

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210887

基于 TRCSP 和 L2 范数的脑电通道选择方法^{*}

路仲伟¹ 陈勇³ 莫云² 张本鑫¹

(1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541004; 2. 桂林航天工业学院电子信息与自动化学院 桂林 541004;
3. 中国软件评测中心 北京 100081)

摘要: 脑-机接口(BCI)系统常用高密度电极通道来获取较高空间分辨率的脑电(EEG)信号,但同时也会引入过多的噪声通道,影响脑电的解码性能。为了消除无关的噪声通道,提出了一种基于 Tikhonov 正则化共空间模式(TRCSP)和 L2 范数的运动想象脑电通道选择方法。首先基于 TRCSP 和分类器得到最优的空间滤波器,接着基于 L2 范数对空间滤波器得到的各通道的权重值进行排序。选择前 K 个通道的数据进行 CSP 特征提取,根据分类器的分类准确率确定最优 K 值,进而得到最优的通道数和通道组合。在实验中,使用 6 种分类器分别在 BCI 竞赛 III(2005)数据集 IVa 和实验室自采集数据集上验证所提出的通道选择方法的有效性。所提出的方法在两个数据集上的平均分类准确率分别达到了 87.57% 和 74.32%, 优于其它现有的方法。

关键词: 脑机接口; 脑电; 运动想象; 共空域模式; 通道选择

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

EEG channel selection method based on TRCSP and L2 norm

Lu Zhongwei¹ Chen Yong³ Mo Yun² Zhang Benxin¹

(1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. School of Electronic Information and Automation, Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China;
3. China Software Testing Center, Beijing 100081, China)

Abstract: High-density electrode channels are commonly used in brain-computer interface (BCI) systems to obtain high spatial resolution EEG signals, but at the same time, too many noise channels are introduced, which affect the decoding performance of electroencephalogram (EEG). In order to eliminate irrelevant noise channels, a channel selection method based on Tikhonov regularized co-spatial pattern (TRCSP) and L2 norm for motor imagery EEG is proposed this paper. Firstly, the optimal spatial filter is obtained based on TRCSP and classifier, and then the weight values of each channel obtained by the spatial filter are sorted based on L2 norm. The data of the first K channels are used for CSP feature extraction, and the optimal K value is determined according to the classification accuracy of the classifier, so as to obtain the optimal number of channels and channel combination. In the experiment, six classifiers were used on the BCI competition III (2005) dataset IVa and self-collected dataset from our laboratory to verify the effectiveness of the proposed channel selection method. The average classification accuracy of the proposed method on the two datasets reached 87.57% and 74.32%, respectively, better than other existing methods.

Keywords: brain-computer interface; electroencephalogram (EEG); motor imagery; common spatial pattern; channel selection

0 引言

脑机接口(brain computer interface, BCI)系统旨在帮助人们使用大脑信号与外界环境进行交流。脑电(electroencephalogram, EEG)信号是大脑活动时大量神经

细胞产生的电信号,其在 BCI 系统中应用广泛。基于运动想象脑电的 BCI 系统已经被证明适用于机械控制和运动康复训练^[1]。但是运动想象脑电信号具有空间分辨率低和信噪比低的缺点,并且容易受到伪迹的影响^[2-3],使得脑电解码变得比较困难。

收稿日期:2022-07-29

^{*} 基金项目:广西自动检测技术与仪器重点实验室基金(YQ22209)、桂林航天工业学院校级科研基金(XJ21KT27)项目资助

脑电信号使用较多的电极通道可以获得较高的空间分辨率^[4],但是这样往往会引入额外的噪声。如果能有效剔除噪声通道,使用较少的电极通道也能获得较好的分类准确率^[5]。另外,通道选择使得脑电解码的数据处理和分类模型都变得简单。因此,通道选择是运动想象 BCI 系统的重要研究问题^[6]。

近年来,仍有不少研究者提出了一系列新的脑电通道选择方法。Gaur 等^[7]提出了被试特异的自动通道选择方法,选定参考通道之后,通过皮尔逊相关系数选择与参考通道相关性较大的通道。Shi 等^[8]提出一种新的二进制和声搜索算法,用于选择最优的通道组合。Wang 等^[9]使用归一化互信息进行通道选择。孟明等^[10]提出了一种基于相关性和稀疏表示的通道选择方法。

以上脑电通道选择方法需要构建复杂的算法进行通道选择,然后使用共空间模式^[11](common spatial pattern, CSP)方法进行特征提取。而 CSP 是一种空间滤波器,其本质就是对脑电不同的通道施加不同的权重,所以 CSP 也可以作为一种通道选择方法。比如 Feng 等^[12]提出了一种基于 CSP 的多频段脑电信号通道选择方法,该方法结合了多频段脑电信号的分解滤波和 CSP-Rank 方法进行通道选择。使用 CSP 进行通道选择具有简单高效的优势,不需要额外提取特征,也不依赖过多的辅助算法。但是 CSP 方法进行通道选择仍具有局限性,CSP 本身对噪声敏感,而且容易产生过拟合,所选择的通道容易受噪声影响^[13]。

针对 CSP 方法进行通道选择存在的问题,本文提出了基于 Tikhonov 正则化 CSP(Tikhonov regularization CSP,

TRCSP)^[14]和 L2 范数的通道选择方法。通过 TRCSP 方法降低 CSP 的噪声敏感性,得到较为平稳的空间滤波器,也即得到较为平稳的通道权重;进而通过 L2 范数对通道权重进行排序。选择前 K 个通道的脑电数据进行 CSP 特征提取,根据分类器的分类准确率确定最优 K 值,从而得到最优的通道数和通道组合。最后,针对最优的通道组合使用 CSP 进行特征提取,并使用 6 种分类器评估所提通道选择方法的性能。

