

1-3-2019

## Multi-tasks Channel Selection Algorithmic Modeling Based on SVM-RFE

Jiankui Feng

*College of Information Science and Engineering, East China University, Shanghai 200237, China;*

Jin Jing

*College of Information Science and Engineering, East China University, Shanghai 200237, China;*

Wang Bei

*College of Information Science and Engineering, East China University, Shanghai 200237, China;*

Yugang Niu

*College of Information Science and Engineering, East China University, Shanghai 200237, China;*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Multi-tasks Channel Selection Algorithmic Modeling Based on SVM-RFE

### Abstract

**Abstract:** Channel selection is used to locate the mental task related brain area in the brain computer interface systems. In the previous studies, the channels were selected based on the data recoded from the multi-mental tasks. However, the different mental tasks are corresponding to the different brain area. If one same brain area is selected for different mental tasks, the features of one mental task would be noises of another mental task. *In this paper, a new method was presented to solve this problem based on the data of motor imagery tasks. The SVM-RFE method was used to select the channels for each motor imagery task based on recall rate.* The result showed that the proposed channel selection method was superior to the traditional method in classification accuracy.

### Keywords

brain-computer interface, motor imagery, SVM-RFE, multi-tasks

### Authors

Jiankui Feng, Jin Jing, Wang Bei, Yugang Niu, and Xingyu Wang

### Recommended Citation

Feng Jiankui, Jin Jing, Wang Bei, Niu Yugang, Wang Xingyu. Multi-tasks Channel Selection Algorithmic Modeling Based on SVM-RFE[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(12): 4506-4512.

# 基于 SVM\_RFE 的多任务导联选择算法建模

冯建奎, 金晶\*, 王蓓, 牛玉刚, 王行愚

(华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237)

**摘要:** 在 BCI (Brain computer interface) 的研究中, 导联选择能够用于确定与目标任务关联较大的脑功能区域。以往的导联选择方法都是基于一个数据集进行统一的导联选择, 不同任务下的对应脑区是不一样的, 无法抑制同一数据集中不同任务特征的干扰。基于运动想象脑电数据展开相关研究, 利用 SVM\_RFE (Support vector machine recursive feature elimination) 导联选择方法以召回率作为依据为两类运动任务分别选择最适合的导联。研究表明, 基于 SVM\_RFE 多任务导联选择方法在平均分类准确率上优于传统的 SVM\_RFE 导联选择方法。

**关键词:** 脑机接口; 运动想象; SVM\_RFE; 多任务

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 12-4506-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201812002

## Multi-tasks Channel Selection Algorithmic Modeling Based on SVM-RFE

Feng Jiankui, Jin Jing\*, Wang Bei, Niu Yugang, Wang Xingyu

(College of Information Science and Engineering, East China University, Shanghai 200237, China)

**Abstract:** Channel selection is used to locate the mental task related brain area in the brain computer interface systems. In the previous studies, the channels were selected based on the data recoded from the multi-mental tasks. However, the different mental tasks are corresponding to the different brain area. If one same brain area is selected for different mental tasks, the features of one mental task would be noises of another mental task. In this paper, a new method was presented to solve this problem based on the data of motor imagery tasks. The SVM-RFE method was used to select the channels for each motor imagery task based on recall rate. The result showed that the proposed channel selection method was superior to the traditional method in classification accuracy.

**Keywords:** brain-computer interface; motor imagery; SVM-RFE; multi-tasks

## 引言

脑机接口(BCI)是一种通过识别脑思维信息来实现大脑与外界直接交互的脑机接口技术<sup>[1]</sup>。它能够将脑电信号转换成控制命令来控制一些外部辅

助设备(如轮椅、机械手臂等), 帮助脊髓损伤、肌萎缩脊髓侧索硬化等严重神经肌肉障碍患者在一定程度上恢复其交流和运动能力<sup>[2]</sup>。EEG (Electroencephalogram)信号由于时间分辨率高, 成本相对较低, 便携性高, 对用户的风险较小而被广泛用于脑机接口的研究<sup>[3]</sup>。

