

采用改进共空间模式算法的四类表情辅助脑电信号识别方法

王迪¹, 陶庆¹, 张小栋^{1,2}, 苏娜³, 吴斌¹, 方婧瑶¹, 陆竹风²

(1. 新疆大学机械工程学院, 830047, 乌鲁木齐; 2. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安;
3. 新疆医科大学第一附属医院, 830054, 乌鲁木齐)

摘要: 针对采用传统共空间模式(CSP)算法处理脑电信号时存在的特征提取困难、计算复杂度高等及信号识别率低等问题,提出了一种基于重复二分滤波器组共空间模式(RB-FBCSP)算法和支持向量机(SVM)算法的 4 类(左撇嘴、右撇嘴、皱眉、扬眉)表情辅助脑电信号识别方法。利用滤波器组筛选出表情辅助脑电信号中包含 α 波和 θ 波的信号;将 4 类表情看作上面部表情(皱眉、扬眉)和下面部表情(左撇嘴、右撇嘴)两大类进行 CSP 特征提取,并结合 SVM 分类器进行分类;将识别出的上面部和下面部表情脑电信号均重复进行一次 CSP 特征提取和 SVM 二分类,实现表情辅助脑电信号的四分类。实验结果表明:所提识别方法的计算复杂度与采用传统 CSP 扩展算法的脑电信号识别方法相比有明显降低,且运算耗时少、平均分类准确率高,可达 89.61%;相比于传统 OVO-CSP、OVR-CSP 和小波包变换算法结合 SVM 分类,所提识别方法的平均识别率分别提高了 9.23%、9.82%和 8.04%。

关键词: 共空间模式;表情;脑电信号;重复二分;支持向量机;特征提取;四分类

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202212014 **文章编号:** 0253-987X(2022)12-0136-08

Recognition of Four-Class Facial Expression Electroencephalogram Data Using Improved Common Spatial Pattern Algorithm

WANG Di¹, TAO Qing¹, ZHANG Xiaodong^{1,2}, SU Na³, WU Bin¹,
FANG Jingyao¹, LU Zhufeng²

(1. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China;
2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830054, China)

Abstract: Aiming to solve such problems as the difficulties in feature extraction, high computational complexity and low signal recognition rate when using traditional common spatial pattern (CSP) algorithm to process electroencephalogram (EEG) signals, an algorithm based on repeated bisection filter bank (RB-FBCSP) and support vector machine (SVM) was proposed. The algorithm is a method used to recognize EEG signals of four types of facial expressions (left smirk, right smirk, frown brown, and raise brow). Firstly, the collected facial expression EEG signals are filtered out by filter bank to select the signals including α wave and θ wave; secondly, the four types of expressions are regarded as upper facial expressions (frown brown and raise

brow) and lower facial expressions (left smirk and right smirk). CSP feature extraction is carried out in two categories, and combined with SVM classifier for classification; finally, the EEG signals of the identified upper and lower facial expressions are repeatedly subjected to CSP feature extraction and SVM two-classification, and the four classifications of auxiliary EEG signals can be realized. The experimental results show that the computational complexity of the proposed recognition method is significantly reduced, the calculation time is shorter, and the average classification accuracy is as high as 89.614%. Compared to the traditional OVO-CSP, OVR-CSP and wavelet packet transform algorithm combination, the average recognition rates obtained by SVM classification are improved by 9.23%, 9.82% and 8.045%, respectively.

Keywords: common spatial pattern; facial expression; EEG signals; repeated bisection; support vector machine; feature extraction; four-classification

脑机接口 (brain computer interface, BCI) 是一种不依赖由外周神经和肌肉组织组成的大脑信息输出通道而直接实现人脑与外部设备之间信息交流和通信控制的技术^[1]。目前, BCI 技术中常见的研究较为成熟的范式有运动想象 (MI)、稳态视觉诱发电位、P300、事件相关去同步化/同步化, 但由于脑电信号 (EEG) 的个体差异性大和非平稳性, 在该技术的应用过程中依然存在识别准确率低、信息传输速率慢、设备不易实现便携等问题, 这也是制约该技术发展的关键瓶颈。为了克服这些难题, 2016 年 6 月张小栋等^[2]首次提出了表情辅助脑电信号的脑机接口方式, 并根据人体生理机制对该新范式进行了建模仿真, 从神经生理学的角度验证了表情辅助脑电信号的可分性。同时, 该团队首次尝试使用小波变换和 BP 神经网络对表情辅助脑电信号进行特征提取和分类识别, 其准确率可达 85%。2018 年, 该团队利用 OVO-CSP 算法结合 OVO-SVM 算法对表情辅助脑电信号进行特征提取和分类, 其离线平均分类准确率达到 $88.3\% \pm 4.8\%$ ^[3]。在此基础上, 该团队开展了脑控假手的在线实验, 使得受试者顺利完成了手腕内旋、外旋、手掌抓取、张开共 4 种动作, 成功利用表情驱动脑电信号实现受试者主动喝水的流程^[3-4], 这意味着脑机接口技术有了创新性发展, 也为便携式脑机接口系统的发展提供了可能性。

