

基于 SVM-KNN 算法的情绪脑电识别^①

滕凯迪, 赵倩, 谭浩然, 郑金和, 董宜先, 单洪芳

(曲阜师范大学 工学院, 日照 276826)

通信作者: 赵倩, E-mail: zhaoq0620@126.com



摘要: 情绪识别与日常生活的诸多领域都有很大联系。然而, 通过单一算法难以获得较高的情绪识别准确率, 为此, 提出一种基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 和 K 近邻 (K-nearest neighbors, KNN) 融合算法 (SVM-KNN) 的情绪脑电识别模型。在情绪分类时, 首先计算待识别样本与最优分类超平面的空间距离, 若两者距离大于提前设定的阈值, 选用 SVM 分类器对情绪样本分类, 否则选用 KNN 分类器。最后在 SEED 情感数据集上进行实验测试, 通过对比实验, 得出 SVM-KNN 算法提高了情绪三分类的准确率。运用该模型可有效地对情绪类型进行识别, 对于医疗护理方面获取表达障碍患者的情绪状态有积极意义。

关键词: 情绪识别; 脑电信号; 支持向量机; K 近邻; 融合算法

引用格式: 滕凯迪, 赵倩, 谭浩然, 郑金和, 董宜先, 单洪芳. 基于 SVM-KNN 算法的情绪脑电识别. 计算机系统应用, 2022, 31(2): 298-304. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8332.html>

Emotion Classification Using EEG Signals Based on SVM-KNN Algorithm

TENG Kai-Di, ZHAO Qian, TAN Hao-Ran, ZHENG Jin-He, DONG Yi-Xian, SHAN Hong-Fang

(College of Engineering, Qufu Normal University, Rizhao 276826, China)

Abstract: Emotion recognition is closely related to many facets of our daily lives. However, it is difficult to achieve a satisfying emotion recognition rate by using one single algorithm. Therefore, this study puts forward an emotion recognition model based on electroencephalogram (EEG) with a fusion algorithm that combines the support vector machine (SVM) algorithm with the K-nearest neighbors algorithm (SVM-KNN). In the emotion classification process, the spatial distance between the sample to be identified and the optimal classification hyperplane is calculated. If it is longer than the preset threshold, the SVM classifier is chosen to classify the emotion records. Otherwise, the KNN classifier is chosen. Finally, experiments are carried out on the SJTU emotion EEG dataset (SEED). The comparative experiments show that the SVM-KNN algorithm improves the accuracy of the three-emotion classification. This model can effectively identify the types of emotions and thus has positive significance in obtaining the emotions of patients with expression disorders in medical care.

Key words: emotion recognition; EEG; support vector machine (SVM); K-nearest neighbors (KNN); fusion algorithm

情绪作为人的一种生理与心理状态, 蕴藏着性格喜好、身心状态等诸多有价值的信息^[1]。情绪识别与日常生活的诸多领域都有很大联系, 例如在医疗护理方面, 通过情绪识别可以获取表达障碍患者的情绪状态,

为深入探究抑郁症、焦虑症等的生理、病理机制提供了指南, 有助于医生对患者进行相应的治疗使患者情绪向正性情绪和积极情感调节转化^[2]。白芷嫣等人^[3]研究发现部分时间段的脑电信号的 Alpha、Beta 频段具

① 基金项目: 山东省科技厅重大创新工程 (2019JZZY011111); 全国大学生创新训练项目 (S202010446028)

收稿时间: 2021-04-26; 修改时间: 2021-05-19; 采用时间: 2021-06-07; csa 在线出版时间: 2022-01-17

有可识别抑郁情绪倾向的特征值。在交通出行方面,情绪识别可用于实时监测司机或者飞行员的情绪变化信息,当驾驶人员处于愤怒、焦虑、极度兴奋等不稳定情绪状态时,系统可以及时预警从而防止交通事故的发生,有利于出行安全,同时也可以播放调节驾驶员情绪的音乐,提升驾驶体验^[4]。在教育教学方面,通过实时监测并分析学生的情绪状态可以判断其学习时的兴趣程度及疲劳程度,从而适当的调整教学内容和进度,达到更好的学习效果。

