹会影响脑电信号的分析,从而对下一步的情感识别准确率有很大的影响。所以在情感识别算法中,首先要对采集的脑电信号进行预处理,其主要目的就是去除信号中的伪迹和噪声,便于后续处理。目前常用的去伪迹方法如图 5 所示。

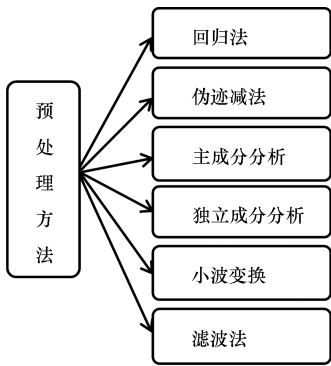


图 5 预处理方法
Figure 5 Preprocessing methods

在预处理方法中,滤波法属于经典方法,通常用于滤除脑电信号中掺杂的工频干扰和电磁干扰,要求目标信号与伪迹信号频谱不重叠^[22]。回归法和伪迹减法常用来去除眼动干扰,前者假设视觉电位的传输频率独立且不存在延迟,后者则假设目标信号与伪迹信号为线性叠加从而能够对伪迹进行估计,两种方法的缺点都是在去除伪迹的同时不可避免地损失部分脑电信号。主成分分析法通常用来对采集到的多通道数据进行降维,便于后续分析和处理^[23]。独立成分分析通过优化算法将多通道观测信号按照统计独立的原则分解为若干独立成分,应用时重点在于目标函数和优化算法的选择^[24]。小波变换是一种多尺度的时频分析工具,能实现在不同尺度下提取脑电信号的小波系数并进行重构,可以有效地去除伪迹,实际应用中必须根据具体情况选择合适的小波基。

脑电信号的预处理为后续情感识别奠定基础,由于脑电信号的多通道特性,研究中常用主成分分析法进行降维或采用独立成分分析法提取独立成分,提取感兴趣数据的同时去除干扰信息。另一类

方法是信号分解算法,如经验模态分解类算法,其主要思想是将选取的通道信号进行模态分解,然后从中提取感兴趣成分。总之,脑电信号预处理的主要目的是去除干扰的同时保留有效成分以便后续提取出具有较高识别率的特征信息。预处理方法的好坏取决于具体应用中感兴趣内容的提取精确度,进而影响最终情感识别率。为了满足更高的精度要求,当前伪迹去除通常结合两种或多种方法同时进行,以提高去除伪迹的能力。

2.3 特征提取算法

脑电信号蕴含着大量的生理信息,为确保情感识别的准确性,需要提取出有效敏感的信号特征向量,为进一步的分类和识别做好准备。常用的特征提取方法主要分为时域特征、频域特征、时频域特征和非线性动力学特征,具体分类情况如图 6 所示。

2.3.1 时域特征

常用的时域分析法包括峰值检测、方差运算、过零点分析以及波形分析等。脑电信号的时域数据信息如均值、方差、标准差、幅度、偏度和斜度等因其计算简单而成为情感特征提取研究方法中常用的特征信息。如在情感识别和分类研究中,Liang 等^[25]采用脑电信号的均值、标准差以及一阶差分等作为特征信息。Zhang 等^[26]则利用脑电信号采集时对称电极间的幅值差这一时域特征。

由于脑电信号波形复杂,很难找到统一的时域分析方法,只能通过对既定数据的波形观察和分析,选取合适的特征,这其中包含一定的经验成分,对研究者是一大挑战。

2.3.2 频域特征

频域分析法是指通过一定的变换将脑电信号从时域变换到频域,对频域数据进行分析并提取有效识别特征的方法。常见的频域特征有功率谱、功率谱密度和功率谱能量等^[27]。研究表明,脑电信号中, δ (1~4 Hz)频带、 θ (4~8 Hz)频带、 α (8~13 Hz)频带、 β (13~30 Hz)频带、 γ (36~44 Hz)频带分别对应人脑的认知特性。利用上述五个频带内的信号能量,Zouridakis 等^[28]对其特征进行分类。Xing 等^[29]将功率谱密度与视频视听特征相结合,取得了较高的分类效果。