表情辅助脑电信号是一种自发型的脑电信号, 能更直接地表达受试者的运动意图^[5], 且无需前期的大量训练, 无需额外增加刺激源, 对受试者要求低, 具有广泛的应用价值^[6]。现阶段对于面部表情的研究趋势是用于监测患者在康复阶段的感受, 在患者康复训练的过程中能够起到辅助作用, 更好地实现人机交互^[7-8]。与此同时, 直接利用表情辅助脑电信号的 BCI 技术相比于其他范式, 提出较晚且尚

在发展阶段, 因此进一步对表情辅助脑电信号做特征提取及分类识别研究具有很大意义。

对脑电信号进行有效且快速地特征提取及分类是实现 BCI 系统的关键技术^[9], 也是后续在线实验过程中提高控制准确率和降低控制延迟率的关键。由于表情辅助脑电信号同运动想象脑电信号均属于自发式类型, 有一定的类比性, 且表情辅助脑电信号识别的研究还主要集中在传统方法, 故本文以相对研究较为成熟的 MI 脑电信号的特征提取和分类方法作为参照, 选取最有效特征提取算法之一——共空间模式 (CSP) 算法——进行改进。在传统范式脑电信号领域中, 对于 CSP 算法的研究有了一定的研究基础。刘宝等^[10]提出了一种基于粒子群优化和 CSP 的运动想象脑电信号特征提取算法, 该算法针对个体差异性用粒子群优化得出每个个体脑电信号的最佳时段和频段, 这样经 CSP 提取出的特征要远远优于传统方法的。谷学静等^[11]结合 CSP 和 CNN 算法对运动想象脑电信号进行空间滤波处理并提取时空域上的特征, 实验结果显示, 相比传统的 CNN 算法, 所提算法的分类准确率有明显提高。张学军等^[12]提出了一种基于局部均值分解、模糊熵以及共空间模式算法的特征提取方法, 选取其中最具区分度的特征输入到支持向量机 (SVM) 中分类, 并采用 BCI 竞赛数据集验证了该特征提取方法的有效性。

传统的 CSP 算法仅能做二分类识别问题的特征提取, 若想实现多分类, 就得对其进行扩展或改进^[13], 最简单的扩展如 OVO-CSP、OVR-CSP 等。其中: OVO-CSP 是把多分类问题转换成多个二分类问题, 即在每两类样本之间构造一个 CSP 投影矩阵, 若有 n 类样本时, 则需要构造 $n(n-1)/2$ 个投影矩阵, 这就会使得算法存在计算复杂度大、耗时长的问题; OVR-CSP 是把某一类样本和其余类的样本

看作两大类,以此构造 CSP 投影矩阵,该扩展方法的优点是只需要构造 n 个投影矩阵,计算复杂度有所降低,但精确度和稳定性较低。而且,由于传统 CSP 算法通常情况下只进行一个固定宽度的带通滤波处理,但脑电信号具有极强的个体差异性,且面部表情的脑电信号受噪声干扰的程度较严重,因此这种做法具有一定盲目性。

为了更好地解决上述问题,本文对扬眉、皱眉、左撇嘴、右撇嘴共 4 类面部表情脑电信号进行研究,提出了一种基于重复二分滤波器组共空间模式(FBCSP)和 SVM(RB-FBCSP-SVM)算法的 4 类表情辅助脑电信号识别方法。不仅在一定程度上实现了个体频率滤波器的自适应优化,还可以有效降低计算复杂度、提高识别准确率。

1 实验设计

1.1 实验安排

本文实验共有 10 名受试者(均为 22~28 岁身体健康的在校大学生,6 男 4 女),且在实验前没有接受过任何训练。任务类型包含 4 种面部表情,分别是左撇嘴、右撇嘴、扬眉、皱眉。在实验过程中,要求受试者单独在一个安静的房间,做表情任务期间需避免不必要的身体活动。