1 方 法

1.1 本文算法框架

本文提出的算法框架如图 1 所示,该算法主要包括通道权重获取、通道排序、通道选择、特征提取、特征分类等部分。实线箭头表示数据的处理流程,虚线箭头表示某一部分的实现方法。本文基于 TRCSP 空间滤波器获取通道权重,CSP 空间滤波器作为比较;基于 L2 范数计算通道权重并排序,L1 范数作为比较。基于 10 折交叉验证和 6 种分类器进行通道选择,在后面的内容中将详细论述。得到最优通道之后,使用 CSP 进行特征提取,最后使用相同的 6 种分类器进行特征分类。在图 1 中,FLDA 表示 Fisher 线性判别分析,SVM 表示支持向量机,BayesReg 表示贝叶斯线性判别分析,BayesLog 表示贝叶斯逻辑回归,BardReg 表示稀疏贝叶斯线性判别分析,BardLog 表示稀疏贝叶斯逻辑回归。接下来,将对通道权重、通道排序、通道选择、特征提取和分类 4 个主要部分进行详细论述。

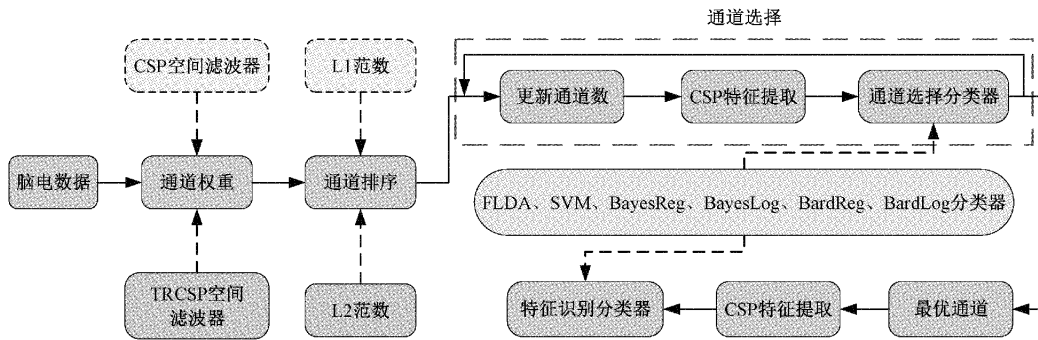


图 1 本文的算法框架

1.2 基于 TRCSP 的通道权重获取

获取通道重量的目的是要找到对运动想象脑电分类作用较大的通道。CSP 所计算的空间滤波器本质上就是通过对电极通道赋予不同权重^[15],使得两类运动想象任务的方差比最大化,即任务类别之间的可区分性变大。接下来介绍如何通过空间滤波器获取通道权重。

CSP 目标函数如下:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \overline{\mathbf{C}}_1 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \overline{\mathbf{C}}_2 \mathbf{w}} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{w} \in R^C$ 表示空间滤波器,其本质是通道的权重

向量, C 表示脑电的通道数。 $\overline{\mathbf{C}}_i$ 表示第 i 类运动想象数据的平均协方差矩阵。此问题可以转化为广义特征值问题进行求解:

$$\overline{\mathbf{C}}_2^{-1} \overline{\mathbf{C}}_1 \mathbf{w} = \lambda \mathbf{w} \quad (2)$$

其中, λ 表示广义特征值。通过求解式(2)得到特征向量矩阵 $\mathbf{M} = \overline{\mathbf{C}}_2^{-1} \overline{\mathbf{C}}_1$ 。特征向量矩阵每一列代表一个空间滤波器。将特征向量的每一列按对应特征值的大小进行降序排序,通常认为第一个和最后一个特征向量包含了最主要的空间信息^[15]。把第一个特征向量记为 \mathbf{w}_1 ,该特征向量对应第一类运动想象任务的最优空间滤波器;把最

后一个特征向量记为 w_2 ，该特征向量对应第二类运动想象任务的最优空间滤波器。这两个空间滤波器的每一个元素对应一个电极通道的权重值。

由于 CSP 存在噪声敏感和协方差估计导致的过拟合问题，基于 CSP 得到的通道权重容易受噪声影响导致不平稳，因此脑电解码的性能也会有所下降^[13]。本文提出基于 TRCSP 的通道权重获取方法。

TRCSP 在 CSP 的目标函数中加入 Tikhonov 正则项，具体如下^[16]：

$$J(w) = \frac{w^T C_1 w}{w^T C_2 w + \alpha \|w\|_2^2} \quad (3)$$

其中， $\| \cdot \|_2^2$ 表示 L2 范数的平方，其本质上是在分母部分对空间滤波器向量 w 进行平方 L2 范数约束。TRCSP 的目标函数仍是一个广义特征值问题，可以通过求解特征值问题进行求解。但是由于加入正则项以后，目标函数的分子和分母没有对称特性，需要进行两次特征值求解才能得到最终的空间滤波器。具体地，需要求解以下两个目标函数：

$$J_1(w) = \frac{w^T C_1 w}{w^T C_2 w + \alpha \|w\|_2^2} \quad (4)$$

$$J_2(w) = \frac{w^T C_2 w}{w^T C_1 w + \alpha \|w\|_2^2} \quad (5)$$

最大化 $J_1(w)$ 使得第一类任务的方差最大，同时第二类任务的方差最小；而最大化 $J_2(w)$ 使得第二类任务的方差最大，同时第一类任务的方差最小。求解 $J_1(w)$ 得到特征向量矩阵 $M_1 = (C_2 + \alpha I)^{-1} C_1$ ，求解 $J_2(w)$ 得到特征向量矩阵 $M_2 = (C_1 + \alpha I)^{-1} C_2$ ，取 M_1 和 M_2 最大特征值对应的特征向量记为空间滤波器 w_1 和空间滤波器 w_2 。