频域法提取出不同频带内的特征信息从而加以识别,但由于噪声干扰出现频带重叠时,所提取的特征辨识度会有所降低。

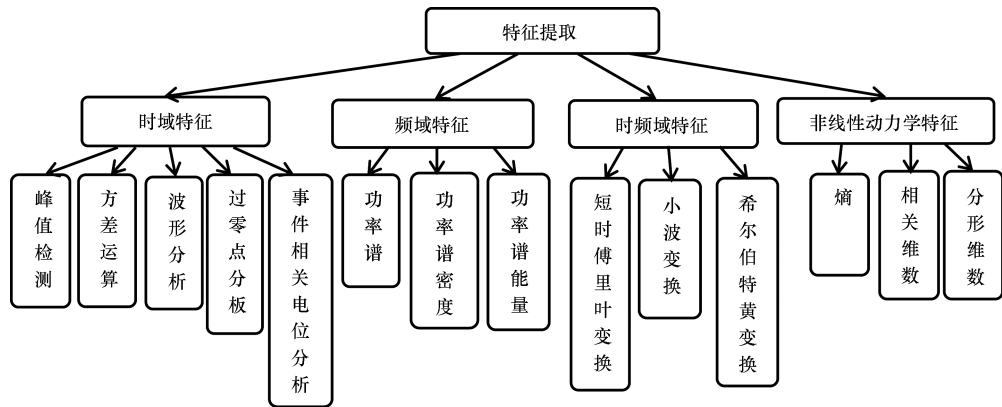


图 6 特征提取方法
Figure 6 Feature selection method

2.3.3 时频域特征

由于脑电信号是非线性非平稳的时变信号,仅从时域或频域提取特征肯定不够全面,为提高准确率,研究者常采用时频分析法提取脑电信号中蕴含的情感特征。时频分析法结合了脑电信号的时域和频域特征,能更全面地反映出脑电的特征信息。常用的时频分析工具有:短时傅里叶变换^[30]、小波变换^[31]和希尔伯特黄变换等^[32]。时频域法能够很好地刻画脑电信号的瞬时特征,但无法描述信号的趋势变化。

2.3.4 非线性动力学特征

已有研究表明,脑电信号具有非线性和混沌性的特点,因此,运用非线性动力学相关理论分析脑电信号从而提取其特征,在脑电信号的分析中得到了广泛应用。脑电信号常用的非线性动力学特征有熵、分形维数和相关维数等。李立等^[33]通过提取嗜酒成瘾者和健康人的脑电信号样本熵对两者进行识别分类,得到了较好的识别率。Konstantinidis 等^[34]利用相关维数进行在线情感识别研究。Liu 等^[35]利用分形维数进行脑电情感识别。这种方法的不足之处是在进行非线性动力学分析时参数的选取较为困难。

综上所述,脑电信号的特征提取可以从多角度出发,针对具体问题选择不同的提取方法,而每种方法都有自身的优缺点。目前大多研究中往往将几种方法结合使用,提取多个不同角度的特征信息,提高情感识别的准确率。文献[36]从时域、频域、时频域和空间域 4 个方面,采用 3 个公开的脑电数据库数据,对各类特征的效价区分能力进行了分析和比

较,为脑电信号的特征提取提供了参考依据。

2.4 情感模式的学习及分类器选择

在提取脑电信号的特征后,选择一种分类方法对不同情感的脑电信号进行有效分类和识别是情感识别的又一重要步骤。随着机器学习和人工智能领域的不断发展,分类算法也得到了新的发展,在情感识别领域,目前主要的情感分类方法可分为无监督学习和有监督学习两大类,具体如图 7 所示。

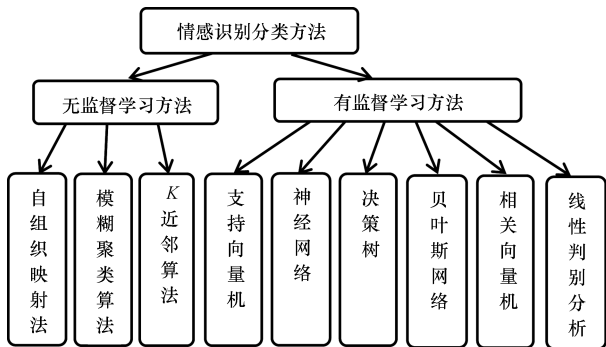


图 7 情感识别分类方法
Figure 7 Emotion recognition classification methods

2.4.1 无监督学习方法

无监督学习方法是缺乏足够先验知识的情况下,利用计算机对数据进行建模的分类方法。该方法在模式分类时根据样本特征的某种关联性和相似性,即特性相近的样本靠近,特性相异的样本远离,最终达到模式分类的目的。常见的无监督学习方法有自组织映射法、模糊聚类法以及 K 均值算法等^[27]。这三种算法在脑电情感识别中都得到了一

