

一种基于时-空-频联合选择与相关向量机的 运动想象脑电信号分析算法

王洪涛^{1,2†}, 李 霆¹, 黄 辉¹, 贺跃帮¹, 刘旭程¹

(1. 五邑大学 信息工程学院, 广东 江门 529020;

2. 新加坡国立大学 生命科学中心, 新加坡 117456)

摘要: 研究表明: 不同受试者由于个体差异, 会引起在执行相同运动想象任务时, 产生与受试者关联的特定脑电信号特征, 这是设计脑机接口系统面临的一个实际问题. 为了解决这个问题, 本文提出了一种基于时-空-频联合特征的提取方法. 首先, 对原始118导联的EEG进行空间特征分析, 从中提取出与运动想象相关脑区对应的55导联EEG信号. 进一步, 在训练集上, 通过7-折交叉验证, 训练出与受试者匹配的时间窗和频带. 其次, 利用8个共空域滤波器进行特征提取. 最后, 将获得基于样本的运动想象特征, 采用相关向量机进行分类. 仿真结果表明: 该算法在第3届脑机接口竞赛数据集Data IVa分类上获得5位受试者平均分类精度为94.49%, 结果优于当年第1名94.17%. 此外, 与其他3种常用的方法比较亦具有明显优势. 本文提出的基于样本的时-空-频特征提取方法和相关向量机的结合, 该算法整体性能优越, 为基于运动想象的脑机接口在线系统设计提供了一种新方法.

关键词: 脑机接口; 运动想象; 共空域滤波; 相关向量机

中图分类号: TP399; R318 **文献标识码:** A

A motor imagery analysis algorithm based on spatio-temporal-frequency joint selection and relevance vector machine

WANG Hong-tao^{1,2†}, LI Ting¹, HUANG Hui¹, HE Yue-bang¹, LIU Xu-cheng¹

(1. School of Information Engineering, Wuyi University, Jiangmen Guangdong 529020, China;

2. Center for Life Sciences, National University of Singapore, 117456, Singapore)

Abstract: Convergent studies have reported inter-subject variability in EEG representation when subjects performed same cognitive tasks, yielding a significant drawback for developing a practical BCI system. In order to address this problem, we have introduced a subject-dependent spatio-temporal-frequency joint feature selection method. Specifically, we first selected 55-channel EEG signals among the original 118-channel recordings according to the close relevance of the signals in motor-related areas. A 7-fold cross validation approach was applied to select the optimal time-window and frequency bands, which match individual subject based upon the training data set. Then motor imagery related features were determined via the common spatial pattern method. The obtained subject-dependent features were feeded to a relevance vector machine for motor imagery classification. The experiment results show that our framework demonstrated superior performance as showing in the higher classification accuracy (94.49% in comparison with the highest classification accuracy 94.17%) in the competition III. Compared with the other three existing methods, our method also has obvious advantages. In summary, we provided feasible framework to account for inter-subject variability, which would be a new method for the designing of the online motor imagery brain computer interface system.

Key words: brain-computer interface; motor imagery; common spatial patten; relevance vector machine

收稿日期: 2017-03-19; 录用日期: 2017-08-03.

†通信作者. E-mail: nushongtaowang@qq.com.

本文责任编辑: 张丽清.

广东省科技发展专项资金(2017A010101034), 广东高校特色创新类项目(2016KTSCX141), 五邑大学博士启动项目, 江门市基础理论与科学研究类科技计划项目(江科[2016]189号), 五邑大学青年基金项目(2013zk08), 国家留学基金项目([2016]5113)资助.

Supported by Technology Development Project of Guangdong Province (2017A010101034), Guangdong University Innovation Projects for Science (2016KTSCX141), Wuyi University Funding-P.H.D Start Up Grant, Jiangmen Research and Development Program ([2016]189), Science Foundation for Young Teachers of Wuyi University (2013zk08) and China Scholarship Council ([2016]5113).