传统的情绪识别大多基于易于获取的人体面部表情、语音信号等身体表现^[5]。情绪的面部表情表现是指人们将情绪的内在心理状态通过面部表情外在表现出来,例如人在情绪愉悦时嘴角会朝外朝上扩展,愤怒时会皱眉、眼睛变狭窄等。Shan 等人^[6]采用局部二进制模式(local binary pattern, LBP)提取了面部表情图像的纹理特征,然后采用 SVM 分类器进行情绪识别。情绪的语音表现是指人们根据情绪的变化展现出不同的语言、语调表达形式,例如人在高兴状态时语调会比较轻松欢快,悲伤时语调会低沉压抑。纪正飏等人^[7]提取了语音信号的基音频率、短时能量、短时幅度和短时过零率 4 个特征参数后训练了 KNN 分类模型进行情绪识别。朱艺伟等人^[8]提出了一种基于轨迹的时空特征的语音情绪识别方法。然而这些非生理信号的有效性和准确识别性在实际应用中有时难以保证^[9],因为人的面部表情可以伪装,例如人在悲伤时也能微笑等,另外对于情绪表达障碍者来说,获取他们的非生理信号往往难以实现。脑电信号(electroencephalogram, EEG)反映了大脑神经元细胞的活动节律,不易受个体主观意识控制,能够客观综合地反映人体生理活动信息与心理认知状态信息^[10],对研究情绪状态分类具有重要意义。Khalil 等人^[11]在研究中证实了脑电信号在情绪识别中的表现优于其他生理信号。

近年来,随着机器学习的广泛应用,脑电信号研究已经获得了前所未有的技术进步,许多学者提出了基于统计机器学习方法的分类模型,具有较好的非线性逼近能力,主要有支持向量机、K 近邻、人工神经网络(artificial neural networks, ANN)和随机森林(random forest, RF)等算法。在情绪识别方面,Liu 等人^[12]提取了 DEAP 数据集的时域、频域、时频域和多电极的特征,选用 K 近邻作为二分类器,最后得到愉悦度(valence)和唤醒度(arousal)平均准确率分别为 66.3% 和 68.4%。

王凤等人^[13]在自采集的脑电数据集中提取了诱发脑中晚期正电位特征,使用 SVM 分类器进行脑电情绪三分类实验,平均识别率超过 60%。Arнау-Gonzalez 等人^[14]在对 DEAP 数据集上提取了每个通道各频段的相对能量、对数相对能量、功率谱以及互信息等特征,经过降维后使用 Sigmoid 核函数的 SVM 进行分类,愉悦度和唤醒度平均准确率分别可达 66.7% 和 69.6%。李娟等人^[15]利用共空间模式算法对自采集的 EEG 进行特征提取并用 SVM 分类,得到视频刺激的识别率为 88.97%,高于图像刺激 79.24% 的识别率。Li 等人^[16]在脑电情绪识别实验中,提取了峰-峰平均值、均方值、排列熵、Hjorth 参数等 18 种特征,使用 SVM 分类器对 SEED 数据集做了分类实验,平均识别率可达 83.3%。张俊晓等人^[17]运用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在输出层对自采集的 16 个通道的脑电数据实现正面和负面情绪的分类,最后 FP2 通道(右额叶区)的平均识别率为 83.0%,FP1 通道(左额叶区)的平均识别率为 74.6%。Chen 等人^[18]在 DEAP 数据集上计算每段 alpha 和 beta 的能量、能量比率、Hjorth 参数等 9 个特征,采用 RF 作为分类器,最终平均正确识别率为 70.04%。目前来看,使用以上单一算法对脑电情绪进行识别的准确率不够理想,因为单一算法容易存在自身难以克服的缺陷,如 SVM 对超平面附近点易错分,K 近邻对样本的分布是否平衡较敏感且数据集较大时训练时间复杂度高,ANN 的网络结构难以确定,RF 的计算成本和时间复杂度高等。为此,本文基于组合理论,充分结合 SVM 分类器对距离超平面较远的样本识别率高和 KNN 分类器对可能含有类域交叠的较近样本识别率高的优点,将 SVM 和 KNN 分类器进行优势互补,提出一种基于 SVM-KNN 融合算法的脑电信号分类方法,用于情绪类型识别,通过在 SEED 情感数据集进行实验测试,以验证其有效性。