定的应用。

2.4.2 有监督学习方法

有监督学习方法是 通过已有的训练样本去训练和修正得到一个最优模型,再利用这个模型对未知的输入数据进行判断从而实现分类的目的。

(1) 支持向量机(support vector machine,SVM)是一种二分类模型,其分类示意图如图 8 所示。它的核心思想是寻找一个超平面来对样本进行分割,分割的原则是间隔最大化。最终将分类转化为一个凸二次规划问题进行求解。对于非线性情况,首先对训练样本进行非线性变换,从原始空间映射到更高维空间,使得样本在高维空间线性可分,即将非线性问题变换成线性问题^[37]。SVM 自提出之后得到迅速发展并衍生出一系列的改进算法,在模式识别和情感识别分类中有广泛应用^[38]。Nie 等^[39]使用 SVM 进行积极与消极的情感分类。

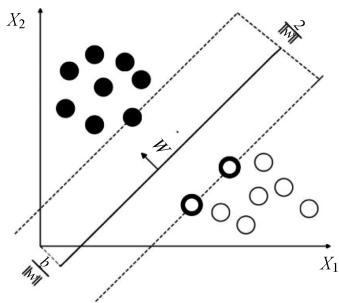


图 8 SVM 分类原理
Figure 8 SVM classification diagram

SVM 是一种简洁的小样本学习方法,且其支持向量样本,具有一定鲁棒性。SVM 的主要缺点是对大规模训练样本计算复杂度和存储量较大,难以解决多分类问题等。

(2) 人工神经网络(artificial neural network,ANN)是 20 世纪 80 年代以来在人工智能领域发展的研究热点。它对人脑神经网络进行抽象,按照不同的连接方式建立某种简单模型。其结构如图 9 所示,神经网络可分为输入层、隐含层和输出层。每一层由不同数量的节点(或称为神经元)相互联接而成,节点的输出函数称为激励函数,而节点之间的连线代表连接信号的权重。Estepp 等^[40]利用人工神经网络对不稳定状态下的认知水平进行分类。

人工神经网络具有分类准确率高,学习和容错能力强,能充分逼近复杂的非线性关系等优点。其

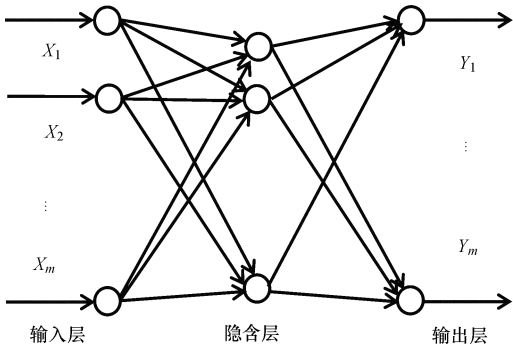


图 9 人工神经网络
Figure 9 Artificial neural network

缺点是需要大量的参数,学习时间较长且过程不易观察以致影响结果的可接受程度等。

(3) 决策树(decision tree)是一种直观概率图解法,该方法需要已知不同情况的发生概率,生成决策树后再利用剪枝算法筛选各分支的特征构成特征子集。决策树的构成一般包含决策节点、机会节点和终节点。其优点是易于理解和实现,并且能够在较短的时间内对大型数据做出有效的分析。缺点是对有时间顺序的数据进行处理时,需要进行很多预处理的工作。

(4) 贝叶斯网络(Bayesian network)是贝叶斯方法的扩展,是基于有向无环图刻画属性之间依赖关系的一种网络结构,是解决不确定知识和推理问题最有效的模型之一。在贝叶斯网络结构中,不确定问题被抽象成随机变量,一个随机变量用一个节点表示,节点间的相互关系由其间的有向边表示,关系的强度用条件概率表达。陈继华等^[41]利用贝叶斯网络来识别轻松、快乐以及恐惧,识别精度达到 86.7%。