1 引言(Introduction)

脑机接口(brain-computer interface, BCI)是一种新型人机交互方式实现了大脑与外界直接进行信息交换的通道^[1-3]. 基于运动想象(motor imagery, MI)的BCI是较为广泛的一类, 根据受试者运动想象相关去同步的共性特点, 其特征在 Mu (8~13 Hz) 和 Beta (14~30 Hz) 节律段表现显著^[4]. 因此目前有关运动想象分析算法^[5]对不同受试者往往采用相同频带, 在时间窗设置上根据经验设置一个固定的宽度. 文献[6]指出Mu和Beta节律均与大脑皮层的运动区域有关联, 准备运动或实际运动的产生, 会导致大脑对侧的Mu和Beta节律的下降, 该现象称为事件关联去同步(event-related desynchronization, ERD). 而随着运动任务的完成, Mu和Beta节律又会上升, 该现象称为事件关联同步(event-related synchronization, ERS). 然而由于受试者个性差异, 产生的脑电信号亦不尽相同, 这对脑机接口的性能有明显的影 响, 主要表现在对时间窗长度, 频带宽度及通道选择. 对于不同受试者尽管各功能脑区的大致位置基本相同, 在对其进行运动想象脑电信号分析时, 可以采用固定的时间窗和频带, 而实际上对每一位受试者由于个体差异的存在, 理论上还是会存在与其匹配的最佳参数^[7], 胡剑锋等比较了不同脑电特征与分类器对驾驶疲劳的影响, 发现对于每一位受试者, 均存在一个面向该受试者的导联、特征与分类器的最优组合^[8].

本文提出一种时-空-频运动想象脑电信号分析方法, 首先利用训练集, 采用7-折交叉验证, 以分类准确率为主要指标, 训练出与受试者匹配的时间窗与频带, 进一步采用共空域模式(common spatial patten, CSP)算法进行特征提取, 最后利用相关向量机(relevance vector machine, RVM)分类, 有效解决了小样本数据集下的运动想象脑电信号的时-空-频特征提取与分类识别, 取得了优异的分类效果, 为运动想象脑电信号分析提供了一种新方法.

2 方法与实验(Method and experiment)

2.1 数据采集(Data collection)

本文数据来源为第3届脑机接口竞赛数据集 Data IVa (motor imagery, small training sets)^[9], 该数据集由5位健康受试者(aa, al, av, aw, ay)参与运动想象任务的脑电数据, 脑电采集设备为 BrainAmp放大器, 0.05~200 Hz带通滤波预处理, 采样率设置为1000 Hz, ETI电极帽Ag/AgCl电极. 电极帽电极采用国际标准的10/20位置图放置, 通道数为118.

单次数据采集过程示如图1所示: 受试者头戴电极帽坐在椅子上, 手臂平放于椅子扶手, 根据界面提示进行左手、右手及右脚3类运动想象任务. 上箭头指示受试者进行右脚运动想象任务; 右箭头指示受试者进行右手运动想象任务; 左箭头指示受试者进行左手运

动想象任务; 一个Trail的数据为: 系统启动数据采集程序后, 屏幕为全白, 1.75~2.25 s期间屏幕会随机出现一个“十”字, 提示受试者准备执行相应的运动想象任务. 2.25~5.75 s, 受试者需要指示执行相应的运动想象任务, 执行时间为3.5 s. 竞赛仅为参赛者提供了五位右手和右脚两类运动想象脑电数据, 该数据集具有典型的小样本训练集属性. 每位受试者训练样本与测试样本总共均为280个, 具体为: aa (train: 168, test: 112), al (train: 224, test: 56), av (train: 84, test: 196), aw (train: 56, test: 224), ay (train: 28, test: 252).