1 SVM、KNN 分类器简介

1.1 SVM 分类器

根据统计学习理论中的结构风险最小化原则,Cortes 等人^[19]于 1995 年提出了一种新的监督式机器学习方法—支持向量机,其对于新鲜样本有较强的适应能力,能较好的解决高维度与非线性的分类问题。

对于线性问题,二维情况下线性可分的超平面如图 1 所示, $w^T x + b = 0$ 为实数空间的一个最优分类超平面, $w^T x + b = 1$ 和 $w^T x + b = -1$ 两虚线间的距离(称为分

类间距)为 $2/\|w\|$. 对于非线性问题, 可以将样本从低维空间映射到高维空间, 即用核函数 $\kappa(x_i, y_i)$ 代替点积 $\langle x_i, y_i \rangle$, 使得样本在高维属性空间线性可分, 继而求出最优分类超平面.

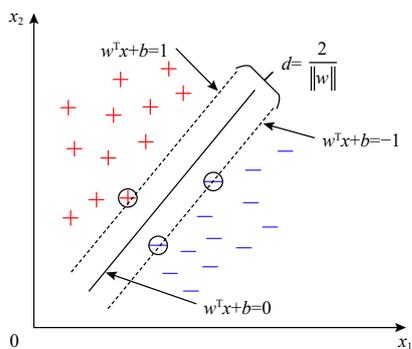


图1 最优分类超平面

径向基函数 (radial basis function, RBF) 具有较好的高维数据分析能力^[20], 本文选择 RBF 函数作为核函数, 如式 (1):

$$\kappa(x_i, x_j) = \exp(-g\|x_i - x_j\|^2) \quad (1)$$

其中, $g = \frac{1}{2\sigma^2}$, 参数 g 的选取应避免造成 SVM 过拟合. 基于 RBF 函数的 SVM 的分类决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \kappa(x_i, x_j) + b\right) \quad (2)$$

其中, 拉格朗日乘子 $\alpha_i \geq 0$.

1.2 KNN 分类器

K 近邻法是由 Cover 和 Hart 于 1967 年提出的^[21], 该算法的基本思路是将测试集数据的属性特征与训练集中对应的属性特征进行比较, 在训练集中找到与之最近的 k 个“邻居”, 看这 k 个近邻多数属于哪一类即可推出测试集样本的类别^[22].

在这里, KNN 模型使用欧式距离来找到最近的“邻居”, 通常采用空间两向量的欧式距离表示:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3)$$

2 SVM-KNN 分类器

2.1 SVM-KNN 算法原理

SVM 分类器对于距离超平面较远的样本能准确地分类, 但是对于距离超平面较近的样本 (基本上支持向量 SVs), 分类出错率较高; KNN 算法在分类决策

上只与 k 个近邻的类别有关, 对于那些含有类域交叠样本的数据集其分类效果良好, 但它是一种懒惰学习算法, 当训练的数据集较大时, 其产生的巨大的计算空间会导致算法运行时间复杂度很高. 结合两者优势, 本文采用 SVM 和 KNN 融合算法来提高情绪分类的准确率. 其基本思想是对距离分类超平面较远的样本点选用 SVM 算法进行分类, 较近的则选用 KNN 算法进行分类, 具体远近通过设定的阈值 ϵ 来判断. 阈值 ϵ 越小, 则表明 SVM 的贡献率越大, 当 ϵ 小到 0, SVM-KNN 算法就是 SVM 算法; 反之, 阈值 ϵ 越大, 则表明 KNN 的贡献率越大, 当 ϵ 大到无穷大时, SVM-KNN 算法就是 KNN 算法. 因此, 阈值 ϵ 的选取直接影响到识别准确率的高低, 应对照实际情况灵活调整. 根据 SVM 的反馈参数经验值, ϵ 一般设置在 $[0.4, 0.8]$.