与基于诱发电位的脑机接口相比, 运动想象脑机接口不依赖于外部刺激并且更容易操作<sup>[4-5]</sup>, 非常适用于机械设备的运动控制和运动康复训练<sup>[6]</sup>。因为运动想象脑电位的呈现形式是对侧脑区的电



收稿日期: 2018-09-27 修回日期: 2018-10-26;  
基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB13003002),  
国家自然科学基金(61573142, 61773164, 91420302),  
111 引智计划(B17017);  
作者简介: 冯建奎(1992-), 男, 山东菏泽, 硕士, 研究  
方向为脑机接口, 信号处理; 金晶(通讯作者  
1981-), 男, 上海崇明, 博士, 教授, 研究方向为脑  
机接口, 模式识别。

<http://www.china-simulation.com>

• 4506 •

位能量变化,采用较多的导联信号往往可以获得较好的分类性能,但是多导联信号会携带大量的冗余信息并且不便于实际应用<sup>[7]</sup>。所以,导联选择成为运动想象电位分类中进行特征提取的一种重要手段,通过导联选择可以有效排除冗余导联信号并选择出最佳的运动想象电位的脑区域分布。SVM-RFE 是一种较经典的导联选择方法<sup>[8-9]</sup>。该方法根据支持向量机的参数来对特征进行排序,并且递归地排除冗余特征。

在同一个数据集下,不同任务对应的脑区并不相同<sup>[10-11]</sup>。因此,针对不同的运动想象任务选择特定的导联组合将有可能提高脑机接口系统的性能。然而,在同一个数据集中,已有的方法都是根据所有任务下的平均分类结果作为评价依据来选择导联组合<sup>[8,12]</sup>,但这种方法无法抑制来自不同任务脑电特征的噪声干扰,从而影响导联选择的性能。抑制不同任务脑电特征的噪声干扰将是提高识别准确率的有效途径。本文首先利用 SVM\_RFE 导联选择方法基于召回率分别为每一种运动想象任务选择最合适的导联组合,CSP(Common spatial pattern)用于提取每种导联组合获得的样本的特征,并将同一个样本的所有特征组合成一个特征向量,LASSO (Least absolute shrinkage and selection operator) 用于选择特征。本文利用 BCI 竞赛 III 中的 data set IVa 和 BCI 竞赛 IV 中的 data set 1 数据来验证文中提出方法的有效性。

## 1 分析方法

### 1.1 SVM-RFE

Guyon 等<sup>[13]</sup>提出了基于 SVM (support vector machine)的 SVM-RFE 进行基因选择。该方法是一种支持向量机和后向删除的搜索策略结合的高性能 wrapper 特征选择方法,广泛应用于图像处理、文本分析、生物信息处理等领域。它以序列后向排除方式每次移除具有最小评分的特征获得最优的

嵌套特征子集<sup>[14]</sup>。每次迭代过程中,支持向量机的权值系数作为特征排序标准,重新在相同的样本但是剩余的特征集合上对特征进行评估,删除获得最低评估得分的特征。重复上述过程,直到当前特征集合为空,即所有的特征都被删除为止,或者达到一个希望的特征数量为止。本文选择获得 8 根导联为止<sup>[15]</sup>,最后通过交叉验证获得最优分类性能的导联组合被选择。SVM-RFE 算法流程如下所示。

- 1) 定义初始特征集合  $S=[f_1, f_2, \dots, f_n]$  和排序后的特征集合  $R=[]$ 。
- 2) 使用特征集合  $S$  训练一个线性 SVM。
  - a) 计算 SVM 的权值向量  $w_i$ ,  $i$  为  $S$  中对应的特征序号。
  - b) 计算  $S$  中特征的分值  $c_i: c_i=w_i \times w_i$ 。
  - c) 找到具有最小分值的特征  $f_i: f_i=\operatorname{argmin}(c_i)$ 。