具体实验流程如下:每位受试者每种表情需完成 12 组,每组实验重复做动作 5 次,即每一受试者的每类表情的脑电数据有 60 个试次,将脑电数据降维到 $N \times T$ (N 是通道数, T 是采样点数)维;将每个试次作为 1 个样本,则总数据集共有 2 400 个样本;每个样本数据长度为 4 s,采样点数为 512。每组实验以蜂鸣器的第一个哔声记为开始时刻,受试者有 2 s 的准备时间,之后根据哔声提示开始执行一种表情并持续 4 s,每组实验重复 5 次。为避免精神疲劳引起脑电信号的失真,每次动作之间有 2 s 的休息时间,每 5 组实验之间间隔 1 min。图 1 是一组实验流程的具体说明。

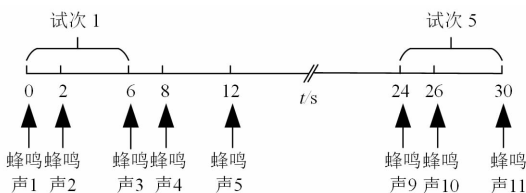


图 1 实验流程

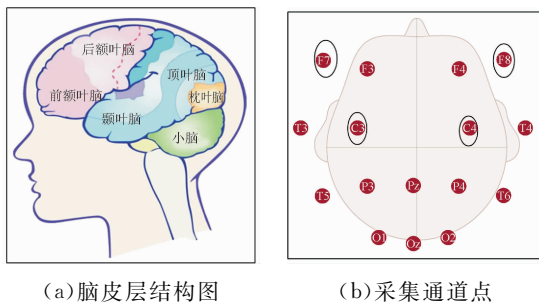
Fig. 1 Experimental flow char

1.2 实验数据

脑电信号的采集设备是 Neuracle 公司生产的

NeuSen W16 无线脑电信号采集系统,采样频率默认为 1 000 Hz,共有 16 个采集通道,电极位置的分布是严格按照国际标准 10-20 电极定位方法来放置的,实验过程中所有电极的阻抗均保持在 10 kΩ 以下。每个面部表情都有各自的时域响应。Toth 和 Arvaneh^[14] 通过实验证明,在一般情况下,面部表情脑电信号的最优采样率为 128 Hz。因此,本文的实验数据均做降采样处理至 128 Hz。根据 Nyquist 采样定理,实验采集到的有效脑电信号频带宽度为 64 Hz。

根据面部表情产生的神经生理机制,表情的加工是由前额叶皮质和边缘系统相互协调合作完成的^[2]。本文实验结合博睿康科技(常州)股份有限公司 NeuSen W16 无线脑电信号采集设备 16 通道的脑电帽电极分布图和脑皮层结构图,确定选取 F7、C3、F8、C4 为有效脑电信号采集通道,具体如图 2 所示。



(a) 脑皮层结构图

(b) 采集通道点

图 2 实验数据采集通道点

Fig. 2 Experimental data acquisition channel points

2 基于重复二分 FBCSP 和 SVM 算法的识别方法

2.1 CSP 特征提取原理

传统的 CSP 算法在两分类任务下进行空间滤波特征提取,能够从多通道的脑电信号数据中提取出每一类的空间分布成分,可以有效地对信号进行空间滤波。CSP 算法的基本原理是利用矩阵的对角化,找到一组最优的空间滤波器进行投影,使得两类信号的方差值差异最大^[15],从而得到具有较高区分度的特征向量。

具体数学原理如下。设 $\mathbf{X}_1$ 和 $\mathbf{X}_2$ 为两分类任务下的多通道脑电信号矩阵,维数为 $N \times T$,则 $\mathbf{X}_1$ 和 $\mathbf{X}_2$ 归一化后的协方差矩阵 $\mathbf{R}_1$ 和 $\mathbf{R}_2$ 分别为

$$\mathbf{R}_1 = \frac{\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1^T}{\text{tr}(\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_1^T)}; \quad \mathbf{R}_2 = \frac{\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2^T}{\text{tr}(\mathbf{X}_2 \mathbf{X}_2^T)} \quad (1)$$

然后,求混合空间协方差矩阵 $\mathbf{R}$

$$\mathbf{R} = \bar{\mathbf{R}}_1 + \bar{\mathbf{R}}_2 \tag{2}$$

式中 $\bar{\mathbf{R}}_i(i=1,2)$ 为任务 1、2 的平均协方差矩阵。对混合空间协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 进行特征值分解

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\boldsymbol{\lambda}\mathbf{U}^T \tag{3}$$

