

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106528

基于 CSP 变换和滤波器组的对数带通功率特征提取方法*

莫云

(桂林航天工业学院 电子信息与自动化学院 桂林 541004)

摘要: 为了进一步提升运动想象脑电解码的性能,针对共空域模式(CSP)特征提取方法存在的问题,提出了新的 CSP 改进方法,即基于 CSP 变换和滤波器组的对数带通功率特征提取方法。首先,对原始脑电信号进行预处理;接着,使用 CSP 变换对预处理信号进行空间滤波;然后,使用滤波器组把空间滤波信号分解成多个子带,并提取每个子带信号的对数带通功率作为特征;最后,使用最小绝对值收缩和选择算子(LASSO)进行特征选择,并使用支持向量机(SVM)进行分类。在脑机接口(BCI)竞赛 IV 数据集 IIa 上进行了实验,所提出的方法取得了最高的平均分类准确率,结果为 81.97%。实验结果表明,所提出的方法其分类性能优于现有的 CSP 改进方法,而且特征提取时间也具有较大优势。

关键词: 脑机接口;脑电;运动想象;特征提取;共空域模式;滤波器组

中图分类号: TH77;R318 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61;520.2040

Logarithmic band power feature extraction method based on CSP transform and filter bank

Mo Yun

(School of Electronic Information and Automation, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: In order to further improve the performance of motor imagery electroencephalogram (EEG) decoding, a new common spatial pattern (CSP) improvement method is proposed to address the problems of the CSP feature extraction method, that is, the logarithmic band power feature extraction method based on CSP transform and filter bank. First, the original EEG signals are preprocessed; then the preprocessed signals are spatially filtered using CSP transform; after that, the spatially filtered signals are decomposed into multiple sub-bands using filter bank, and the logarithmic band power of each sub-band signal is extracted as a feature; finally, the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) is used for feature selection, and the support vector machine (SVM) is used for classification. Experiments were conducted on the data set IIa of the brain-computer interface (BCI) competition IV, the proposed method achieved the highest average classification accuracy, and the result was 81.97%. The experimental results show that the classification performance of the proposed method is better than the existing improved CSP method, and the feature extraction time also has a greater advantage.

Keywords: brain-computer interface; electroencephalogram (EEG); motor imagery; feature extraction; common spatial pattern; filter bank

0 引言

脑电信号在医疗和人工智能等领域具有广阔的应用前景^[1],而运动想象脑电信号在运动控制和康复机器人等方

面的应用具有较大的优势^[2]。然而运动想象脑电信噪比低、随机性强,特别是个体差异和非平稳性突出,因此运动想象脑电解码比较困难^[3]。特征提取是脑电解码的重要组成部分,提取具有判别性的特征可以有效地提高脑电解码

收稿日期:2021-04-26

* 基金项目:广西自动检测技术与仪器重点实验室基金项目(YQ19209)、2020年广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2020KY21017)、桂林电子科技大学研究生教育创新计划项目(2019YCXB03)资助

的性能^[4]。

在众多的运动想象脑电特征提取方法中,共空域模式(common spatial pattern, CSP)是较为有效的特征提取方法^[5]。传统的 CSP 方法在进行空间滤波后提取对数方差作为特征^[6],有研究表明该特征提取方法不一定最佳。比如文献[7]提出了基于 CSP 变换的对数带通功率(logarithmic band power, LBP)特征,本文将其称之为 CSP-LBP。实验结果表明,CSP-LBP 优于传统的 CSP 方法。文献[8]的研究也表明,基于 CSP 变换的自回归系数特征优于对数方差。另外,传统的 CSP 方法缺乏频域信息。因此,针对 CSP 的最优频带选择问题,有很多改进工作。比如文献[9]通过滤波器组把原始脑电信号滤波成多个子带,然后使用 CSP 提取特征,最后使用互信息选择最优频带的特征。Zhang 等^[10]提出稀疏滤波频带 CSP(sparse filter band common spatial pattern, SFBCSP)方法。SFBCSP 把原始脑电信号通过多组频率子带进行带通滤波,频率范围为 4~40 Hz,频带宽度为 4 Hz,子带之间的交叠率为 2 Hz。使用 CSP 提取特征,并使用最小绝对值收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)进行频带特征选择,最后对选择的特征使用支持向量机(support vector machine, SVM)进行分类。随后,Zhang 等^[11]又在 2017 年提出了频带稀疏贝叶斯学习(sparse Bayesian learning of frequency bands, SBLFB)的子带优化方法,该方法频带滤波与文献[10]一样,但使用稀疏贝叶斯学习选择稀疏的频带特征。以上这些方法把原始脑电信号滤波成多个子带,计算量大,特征提取时间也比较长。