贝叶斯网络采用条件概率函数和有向无环图建模,模拟人类的认识思维推理模式,易于训练,在人工智能领域有很多应用。其缺点是当输入变量具有相关性时,输出会出现问题。

(5) 相关向量机(relevance vector machine,RVM)理论是一种新的监督学习方法,由 Tipping^[42]在 2001 年提出。该方法是以贝叶斯框架为基础,基于主动相关决策理论构造的一种稀疏概率模型,其本质是一类特殊线性回归模型。RVM 在保留 SVM 优点的同时弥补了它的不足之处,如提供了概率解释,减少了核函数计算量,且克服了核函数必须正定的条件。RVM 比 SVM 更为稀疏,但其训练时间随

着训练样本的增加而迅速增加。

(6) 线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)是以费舍尔的线性鉴别方法为基础归纳总结得出的,试图找到两类事物特征的一个线性组合,以达到区分的目的。LDA 也是一种数据降维方法,与无监督的主成分分析降维不同,LDA 是有监督的降维方法。LDA 具有以下优点:与神经网络方法相比,LDA 不需要调整参数,也不需要学习参数和优化权重以及神经元激活函数的选择等问题^[43];在某些情况下,LDA 具有比 SVM 更好的性能,并且其计算效率远优于 SVM。Agrafioti 等^[44]对心电信号的分解分量进行时频分析,提取各分量的瞬时频率和局部振荡特征,然后利用线性判别分析法来区分积极与消极的情感,取得了较好的效果。

3 相关研究总结

表 1 总结了近年来基于脑电信号的情感识别相关研究文献,列举了这些研究的数据选取、预处理方

法、特征提取方法和分类方法,并总结了情感的分类方法及其精度。

表 1 中,从数据选取上看,有自采集数据和公用数据;在对数据的预处理上,除了去除伪迹外,往往对特征明显的数据进行截取再做后续处理;在特征提取方法上,针对所处理数据,大多采取不同的方法提取多个特征向量以提高识别率。而分类器的选取则依赖于所选取的样本数据和分类任务,可以为一种或者多种分类器结合使用。

从分类精度上看,对所研究的样本数据都达到了较高的识别率。在具体应用中,分类精度不仅取决于所使用的数据以及所采用的各种方法,还取决于具体的分类任务和识别目标,如为二分类、四分类以及五分类等。综合以上因素,目前的情感识别模型难以做到数据库的广泛适用性,这也是由于人类的情感复杂多样性造成的,如何做到不依赖于样本数据而达到较高的识别率是情感识别领域研究的新课题^[54]。

表 1 基于脑电信号的情感识别相关研究
Table 1 The research of the emotion recognition based on EEG signals

文献	数据库	预处理方法	特征提取方法	分类器选择	分类精度
[45]	自采集数据	Savitzky-Golay 滤波器	小波变换统计特征	隐马尔科夫模型 SVM	将情感分为愉悦、悲伤、愤怒和恐惧四类,隐马尔科夫模型和 SVM 的分类精度分别为 97.50%和 93.83%
[46]	DEAP	选取指定时间段信号功率谱密度	经验模态分解样本熵	SVM	将情感分为高唤醒高愉悦、高唤醒低愉悦、低唤醒低愉悦和低唤醒高愉悦四类,对二分类与多分类任务平均精度分别为 94.98%和 93.20%
[47]	SEED	降采样带通滤波	小波包变换	卷积神经网络	将情感分为愉悦、平静和悲伤三类,平均分类精度为 93.12%
[48]	MAHNOB-HCI	去除时域低频漂移	粒子滤波器功率谱	隐马尔科夫模型	将情感分为唤醒和愉悦两类,单一模式和多种模式分辨率最高分别为 62%和 75%
[49]	自采集数据	经验模态分解变分模态分解	样本熵 Tsallis 熵 Higuhi 分形维数 Hurst 指数	多类最小二乘支持向量机	将情感分为愉悦、恐惧、悲伤和放松四类,平均分类精度为 90.63%
[50]	DEAP	Hamming 窗的有限脉冲响应	递归特征消除	线性支持向量机线性判别分析	将情感分为控制、喜好、唤醒和愉悦四类,支持向量机与线性判别分析平均分类精度分别为 78.49%和 75.30%
[51]	自采集数据	平滑滤波器	统计值小波变换	决策树	将情感分为愉悦、生气、惊讶、悲伤和害怕五类,平均分类精度为 74.95%
[52]	DEAP	带通滤波器伪迹减法	香农熵互相关自回归模型	多类支持向量机	将情感分为兴奋、愉悦、悲伤和仇恨四类,平均分类精度为 94.10%
[53]	IAPS	带通滤波器	Hjorth 参数	SVM	将情感分为愉悦、平静、中性、悲伤和恐惧五类,分类精度为 70%