式中: $\mathbf{U}$ 是矩阵 $\boldsymbol{\lambda}$ 的特征向量矩阵; $\boldsymbol{\lambda}$ 是对应特征值构成的对角阵。将特征值进行降序排列,白化值矩阵为

$$\mathbf{P} = \sqrt{\boldsymbol{\lambda}^{-1}}\mathbf{U}^T \tag{4}$$

接着,构造空间滤波器。对 $\mathbf{R}_1$ 和 $\mathbf{R}_2$ 进行变换

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P}\mathbf{R}_1\mathbf{P}^T; \quad \mathbf{S}_2 = \mathbf{P}\mathbf{R}_2\mathbf{P}^T \tag{5}$$

$\mathbf{S}_1$ 、 $\mathbf{S}_2$ 具有公共特征向量,而且存在 $\boldsymbol{\lambda}_1$ 、 $\boldsymbol{\lambda}_2$ 和特征向量矩阵 $\mathbf{B}$ 满足

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{B}\boldsymbol{\lambda}_1\mathbf{B}^T; \quad \mathbf{S}_2 = \mathbf{B}\boldsymbol{\lambda}_2\mathbf{B}^T \tag{6}$$

$\boldsymbol{\lambda}_1$ 、 $\boldsymbol{\lambda}_2$ 相加为单位矩阵,即 $\boldsymbol{\lambda}_1 + \boldsymbol{\lambda}_2 = \mathbf{1}$ 。这意味着 $\mathbf{S}_1$ 的最小特征值总是对应 $\mathbf{S}_2$ 的最大特征值,反过来也同理。因此,可以利用矩阵 $\mathbf{B}$ 解决两分类问题。计算投影矩阵

$$\mathbf{W} = (\mathbf{B}^T\mathbf{P})^T \tag{7}$$

将原始脑电数据 $\mathbf{X}_1$ 和 $\mathbf{X}_2$ 通过空间滤波器 $\mathbf{W}$ 得到矩阵

$$\mathbf{Z}_1 = \mathbf{W}_{N \times N} \times \mathbf{X}_1; \quad \mathbf{Z}_2 = \mathbf{W}_{N \times N} \times \mathbf{X}_2 \tag{8}$$

2.2 基于 SVM 的表情辅助脑电信号分类

在脑电信号分类问题上,SVM 具有很强的泛化能力,擅长应付小样本、样本数据不可分的情况,主要通过松弛变量和核函数技术来实现^[16]。由于表情驱动脑电信号具有非线性特点^[17-18],所以需引入核函数来解决。对于核函数的选择,陆竹风等^[4]在 2018 年就验证了在表情辅助脑电信号的处理上,OVO-CSP 结合幂指核函数(RBF 核函数的一种)是平均识别准确率最高的方法。所以,本文分类器选用幂指核函数^[19],其数学表达式为

$$K_{\text{rbf}}(x_i, x_j) = \exp\{-r \|x_i - x_j\|^2\} \tag{9}$$

与 CSP 原理类似,SVM 是一个典型的二分类器。因此,若想用 SVM 算法实现多分类问题,就必须进行扩展。本文为了保证分类器的稳定性采用 OVO-SVM 的扩展方法^[20]。图 3 是传统的二分类扩展为四分类的 OVO-SVM 方法结构图。

2.3 基于表情辅助脑电信号的 RB-FBCSP-SVM 算法原理

FBCSP 算法是在 CSP 算法的基础上增加了滤波器组,将原始脑电信号划分为多个子频段信号,再分别对每个滤波后的子频段信号使用 CSP 算法提取空间能量特征。FBCSP 在较小的频率尺度范围

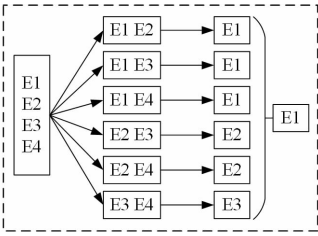


图 3 传统二分类扩展为四分类 OVO-SVM 方法的结构图
Fig. 3 The structure diagram of the traditional two-class OVO-SVM method extended to four-class

内对有效数据进行分析,增加了信噪比,并在一定程度上实现了滤波器的个体自适应。

由于表情的产生时大脑前额叶皮层脑电信号的 α 波和 θ 波较为活跃^[2],所以为了过滤出有效的脑电信号,减少高频干扰,本文使用 3 个起始频率为 4 Hz、截止频率为 16 Hz、带宽为 4 Hz 的巴特沃思带通滤波器构成滤波器组。频率滤波后的表情辅助脑电信号经投影后得到特征矩阵,其特征值由小到大排列。特征信息主要集中在特征矩阵的头部和尾部,中间的特征信息不明显,可以忽略。为避免特征重复,本文选取特征点对数为 2,即 3 个频段中选择每个特征矩阵的前 6 行和后 6 行作为原始输入数据的特征向量,每个样本的特征向量维数是 12。对特征向量其进行归一化处理,得到

$$y_i = \log\left(\frac{\text{var}(\mathbf{Z}_i)}{\sum_{n=1}^{12} \text{var}(\mathbf{Z}_n)}\right) \tag{10}$$