考虑 CSP-LBP 方法^[7]的有效性,同时考虑 CSP 缺乏频域信息,本文在文献[7]的基础上,提出了基于 CSP 变换和滤波器组(filter bank, FB)的对数带通功率(logarithmic band power, LBP)特征提取方法,称之为 CSP-FBLBP。该方法先对原始脑电信号进行预处理,然后使用 CSP 变换进行空间滤波。接着,使用滤波器组把空间滤波信号分解成多个子带,并提取每个子带信号的对数带通功率作为特征。最后,使用 LASSO 进行特征选择,并使用 SVM 进行分类。使用脑机接口(brain-computer interface, BCI)竞赛 IV 数据集 IIa 验证算法的有效性。

1 方 法

1.1 CSP

CSP 的求解可以等价于广义特征值的求解问题^[12]。得到特征向量矩阵之后选择前 m 个最大特征值和后 m 个最小特征值对应的特征向量组成最终的空间滤波器。假设空间滤波器为 \mathbf{W} , 单试次运动想象脑电数据为 \mathbf{D} , 则空间滤波信号 \mathbf{Z} 可以通过如下计算公式得到。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}^T \mathbf{D} \quad (1)$$

对空间滤波信号 \mathbf{Z} 提取对数方差特征如下:

$$f_p = \log \left(\frac{\text{var}(\mathbf{Z}_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(\mathbf{Z}_i)} \right), p = 1, 2, \dots, 2m \quad (2)$$

式中: $\text{var}(\cdot)$ 表示方差运算, $\log(\cdot)$ 表示对数运算。通过式(2)可以得到单试次脑电数据的特征向量为 $\mathbf{x} = [f_1, f_2, \dots, f_{2m}]$ 。

1.2 CSP-LBP

CSP-LBP 方法数据处理流程如图 1 所示。预处理使用 6 阶的 Butterworth 滤波器对每个通道的脑电信号进行 8~30 Hz 的带通滤波,然后使用 0.5~2.5 s 时间窗截取单试次数据。CSP-LBP 的空间滤波与 CSP 一样,但是对 CSP 空间投影后的信号 \mathbf{Z} 提取对数带通功率作为特征,具体如下^[7]:

$$LP_p = \log \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\mathbf{Z}_p(i)|^2 \right), p = 1, 2, \dots, 2m \quad (3)$$

式中: $\mathbf{Z}_p(i)$ 表示信号 \mathbf{Z} 第 p 个通道的第 i 个样点, N 为每个通道信号的样点数。提取对数带通功率之后,使用 SVM 进行模型训练和分类。



图 1 CSP-LBP 算法框架

1.3 CSP-FBLBP

在文献[7]中,CSP-LBP 相比 CSP,取得了较好的分类效果。但是 CSP-LBP 没有考虑被试特异的频带响应。本文在文献[7]的基础上提出了 CSP-FBLBP 方法。CSP-FBLBP 算法框架如图 2 所示。预处理和空间滤波与 CSP-LBP 方法一样。在特征提取部分,先对空间投影信号 \mathbf{Z} 每个通道的信号进行滤波器组带通滤波。具体为,使用 8~12 Hz, 10~14 Hz, ..., 26~30 Hz 共 10 个子带对信号 \mathbf{Z} 每个通道的信号进行带通滤波,滤波器为 6 阶的 Butterworth。为了选择被试特异的最优频带特征,使用 LASSO^[5]进行特征选择。LASSO 模型训练结束之后,把特征权重接近 0 的特征剔除,从而得到新的特征子集。最后,使用 SVM 对所选的特征子集进行分类。