4 小结与展望

随着人工智能领域研究的不断深入,情感识别技术成为人机自然交互的研究热点。本文对情感识别技术的分类做了较为系统的梳理,重点阐述了近年来的热门研究方向:基于脑电信号的情感识别技术。介绍了脑电信号用于情感识别的流程,重点阐述和总结了信息的特征提取方法和识别分类技术所涉及的数学模型。

由于人类情感的多样性和复杂性,利用机器对其进行正确的感知和识别还存在许多问题。主要表现为:

(1) 目前的研究成果中,情感识别模型的识别率大多依赖于所研究的样本对象,即泛化能力较差。

(2) 大多模型需要对样本数据进行先验分析和训练,且需要的样本数据较大,无法做到识别的实时性,限制了情感识别的应用。

(3) 现有的模型和识别方法识别率虽然较高,但还有待采用含大量样本数据和明确标识的脑电信号进行验证才能得以应用。

综合现有研究成果后发现目前研究方法的趋势表现为:

(1) 为解决更为复杂的问题,识别模型由简单算法或模型向组合模型发展,结合多个模型的优点使用从而提高识别率。

(2) 多生理信号和特征结合使用,如将脑电信号、心电信号、肌电信号等生理信号结合面部表情、语音等特征构成多模态情感识别技术。

(3) 随着计算机的处理速度和计算能力的提升,近年来,机器学习和卷积神经网络等深度学习方法正在逐步应用到脑电情感识别研究中^[12,48,55-56],这类方法能够提取出更为精准的特征集,提高识别率。然而,这类方法在情感识别中的研究刚刚开始,其相关性能表现有待进一步验证。

相信在不久的将来,情感识别技术在人工智能领域的研究会取得更大的进展,并在实际产品中得到更好的应用。

参考文献

[1] Tettegah S, Noble SU. Emotions, technology, and design[M]. New York, US: Academic Press, 2016: 25-60.

[2] Mühl C, Allison B, Nijholt A, et al. A survey of affective brain

computer interfaces: principles, state-of-the-art, and challenges [J]. Brain-Computer Interfaces, 2014, 1(2): 66-84.

[3] James W. What is an emotion[J]. Mind, 1884, 9(34): 188-205.

[4] Lange CG. The emotions; a psychophysiological study[J]. The Emotions, 1885: 33-90.

[5] Cannon WB. The James-Lange theory of emotions; a critical examination and an alternative theory[J]. The American Journal of Psychology, 1927, 39(1/4): 106-124.

[6] Papez JW. A proposed mechanism of emotion[J]. Archives of Neurology and Psychiatry, 1937, 38(4): 725-743.

[7] Maclean PD. Psychosomatic disease and the "Visceral Brain" recent developments bearing on the papez theory of emotion[J]. Psychosomatic Medicine, 1949, 11(6): 338-353.

[8] Yin Z, Zhao M, Wang Y, et al. Recognition of emotions using multimodal physiological signals and an ensemble deep learning model[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 140: 93-110.

[9] 袁晔, 杨明强, 张鹏, 等. 微表情自动识别综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(9): 1385-1395.

Ben XY, Yang MQ, Zhang P, et al. Survey on automatic micro expression recognition methods[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(9): 1385-1395.

[10] Kaur B, Singh D, Roy PP. EEG based emotion classification mechanism in BCI[J]. Procedia Computer Science, 2018, 132: 752-758.

[11] Anderson K, McOwan PW. A real-time automated system for the recognition of human facial expressions[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36(1): 96-105.

[12] 缪裕青, 邹巍, 刘同来, 等. 基于参数迁移和卷积循环神经网络的语音情感识别[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(10): 135-140, 198.

Miao YQ, Zou W, Liu TL, et al. Speech emotion recognition model based on parameter transfer and convolutional recurrent neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(10): 135-140, 198.

[13] Picard RW, Vyzas E, Healey J. Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10): 1175-1191.

[14] Jie X, Cao R, Li L. Emotion recognition based on the sample entropy of EEG[J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2014, 24(1): 1185-1192.

[15] Kaur B, Singh D, Roy PP. A novel framework of EEG-based user identification by analyzing music-listening behavior [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(24): 25581-25602.