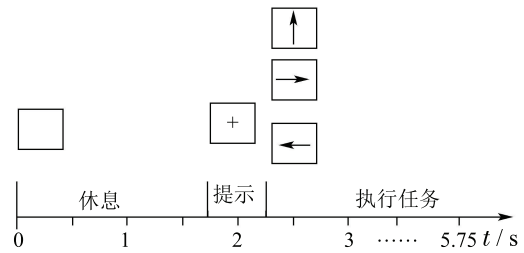


图1 数据采集过程示意图

Fig. 1 The diagram of data acquisition process

2.2 数据预处理(Data preprocessing)

本文首先对原始脑电信号进行共同平均参考滤波(common average reference, CAR)^[10]. 采用CAR滤波可以增大任务间的信号判别差别, 减少伪迹影响, 可用下式表示:

$$x'_k(t) = x_k(t) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i(t), \quad (1)$$

其中: $x_k(t)$ 表示第 k 通道信号, $x'_k(t)$ 表示经CAR滤波后的第 k 通道信号, N 为通道数.

然后对脑电信号进行带通(7~30 Hz)滤波, 通带衰减为0.5 dB, 阻带衰减为50 dB, 以保留Mu和Beta节律频带, 去除与运动想象任务无关的信息.

2.3 时间窗与频带优化 (Time window and frequency band optimization)

利用训练集通过7-折交叉验证, 对时间窗与频带优化, 具体为: 按规则左、右滑动及左、右拓展时间窗、频带的方法, 筛选出与受试者准确率最匹配的时间窗与频带. 实验预先根据经验设置初始时间窗长度 [135~280], 对应于1.35~2.8 s. 初始频带宽度 [7~30] Hz, 实验过程根据规则变换时间窗长度和频带宽度. 假设需要获取的脑电信号频带宽度为在 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 和时间窗长度为 $[t_{\min}, t_{\max}]$, 设 Δf 为频率分度, 按以下规则波动:

$$\begin{cases} f \in [f_{\min} \pm \Delta f, f_{\max} \pm \Delta f], \\ f \in [f_{\min}, f_{\max} \pm \Delta f], f \in [f_{\min} \pm \Delta f, f_{\max}]. \end{cases} \quad (2)$$

同理, 设 Δt 为时间窗分度, 按以下规则波动:

$$\begin{cases} t \in [t_{\min} \pm \Delta t, t_{\max} \pm \Delta t], \\ t \in [t_{\min}, t_{\max} \pm \Delta t], t \in [t_{\min} \pm \Delta t, t_{\max}]. \end{cases} \quad (3)$$

根据时间窗长度变化和频带宽度变化进行组合, 设计循环程序. 通过设置时间窗与频带移动步数, 利用7-折交叉验证即可筛选出与受试者更为匹配的优化时间窗与频带宽度.

2.4 空间滤波与特征提取(Spatial filtering and feature extraction)

CSP是一种两类模式的空域滤波特征提取方法, 可从多通道EEG数据中提取各类的空间分布成分. 该方法基于两个协方差矩阵的同时联合对角化, 并利用主成分分析(principle component analysis, PCA)和空域子空间分析来提取两种思维任务的空间成分. 然后根据所提取到的空间成分构建各类空域滤波器, 使得两种类别之间的差异最大化, 从而完成两类信号特征的提取^[11]. CSP投影矩阵 W 计算步骤如下:

第1步 原始数据经过信号滤波处理、提取出右手、右脚两类信号样本, 一个样本为一个Trail. $X_l(i)$ ($i = 1, \dots, n_l$) 和 $(X_r(j), j = 1, \dots, n_r)$, 则两类样本协方差矩阵分别为: $R_l(i) = X_l(i)X_l(i)^T$, $R_r(j) = X_r(j)X_r(j)^T$.

计算两类样本各自的平均协方差矩阵, 可得到

$$R_l = \frac{1}{n_l} \sum_{i=1}^{n_l} R_l(i), R_r = \frac{1}{n_r} \sum_{j=1}^{n_r} R_r(j), \quad (4)$$

式中 n_l 和 n_r 表示左/右类样本数.