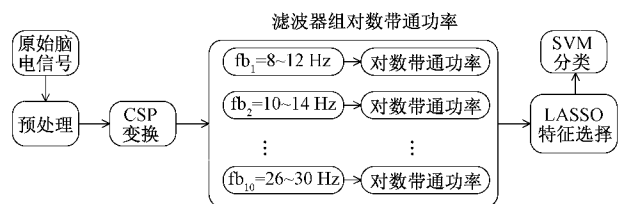


图 2 CSP-FBLBP 算法框架

2 实验结果与分析

2.1 实验数据

实验数据来源于第 4 次 BCI 竞赛的数据集^[9]。该数据集包含 22 个电极通道,采样率为 250 Hz。9 个健康被试

(A01、A02、A03、A04、A05、A06、A07、A08、A09)分别执行左手、右手、脚和舌头4类运动想象任务。由于本文只研究二分类问题,对4类任务数据进行排列组合得到 $C_4^2 = 6$ 组二分类任务。分别对这6个数据子集进行分类。每个被试的训练集和测试集样本数均为144。数据集的其他信息详见文献[9]或者网站:<http://www.bbc.de/competition/IV/>。

2.2 比较方法参数设置

为验证本文所提方法的有效性,将所提方法与其他5个现有的方法进行比较,分别是传统的CSP方法^[6,12]、FBCSP^[9]、CSP-LBP^[7]、SFBCSP^[10]、SBLFB^[11]。CSP和CSP-LBP使用SVM进行分类,FBCSP、SFBCSP和SBLFB参考相应的文献实现。对于CSP-FBLBP方法,LASSO的模型参数使用10重交叉验证进行选择,备选参数集合为

$\lambda \in 0.1 \times \{1, 2, \dots, 30\}$ 。LASSO使用SLEP工具箱^[13]实现,SVM使用LIBSVM工具箱^[14]实现。SVM选择C-SVC模型、线性核^[14],模型参数设置采用工具箱的默认设置。

2.3 实验结果

分别用字母L、R、F、T表示左手、右手、脚和舌头运动想象任务,则A01_LR表示被试A01执行左手和右手运动想象,其他可以依此类推。表1~6所示为9个被试在6组二分类任务上所取得的分类准确率,最优的分类准确率黑体加粗显示。从表1~6的分类结果可以看出,CSP方法在左手和右手(左手 vs 右手)的二分类任务中取得了最好的分类效果。CSP-LBP方法在左手和舌头以及右手和舌头的二分类任务中取得了最好的分类效果。在其他的二分类任务中,CSP-FBLBP方法效果最佳。

表1 分类准确率(BCI竞赛IV数据集IIa:左手 vs 右手)

subject	CSP	FBCSP	SFBCSP	SBLFB	CSP-LBP	CSP-FBLBP
A01_LR	84.72	86.81	79.86	76.39	87.50	90.28
A02_LR	58.33	55.56	52.78	52.78	52.08	56.94
A03_LR	94.44	86.11	86.81	88.19	93.75	93.75
A04_LR	72.92	61.81	64.58	61.81	73.61	68.75
A05_LR	52.08	85.42	81.25	84.03	61.11	54.17
A06_LR	70.83	56.25	63.19	63.89	68.06	64.58
A07_LR	81.25	84.72	83.33	86.81	78.47	77.78
A08_LR	95.14	92.36	88.19	93.06	94.44	94.44
A09_LR	88.89	86.81	87.50	86.11	88.19	90.28
Mean±Std	77.62±14.43	77.32±13.99	76.39±12.14	77.01±13.34	77.47±14.08	76.77±15.22

表2 分类准确率(BCI竞赛IV数据集IIa:左手 vs 脚)

subject	CSP	FBCSP	SFBCSP	SBLFB	CSP-LBP	CSP-FBLBP
A01_LF	95.83	93.75	89.58	90.97	95.83	97.22
A02_LF	69.44	75.69	72.22	73.61	71.53	66.67
A03_LF	93.75	85.42	90.97	91.67	94.44	95.14
A04_LF	84.03	71.53	82.64	83.33	72.22	82.64
A05_LF	61.81	68.75	51.39	53.47	66.67	70.14
A06_LF	65.28	73.61	61.81	64.58	62.50	68.06
A07_LF	98.61	97.22	96.53	93.06	95.14	97.92
A08_LF	76.39	70.83	75.69	78.47	86.81	90.28
A09_LF	96.53	93.75	93.06	93.06	95.83	92.36
Mean±Std	82.41±13.73	81.17±10.72	79.32±14.48	80.25±13.30	82.33±13.13	84.49±12.24