### 1.2 基于 SVM\_RFE 的多任务导联选择算法

针对在同一个数据集中,不同任务对应的脑区不相同的问题,本文提出了使用 SVM-RFE 基于召回率分别为每类任务选择出最优的导联组合。以 BCI 竞赛 IV 中的数据为例,实验包括 2 个任务(想象左手运动、想象右手运动或想象脚运动),以单任务(想象左手运动或想象右手运动或想象脚运动)获得的召回率作为评价标准,选择出实现最高召回率时的导联组合,因此 2 种不同的导联组合被获得。考虑到模型可能缺乏类间信息,我们通过以往的方法(以精确率作为评价标准选择导联)选择出最优的导联组合<sup>[15]</sup>,最后共获得了 3 种不同的导联组合。对 3 种导联组合获得的数据集分别使用 CSP 提取特征,将同一个样本对应的所有特征组合成一个特征向量  $f \in R_1 \times (N_1 + N_2 + N_3)$ ,  $N_1, N_2, N_3$  分别表示该样本在 3 种导联组合下提取的特征数量,考虑到这些特征可能包含一些冗余特征,因此采用 LASSO 算法从中选择出有效的特征。最后, SVM 用作分类模型。其算法过程如图 1 所示。

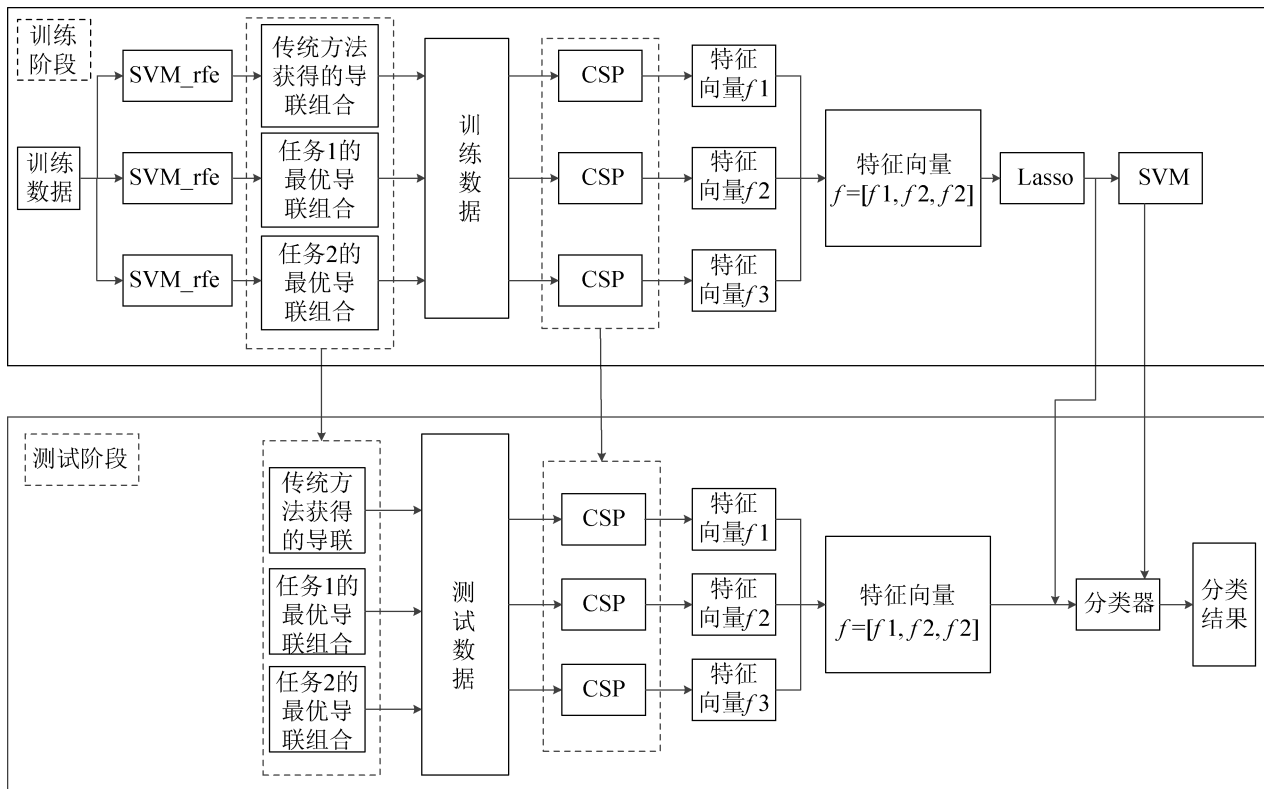


图1 本文提出的算法的流程图

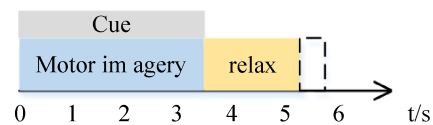
Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm.

## 2 实验及结果分析

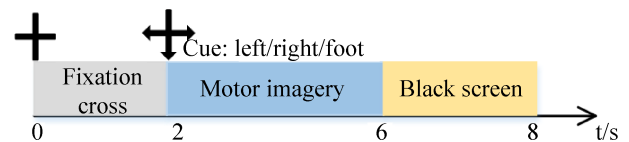
### 2.1 实验数据描述

BCI 竞赛 III 中的 dataset IVa 数据由 5 个健康被试的 EEG 信号组成。实验期间，被试坐在一个舒适的椅子上，双臂放在扶手上。提示出现持续 3.5 s，在此期间，被试需要执行 3 类运动想象任务：想象左手运动，想象右手运动和想象脚运动。提示结束之后，会有一个持续 1.75~2.25 s 的休息时间，其间，被试可以放松。只有想象左手运动和想象脚运动的数据被提供用于比赛。每个被试需要分别进行两类运动想象各 140 次。实验共采集了 118 个 EEG 位置的信号，使用 BrainAmp 放大器和一个含有 128 根 Ag/AgCl 电极的电极帽记录。在扩展的国际 10/20 系统的位置测量了 118 个 EEG 通道。信号在 0.05~200 Hz 之间进行带通滤波，然后在 1 000 Hz 下以 16 位(0.1 μV)的精度进行数字化。数据被下采样为 100 Hz。实验数据被分为