由 TRCSP 得到的两个空间滤波器包含了在两种不同任务类别下的最优通道权重，如何基于两个空间滤波器对通道的重要性进行排序将在接下来的内容介绍。

1.3 基于 L2 范数的通道排序

通道排序的作用是利用以上两个 CSP 或者 TRCSP 空间滤波器得到的通道权重评价通道的重要性并进行通道排序，以便进行后续的通道选择。由以上 CSP 或者 TRCSP 得到的两个空间滤波器对应着两种运动想象任务下通道权重的大小，即通道的重要性。因为要识别两种任务，所以希望找到对两种运动想象任务都重要的通道。如图 2 所示，本文提出基于 L2 范数的通道排序方法。

根据空间滤波器 w_1 和 w_2 ，计算每个通道的 L2 范数，具体如下：

$$a_i = ((w_1^i)^2 + (w_2^i)^2)^{\frac{1}{2}}, i = 1, \dots, C \quad (6)$$

其中， a_i 表示第 i 个通道的 L2 范数。如上所述， C 表示脑电的通道数。对新的通道权重进行归一化，具体如下：

$$b_i = \frac{a_i}{\sum_{i=1}^C a_i}, i = 1, \dots, C \quad (7)$$

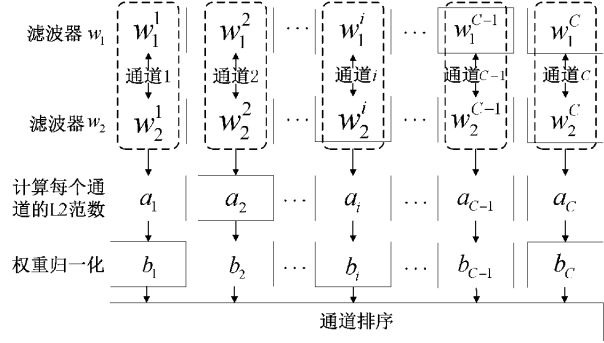


图 2 基于 L2 范数的通道排序

其中， b_i 表示第 i 个通道的归一化权重，根据 b_i 的大小对通道进行排序。

1.4 通道选择过程

通道选择过程最终确定最优的通道数、通道组合和通道号。选择前 K 个通道的脑电数据进行 CSP 特征提取，结合 10 折交叉验证和 6 种分类器 (FLDA^[17]、SVM^[17]、BayesReg^[18]、BayesLog^[19]、BardReg^[20]、BardLog^[21]) 进行通道选择，最优的通道数和通道组合由交叉验证最高平均分类准确率对应的最优 K 值确定。

具体地， K 值从 6 开始，因为在后续 CSP 特征提取过程中选择空间滤波器的对数为 3，即 6 个空间滤波器。针对每个 K 值 (通道数)，6 种分类器分别进行 10 折交叉验证，记录每种分类器的模型、平均分类准确率、通道数、通道组合等数据。 K 值遍历完最大通道数后，以上过程结束。找出每种分类器最大平均分类准确率对应的 K 值，从而得到最优通道数和通道组合。

1.5 特征提取和分类

特征提取的作用是为了获得对两类运动想象任务具有可区分性的特征，进而训练分类器，实现对两类任务的准确识别分类。得到最优通道组合后，使用传统的 CSP 特征提取方法提取特征。假设空间滤波后的信号为 Z ，提取对数方差特征如下：

$$f_p = \log \left(\frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Z_i)} \right), p = 1, 2, \dots, 2m \quad (8)$$

其中， $\text{var}(\cdot)$ 表示方差运算， $\log(\cdot)$ 表示对数运算。通过式 (8) 可以得到单试次脑电数据的特征向量为 $x = [f_1, f_2, \dots, f_{2m}]$ ， m 为空间滤波器对数，在本文中取值为 3。

得到特征之后，使用 6 种分类器 (FLDA、SVM、BayesReg、BayesLog、BardReg、BardLog) 进行分类。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据介绍

使用公开的 BCI 竞赛 III(2005)数据集 IVa^[22] 测试所提算法的有效性。数据集 IVa 包含两种运动想象任务，即

右手和脚。数据集采集 5 名健康被试的运动想象数据,分别记为“aa”、“al”、“av”、“aw”和“ay”。总共 118 个电极通道,采用国际标准 10~20 系统放在每个被试的头皮上,采样率为 100 Hz。每个被试进行运动想象的时间为 3.5 s。每个被试包含 280 个试次的数据,但每个被试训练集和测试集的数量不同,其中 aa、al、av、aw、ay 各个被试的训练集样本个数分别为 168、224、84、56、28,剩下的为测试集。

2.2 比较方法和参数设置

CSP:传统 CSP 特征提取方法^[15],空间滤波器对数 $m = 3$ 。使用 6 种分类器 (FLDA、SVM、BayesReg、BayesLog、BardReg、BardLog) 进行分类。

TRCSP:CSP 正则化方法^[16],正则化参数候选集合为 $\{10^{-10}, 10^{-9}, \dots, 10^{-2}, 10^{-1}\}$ 。使用以上 6 种分类器选择最优 TRCSP 模型,并使用相同的 6 种分类器进行 TRCSP 特征识别分类。