对协方差矩阵 $R = R_l + R_r$ 奇异值分解:

$$R = U_0 \Lambda_C U_0^T. \quad (5)$$

特征向量与特征值矩阵奇异值分解后, 可得协方差矩阵的变换矩阵:

$$P = \Lambda_C^{-1/2} U_0^T. \quad (6)$$

第2步 对 R_l 和 R_r 进行变换得

$$S_l = P R_l P^T, S_r = P R_r P^T. \quad (7)$$

第3步 对 S_l 或 S_r 进行特征值分解, 得到 R_l 和 R_r 共同的特征向量矩阵 U , 进一步可得CSP投影矩阵 $W = U^T P$.

第4步 对于一个trial的EEG数据矩阵 $X(i)$ 投影后得到

$$Z(i) = W X(i). \quad (8)$$

第5步 对每个投影后的矩阵 $Z(i)$ 取其方差作为特征进行分类. 在实际算法设计中, 本文选取投影矩阵中4对最大与最小特征值, 共8个独立的CSP滤波器进行空间滤波, 以最大化两类训练样本的方差, 形成训练样本中的8个特征值.

2.5 分类器(Classification)

本文分类器采用相关向量机, 该分类器在贝叶斯框架下进行训练, 在先验参数的结构下基于主动相关决策理论(automatic relevance determination, ARD)^[12] 来移除不相关的点, 从而获得稀疏化的模型. 在样本数据的迭代学习过程中, 大部分参数的后验分布趋于零, 与预测值无关, 非零参数对应的点被称作相关向量(relevance vectors), 体现了数据的核心特征^[13]. 与支持向量机相比, 相关向量机最大的优点就是极大地减少了核函数的计算量, 并且也克服了所选核函数必须满足Mercer条件的缺点^[14].

本文中主要是区分右手和右脚二类问题, 参照文献[15], 说明RVM的分类过程. 设两类目标取值 $\{t_n\}_{n=1}^N$ 为0或1, 给定一个输入变量 x , 希望获得它相对于各类的后验概率. 根据广义线性模型的理论, 在此对 $y(x; w)$ 引入逻辑sigmoid链接函数 $\sigma(y) = 1/1 + \exp(-y)$, 使得 $P(t | x)$ 服从伯努利分布, 从而可得输入变量目标函数的概率预测为

$$p(t_i = 1 | w) = \sigma(y(x_i; w)) = \frac{1}{1 + \exp(-y(x_i; w))}, \quad (9)$$

其中: $y(x_i; w) = \sum_{n=1}^N \omega_n K(x, x_i) + \omega_0$, ω_n 为权重; $K(x, x_i)$ 为核函数.

假定各变量独立分布, 可得似然函数如下:

$$p(t | w) = \prod_{i=1}^N \sigma\{y(x_i; w)\}^{t_i} [1 - \sigma\{y(x_i; w)\}]^{1-t_i}, \quad (10)$$

其中: w 为权重, 目标值 $t_i \in \{0, 1\}$. Michael E. Tipping提出了一种基于拉普拉斯(Laplace approximation procedure)的逼近方法解决上述方程, 其步骤如下:

第1步 给定模型后验分布的迭代位置, 对当前具有定值的参数 α , 可以得到对应的概率最大的权重 w_{MP} , 由贝叶斯理论的性质知 $p(w | t, \alpha) \propto p(t | w) p(w | \alpha)$, 可以得到

$$\begin{aligned} w_{MP} &= \arg \max_w (w | t, \alpha) = \\ & \arg \max_w \frac{p(t | w) p(w | \alpha) p(\alpha)}{p(\alpha | t)} = \\ & \arg \max_w p(t | w) p(w | \alpha) = \\ & \arg \max_w \log p(t | w) p(w | \alpha), \end{aligned} \quad (11)$$

即 w_{MP} 在极大化下式时取得:

$$\begin{aligned} \log p(t | w) p(w | \alpha) &= \\ \sum_{i=1}^N [t_i \log y_i + (1 - t_i) \log(1 - y_i)] - \frac{1}{2} w^T A w, \end{aligned} \quad (12)$$

其中: $A = \text{diag}\{\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N\}$, $y_i = \sigma\{y(x_i; w)\}$.