两部分，一部分为训练数据(160 个样本)，另一部分为测试数据(120 个样本)。数据采集的实验范式见图 2(a)。



(a) BCI 竞赛 III 中单次想象任务流程图



(b) BCI 竞赛 IV 中单次想象任务流程图

图2 实验范式时序图

Fig. 2 Timing scheme of the paradigm

BCI 竞赛 IV 中的 dataset 1 数据由柏林 BCI 小组提供。数据集包含 4 个真人数据和 3 个人工产生的数据，本文仅使用 4 个真人数据作为研究对象。实验期间，每个被试从 3 类运动想象任务(左手，

右手和脚)中选择 2 类来执行, 受试者分别进行两类运动想象各 100 次, 每次开始之前会有一个持续 2 s 的十字符号出现在电脑屏幕中间提示被试做好准备, 2 s 后被试会看到一个指向左、右或下的箭头提示, 提示持续 4 s。在此期间, 被试需要根据提示执行想象左手, 右手或足的任务。4 s 过后会有持续 2 s 的黑屏出现在电脑屏幕上。因此, 整个实验总共持续 8 s。实验共采集了 59 个 EEG 位置的信号, 使用 BrainAmp MR plus 放大器和一个 Ag/AgCl 电极帽记录。信号在 0.05~200 Hz 之间进行带通滤波, 然后在 1 000 Hz 下以 16 位(0.1  $\mu$ V)的精度进行数字化。数据被下采样为 100 Hz。实

验数据被分为两部分, 一部分为训练数据(120 个样本), 另一部分为测试数据(80 个样本)。数据采集的实验范式如图 2(b)所示。

## 2.2 实验结果

我们将本文提出的方法与传统的方法利用 BCI 竞赛 III 中的 dataset 1 和 BCI 竞赛 IV 中的 dataset IVa 进行了比较。图 3 为两种方法的 ROC 曲线图。图中蓝线代表本文提出的方法, 绿线代表传统的方法。很明显相对于绿线, 蓝线总体上更趋向于图的左上角。这说明通过本文提出的方法得到的模型相较于传统的方法具有更好的性能。