CSP-L1_CSP:基于 CSP 空间滤波器获取通道权重,基于 L1 范数进行通道排序,得到最优通道组合后,使用传统 CSP 进行特征提取。

CSP-L2_CSP:基于 CSP 空间滤波器获取通道权重,基于 L2 范数进行通道排序,得到最优通道组合后,使用传统

CSP 进行特征提取。

TRCSP-L1_CSP:基于 TRCSP 空间滤波器获取通道权重,基于 L1 范数进行通道排序,得到最优通道组合后,使用传统 CSP 进行特征提取。

TRCSP-L2_CSP:基于 TRCSP 空间滤波器获取通道权重,基于 L2 范数进行通道排序,得到最优通道组合后,使用传统 CSP 进行特征提取。

所有通道选择方法均使用 6 种分类器并结合 10 折交叉验证选择最优参数。

2.3 实验结果

图 3 给出了 CSP 和 TRCSP 特征提取方法的分类结果。图 3(a)为 CSP 的分类结果(分类准确率),纵坐标代表单个被试和所有被试平均,横坐标为特征识别分类器;图 3(b)为 TRCSP 的分类结果,纵坐标为特征识别分类器,横坐标为模型选择分类器。为方便查看,最优的平均分类准确率用红色方框框出。由图 3 可以看出,CSP 最高的平均分类准确率为 80.49%,TRCSP 为 79.66%,TRCSP 的最高平均分类准确率略低于 CSP。但是,无论使用何种分类器,TRCSP 的平均准确率都高于 75%,而 CSP 使用 SVM 分类器时平均准确率只有 73.93%,由此可以确定 TRCSP 的稳定性优于 CSP 方法。

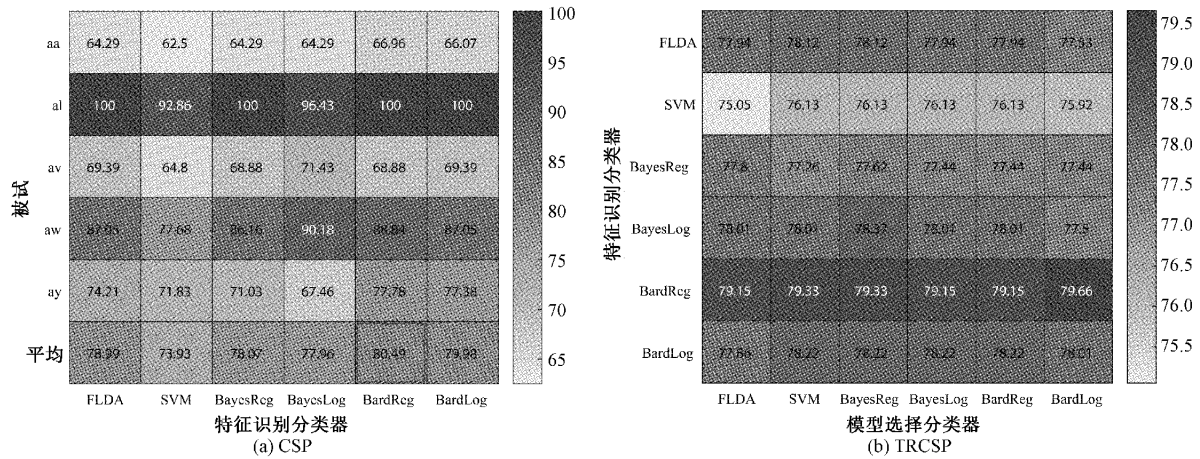


图 3 CSP 和 TRCSP 方法的分类准确率

图 4 给出了 CSP-L2_CSP 和 TRCSP-L2_CSP 方法的分类结果。在图 4 中,纵坐标为特征识别分类器,横坐标为通道选择分类器,图中数据表示不同特征分类方法和不同通道选择分类方法组合得到的分类结果。由图 4 可知,CSP-L2_CSP 最高平均分类准确率为 83.43%,TRCSP-L2_CSP 为 87.57%,TRCSP-L2_CSP 显著优于 CSP-L2_CSP。此外,TRCSP-L2_CSP 的整体分类效果也显著优于 CSP-L2_CSP。由以上分类结果可以得出结论,即基于 TRCSP 的通道选择方法优于基于 CSP 的通道选择方法。另外,对比图 3 和 4 可知,通道选择可以有效提高脑电识别准确率。

考虑到不同范数对通道选择的影响,图 5 给出了基于 L1 范数通道选择的分类结果。分别对比图 4(a)和图 5(a)

的分类结果以及图 4(b)和图 5(b)的分类结果可知,基于 L2 范数的通道选择方法优于基于 L1 范数的通道选择方法。举例说明,CSP-L1_CSP 最高平均分类准确率为 83.25%,CSP-L2_CSP 为 83.43%;TRCSP-L1_CSP 最高平均分类准确率为 86.84%,TRCSP-L2_CSP 为 87.57%。

表 1 整理了各种方法在不同通道选择分类器和不同特征识别分类器组合下的最优分类结果。对于 CSP-L1_CSP、TRCSP-L1_CSP、CSP-L2_CSP、TRCSP-L2_CSP 方法,括号里面的第 1 个分类器对应通道选择分类器,第 2 个分类器对应特征识别分类器;对于 TRCSP,括号里面的第 1 个分类器对应模型选择分类器,第 2 个分类器对应特征识别分类器;对于 CSP,只有特征识别分类器。通过结果