式中 y_i 为第 i 个样本归一化后的特征矩阵。

本文所提出的基于表情驱动脑电信号的 RB-FBCSP-SVM 算法结构如图 4 所示,具体步骤如下:

(1)将 4 类表情辅助脑电信号数据看成上面部表情(扬眉、皱眉)和下面部表情(左撇嘴、右撇嘴)两大类,用滤波器组将原始信号分成 3 个子频段,并分别对其进行 CSP 特征提取;

(2)将特征提取后大小为 $2\ 400 \times 12$ 像素的数据集输入到第 1 个 SVM 分类器中,识别出上面部表情和下面部表情两类信号;

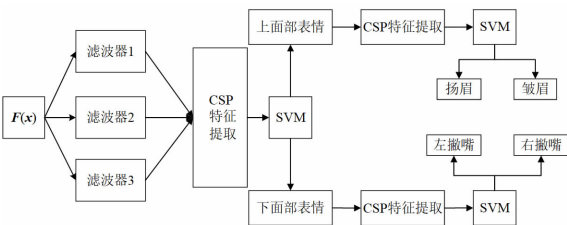


图 4 RB-FBCSP-SVM 算法结构
Fig. 4 RB-FBCSP-SVM algorithm structure

(3)在上面部表情和下面部表情数据集中,分别重复进行一次 CSP 特征提取,将各自提取后的特征数据集分别输入到第 2 个和第 3 个 SVM 分类器中,并在五折交叉验证下得出 4 类表情辅助脑电信号的识别准确率。

3 实验结果分析

3.1 对比算法及度量指标

为了验证本文所提方法的有效性,结合 OVO-SVM 分类器,在相同数据集的前提下,设置 OVO-CSP、OVR-CSP、小波包变换共 3 种对比算法。

小波包变换是一种非常有效的特征提取算法^[21]。本文选取 db4 小波包基,将表情辅助脑电信号进行小波包变换 4 层分解,选取第 4 层的 4~8、8~12、12~16 Hz 子频段信号^[22-23]。分别提取每个子频段的 4 个通道的信号能量均值特征,则每个样本的特征向量维度均为 12。

度量指标及对比分析描述如下。

(1)运算耗时对比。为验证重复二分结构的有效性,将本文所提方法与传统的四分类 OVO-CSP 和 OVR-CSP 扩展算法进行计算复杂度及运算时长的对比^[24]。

(2)特征差异性对比。为验证本文所提方法在特征提取阶段的有效性,将本文所提方法与传统的四分类 OVO-CSP 和 OVR-CSP 扩展算法进行归一化特征向量的对比。

(3)分类识别准确率对比。结合 OVO-SVM 分类器对比 4 种方法的分类识别准确率,该结果是在五折交叉验证下得出的共统计 10 次^[25]。分类准确率定义为预测正确的样本数量占总样本数量的比例,公式为

$$A_c = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \quad (11)$$

式中: A_c 为分类识别正确率; T_p 为预测正确的正类样本数; T_n 为预测正确的负类样本数; F_p 为预测错误的正类样本数; F_n 为预测错误的负类样本数。

3.2 结果分析

从图 4 可以看出,本文所提方法只需计算 3 个投影矩阵,设计 3 个 SVM 分类器便可以达到很好的分类效果,而传统的 OVO 需要 6 个投影矩阵和 6 个分类器,OVR 也需要 4 个投影矩阵和 4 个分类器,本文方法大大降低了计算复杂度。

在 10 名受试者的脑电信号经 EEGLAB 工具箱进行简单预处理的前提下,本文所提方法的总样本

数据特征提取+分类识别的运算时间约为 92.4 s,而在传统的 OVR 和 OVO 扩展方法下的运算耗时分别高达 221.7、179.3 s。因此,在计算耗时方面,本文方法表现出明显的优势。

图 5~7 是本文 RB-FBCSP 算法重复 3 次二分后特征值的分布情况。从图 5 可以看出,上面部表情和下面部表情的特征值差异明显,上面部表情整体呈下降趋势,下面部表情整体呈现上升趋势,说明了重复二分结构第一步的有效性。图 8 和图 9 是传统 OVR-CSP、OVO-CSP 算法特征提取后 4 种表情任务的特征值。对比图 5 可以看出,本文算法后两次提取的特征值类间差异明显,而传统扩展算法提取出的特征值没有明显的差异,故本文算法更有利于提高分类识别效果。