具体来说, 计算空间中待识别样本 x 与两类支持向量代表点 x^+ 和 x^- 的距离差 $g(x)$, 如果 $g(x)$ 大于设定的阈值 ϵ , 即样本点在图 2 中所示的区域 I 和 II, 说明 x 离分类超平面较远, 则采用 SVM 算法对其进行分类; 如果 $g(x)$ 小于设定的阈值 ϵ , 即样本点在图 2 中区域 III, 说明 x 离分类超平面较近, 则把 SVs 集作为测试集的近邻样本, 采用 KNN 分类器对其进行分类.

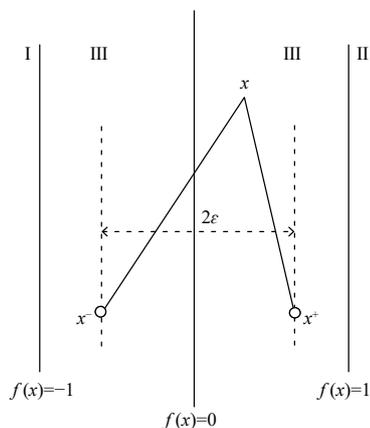


图2 SVM-KNN 结合示意图

2.2 SVM-KNN 分类器的实现

由上述的原理, 可以将 SVM-KNN 算法的分类训练实现步骤表示如算法 1.

算法 1. SVM-KNN 分类训练算法

输入: 训练集 Train, 测试集 Test.
输出: 测试集 Test 的分类结果, 取值为{-1, 0, 1}, -1 表示消极情绪, 0 表示中性情绪, 1 表示积极情绪.

- 1) 对 Train 中的样本用 svmtrain 函数进行训练, 得到 model 的参数, 包括 SVs、SVs 对应的系数 sv_coef 及常数 rho 等.
- 2) 从测试集 Test 中取一个待识别样本 x , 若 Test 为空集, 则分类步骤结束.
- 3) 计算空间中待识别样本 x 与两类支持向量代表点 x^+ 和 x^- 的距离差 $g(x) = \sum y_i \alpha_i k(x, x_i) + b$, 即 svmpredict 函数的输出项 dec_values, 其中 $y_i \alpha_i = \text{model.sv_coef}$, $b = -\text{model.rho}$.
- 4) 将 $g(x)$ 与设定的阈值 ϵ 比较, 若 $|g(x)| > \epsilon$, 则直接输出 SVM 识别结果; 若 $|g(x)| < \epsilon$, 则调用 KNN 分类算法, 过程如下:
计算待识别样本 x 与所有 SVs 的距离, 将得到的距离依据从小到大的顺序排列, 从中选出前 k 个小的距离, 统计这 k 个近邻对应 SVs 的所属类别, 最后依据多数表决规则输出 x 的识别类别.
- 5) 更新测试集, 返回步骤 2.

3 脑电-情绪分类实验及结果分析

实验在 PC 上进行, 环境为 Windows 10 操作系统, 编程语言是 Matlab, 同时基于 Libsvm-mat-3.24 工具箱^[23].

3.1 EEG 数据来源

本文实验数据选自上海交通大学计算机科学与工程系类脑计算与机器智能中心建立的情感数据库 (SJTUE emotion EEG dataset, SEED)^[24]. 实验过程中, 由从电影库中选出的喜剧、悲剧及中性电影片段各 5 个作为诱发情绪的刺激材料, 分别对应需诱发产生的 3 种目标情绪—积极情绪、中性情绪和消极情绪. 该实验在安静环境下进行测试, 采用 NeuroScan ESI-128 系统采集被试者在观看影片片段时间内的 EEG, 该系统主要由刺激系统、湿电极帽、脑电信号放大系统和 Scan 软件组成. 被试者由刺激系统诱发出相应的情绪, 经涂有液态导电介质的湿电极帽采集对应情绪的 EEG, 并将其发送到脑电信号放大系统进行 EEG 的放大和初步降噪, 然后将其发送到 Scan 软件, 实时监测各电极当前的阻抗值和所获取的脑电数据. 实时监测为实验数据的获取提供了很大的可靠性和准确性. 本实验选用 64 导的湿电极帽, 其中有效电极数为 62 导, 电极放置位置采用国际统一标准的 10-20 系统如图 3 所示, 采样频率为 1 000 Hz. 为了保证实验结果的稳定性, 每位被试者参加 3 次实验, 每次实验与上次实验时间间隔一周, 因此每位被试者需要观看 45 段影片片段. 以该数据库提供者的研究数据为依据, 本文实验仅选取 10 位健康被试者 (男女各半) 的脑电数据, 样本数量总和为 450, 对情绪脑电进行三分类.