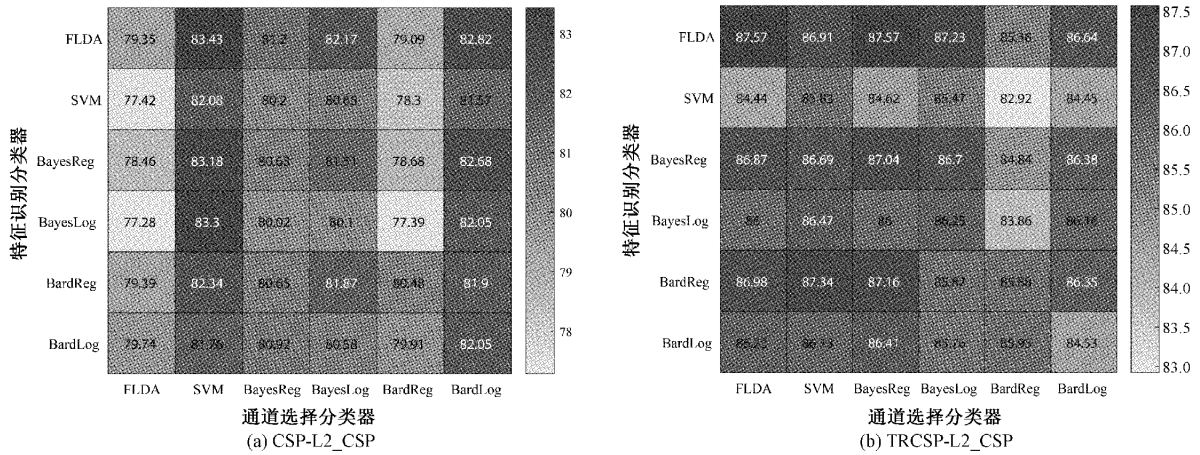


图 4 基于 L2 范数通道选择的平均分类准确率

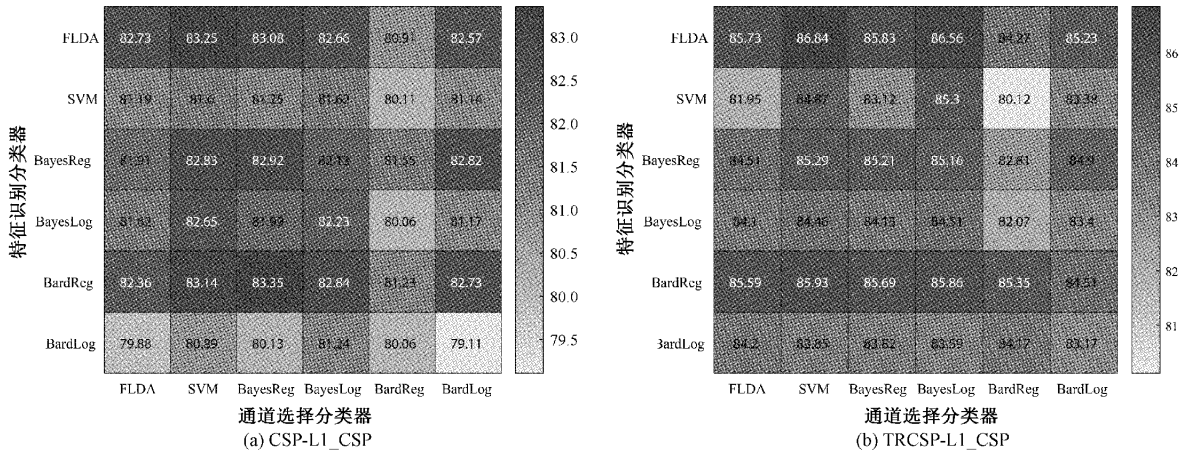


图 5 基于 L1 范数通道选择的平均分类准确率

表 1 分类准确率(各种方法的最优结果)

被试	CSP (BardReg)	TRCSP (BardLog+ BardReg)	CSP-L1_CSP (BayesReg+ BardReg)	TRCSP-L1_CSP (SVM+FLDA)	CSP-L2_CSP (SVM+FLDA)	TRCSP-L2_CSP (FLDA+FLDA)
aa	66.96	63.39	66.96	77.68	64.29	78.57
al	100	100	100	100	100	100
av	68.88	70.92	68.37	73.47	66.84	73.47
aw	88.84	90.18	93.30	90.18	95.54	93.75
ay	77.78	73.81	88.10	92.86	90.48	92.06
均值±标准差	80.49±12.45	79.66±13.41	83.35±13.36	86.84±9.83	83.43±14.92	87.57±9.93

对比,得出以下结论:1)TRCSP 特征提取方法相对 CSP 特征提取方法,分类性能没有提升;但是,基于 TRCSP 的通道选择方法显著优于基于 CSP 的通道选择方法。在分类准确率的标准差方面,基于 TRCSP 的通道选择方法显著低于其他方法,证明了本文方法的鲁棒性和稳定性。2)基于 L2 范数的通道选择方法优于基于 L1 范数的通道选择方法。3)对于所有通道选择方法,选择常用而且简单的

FLDA 和 SVM 分类器就能获得最优的分类性能。

为了更加直观地观察被选择通道的头皮分布以及方便研究通道选择的生理可解释性,图 6 给出了 CSP 方法和 TRCSP 方法所得通道权重在各个被试的头皮映射图。需要说明的是,CSP 空间滤波器(通道权重)的计算与分类器无关,TRCSP 空间滤波器的计算需要分类器选择最优正则化参数 α ,进而确定 TRCSP 模型得到最优空间滤

波器。从图 6 可以看出,在宏观的图像上比较,被试 al、aw、ay 在 CSP 和 TRCSP 两种方法下的通道权重分布几乎一样,但是最终选择的通道数和通道组合有所不同,详见表 2 和 3。另外,被试 aa、av 在 CSP 和 TRCSP 两种方法下的通道权重分布差异较大,TRCSP 方法覆盖较多的运动皮层区域,所以分类效果较好,详见表 1 的分类结果。

表 2 给出了各种通道选择方法得到的通道数。从表 2 可以看出,分类准确率较高的被试 al、aw、ay 所选择的通道数较少,而分类准确率较低的被试 aa 和 av 所选择的通道数较多。针对被试 al、aw、ay,基于 TRCSP 的通道选择方法所得通道数比 CSP 方法少。平均来看,基于 TRCSP 的通道选择方法所得通道数也比 CSP 方法少。此外,每个被试选择的通道都不一样,即选择的通道是被试特有的;表 3 给出了 TRCSP-L2_CSP 通道选择方法所得的通道号和电极名称^[23]。