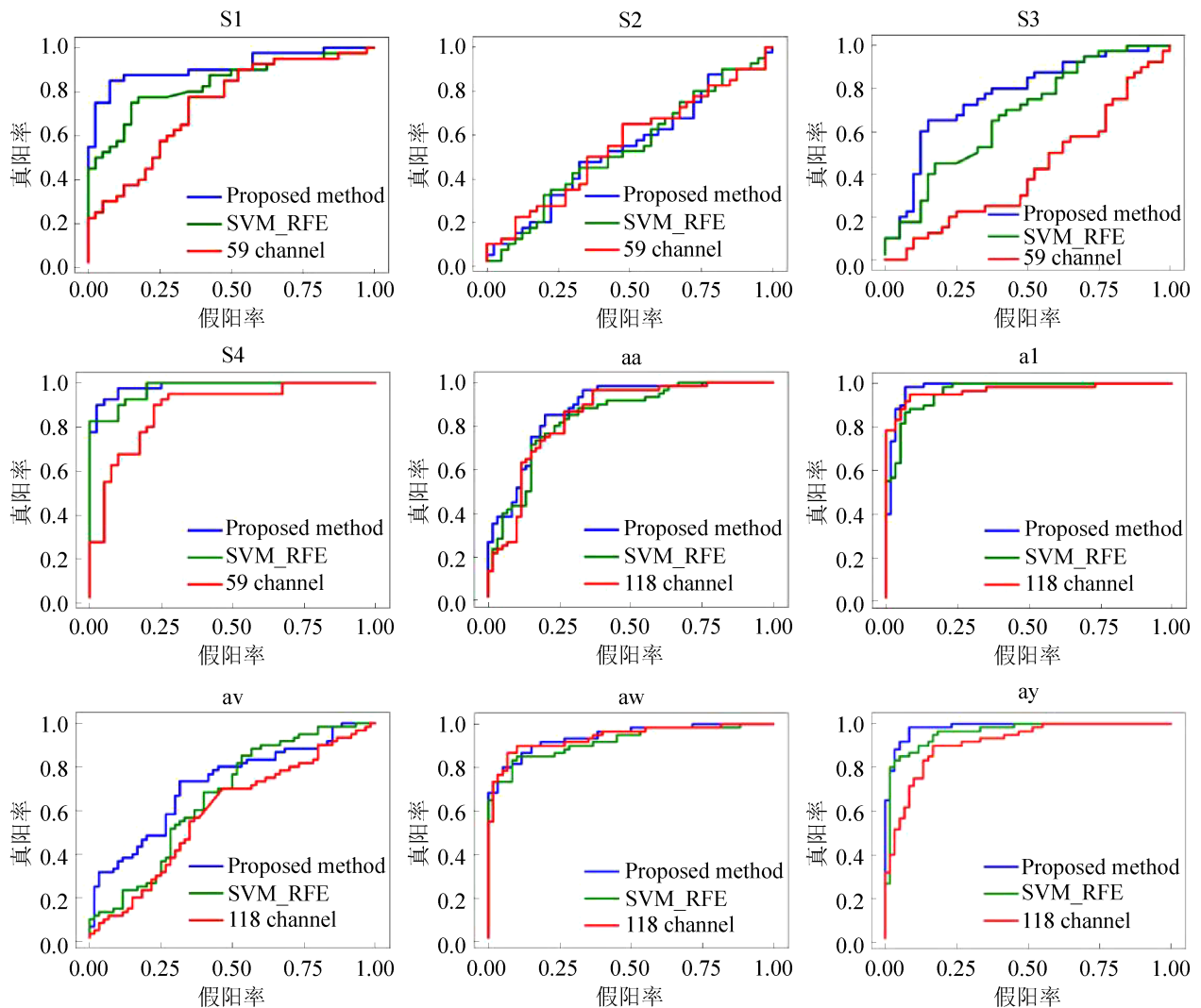
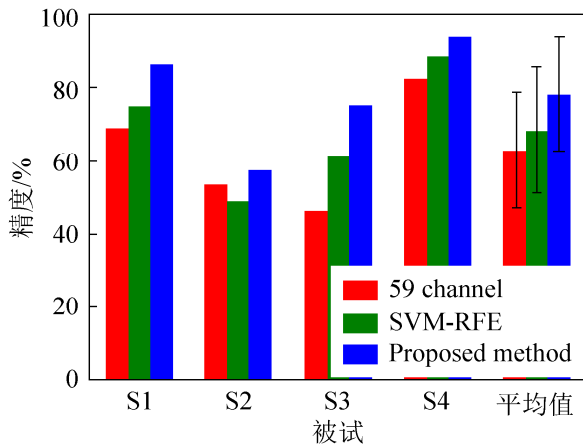