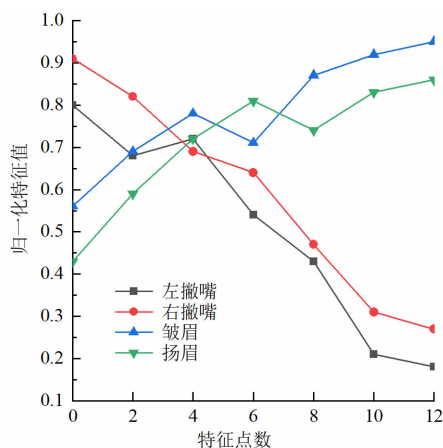


图 5 RB-FBCSP 第 1 次特征提取后的特征值

Fig. 5 The feature values of the four expression tasks after first RB-FBCSP feature extraction

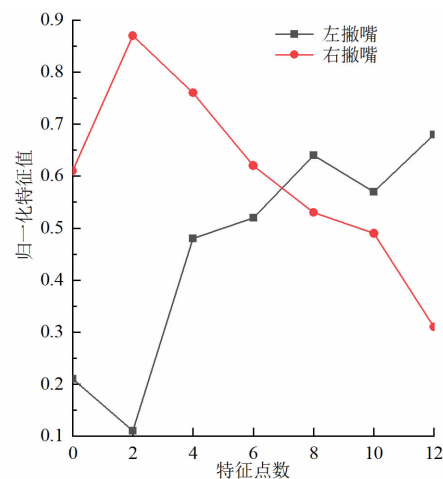


图 6 RB-FBCSP 第 2 次特征提取后下面部表情的特征值

Fig. 6 The eigenvalues of facial expression data after second RB-FBCSP feature extraction

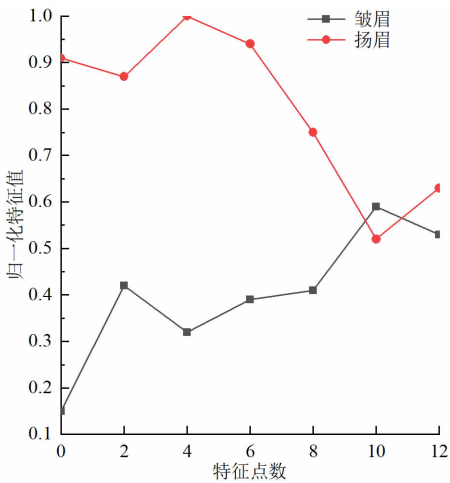


图 7 RB-FBCSP 第 3 次特征提取后上面部表情的特征值
Fig.7 Feature values of upper facial expression data after third RB-FBCSP feature extraction

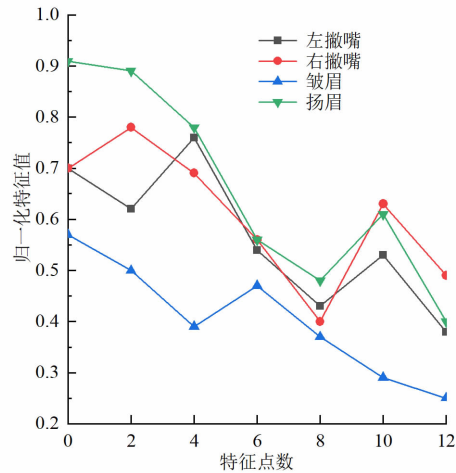


图 8 传统 OVR-CSP 特征提取后 4 种表情任务的特征值
Fig.8 Feature values of four expression tasks after traditional OVR-CSP feature extraction

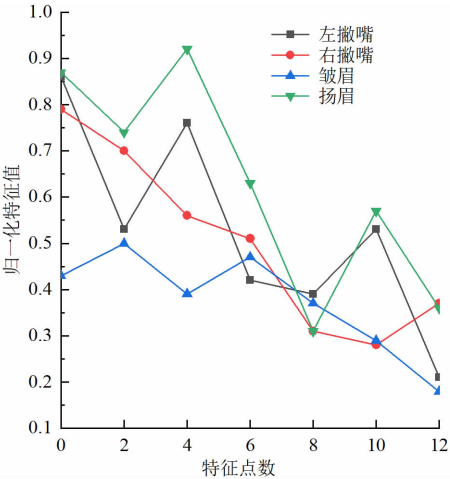


图 9 传统 OVO-CSP 特征提取后 4 种表情任务的特征值
Fig.9 The feature values of the four expression tasks after traditional OVO-CSP feature extraction