为了更加全面评估本文所提方法的优越性,表 4 对比了本文方法与近期文献方法的分类结果,这些方法都使用

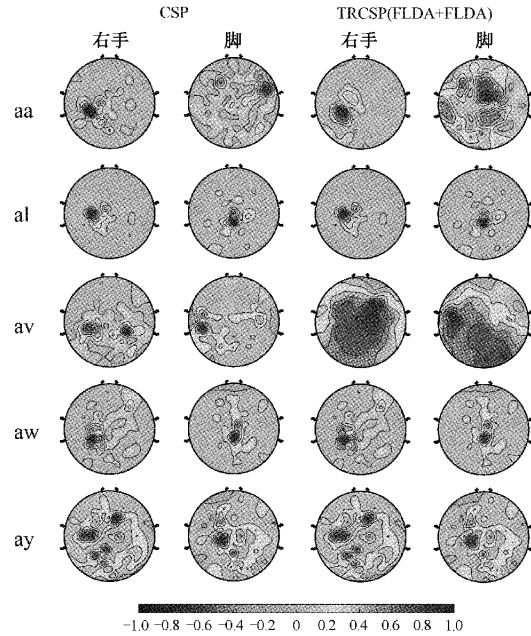


图 6 脑电通道权重的头皮映射图

表 2 各种通道选择方法得到的通道数

被试	CSP-L1_CSP (BayesReg+BardReg)	TRCSP-L1_CSP (SVM+FLDA)	CSP-L2_CSP (SVM+FLDA)	TRCSP-L2_CSP (FLDA+FLDA)
aa	117	61	117	57
al	17	20	17	20
av	116	50	111	54
aw	26	47	17	73
ay	6	10	6	14
平均	56	38	54	44

表 3 TRCSP-L2_CSP 选择的通道号和电极名称

被试	通道号	电极名称
aa	[70,60,79,37,45,69,36,27,80,46,26,18,35,44,12,11,19,72,15,73,34,38,82,89,68,47,92,53,83,91,103,24,50,81,74,33,54,25,59,84,64,17,62,78,86,20,29,4,43,87,65,93,28,71,7,61,104]	[CP3 CCP5 PCP5 FC2 CFC1 CP5 FCz FFC2 PCP3 CFC2 FFC1 Fz FC1 CFC3 FAF2 FAF1 F2 CPz F5 CP2 FC3 FC4 PCP2 P3 TP7 CFC4 P2 C1 PCP4 Pz PO7 FFC5 T7 PCP1 CP4 FC5 Cz FFC3 CCP7 PCP6 CCP4 F1 CCP1 PCP7 P9 F4 FFC6 AFpz CFC5 P7 CCP6 P4 FFC4 CP1 AF3 CCP3 PO3]
al	[52,72,61,54,71,45,81,80,62,64,90,70,56,27,35,16,69,92,63,99]	[C3 CPz CCP3 Cz CP1 CFC1 PCP1 PCP3 CCP1 CCP4 P1 CP3 C4 FFC2 FC1 F3 CP5 P2 CCP2 PPO1]
av	[62,72,81,71,91,61,54,99,80,105,82,63,90,73,45,83,100,46,92,107,93,106,52,74,60,37,101,70,111,104,55,98,47,89,64,56,53,108,110,20,38,43,34,44,28,114,79,29,113,51,42,84,35,36]	[CCP1 CPz PCP1 CP1 Pz CCP3 Cz PPO1 PCP3 PO1 PCP2 CCP2 P1 CP2 CFC1 PCP4 PPO2 CFC2 P2 PO2 P4 POz C3 CP4 CCP5 FC2 PPO6 CP3 OPO2 PO3 C2 PPO5 CFC4 P3 CCP4 C4 C1 PO4 OPO1 F4 FC4 CFC5 FC3 CFC3 FFC4 O2 PCP5 FFC6 Oz C5 CFC7 PCP6 FC1 FCz]
aw	[72,70,46,63,71,52,79,90,53,82,21,80,91,27,93,81,44,25,34,18,36,28,22,84,62,61,10,2,55,73,20,94,54,111,106,100,4,114,30,47,95,45,64,89,48,101,92,15,113,96,110,60,9,74,97,56,29,26,85,66,12,19,57,23,115,7,1,75,98,33,107,37,39]	[CPz CP3 CFC2 CCP2 CP1 C3 PCP5 P1 C1 PCP2 F6 PCP3 Pz FFC2 P4 PCP1 CFC3 FFC3 FC3 Fz FCz FFC4 F8 PCP6 CCP1 CCP3 FAF5 AFp1 C2 CP2 F4 P6 Cz OPO2 POz PPO2 AFp2 O2 FFC8 CFC4 P8 CFC1 CCP4 P3 CFC6 PPO6 P2 F5 Oz P10 OPO1 CCP5 AF8 CP4 PPO7 C4 FFC6 FFC1 PCP8 CCP8 FAF2 F2 C6 FFC7 O1 AF3 Fp1 CP6 PPO5 FC5 PO2 FC2 FC6]
ay	[61,52,19,81,53,51,89,55,71,91,25,27,102,35]	[CCP3 C3 F2 PCP1 C1 C5 P3 C2 CP1 Pz FFC3 FFC2 PPO8 FC1]

表 4 所提方法与其他方法分类准确率比较

被试	TKCSP ^[24] (2018)	DASS ^[25] (2019)	CSP-R-MF ^[7] (2019)	R-MDRM ^[26] (2019)	p-LTCSP ^[27] (2020)	MCFS ^[28] (2020)	TRCSP-L2_CSP (FLDA+FLDA)
aa	68.10	69.64	81.43	81.25	77.68	80.71	78.57
al	93.88	96.42	92.41	100	100	97.14	100
av	68.47	60.57	70	76.53	71.94	72.86	73.47
aw	90.58	70.53	83.57	87.05	92.41	93.21	93.75
ay	84.65	78.57	85	91.26	74.21	92.86	92.06
平均值±标准差	81.14±10.90	75.15±12.07	82.48±7.25	87.22±8.12	83.25±11.00	87.4±9.11	87.57±9.93