- [16] Saini R, Kaur B, Singh P, et al. Don't just sign use brain too; A novel multimodal approach for user identification and verification [J]. *Information Sciences*, 2018, 430-431: 163-178.
- [17] Koelstra S, Mülh C, Soleymani M, et al. DEAP: A database for emotion analysis using physiological signals [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2012, 3(1): 18-31.
- [18] Soleymani M, Lichtenauer J, Pun T, et al. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2012, 3(1): 42-55.
- [19] Zheng WL, Lu BL. Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks [J]. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 2015, 7(3): 162-175.
- [20] Lang PJ, Bradley MM, Cuthbert BN. International affective picture system (IAPS): Instruction manual and affective ratings, Technical Report A-8 [R]. Gainesville, FL: The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida, 2008.
- [21] Bradley MM, Lang PJ. International affective digitized sounds (IADS): Stimuli, instruction manual and affective ratings. Technical report B-2 [R]. Gainesville, FL: The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida, 1999.
- [22] Dai YX, Wang X, Zhang PB, et al. Sparsity constrained differential evolution enabled feature-channel-sample hybrid selection for daily-life EEG emotion recognition[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(17): 21967-21994.
- [23] Yu XY, Chum P, Sim KB. Analysis the effect of PCA for feature reduction in non-stationary EEG based motor imagery of BCI system[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(3): 1498-1502.
- [24] Artoni F, Delorme A, Makeig S. Applying dimension reduction to EEG data by principal component analysis reduces the quality of its subsequent independent component decomposition [J]. *NeuroImage*, 2018, 175: 176-187.
- [25] Liang Z, Oba S, Ishii S. An unsupervised EEG decoding system for human emotion recognition[J]. *Neural Networks*, 2019, 116: 257-268.
- [26] Zhang Q, Lee M. A hierarchical positive and negative emotion understanding system based on integrated analysis of visual and brain signals [J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(16-18): 3264-3272.
- [27] 聂聃, 王晓韞, 段若男, 等. 基于脑电的情绪识别研究综述[J]. *中国生物医学工程学报*, 2012, 31(4): 595-606.
Nie D, Wang XW, Duan RN, et al. A survey on EEG based emotion recognition [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2012, 31(4): 595-606.
- [28] Zouridakis G, Patidar U, Padhyen NS, et al. Spectral power of brain activity associated with emotion—a pilot MEG study[C]// 17th International Conference on Bio-magnetism Advances in Biomagnetism-Biomag2010, IFMBE Proceedings. Dubrovnik, Croatia: Springer, 2010, 28(1): 354-357.
- [29] Xing BX, Zhang H, Zhang K, et al. Exploiting EEG signals and audiovisual feature fusion for video emotion recognition[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 59844-59861.
- [30] Wu N, Jiang H, Yang G. Emotion recognition based on physiological signals [J]. *Advances in Brain Inspired Cognitive Systems*, 2012, 7366: 311-320.
- [31] 裴一飞, 杨淑娟. 运动想象脑电信号算法研究进展[J]. *北京生物医学工程*, 2018, 37(2): 208-214.
Pei YF, Yang SJ. Research progress on motor imagery EEG signals [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2018, 37(2): 208-214.
- [32] 张迪, 万柏坤, 明东. 基于生理信号的情绪识别研究进展[J]. *生物医学工程学报*, 2015, 32(1): 229-234.
Zhang D, Wan BK, Ming D. Research progress on emotion recognition based on physiological signals [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2015, 32(1): 229-234.
- [33] 李立, 曹锐, 相洁. 脑电数据近似熵与样本熵特征对比研究[J]. *计算机工程与设计*, 2014, 35(3): 1021-1026.
Li L, Cao R, Xiang J. Comparative study of approximate entropy and sample entropy based on characterization of EEG [J]. *Computer Engineering and Design*, 2014, 35(3): 1021-1026.
- [34] Konstantinidis EI, Frantzidis CA, Pappas C, et al. Real time emotion aware applications: a case study employing emotion evocative pictures and neuro-physiological sensing enhanced by graphic processor units[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2012, 107(1): 16-27.
- [35] Liu Y, Sourina O, Nguyen MK. Real-time EEG-based emotion recognition and its applications [J]. *Transactions on Computational Science X II*, 2011, 6670: 256-277.
- [36] 张冠华, 余旻婧, 陈果, 等. 面向情绪识别的脑电特征研究综述[J]. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49(9): 1097-1118.
Zhang GH, Yu MJ, Chen G, et al. A review of EEG features for emotion recognition [J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2019, 49(9): 1097-1118.
- [37] 王亚真, 张新峰, 胡广芹, 等. 基于支持向量机的中医舌图像质量评价研究[J]. *北京生物医学工程*, 2015, 34(6): 551-557.
Wang YZ, Zhang XF, Hu GQ, et al. Study of tongue image quality assessment based on SVM in traditional Chinese medicine [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2015, 34(6): 551-557.
- [38] Liu YJ, Yu MJ, Zhao GZ, et al. Real-time movie-induced discrete emotion recognition from EEG signals[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2018, 9(4): 550-562.
- [39] Nie D, Wang XW, Shi LC, et al. EEG-based emotion recognition