上式是一个带惩罚项的逻辑似然函数,且必能在反复迭代下取得极值.公式(12)的海森(Hessian)矩阵在下一步中可计算出,采用牛顿方法(Newton's Method)是一种有效的方法^[16].

第2步 Laplace方法就是对逻辑后验进行二次逼近,对公式(12)进行一阶、两阶微分,可得

$$g = \nabla_w \log[p(t | w)p(w | \alpha)] = \Phi^T(t - y) - Aw, \quad (13)$$

其中: Φ 为基函数,

$$\begin{aligned} \Phi &= [\phi(x_1) \phi(x_2) \dots \phi(x_N)], \\ \Phi(x_n) &= [1 \ K(x_n, x_1) \ K(x_n, x_2) \dots \ K(x_n, x_N)]^T, \\ H &= \nabla_w \nabla_w \log[p(t | w)p(w | \alpha)] = \\ &= (-\Phi^T B \Phi - A)^{-1}, \end{aligned} \quad (14)$$

$$\Delta w = -H^{-1}g, \quad (15)$$

$$w_{\text{MP}}^{\text{new}} = w_{\text{MP}} + \Delta w, \quad (16)$$

其中: $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]^T$, $B = \text{diag}\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N\}$, $\beta_n = \sigma[y(x_n)]\{1 - \sigma[y(x_n)]\}$, H 为海森矩阵.对海森矩阵进行转化可得权重的协方差矩阵 Σ .

$$\Sigma = -H = (\Phi^T B \Phi + A)^{-1}. \quad (17)$$

第3步 利用逻辑后验分布的一阶倒数 $g = 0$ 及公式(17),可得

$$w_{\text{MP}} = \Sigma \Phi^T B t. \quad (18)$$

利用高斯近似统计量 Σ 和 w_{MP} (代替 μ),以不断更新参数,得到终止分类器的表达形式如下:

$$y_*(X_*, W_{\text{MP}}) = \Phi(X_*)W_{\text{MP}}. \quad (19)$$

将上式结果代入式(9)中,即可得到测试点分别属于类1,0的概率,然后根据概率值 $p(t_* = 1 | x_*)$ 和 $p(t_* = 0 | x_*)$ 的大小确定 x_* 的分类类别.

此外,核函数的选择决定了样本从低维空间到高维空间的映射方式,对RVM学习的综合性能影响很大.本文选用的核函数是RBF:

$$K(x, x_i) = \exp(-g\|x - x_i\|^2). \quad (20)$$

3 实验结果与分析(Experimental results and analysis)

3.1 实验结果(Experimental results)

本文提出的时-空-频联合选择与相关向量机的特定受试者运动想象脑电信号分析算法,在Data IVa (motor imagery, small training sets)数据集上的仿真实验结果如图2所示,由图2可知,采用针对特定受试者,采用时-空-频联合分析, CSP特征提取, RVM分类准确高达94.49%,高于竞赛第1名0.32%,高于竞赛第2名9.37%.竞赛第1名作者算法同时采用了3种方法,包

括CSP、自回归模型(autoregressive models, AR)、运动准备电位(temporal waves of readiness potential, TW)3种特征提取方法,线性判别分类器分类,平均分类精度为94.17%.其具体方法为:对于al, aw, 和ay 3位受试者,仅采用CSP进行特征提取;而对于aa和av两位受试者同时采用了上述3种方法,并以LDA分类器的最高准确率输出.另外,受试者aw (train/test: 56/224)和ay (train/test: 28/252),由于训练样本较少,他们采用了一种自适应方法将分类测试样本作为扩展的训练样本,以提高准确率^[9].本文方法并未对aw, ay两位受试者进行样本扩展,保持了对5位受试者处理方法的统一,上述两位受试者的分类结果虽未超过竞赛第1名,但5位受试者平均分类准确率高于第1名.另外,与其他3种方法相比,分类效果具有明显优势.竞赛第2名在Mu和Beta节律频段采用CSP进行特征提取,进一步采用期望最大化扩展算法(extended expectation maximization algorithm)进行分类,平均分类精度为85.12%^[9].文献[17]采用固定时间窗与频带,利用Kullback-Leibler common spatial pattern (KLCSP)特征提取, LDA分类,平均分类精度为85.92%.文献[18]采用sparse filter band common spatial pattern (SFBCSP)特征提取, SVM分类,平均分类精度为92.05%.