相同的数据集,即 BCI 竞赛 III(2005)数据集 IVa。由表 4 可以看出,本文提出的 TRCSP-L2_CSP 方法其平均分类准确率优于其他方法。另外,本文所提方法在模型复杂度和计算量方面也具有优势,比如 R-MDRM 方法^[26]需要迭代求解黎曼均值,当电极通道增加时,计算量呈平方次增长。

3 实际应用

为了进一步验证所提方法的有效性,使用实验室 40 导脑电放大器(Neuroscan 公司)采集 5 个健康被试的脑电数据,被试分别执行左、右手两种运动想象任务。脑电数据一共 30 个通道,采样率为 250 Hz。由于每个被试进行

运动想象任务的次数不一样,训练集和测试集按百分比进行划分,训练集为总样本数的 60%,测试集为 40%。

如图 7 所示,分别给出了 CSP 和 TRCSP 特征提取方法得到的分类结果。由图可知,TRCSP 的最高平均分类准确率为 71.7%,而 CSP 的最高平均分类准确率为 67.27%,说明在脑电数据信噪比较低的情况下(总体而言,实验室自采集数据比公开脑电数据的信号质量会差一些,这从两个数据集的分类准确率上也能体现),TRCSP 相比 CSP 的优势更加明显。如图 8 所示分别给出了 CSP-L2_CSP 和 TRCSP-L2_CSP 方法的分类结果。TRCSP-L2_CSP 的最高平均分类准确率为 74.32%,而 CSP-L2_CSP 的

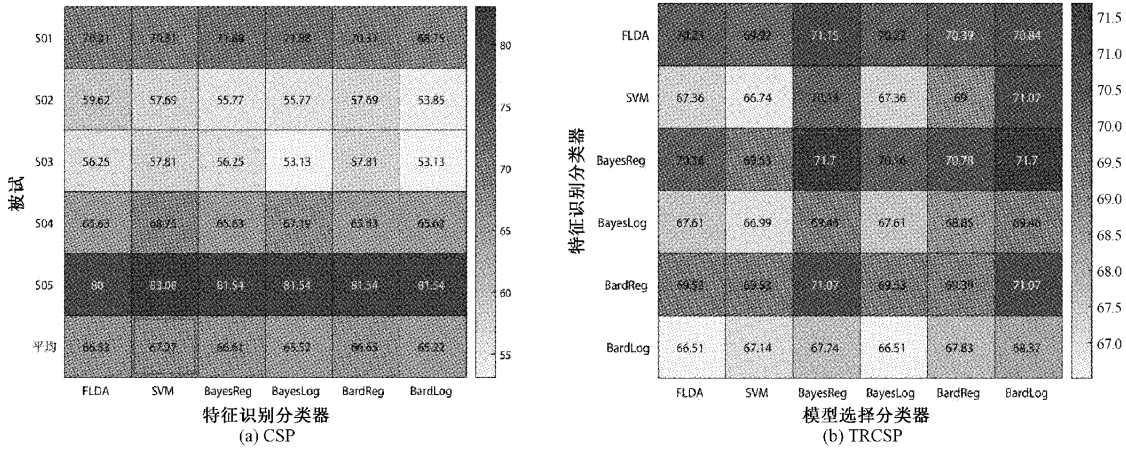


图 7 CSP 和 TRCSP 方法的分类准确率

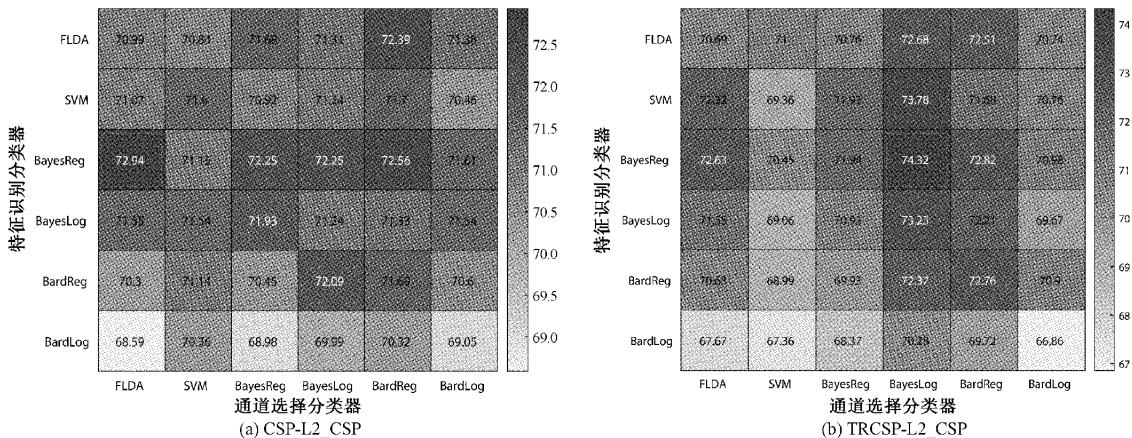


图 8 基于 L2 范数通道选择的平均分类准确率

最高平均分类准确率为 72.94%,进一步证明了本文所提的基于 TRCSP 和 L2 范数的通道选择方法的有效性。比较图 7 和 8 的结果,则说明通道选择的有效性和必要性。

4 讨 论

从以上的实验结果对比分析中可以看到,本文提出的通道选择方法(TRCSP-L2_CSP、CSP-L2_CSP、TRCSP-L1_CSP、CSP-L1_CSP)均优于传统 CSP 和 TRCSP 方法,说明通道选择的有效性。另外,TRCSP-L2_CSP 的分类结果优于近期文献方法,进一步说明了本文方法的优越性。

基于 TRCSP 的通道选择方法无论在分类效果还是在通道数方面都显著优于基于 CSP 的通道选择方法。TRCSP 可以有效缓解 CSP 的噪声敏感和过拟合问题,所以基于 TRCSP 的通道选择方法取得了较好的分类效果。另外,使用 L2 范数计算通道权重,其分类效果优于 L1 范数,说明 L2 范数对于噪声的抑制能力更优。