表3 分类准确率(BCI竞赛IV数据集IIa:左手 vs 舌头)

subject	CSP	FBCSP	SFBCSP	SBLFB	CSP-LBP	CSP-FBLBP
A01_LT	92.36	90.28	89.58	88.89	93.75	94.44
A02_LT	65.28	63.89	67.36	63.19	67.36	64.58
A03_LT	94.44	91.67	88.89	86.11	93.75	95.83
A04_LT	90.28	79.17	80.56	78.47	90.97	88.89
A05_LT	69.44	69.44	74.31	75.00	72.22	73.61
A06_LT	66.67	68.06	68.75	67.36	70.14	71.53
A07_LT	98.61	87.50	90.28	88.89	94.44	96.53
A08_LT	92.36	91.67	88.89	86.11	92.36	88.89
A09_LT	97.92	97.22	97.22	97.22	97.22	97.22
Mean±Std	85.26±13.10	82.10±11.57	82.87±9.98	81.25±10.46	85.80±11.41	85.72±11.75

表 4 分类准确率(BCI 竞赛 IV 数据集 IIa:右手 vs 脚)

subject	CSP	FBCSP	SFBCSP	SBLFB	CSP-LBP	CSP-FBLBP
A01_RF	93.06	90.97	78.47	75.69	95.83	95.83
A02_RF	78.47	68.75	68.75	68.75	83.33	75.00
A03_RF	90.28	77.08	84.72	83.33	90.97	93.75
A04_RF	89.58	77.78	86.11	85.42	89.58	87.50
A05_RF	50.69	71.53	54.17	56.25	68.06	71.53
A06_RF	63.19	61.11	70.14	68.06	64.58	69.44
A07_RF	98.61	97.22	98.61	98.61	93.75	98.61
A08_RF	79.86	89.58	73.61	76.39	88.89	93.75
A09_RF	85.42	77.08	77.78	77.08	81.94	90.97
Mean±Std	81.02±14.45	79.01±10.94	76.93±11.83	76.62±11.34	84.10±10.41	86.26±10.58

表 5 分类准确率(BCI 竞赛 IV 数据集 IIa:右手 vs 舌头)

subject	CSP	FBCSP	SFBCSP	SBLFB	CSP-LBP	CSP-FBLBP
A01_RT	98.61	94.44	84.03	80.56	99.31	100.00
A02_RT	65.97	57.64	64.58	63.19	63.89	63.19
A03_RT	93.06	91.67	88.19	90.28	96.53	97.22
A04_RT	87.50	79.17	83.33	83.33	86.81	85.42
A05_RT	57.64	59.72	70.83	72.92	65.97	73.61
A06_RT	65.97	61.11	61.11	59.03	68.06	65.97
A07_RT	96.53	94.44	96.53	97.22	93.06	93.75
A08_RT	90.28	84.03	85.42	82.64	92.36	88.19
A09_RT	90.97	84.03	84.03	84.72	84.03	80.56
Mean±Std	82.95±14.48	78.47±14.27	79.78±11.01	79.32±11.60	83.34±13.04	83.10±12.54

表 6 分类准确率(BCI 竞赛 IV 数据集 IIa:脚 vs 舌头)

subject	CSP	FBCSP	SFBCSP	SBLFB	CSP-LBP	CSP-FBLBP
A01_FT	72.92	69.44	71.53	73.61	72.22	72.92
A02_FT	67.36	68.06	67.36	67.36	73.61	70.83
A03_FT	69.44	69.44	70.14	68.75	68.75	81.25
A04_FT	59.03	79.17	76.39	75.69	57.64	59.72
A05_FT	57.64	60.42	50.69	50.00	70.14	60.42
A06_FT	66.67	65.97	68.06	70.14	67.36	71.53
A07_FT	81.25	75.00	74.31	73.61	83.33	85.42
A08_FT	86.11	84.72	81.94	79.86	86.11	88.89
A09_FT	93.06	81.94	81.25	77.08	90.97	88.19
Mean±Std	72.61±11.34	72.68±7.57	71.30±8.82	70.68±8.23	74.46±9.87	75.46±10.50

针对所有被试-任务,图 3 比较了所提方法与各种对比方法的分类准确率。圆圈表示左手和右手任务的分类准确率,十字表示左手和脚任务的分类准确率。方框表示左手和舌头任务的分类准确率,菱形表示右手和脚任务的分类准确率。上三角形表示右手和舌头任务的分类准确率,下三角形表示脚和舌头任务的分类准确率。横坐标表示对比方法的分类准确率,纵坐标表示所提方法的分类准确