3.2 实验步骤

实验总体流程如图 4 所示.

具体操作步骤如下所示:

(1) SEED 数据集集中的 EEG 数据已经经过滤波、降噪等预处理, 因此可以直接进行特征提取. 首先通过窗长为 1 s 的 256 点短时傅里叶变换 (short time Fourier transform, STFT) 将脑电数据转换到频域, 然后将频域划分为 5 个频段 (Delta: 1–4 Hz; Theta: 4–8 Hz; Alpha: 8–14 Hz; Beta: 14–31 Hz; Gamma: 31–50 Hz) 并提取微分熵特征 (differential entropy, DE). DE 作为情绪特征分类效果良好, 2010 年, Murugappan 等人^[25] 通过脑电信号识别高兴、恐惧、厌恶等 6 种情绪, 发现熵作为一种非线性特征量可以很好的表征不同情绪状态的脑电波. 2013 年, Duan 等人^[26] 提取了脑电信号 5 个频段的 DE 特征, 对情绪进行二分类, 最后识别率为 84.22%, 说明 DE 具有很好的情绪识别能力. DE 等于其在特定频段上的能量谱的对数^[27].

$$DE = - \int_a^b p(x) \log(p(x)) dx \quad (4)$$

其中, $[a, b]$ 表示特征信息取值的区间, $p(x)$ 表示连续特征信息的概率密度函数.

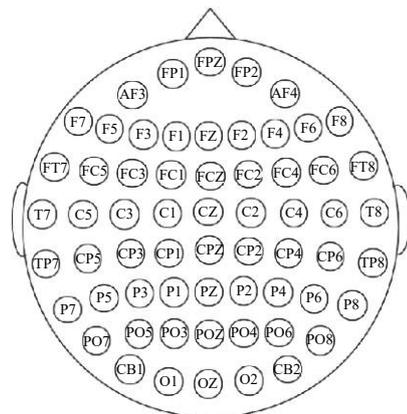


图 3 62 导 10-20 系统电极分布图

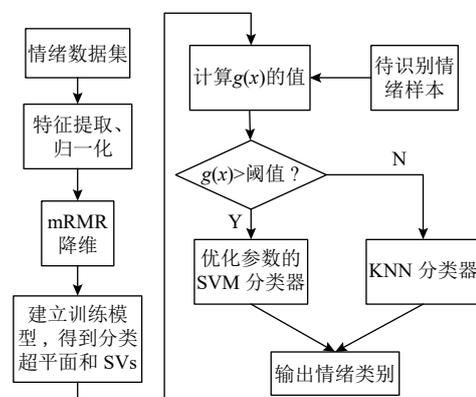


图 4 基于 SVM-KNN 算法的情绪脑电分类总体流程

SEED 数据采集实验中有效电极数为 62 导, 所以每次实验的特征向量包含 62×5 维数据. 这 310 维特征序列中, 可能会掺杂其他大脑活动产生的伪迹和与情绪识别无关的信息, 因此本实验通过滑动平均平滑算法 (moving average, MA) 降低无关成分对目标特征造成的误差, 提高之后的情绪分类准确率.

(2) 为避免有某些项的属性值太大而吞掉了属性值小的数据项, 需要对其进行归一化处理. 这里利用 Matlab 自带的 mapminmax 函数将训练集和测试集的样本进行归一化处理, 有助于提高后续情绪分类准确度, 其公式为:

$$x' = (upper - lower) \times \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} + lower \quad (5)$$

其中, [lower, upper] 是归一化范围, x_{max} 、 x_{min} 分别为特征值集最大值和最小值, x 为原始的特征值, x' 为归一化后的特征值. 这里设置归一化范围为 [0, 1].