- during watching movies [C]//5th International Conference on Neural Engineering. Cancun; IEEE Press, 2011: 667-670.
- [40] Estepp JR, Klosterman SL, Christensen JC. An assessment of non-stationarity in physiological cognitive state assessment using artificial neural networks [C]//Proceedings of International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston, Massachusetts; IEEE Press, 2011: 6552-6555.
- [41] 陈继华, 李岚, 钱坤喜. 基于多生理信号的情绪初步识别[J]. 生物医学工程研究, 2006, 25(3): 141-146.
- Chen JH, Li L, Qian KX. Emotion recognition by physiological signals[J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2006, 25(3): 141-146.
- [42] Tipping ME. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1: 211-244.
- [43] 李志文, 蔡先发, 韦佳, 等. 基于 PCA 和 LDA 方法的肿瘤基因表达谱数据分类[J]. 北京生物医学工程, 2014, 33(1): 47-51.
- Li ZW, Cai XF, Wei J, et al. Classification of cancer gene expression profile based on PCA and LDA [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2014, 33(1): 47-51.
- [44] Agrafioti F, Hatzinakos D, Anderson A. ECG pattern analysis for emotion detection [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1): 102-115.
- [45] Kaur B, Singh D, Roy PP. A novel framework of EEG-based user identification by analyzing music-listening behavior [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(24): 25581-25602.
- [46] Zhang Y, Ji XM, Zhang SH. An approach to EEG-based emotion recognition using combined feature extraction method [J]. Neuroscience Letters, 2016, 633: 152-157.
- [47] 魏琛, 陈兰岚, 张傲. 基于集成卷积神经网络的脑电情感识别[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2019, 45(4): 614-622.
- Wei C, Chen LL, Zhang A. Emotion recognition of EEG based on ensemble convolutional neural networks [J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 45(4): 614-622.
- [48] Soleymani M, Lichtenauer J, Pun T, et al. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1): 42-55.
- [49] Taran S, Bajaj V. Emotion recognition from single-channel EEG signals using a two-stage correlation and instantaneous frequency-based filtering method [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2019, 173: 157-165.
- [50] AbdelAal MA, Alsawy AA, Hefny HA. EEG-based emotion recognition using a wrapper-based feature selection method [C]// International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics. Cairo, Egypt; AISI, 2018, 639: 247-256.
- [51] Gupta A, Sahu H, Nanecha N, et al. Enhancing text using emotion detected from EEG signals[J]. Journal of Grid Computing, 2019, 17(2): 324-340.
- [52] Vijayan AE. EEG-based emotion recognition using statistical measures and auto-regressive modeling [C]// IEEE International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology (CICIT 2015). Ghaziabad, India; IEEE Press, 2015: 587-591.
- [53] Mehmood RM, Lee HJ. Towards emotion recognition of EEG brain signals using Hjorth parameters and SVM[J]. Advanced Science and Technology Letters, 2015, 91: 24-27.
- [54] Gupta V, Chopda MD, Pachori RB. Cross-subject emotion recognition using flexible analytic wavelet transform from EEG signals[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(6): 2266-2274.
- [55] Chen JX, Zhang PW, Mao ZJ, et al. Accurate EEG-based emotion recognition on combined features using deep convolutional neural networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 44317-44328.
- [56] Zhang T, Zheng W, Cui Z, et al. Spatial-temporal recurrent neural network for emotion recognition [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 49(3): 839-847.

(2019-10-22 收稿, 2019-12-24 修回)

欢迎订阅 2020 年《北京生物医学工程》
全年 6 期合计 108 元 邮发代号 82-885
欢迎读者踊跃投稿 欢迎客户刊登广告