图 3 三类方法的 ROC 曲线图  
Fig. 3 ROC curve of three methods

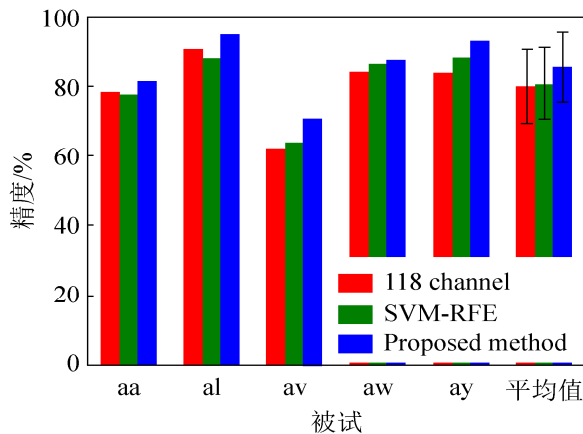
<http://www.china-simulation.com>

• 4509 •

为了对其进一步证明, 本文分别获得了两种方法的分类精度。如图4所示, 相比于传统的方法, 本文提出的方法的分类精度提高了4.84% (85.67% VS 80.83%)和10% (78.25% VS 68.25%)。



(a) BCI 竞赛 III



(b) BCI 竞赛 IV

图4 三类方法的精度比较

Fig. 4 Performance comparison of three methods in BCI competition III(a) and BCI competition IV(b)

为了证明本文提出的方法的优越性, 本文将其与其他方法进行了比较。表1展示了本文提出的方法与其他的方法在BCI竞赛III中的数据集合Iva上的比较。Arvaneh等<sup>[16]</sup>提出了空间稀疏共空间模式SSCSP (Spatially sparsed common spatial

pattern)对运动皮层区域提取的特征施加较大的权重, 其他区域提取的特征施加较小的权重。他们的结果比本文提出的方法低12.17%。Lotte等<sup>[17]</sup>提出了空间正则共空间模式, 实现了78.63%的分类精度, 比本文提出的方法低7.05%。Selim等<sup>[18]</sup>采用RMS (Root mean square)作为LDA (Linear discriminant analysis)的输入, 获得了78.77%的准确率, 比本文提出的方法低6.9%。Dail等<sup>[19]</sup>提出了TKCSP (Transfer Kernel common spatial pattern)算法实现了79.17%的准确率, 比本文提出的方法低6.5%。Belwafi等<sup>[20]</sup>提出了WoLA (Weighted overlap-add)-CSP算法通过分析事件相关去同步和事件相关同步 (Event-related desynchronization / synchronization, ERD/ERS)来实现对EEG信号的动态滤波。他们实现了67.29%的分类结果, 比本文提出的算法低18.38%。

表2展示了本文提出的方法与其他的方法在BCI竞赛IV中的数据集合1上的比较。Hasan等<sup>[21]</sup>提出了MOPSO (Multi-Objective Particle Swarm Optimization)算法选择导联, 实现了60.47%的分类精度, 比本文提出的算法低17.78%。Park等<sup>[22]</sup>提出了经验模型的噪声辅助多元扩展模型提取时频信息, 实现了74.25%的平均分类精度, 比本文提出的方法低4%。Qiu等<sup>[8]</sup>提出了改进的序列浮动前向搜索算法 (Improved sequential floating forward selection)选择导联, 实现了67.25%的分类精度, 比本文提出的方法低11%。Zhang等<sup>[23]</sup>基于一种鲁棒学习机制提出了Self-Paces BCI, 实现了62%的分类精度, 比本文提出的算法低16.25%。这些结果都表明, 本文提出的导联选择方法可有效提高模型分类精度。