(3) 由于脑电极帽排布紧密, 相邻电极采集到的 EEG 信号相关性可能较高, 为了提取到冗余度小且代表性强的情绪特征向量, 本文利用最大相关最小冗余 (max-relevance and min-redundancy, mRMR) 算法降低数据维度, 有助于后续训练模型的准确建立.

(4) 采用网格搜索算法 (grid search, GS) 获取最佳的 SVM 参数. C 参数的搜索范围设置为 $[2^{-2}, 2^6]$, g 参数的搜索范围为 $[2^{-5}, 2^5]$, 经过不断交叉测试验证, 综合考虑最高分类准确率和最大化分类间隔, GS-SVM 分类器参数优化结果如图 5 和图 6 所示, 得出 SVM 的最佳参数值为 $C=4, g=0.65975$.

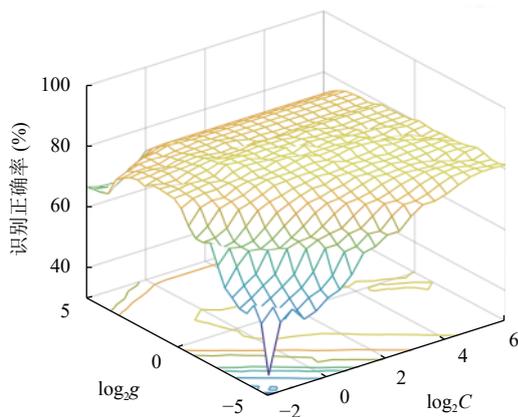


图 5 网格搜索参数结果图

(5) 从降维后的特征集中随机选取总样本的 80% 作为 Train, 20% 作为 Test, 建立训练模型. 由于本实验

要解决情绪三分类问题, 而 SVM 分类器是一个二分类器, 因此本文采用基于 SVM 的“一对多”的方式构建 3 个 SVM 分类器^[28,29], 可实现对 3 种情绪类型的分类, 如图 7 所示.

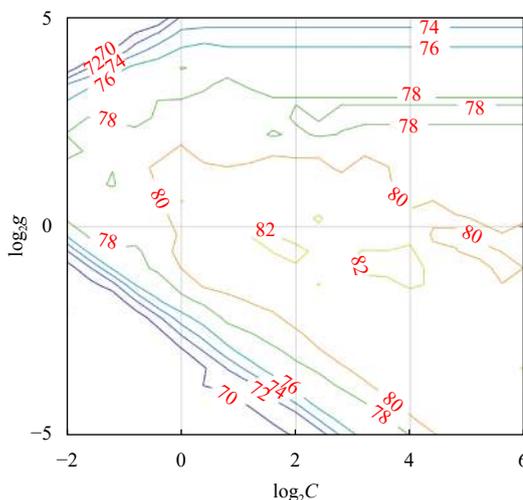


图 6 网格搜索参数等高图

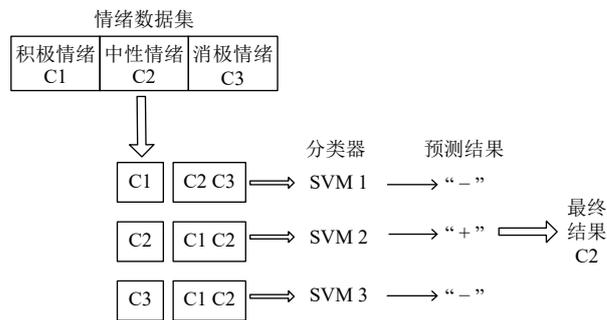


图 7 基于 SVM 的“一对多”多类分类器

(6) 依据第 2.2 节中 SVM-KNN 分类训练算法对脑电-情绪特征集进行训练, 输出情绪三分类结果.

3.3 SVM-KNN 分类训练模型及结果分析

将 Train 样本分别输入 SVM, KNN, SVM-KNN 分类器做对比实验, 建立相应的情绪分类模型, 然后在 Test 样本上测试, 得到的情绪识别性能结果如表 1 所示.