率,对角线上方的点表示所提出的方法优于对比方法。从图 3 中可以看出,大多数点都位于对角线的上方,说明了所提出方法的优越性。

为了更加直观地比较各种方法的分类效果,图 4 所示为不同算法取得的平均分类准确率。CSP、FBCSP、SFBCSP、SBLFB、CSP-LBP 和 CSP-FBLBP 方法在所有数据中取得的总平均分类准确率和标准差分别为:80.31±14.25、

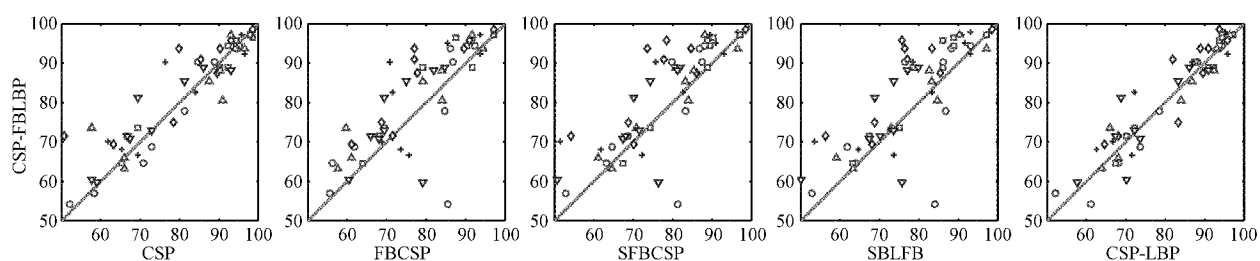


图3 各种方法的分类准确率比较

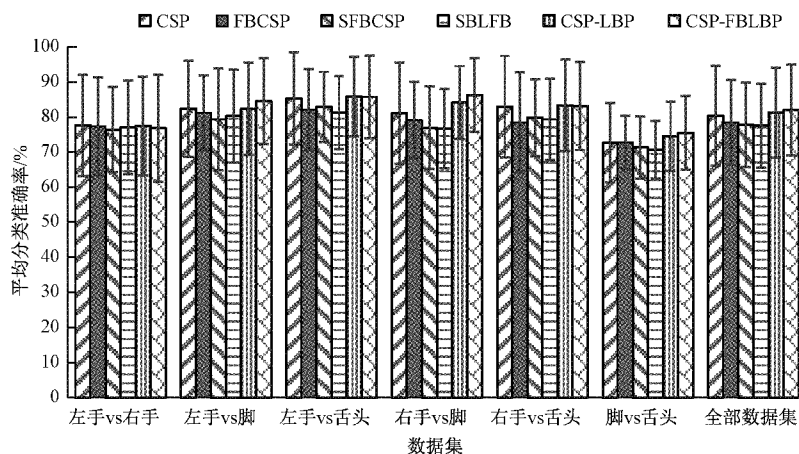


图4 不同算法取得的平均分类准确率

78.46 ± 12.16、77.76 ± 12.06、77.52 ± 12.03、81.25 ± 12.73、81.97 ± 12.96。由此可见,本文提出的CSP-FBLBP方法优于其他方法。

表7所示为本文方法和对比方法的特征提取时间。选择被试A01计算其训练集特征提取时间。CSP-LBP与CSP方法的特征提取时间相当,CSP-FBLBP的特征提取时间高于CSP-LBP和CSP,但是远低于FBCSP、

SFBCSP和SBLFB。这里有两个情况需要说明:1)SFBCSP和SBLFB的特征提取方式一样,因此其特征提取时间一样;2)FBCSP、SFBCSP和SBLFB特征提取方法包含了两部分的时间,分别是CSP空间滤波时间和带通滤波时间,表7括号里面依次列出了这两种时间,第1个数据表示空间滤波的时间,第2个数据表示带通滤波的时间。

表7 各种方法的特征提取时间

s

被试	CSP	FBCSP	CSP-LBP	CSP-FBLBP	SFBCSP (SBLFB)
A01	0.071	17.476 (0.691, 16.785)	0.088	0.736	55.380 (0.774, 54.606)

3 讨论

从以上的实验结果对比分析中可以看到,CSP-FBLBP优于CSP-LBP。因此,考虑被试特异的频带响应,可以有效提高CSP的分类性能。而CSP-LBP优于传统CSP方法,则说明对数带通功率特征可以比对方差取得更好的分类效果,以后的工作可以尝试研究更有效的特征。