表 1 是对所有受试者进行表情辅助脑电信号识别的五折交叉验证的 10 次识别准确率。可以看出, 本文 RB-FBCSP 算法的平均识别准确率为 89.614%, 相比于传统的 OVO-CSP、OVR-CSP 和小波包变换结合 SVM 分类得出的平均识别准确率分别提高了 9.23%、9.82% 和 8.04%。

表 1 10 次五折交叉验证下的识别准确率
Table 1 Recognition accuracy under 10 times five-fold cross validation

实验 编号	识别准确率/%			
	OVO-CSP	OVR-CSP	小波包变换	RB-FBCSP
1	82.46	79.61	82.43	91.67
2	79.45	76.94	81.51	88.91
3	78.91	79.07	79.46	89.52
4	78.24	79.65	81.38	90.17
5	84.47	80.75	80.87	88.38
6	80.96	81.01	81.02	89.53
7	79.22	79.48	78.62	90.13
8	78.79	80.97	85.47	91.48
9	81.04	80.69	81.28	88.59
10	80.30	79.77	83.65	87.76
平均值	80.38	79.79	81.57	89.61

4 结 论

本文针对表情辅助下多分类脑电信号特征提取困难、计算复杂度高的问题,提出了一种重复二分滤波器组共空间模式(RB-FBCSP)算法用于四分类表情辅助脑电信号的特征提取,并结合支持向量机(SVM)分类器对提取出的信号特征进行分类识别。与传统的四分类扩展算法相比,本文所提方法的计算复杂度明显降低,平均分类准确率也有一定的提升,计算耗时极大缩短。本文研究可为在线脑控技术及便携式脑控技术提供参考。

参考文献:

[1] 郑成华, 闫琛, 王向周. 一种重复二分 CSP4 类运动想象脑电信号特征提取算法 [J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(8): 844-850.
ZHENG Shuhua, YAN Chen, WANG Xiangzhou. A repeated bisection CSP feature extraction algorithm of four-class motor imagery EEG [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(8): 844-850.
[2] 张小栋, 郭晋, 李睿, 等. 表情驱动下脑电信号的建

- 模仿真及分类识别[J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(6): 1-8.
- ZHANG Xiaodong, GUO Jin, LI Rui, et al. A simulation model and pattern recognition method of electroencephalogram driven by expression [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(6): 1-8.
- [3] LU Zhufeng, ZHANG Xiaodong, LI Hanzhe, et al. A real-time brain control method based on facial expression for prosthesis operation [C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (RO-BIO). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 668-673.
- [4] 陆竹风, 张小栋, 李睿, 等. 基于表情辅助的假手脑控方法[J]. 中国机械工程, 2018, 29(12): 1454-1459, 1474.
- LU Zhufeng, ZHANG Xiaodong, LI Rui, et al. A brain control method for prostheses based on facial expression [J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(12): 1454-1459, 1474.
- [5] 李睿, 张小栋, 张黎明, 等. 面向假肢的场景动画稳态视觉诱发脑控方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(1): 115-121.
- LI Rui, ZHANG Xiaodong, ZHANG Liming, et al. Brain-controlled prosthesis manipulation based on scene graph-SSVEP [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(1): 115-121.
- [6] LI Rui, ZHANG Xiaodong, LU Zhufeng, et al. An approach for brain-controlled prostheses based on a facial expression paradigm [J]. Frontiers in Neuroscience, 2018, 12: 943.
- [7] YAO Lisha, HE Shixiong, SU Kang, et al. Facial expression recognition based on spatial and channel attention mechanisms [J]. Wireless Personal Communications, 2022, 125(2): 1483-1500.
- [8] 陈昌川, 王海宁, 黄炼, 等. 一种基于局部表征的面部表情识别算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(5): 100-109.
- CHEN Changchuan, WANG Haining, HUANG Lian, et al. Facial expression recognition based on local representation [J]. Journal of Xidian University, 2021, 48(5): 100-109.
- [9] 马满振, 郭理彬, 苏奎峰. 基于改进 CSP 算法的运动想象脑电信号分类方法[J]. 计算机与现代化, 2017(11): 23-28.
- MA Manzhen, GUO Libin, SU Kuifeng. Classification method of motor imagery EEG signal based on improved CSP algorithm [J]. Computer and Modernization, 2017(11): 23-28.
- [10] 刘宝, 蔡梦迪, 薄迎春, 等. 一种基于 PSO-CSP-SVM 的运动想象脑电信号特征提取及分类算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(10): 2855-2866.
- LIU Bao, CAI Mengdi, BO Yingchun, et al. A feature extraction and classification algorithm based on PSO-CSP-SVM for motor imagery EEG signals [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(10): 2855-2866.
- [11] 谷学静, 位占锋, 刘海望, 等. 共空间模式结合卷积神经网络的脑电信号分类[J]. 激光杂志, 2021, 42(4): 100-104.
- GU Xuejing, WEI Zhanfeng, LIU Haiwang, et al. EEG signal classification based on typical spatial pattern and convolutional neural network [J]. Laser Journal, 2021, 42(4): 100-104.
- [12] 张学军, 万东胜, 孙知信. 基于 LMD 和模糊熵融合 CSP 的脑电信号特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 226-234.
- ZHANG Xuejun, WAN Dongsheng, SUN Zhixin. EEG signal feature extraction method based on LMD and FE combined with CSP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 226-234.
- [13] 朱俊华. 基于运动想象脑电信号的脑机接口分类算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [14] TOTH J, ARVANEH M. Facial expression classification using EEG and gyroscope signals [C]//2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1018-1021.
- [15] 曲思霖, 王从庆, 李建亮, 等. 基于小波变换共空间模式的脑电信号解码[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(3): 31-36.
- QU Silin, WANG Congqing, LI Jianliang, et al. EEG decoding based on wavelet transform and common space pattern [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(3): 31-36.
- [16] 郭辉, 付接递, 李振东, 等. 基于改进鲸鱼算法优化 SVM 参数和特征选择[J/OL]. 吉林大学学报(工学版)[2022-06-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=JLGY20220321008&DbName=DKFX2022>.
- GUO Hui, FU Jiedi, LI Zhendong, et al. Optimization of SVM parameters and feature selection based on improved whale algorithm [J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition) [2022-06-28]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=JLGY20220321008&DbName=DKFX2022>.
- [17] NICOLAS-ALONSO L F, GOMEZ-GIL J. Brain com-