表 1 3 种分类器的情绪识别正确率对比 (%)

情绪类型	SVM	KNN	SVM-KNN
积极情绪 (1)	86.67	80.00	90.00
中性情绪 (0)	79.31	75.86	86.20
消极情绪 (-1)	83.87	80.65	90.32
均值	83.28	78.84	88.84

对表 1 中实验数据结果进行对比分析, SVM-KNN 分类器平均识别正确率为 88.84%, 分别超过 KNN 和

SVM 分类器 10.00% 和 5.56%, 可以看出相对于单一的 SVM 和 KNN 分类器, SVM 与 KNN 融合算法的分类器获得了更好的情绪分类效果. SVM-KNN 分类器克服了 SVM 对分类面附近的情绪特征向量识别易出错以及 KNN 计算时间复杂度高的缺陷, 较好地结合了 SVM 和 KNN 分类器的优势, 对于基于 EEG 的情绪识别获得了更优的效果.

4 结论与展望

情绪识别是基于监测和分析人类各种身体的外在表现及生理信号的模式识别任务. 本文将通过 Neuro-Scan ESI-128 系统采集的 SEED 情绪脑电数据集进行特征量提取和降维后, 建立了基于 SVM 与 KNN 融合算法的情绪脑电识别模型, 实验结果表明, 相对于单一的分类学习算法, SVM 与 KNN 融合算法的分类方法识别效果更优, 能更加准确地输出情绪类别. 在医疗护理、交通出行、教育教学等方面, 实时监测被试者的脑电数据, 从中分离出情绪任务相关的成分, 通过分析 & 处理这些成分可以持续辨识他们的情绪状态变化, 从而根据情绪反馈适当的调整方案和改进措施.

除此之外, 在脑电信号监测方面, 本文的 EEG 数据集采集过程选用了湿电极技术. 目前新兴的干电极技术无需涂抹液态导电介质, 更加便捷、舒适, 例如可穿戴设备 Emotiv EPOC+^[30]. 但是目前干电极技术还不够成熟, 且 EEG 是一种非平稳信号, 采集过程中容易受到头皮毛发的干扰而使获得的信号不够纯净稳定. 随着技术的不断完善和发展, 相信干电极技术将日渐成熟完备, 会为情绪识别应用提供更便捷、可靠的脑电信号采集途径.