从表7中可以看出,FBCSP、SFBCSP和SBLFB特征提取时间长,主要在于其带通滤波的时间。CSP-FBLBP经过CSP降维之后,信号通道数大大减少,所以其特征提取时间显著降低。虽然在特征提取时间上,CSP-FBLBP高于CSP-LBP,但是这样的时间不影响CSP-FBLBP在实

时脑机接口系统中的使用。

本文只考虑了CSP的频率缺陷,然而时间窗^[15,16]和通道选择^[17-18]对CSP的影响也很大,本文将在以后的研究工作中联合考虑CSP的时-频优化和通道选择。

4 结论

本文提出了基于CSP变换和滤波器组的对数带通功率特征提取方法,使用滤波器组方法弥补了CSP的频率信息,同时使用对数带通功率代替对方差特征。实验结果表明,CSP-FBLBP方法的分类性能优于传统的CSP方法及其改进方法。另外,CSP-FBLBP方法还具有时间上的优势,可用于实时的脑机接口系统。CSP-FBLBP方法融

合了空域和频域信息,取得了较好的分类效果。但是,CSP-FBLBP没有考虑被试的响应时间和电极通道变化。在未来的工作中,将考虑时间窗和电极通道的优化,进一步提高CSP-FBLBP的性能。

参考文献

- [1] 潘奕竹,沈娜. 离散差分模块在癫痫脑电分类中的应用[J]. 电子测量技术, 2021, 44(1): 70-75.
- [2] 徐宝国,何小杭,魏智唯,等. 基于运动想象脑电的机器人连续控制系统研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 10-19.
- [3] 赵紫宁,李智,张绍荣. 运动想象脑机接口中两种改进的脑电共空域模式特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 64-70.
- [4] 孟明,尹旭,高云园,等. 运动想象脑电的块选择共空间模式特征提取[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(3): 301-308.
- [5] MIAO M, ZENG H, WANG A M, et al. Discriminative spatial-frequency-temporal feature extraction and classification of motor imagery EEG: An sparse regression and weighted Naïve Bayesian classifier-based approach[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2017, 278: 13-24.
- [6] ZHANG Y, NAM C S, ZHOU G X, et al. Temporally constrained sparse group spatial patterns for motor imagery BCI[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 49(9): 3322-3332.
- [7] ALJALAL M, DJEMAL R, ALSHARABI K, et al. Feature extraction of EEG based motor imagery using CSP based on logarithmic band power, entropy and energy [C]. 2018 1st International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS), IEEE, 2018: 1-6.
- [8] 莫云,李智,赵紫宁,等. 基于CSP变换的新特征提取方法研究[J]. 桂林航天工业学院学报, 2020, 25(3): 307-312.
- [9] ANG K K, CHIN Z Y, WANG C C, et al. Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b[J]. Frontiers in Neuroscience, 2012, 6: 39, DOI: 10.3389/fnins.2012.00039.
- [10] ZHANG Y, ZHOU G X, JIN J, et al. Optimizing spatial patterns with sparse filter bands for motor-imagery based brain-computer interface[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2015, 255: 85-91.
- [11] ZHANG Y, WANG Y, JIN J, et al. Sparse Bayesian learning for obtaining sparsity of EEG frequency bands based feature vectors in motor imagery classification[J]. International Journal of Neural Systems, 2017, 27(2): 1650032, DOI: 10.1142/S0129065716500325.
- [12] LOTTE F, GUAN C T. Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: Unified theory and new algorithms[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(2): 355-362.
- [13] ZHANG S R, ZHU Z B, ZHANG B X, et al. Fused group lasso: A new EEG classification model with spatial smooth constraint for motor imagery-based brain-computer interface[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(2): 1764-1778.
- [14] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3): 1-27.
- [15] FENG J K, YIN E W, JIN J, et al. Towards correlation-based time window selection method for motor imagery BCIs[J]. Neural Networks, 2018, 102: 87-95.
- [16] WANG J, FENG Z R, LU N, et al. Toward optimal feature and time segment selection by divergence method for EEG signals classification[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018, 97: 161-170.
- [17] 张绍荣,赵紫宁,莫云,等. 特征提取对通道选择方法的影响研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(9): 1-6.
- [18] 张绍荣,朱志斌,冯宝,等. 基于组稀疏贝叶斯逻辑回归运动想象脑电信号分类模型的通道选择与分类新算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 179-191.

作者简介

莫云,助教,主要研究方向为生物医学和智能仪器。

E-mail: moyun@guat.edu.cn