表 1 BCI 竞赛 III 数据下的分类结果比较  
Tab. 1 Comparison of classification results for BCI competition III dataset IVa

作者	发表时间/年	算法	被试代号					平均精度/%
			aa/%	al/%	av/%	aw/%	ay/%	
Arvaneh et al. <sup>[16]</sup>	2011	SSCSP	72.32	96.42	54.10	70.53	73.41	73.50
Lotte et al. <sup>[17]</sup>	2011	SRCSP	72.32	96.43	60.20	77.68	86.51	78.63
Selim et al. <sup>[18]</sup>	2016	RMS+LDA	69.64	89.29	59.18	88.84	86.90	78.77
Dai et al. <sup>[19]</sup>	2018	TKCSP	68.10	93.88	68.47	88.40	74.93	79.17
Belwafi et al. <sup>[20]</sup>	2018	WOLA-CSP	66.79	96.07	52.14	71.43	50.00	67.29
Proposed method			81.67	95	70.83	87.5	93.33	85.67

表 2 BCI 竞赛 IV 数据下的分类结果比较  
Tab. 2 Comparison of classification results for BCI competition IV dataset 1

作者	发表时间/年	算法	被试代号				平均精度/%
			S1/%	S2/%	S3/%	S4/%	
Hasan et al. <sup>[21]</sup>	2010	MOPSO	62.31	55.5	60.07	64	60.47
Park et al. <sup>[22]</sup>	2013	NA-MEMD	69.8	78.7	57.5	91	74.25
Qiu et al. <sup>[8]</sup>	2016	Improved SFFS	69	63	65	72	67.25
Zhang et al. <sup>[23]</sup>	2012	Self-Paces BCI	60	58	58	71	62
Proposed method			86.25	57.5	75.5	93.75	78.25

### 3 结论

导联选择算法能够确定与任务关联较大的脑区域,从而减少无关脑区的噪声干扰,而在同一个数据集下,不同任务对应的脑区并不相同<sup>[10-11]</sup>。这导致在不同的运动想象任务下,特征区域有所差异。然而以往的方法仅用一种导联组合采集不同任务下的脑电信号<sup>[8,13]</sup>,这无法抑制来自不同任务特征的噪声干扰,从而降低了分类模型的性能。本文提出的方法在同一数据集中分别为每类任务选择最优的导联组合。实验结果表明,本文提出的导联选择方法相比于传统的方法实现了更高的分类准确率。除此之外,本文提出的方法还与其他方法进行了比较。相较于其他的方法,本文提出的方法仍然获得了较高的分类结果。

### 参考文献

- [1] Lin Y, Sheng X, Zhang D, et al. A BCI System Based on Somatosensory Attentional Orientation[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng (S2095-4409), 2017, 25(1): 78-87.
- [2] Jin J, Sellers E W, Zhou S, et al. A P300 Brain-Computer

Interface Based on a Modification of the Mismatch Negativity Paradigm[J]. International Journal of Neural Systems (S0129-0657), 2015, 25(3): 1550011.