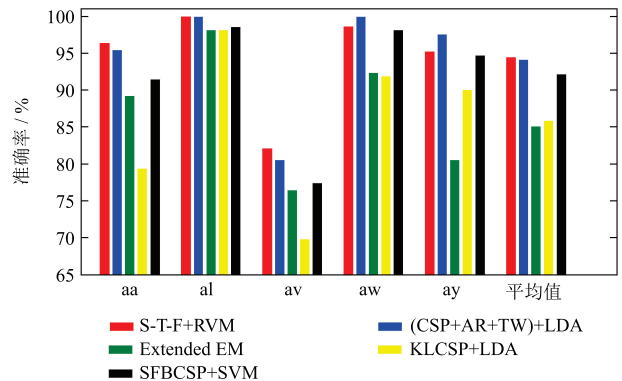


图2 本文方法与其他方法分类结果的比较

Fig. 2 The comparison results of our method with other methods

3.2 通道选择(Channel selection)

理论上,导联越多,脑电信号所提供的信息越丰富.若使用过多的导联,亦带来负面影响:一方面表现在脑电信号记录准备工作复杂化,使计算复杂度、耗时将增加;另一方面还表现在可能会增添多余的噪声和冗余信号,这有可能降低BCI系统的性能,降低分类正确率.除此以外,由于受试者个体差异,通道的选择对分类准确率有很大影响.竞赛数据集为118导联,根据实际经验和受试者执行运行想象时的相关脑区,5位受试者均选用[23:28], [32:38], [42:48], [50:57], [59:65], [68:75], [78:84], [88:92] 55个导联.图3依次为aa, al, av, aw, ay五位受试者,选取CSP投影矩阵第

一行和最后一行对应的空间滤波器. 对训练出的共空域模式CSP滤波器, 其脑电地形图反映了相关的运动想象模式, 这与现有的文献 [19-20]的结果一致.

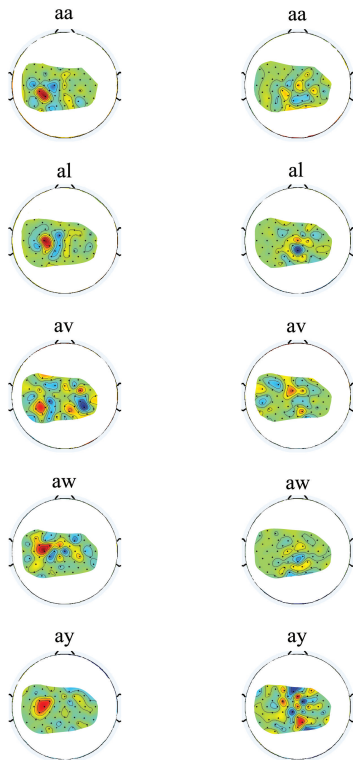


图 3 aa, al, av, aw, ay 5位受试者CSP投影矩阵第一行和最后一行对应的空间滤波器

Fig. 3 The CSP projection matrix of five subject, which are the first row and the last row corresponding to the spatial filter

3.3 时-频优化及分类器对比(Temporal-frequency optimization and classifier comparison)

除了通道选择, 时间窗长度、频带宽度等参数对分类精确度有影响. 在测试中, 每位受试者, 由于个体差异, 其大脑产生的信号有微小差异. 在特征提取过程, 采用滑动和左、右波动时间窗、频带的方法, 筛选合适的参数以适配受试者, 具体方法第2.3节已做说明. 5位受试者的优化时间窗与频带参数及其准确率, 如表1所示, 可以看出位受试者的优化频带与时间窗各异, 但同时又具有一个大致频带或时间窗口范围. 进一步, 本文中固定时间窗[135~280]、频带[7~29], 采用相关向量机RVM进行分类, 计算每位受试者的准确率. 由表1分类结果可以知, 优化频带、时间窗的情况下, 5位受试者平均准确率94.49%, 这明显要高于固定频带时间窗的准确率90.88%.