- puter interfaces, a review [J]. *Sensors*, 2012, 12(2): 1211-1279.
- [18] WANG Yubo, VELUVOLU K C. Evolutionary algorithm based feature optimization for multi-channel EEG classification [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2017, 11: 28.
- [19] 杜光景, 谢俊, 张玉彬, 等. 用于稳态视觉诱发电位脑机接口目标识别的深度学习算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(11): 42-48.
- DU Guangjing, XIE Jun, ZHANG Yubin, et al. A deep learning method for target recognition in steady-state visual evoked potential-based brain-computer interface [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(11): 42-48.
- [20] 赵诗琪, 吴旭洲, 张旭, 等. 利用表面肌电进行手势自动识别 [J]. *西安交通大学学报*, 2020, 54(9): 149-156.
- ZHAO Shiqi, WU Xuzhou, ZHANG Xu, et al. Automatic gesture recognition with surface electromyography signal [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2020, 54(9): 149-156.
- [21] WANG Xianyu, LI Cong, ZHANG Rui, et al. Intelligent extraction of salient feature from electroencephalogram using redundant discrete wavelet transform [J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 921642.
- [22] 马东玲, 解大琴. 睡眠脑电信号的小波包改进算法降噪 [J]. *科技创业家*, 2013(7): 148.
- MA Dongling, XIE Daqin. Sleep EEG signals of the improved algorithm of wavelet packet denoising [J]. *Technological Pioneers*, 2013(7): 148.
- [23] 徐宝国, 宋爱国, 费树岷. 在线脑机接口中脑电信号的特征提取与分类方法 [J]. *电子学报*, 2011, 39(5): 1025-1030.
- XU Baoguo, SONG Aiguo, FEI Shumin. Feature extraction and classification of EEG in online brain-computer interface [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(5): 1025-1030.
- [24] 刘宏马, 王生进. 基于匹配滤波器和度量学习的脑电信号分类 [J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2021, 61(3): 248-253.
- LIU Hongma, WANG Shengjin. EEG classification based on a match filter and metric learning [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2021, 61(3): 248-253.
- [25] 王保增, 李大海, 张进华, 等. 结合运动想象和动作观察的伸握动作识别方法 [J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(10): 151-158.
- WANG Baozeng, LI Dahai, ZHANG Jinhua, et al. A recognition method of spread and grasp actions combining motion imagination and action observation [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(10): 151-158.

(编辑 陶晴 刘杨)