- [3] Önder Aydemir. Classification of 2-dimensional cursor movement imagery EEG signals[C]// International Conference on Telecommunications and Signal Processing. USA: IEEE, 2016: 370-373.
- [4] Feng J, Yin E, Jin J, et al. Towards correlation-based time window selection method for motor imagery BCIs[J]. Neural Netw (S0893-6080), 2018, 102: 87-95.
- [5] Thiyam D, Cruces S, Olias J, et al. Optimization of Alpha-Beta Log-Det Divergences and their Application in the Spatial Filtering of Two Class Motor Imagery Movements[J]. Entropy (S1099-4300), 2017, 19(3): 89.
- [6] Sun Y, Ye N, Yang J. An asynchronous MI-BCI system based on masterslave features[C]// International Congress on Image and Signal Processing, Biomedical Engineering and Informatics. USA: IEEE, 2017: 1456-1461.
- [7] Sun H, Zhang Y, Gluckman B J, et al. Optimal-channel Selection Algorithms in Mental Tasks based Brain-computer Interface[C]// International Conference. 2018: 118-123.
- [8] Qiu Z, Jin J, Lam H K, et al. Improved SFFS method for channel selection in motor imagery based BCI[J]. Neurocomputing (S0925-2312), 2016, 207(C): 519-527.
- [9] Wang Y, Gao S, Gao X. Common Spatial Pattern Method



- for Channel Selection in Motor Imagery Based Brain-computer Interface.[C]// Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. Ieee-Embs 2005. International Conference of the. USA: IEEE, 2005: 5392-5395.
- [10] Goksu F, Ince N F, Tewfik A H. Greedy solutions for the construction of sparse spatial and spatio-spectral filters in brain computer interface applications[J]. Neurocomputing (S0925-2312), 2013, 108(5): 69-78.
- [11] Tam W K, Hu X L, Tong K Y. Channel selection in chronic stroke rehabilitation[J]. Ifac Proceedings Volumes (S1474-6670), 2013, 46(20): 339-344.
- [12] Shan H, Xu H, Zhu S, et al. A novel channel selection method for optimal classification in different motor imagery BCI paradigms[J]. BioMedical Engineering OnLine (S1475-925X), 2015, 14(1): 1-18.
- [13] Guyon I, Weston J, Barnhill S. Gene selection for cancer classification using support vector machines[J]. Machine Learning(S1573-0565), 2002, 46: 389-422.
- [14] Duan K, Rajapakse J C. A variant of SVM-RFE for gene selection in cancer classification with expression data[C]// Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology, 2004. CIBCB '04. Proceedings of the 2004 IEEE Symposium on. USA: IEEE, 2004: 49-55.
- [15] Ang K K, Guan C. Brain-computer interface in stroke rehabilitation[J]. Journal of Computer Science and Engineering (S1976-4677), 2013, 7(2): 139-142.
- [16] Arvaneh M, Guan C, Kai K A, et al. Spatially sparsed Common Spatial Pattern to improve BCI performance[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. USA: IEEE, 2011: 2412-2415.
- [17] Lotte F, Guan C. Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs: unified theory and new algorithms[J]. IEEE Trans Biomed Eng (S1573-0565), 2011, 58(2):355-362.
- [18] Selim S, Tantawi M, Shedeed H, et al. Reducing Execution Time for Real-Time Motor Imagery Based BCI Systems[C]// Proceedings of the International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics 2016. Germany: Springer International Publishing, 2016.
- [19] Dai M, Zheng D, Liu S, et al. Transfer Kernel Common Spatial Patterns for Motor Imagery Brain-Computer Interface Classification[J]. Computational & Mathematical Methods in Medicine (S1748-670X), 2018: 1-9.
- [20] Belwafi K, Romain O, Gannouni S, et al. An embedded implementation based on adaptive filter bank for brain-computer interface systems[J]. Journal of neuroscience methods (S0165-0270), 2018, 305(15): 1-6.
- [21] Hasan B A S, Gan J Q, Zhang Q. Multi-objective evolutionary methods for channel selection in brain-computer interfaces: some preliminary experimental results[C]// Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on. IEEE, 2010: 1-6.
- [22] Park C, Looney D, ur Rehman N, et al. Classification of motor imagery BCI using multivariate empirical mode decomposition[J]. USA: IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering (S1534-4320), 2013, 21(1): 10-22.
- [23] Zhang H, Guan C, Kai K A, et al. BCI Competition IV – Data Set I: Learning Discriminative Patterns for Self-Paced EEG-Based Motor Imagery Detection[J]. Frontiers in Neuroscience (S1662-453X), 2012, 6: 7.