综上所述,本文提出的通道权重确定方法和通道排序方法,即基于 TRCSP 和 L2 范数的通道选择方法,可以有效提高脑电的解码性能。

5 结 论

本文提出了基于 TRCSP 和 L2 范数的脑电通道选择方法。基于 TRCSP 空间滤波器获取通道权重,进而通过 L2 范数进行通道排序,结合 10 折交叉验证和 6 种分类器进行通道选择。本文所提通道选择方法在 BCI 竞赛数据集和实验室自采集数据集上的平均分类准确率分别为 87.57%和 74.32%,优于现有的方法。实验结果表明,基于 TRCSP 的通道选择方法优于基于 CSP 的通道选择方法,基于 L2 范数的通道选择方法优于基于 L1 范数的通道选择方法。在未来的工作中,将考虑把本文的方法与其他方法进行结合,比如脑网络构建^[29],以进一步提高脑电解码性能。另外,将尝试把本文的方法应用于 P300 脑电信号分析^[30]。

参考文献

- [1] 谢士遥, 汤佳贝, 蔡雨, 等. 脑电 BCI 系统的软硬件开发平台发展现状[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(6): 1-12.
- [2] DEEPA T, SERGIO C, JAVIER O, et al. Optimization of alpha-beta log-det divergences and their application in the spatial filtering of two class motor imagery movements [J]. Entropy, 2017, 19(3): 89.
- [3] FENG J K, ERWEI Y, JIN J, et al. Towards correlation-based time window selection method for motor imagery BCIs [J]. Neural Networks, 2018, 102.
- [4] 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.
- [5] 莫云, 梁国富, 路仲伟, 等. 基于 LASSO 和 PCA 降维的脑电特征选择方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(5): 9-14.
- [6] YU J, YU Z L. Cross-correlation based discriminant criterion for channel selection in motor imagery BCI systems[J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(4): 046083.
- [7] GAUR P, MCCREADIE K, PACHORI R B, et al. An automatic subject specific channel selection method for enhancing motor imagery classification in EEG-BCI using correlation[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102574.
- [8] SHI B, WANG Q, YIN S, et al. A binary harmony search algorithm as channel selection method for motor imagery-based BCI [J]. Neurocomputing, 2021, 443: 12-25.
- [9] WANG Z, HU S, SONG H. Channel selection method for EEG emotion recognition using normalized mutual information [J]. IEEE Access, 2019, 7: 143303-143311.
- [10] 孟明, 董芝超, 高云园, 等. 基于相关性和稀疏表示的运动想象脑电通道选择方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(2): 477-485.
- [11] 莫云. 基于 CSP 变换和滤波器组的对数带通功率特征提取方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(10): 33-38.
- [12] FENG J K, JIN J, DALY I, et al. An optimized channel selection method based on multifrequency CSP-rank for motor imagery-based BCI system [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2019, 2019: 1-10.
- [13] ZHOU Q, JIANG A, LIU X. EEG channel optimization via sparse common spatial filter[C]. 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2017: 900-903.
- [14] LOTTE F, GUAN C. Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: unified theory and new algorithms[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2011, 58(2): 355-362.
- [15] JIN J, XIAO R, DALY I, et al. Internal feature selection method of CSP based on L1-norm and Dempster-Shafer theory [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 32(11): 4814-4825.
- [16] 张绍荣. 基于稀疏优化的运动想象脑电解码方法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2021.
- [17] HOSSEINI M, HOSSEINI A, AHI K. A review on

- machine learning for EEG signal processing in bioengineering [J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2021, 14: 204-218.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] YU T, YU Z, GU Z, et al. Grouped automatic relevance determination and its application in channel selection for P300 BCIs [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2015, 23(6): 1068-1077.
- [21] WEN Z, YU T, YU Z, et al. Grouped sparse Bayesian learning for voxel selection in multivoxel pattern analysis of fMRI data [J]. *NeuroImage*, 2019, 184: 417-430.
- [22] 张绍荣, 莫云, 莫禾胜, 等. 基于单特征和模型权重的脑电通道选择方法[J]. *桂林航天工业学院学报*, 2021, 26(4): 397-402.
- [23] 张绍荣, 赵紫宁, 李智, 等. WPD-CSP 脑电特征提取方法的时间优化 [J]. *计算机工程与设计*, 2021, 42(6): 1645-1652.
- [24] DAI M, ZHENG D, LIU S, et al. Transfer kernel common spatial patterns for motor imagery brain-computer interface classification [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, 2018: 1-9.
- [25] BELWAFI K, GANNOUNI S, ABOALSAMH H, et al. A dynamic and self-adaptive classification algorithm for motor imagery EEG signals [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2019, 327: 108346.
- [26] SINGH A, LAL S, GUESGEN H W. Small sample motor imagery classification using regularized riemannian features [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 46858-46869.
- [27] YU Z, MA T, FANG N, et al. Local temporal common spatial patterns modulated with phase locking value [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 59: 101882.
- [28] 殷飞宇, 金晶, 王行愚. 基于多相关性的导联前向搜索算法用于运动想象分类 [J]. *华东理工大学学报(自然科学版)*, 2020, 46(6): 792-799.
- [29] 商晓锋, 罗志增, 史红斐. 基于脑肌耦合导联选择和最小生成树网络的脑电特征提取 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 191-198.
- [30] 刘国忠, 张立伟, 高洁, 等. P300 脑电信号在图像清晰度评价中的应用研究 [J]. *中国测试*, 2020, 46(3): 52-58.

作者简介

路仲伟, 硕士研究生, 主要研究方向为脑电信息处理与数学优化。

E-mail: luzw2021@163.com

莫云(通信作者), 工程师, 主要研究方向为生物医学和智能仪器。

E-mail: moyun@guat.edu.cn