参考文献

- 1 黄柠檬. 基于 EEG 的情绪识别 [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- 2 刘潇雅, 刘爽, 郭冬月, 等. 抑郁症脑电特异性研究进展. 中国生物医学工程学报, 2020, 39(3): 351–361. [doi: 10.3969/j.issn.0258-8021.2020.03.13]
- 3 白芷嫣, 卞毓彩, 朱颖颖, 等. 基于脑电信号的抑郁情绪倾向研究. 北京生物医学工程, 2018, 37(1): 21–26. [doi: 10.3969/j.issn.1002-3208.2018.01.004]
- 4 王浩伦, 朱业安, 彭理群, 等. 汽车驾驶人的情绪诱发与识别研究综述. 交通信息与安全, 2018, 36(4): 1–6, 50. [doi: 10.3963/j.issn.1674-4861.2018.04.001]
- 5 Kessous L, Castellano G, Caridakis G. Multimodal emotion recognition in speech-based interaction using facial expression, body gesture and acoustic analysis. *Journal on Multimodal User Interfaces*, 2010, 3(1–2): 33–48. [doi: 10.1007/s12193-009-0025-5]
- 6 Shan CF, Gong SG, Mcowan PW. Facial expression recognition based on local binary patterns: A comprehensive study. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(6): 803–816. [doi: 10.1016/j.imavis.2008.08.005]
- 7 纪正飏, 王吉林, 赵力. 基于模糊 K 近邻的语音情感识别. *微电子学与计算机*, 2015, 32(3): 59–62.
- 8 朱艺伟, 宋泊东, 张立臣. 基于轨迹的时空光谱特征语音情感识别算法. *计算机系统应用*, 2019, 28(3): 146–151. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.006794]
- 9 李颖洁, 李玉玲, 杨帮华. 基于脑电信号深度学习的情绪识别研究现状. *北京生物医学工程*, 2020, 39(6): 634–642. [doi: 10.3969/j.issn.1002-3208.2020.06.014.]
- 10 Hsu JL, Zhen YL, Lin TC, *et al.* Affective content analysis of music emotion through EEG. *Multimedia Systems*, 2018, 24(2): 195–210. [doi: 10.1007/s00530-017-0542-0]
- 11 Khalili Z, Moradi MH. Emotion recognition system using brain and peripheral signals: Using correlation dimension to improve the results of EEG. *Proceedings of 2009 International Joint Conference on Neural Networks*. Atlanta: IEEE, 2009. 1571–1575.
- 12 Liu JX, Meng HY, Nandi AK, *et al.* Emotion detection from EEG recordings. *Proceedings of the 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. Changsha: IEEE, 2016. 1722–1727.
- 13 王凤, 焦凯强, 郭茂田. 基于晚期正电位的脑电情绪识别. *科学技术与工程*, 2016, 16(35): 147–151. [doi: 10.3969/j.issn.1671-1815.2016.35.023]
- 14 Arnau-González P, Arevalillo-Herráez M, Ramzan N. Fusing highly dimensional energy and connectivity features to identify affective states from EEG signals. *Neurocomputing*, 2017, 244: 81–89. [doi: 10.1016/j.neucom.2017.03.027]
- 15 李娟, 刘国忠, 高洁. 基于脑电信号的情绪分类. *北京信息科技大学学报*, 2017, 32(2): 34–39.
- 16 Li X, Song DW, Zhang P, *et al.* Exploring EEG features in cross-subject emotion recognition. *Frontiers in Neuroscience*, 2018, 12: 162. [doi: 10.3389/fnins.2018.00162]
- 17 张俊晓, 薄华. 基于卷积神经网络的脑电情绪识别研究. *现代计算机*, 2018, (23): 12–16. [doi: 10.3969/j.issn.1007-1423.2018.23.003]
- 18 Chen J, Hu B, Wang Y, *et al.* A three-stage decision framework for multi-subject emotion recognition using

- physiological signals. Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine. Shenzhen: IEEE, 2016. 470–474.
- 19 Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. Machine Learning, 1995, 20(3): 273–297.
- 20 刘方园, 王水花, 张煜东. 支持向量机模型与应用综述. 计算机系统应用, 2018, 27(4): 1–9. [doi: [10.15888/j.cnki.csa.006273](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.006273)]
- 21 Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21–27.
- 22 李晓峰, 王妍玮, 李东. 基于改进 K-NN 和 SVM 的多学科协作诊疗决策支持系统. 计算机系统应用, 2020, 29(6): 80–88. [doi: [10.15888/j.cnki.csa.007466](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.007466)]
- 23 Chang CC, Lin CJ. LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 27.
- 24 Zheng WL, Lu BL. Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2015, 7(3): 162–175. [doi: [10.1109/TAMD.2015.2431497](https://doi.org/10.1109/TAMD.2015.2431497)]
- 25 Murugappan M, Nagarajan R, Yaacob S. Combining spatial filtering and wavelet transform for classifying human emotions using EEG signals. Journal of Medical and Biological Engineering, 2011, 31(1): 45–51. [doi: [10.5405/jmbe.710](https://doi.org/10.5405/jmbe.710)]
- 26 Duan RN, Zhu JY, Lu BL. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification. Proceedings of the 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering. San Diego: IEEE, 2013. 81–84.
- 27 张冠华, 余旻婧, 陈果, 等. 面向情绪识别的脑电特征研究综述. 中国科学:信息科学, 2019, 49(9): 1097–1118.
- 28 李亦滔. 基于支持向量机的改进分类算法. 计算机系统应用, 2019, 28(10): 145–151. [doi: [10.15888/j.cnki.csa.007080](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.007080)]
- 29 李小剑, 谢晓尧. 基于支持向量机与 K 近邻相结合的网络入侵检测研究. 贵州师范大学学报(自然科学版), 2015, 33(3): 86–91.
- 30 董恩增, 郭光瑞, 陈超. 基于稳态视觉诱发电位的在线脑机接口研究. 计算机工程与应用, 2017, 53(3): 154–159. [doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1504-0257](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1504-0257)]