笔者进一步对比了RVM与SVM在BCI competition III Data IVa数据集的分类性能, 如表1所示. 该表包括相关向量机个数(RV No.)、支持向量机个数(SV No.)、支持向量机准确率(RVM Acc.)、支持向量机准确率(SVM Acc.)、及固定时-频下RVM的准确率.

由此可见, 在同等优化频带、时间窗的条件下测试: RVM分类精度比SVM高2.73%. 此外, 相关向量机个数要明显少于支持向量机个数. 实验结果充分显示了相关向量机在分类精度上的优越性, 由于所用到的相关向量机个数较少, 也同时显示了决策速度上的潜在能力^[21-22].

表 1 RVM与SVM及优化时-频窗与固定时-频窗的分类结果比较

Table 1 The comparison of classification results of RVM and SVM in optimized frequency-window and fixed frequency-window

受试者	优化时间窗	优化频带	RV No.	RVM Acc./%	SV No.	SVM Acc./%	固定时频RVM Acc./%
aa	118~263	12~29	3	96.42	39	88.39	87.5
al	135~280	7~29	2	100.00	15	100.00	100.00
av	114~259	10~29	4	82.14	26	80.10	79.59
aw	135~301	9~29	3	98.66	6	98.66	96.43
ay	112~257	7~28	4	95.24	2	91.67	90.87
平均				94.49		91.76	90.88

4 结论与展望(Conclusion and prospect)

本文提出一种基于时-空-频联合选择与相关向量机的特定受试者运动想象脑电信号分析算法. 首先, 由于不同受试者脑电信号存在个体差异, 笔者利用采用7-折交叉验证训练出与受试者匹配的时间窗与频带, 进一步采用8个共空域滤波器进行特征提取, 最后采用相关向量机进行分类. 为评估算法的有效性, 利用BCI competition III Data IVa数据集进行测试, 5位

受试者平均分类精度高达94.49%, 超过竞赛第1名0.32%, 与现有的其他3种方法比较亦具有明显优势. 该算法整体性能优越, 为运动想象脑机接口在线系统设计提供了一种新方法.

本文利用特定受试者训练集数据进行交叉验证优化, 可训练出面向该受试者的高性能模型, 该模型仅对特定受试者适用(即: 不同受试者均需重新训练模型). 随着深度学习飞速发展, 在脑机接口中也逐渐得

到应用,特别是利用大数据训练跨受试者模型^[23-24],以增强系统对不同受试者的普适性,这是未来脑机接口研究面临的一个挑战。

参考文献(References):

- [1] WANG H, LI Y, LONG J, et al. An asynchronous wheelchair control by hybrid EEG-EOG brain-computer interface [J]. *Cognitive neuro-dynamics*, 2014, 8(5): 399 – 409.
- [2] PFURTSCHELLER G, SOLIS-ESCALANTE T, ORTNER R, et al. Self-paced operation of an SSVEP-based orthosis with and without an imagery-based “brain switch”: a feasibility study towards a hybrid BCI [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, 18(4): 409 – 414.
- [3] WANG Hongtao, ZOU Heliang. Asynchronous TV remote control system based on event-related potential brain-computer interface [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(11): 1507 – 1511.
(王洪涛, 邹鹤良. 基于事件关联电位脑机接口的电视遥控异步系统 [J]. 控制理论与应用, 2012, 29(11): 1507 – 1511.)
- [4] WOLPAW J R, BIRBAUMER N. Brain-computer interfaces for communication and control [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 7(2): 767 – 791.
- [5] LAFLEUR K, CASSADY K, DOUD A, et al. Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2013, 10(4): 711 – 726.
- [6] MÜLLER-GERKING J, PFURTSCHELLER G, FLYVBJERG H. Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task [J]. *Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 1999, 110(5): 787 – 798.
- [7] GAO Shangkai. Comments on recent progress and challenges in the study of brain-computer interface [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2007, 26(6): 801 – 803.
(高上凯. 浅谈脑-机接口的发展现状与挑战 [J]. 中国生物医学工程学报, 2007, 26(6): 801 – 803.)
- [8] HU J. Comparison of Different features and classifiers for driver fatigue detection based on a single EEG channel [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2017, 2: 1 – 9.
- [9] *Bci competition III webpage* [EB/OL]. <http://www.bbc.de/competition/iii/results/index.html>.
- [10] BLANCHARD G, BLANKERTZ B. BCI Competition 2003–data set IIa: spatial patterns of self-controlled brain rhythm modulations [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 1062 – 1066.
- [11] RAMOSER H, MÜLLER-GERKING J, PFURTSCHELLER G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2000, 8(4): 441 – 446.
- [12] LI Y, CAMPBELL C, TIPPING M. Bayesian automatic relevance determination algorithms for classifying gene expression data [J]. *Bioinformatics*, 2002, 18(10): 1332 – 1339.
- [13] TIPPING M E. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(3): 211 – 244.
- [14] LYU S. Mercer kernels for object recognition with local features [C] // *IEEE Computer Society Conference on IEEE, Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, (2): 223 – 229.
- [15] YU W M, DU T, LIM K B. Comparison of the support vector machine and relevant vector machine in regression and classification problems [C] // *2004 8th IEEE Control, Automation, Robotics and Vision Conference*. Kunming: IEEE, 2004, (2): 1309 – 1314.
- [16] QI L, SUN J. A nonsmooth version of Newton’s method [J]. *Mathematical Programming*, 1993, 58(1/2/3): 353 – 367.
- [17] ARVANEH M, GUAN C, ANG K K, et al. Optimizing spatial filters by minimizing within-class dissimilarities in electroencephalogram-based brain-computer interface [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2013, 24(4): 610 – 619.
- [18] ZHANG Y, ZHOU G, 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.
- [19] PFURTSCHELLER G, BRUNNER C, SCHLOGL A, et al. Mu rhythm (de) synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks [J]. *NeuroImage*, 2006, 31(1): 153 – 159.
- [20] LAFLEUR K, CASSADY K, DOUD A, et al. Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2013, 10(4): 046003.
- [21] XU X M, MAO Y F, ZHOU F L, et al. Classification performance comparison between RVM and SVM [C] // *2007 International Workshop on Anti-Counterfeiting, Security, Identification*. New York: IEEE, 2007: 208 – 211.
- [22] PAL M, FOODY G M. Evaluation of SVM, RVM and SMLR for accurate image classification with limited ground data [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2012, 5(5): 1344 – 1355.
- [23] YIN Z, ZHANG J. Cross-subject recognition of operator functional states via EEG and switching deep belief networks with adaptive weights [J]. *Neurocomputing*, 2017, 260: 349 – 366.
- [24] YIN Z, WANG Y, LIU L, et al. Cross-subject EEG feature selection for emotion recognition using transfer recursive feature elimination [J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2017, DOI: 10.3389/fnbot.2017.00019.

作者简介:

王洪涛 (1979–), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为模式识别、脑机接口, E-mail: nushongtaowang@qq.com;

李霆 (1963–), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为模式识别, E-mail: liting_429@126.com;

黄辉 (1980–), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为模式识别、信号处理, E-mail: dhgigi@163.com;

贺跃帮 (1983–), 男, 博士, 讲师, 研究方向为模式识别、故障诊断, E-mail: heyuebang@foxmail.com;

刘旭程 (1994–), 男, 硕士研究生, 研究方向为模式识别、信号处理, E-mail: lxchk@outlook.com.