DOI: 10.13382/j.jemi.B2104479

ASMI-BCI 特征调制及分类性能研究*

边 琰 赵 丽 孙 永
(天津职业技术师范大学天津市信息传感与智能控制重点实验室 天津 300222)

摘 要:基于运动想象(MI)的脑-机接口(BCI)近年来被应用于肢体运动功能的可塑性康复。采用视觉辅助刺激可以有效增强 MI-BCI 系统的分类性能,但视觉障碍患者无法使用。因此本文设计了基于听觉辅助刺激的 ASMI-BCI,发现动态声音辅助刺激可以提高大脑运动相关皮层的兴奋性,增强系统的可分性特征。10 名在校大学生(5 男 5 女,平均 22.6 岁)3 类实验范式(C-SW、C-DA、C-DV)的平均结果表明,C-SW 范式分类正确率最低、C-DA 次之、C-DV 范式正确率最高。听觉辅助刺激范式的最优分类正确率可达 76.03%,相比传统 MI-BCI 范式显著性提升了 8.83%,且 60%的被试使用该范式的分类正确率可高于 70%。使用动态听觉辅助刺激范式可以为视觉障碍患者提供一种特征调制和 BCI 性能增强的新模式、新方法。

关键词: 脑-机接口;运动想象;听觉辅助刺激;特征调制;分类性能
中图分类号: TN911.6 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.4030

Research on feature modulation and classification performance of ASMI-BCI

Bian Yan Zhao Li Sun Yong
(Tianjin Information Sensing & Intelligent Control Key Lab, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

Abstract: Brain-computer interface (BCI) based on motor imagery (MI) has been applied to the plasticity rehabilitation of limb motor function in recent years. Visual assistant stimulus can improve the classification performance of MI-BCI. However, for users with impaired visual system, visual assistant stimulus cannot be used. Therefore, this paper designs ASMI-BCI based on auditory assistant stimulus. It has been found that dynamic acoustic assistant stimulus could improve the excitability of motor related cortex, and enhanced the separability features of related frequency bands. The average classification results of the three experimental paradigms (C-SW, C-DA, C-DV) for 10 college students (5 males and 5 females, with an average age of 22.6 years old) showed that the classification accuracy of C-SW paradigm was the lowest, followed by C-DA, and the accuracy of C-DV paradigm was the highest. The optimal classification accuracy of the auditory assistant stimulus paradigm was 76.03% and the average classification accuracy was significantly improved by 8.83% compared with the traditional MI-BCI paradigm. For 60% of the subjects, the classification accuracy of this paradigm can reach higher than 70%. The dynamic auditory assistant stimulus paradigm can provide a new pattern and method of feature modulation and BCI performance enhancement for patients with visual impairment.

Keywords: brain-computer interface (BCI); motor imagery (MI); auditory assistant stimulus; feature modulation; classification performance

0 引 言

脑-机接口(brain-computer interface, BCI)是指通过检测中枢神经系统活动,将其转化为人工输出的系统。它能够改变中枢神经系统与内外环境之间的交互[1]。运动想象(motor imagery, MI)指大脑有动作意图但不执行实际肢体动作,是一种对运动行为的内心演练过程[2]。当大脑处于不同的心理状态或思维认知过程时,感觉运动皮层的神经元集群放电会产生事件相关同步(event-

收稿日期: 2021-06-29 Received Date: 2021-06-29
*基金项目:天津市应用基础与前沿技术研究计划项目(18JCYBJC88200)资助

related synchronization, ERS) 或去同步 (event-related desynchronization, ERD) 现象。ERD 增强的因素包括任务复杂度增加、任务表现效率提高或努力注意力的增强。ERS 表现为某一频率信号能量的增强,这可能是基于大量神经元的协同或同步效应的结果。然而目前 ERD 现象产生的具体神经生理学机制尚没有完全清楚,特别是运动认知信息加工、传递或处理过程中与 ERD 调控相关的影响因素仍需进一步探索。

MI-BCI 系统近年来被应用于肌萎缩性侧索硬化 (amyotrophic lateral sclerosis, ALS)、脊髓损伤 (spinal cord injury, SCI)、脑卒中患者的肢体运动能力康复和大脑运动区损伤的可塑性修复,被证实是一种很有潜力的康复方法[3-4]。但是,传统 MI-BCI 使用时存在运动意图的解码正确率低、信息传输速率慢等缺点[5],此外,MI-BCI 在应用时还存在想象能力个体差异性较大,训练时间长及“BCI 盲”问题[6]。据文献报道,在 3 个不同的 3 分类 MI-BCI 研究中,低于 70% 阈值水平的被试比例分别高达 48.7%、38.8%甚至 61.6%[7]。研究表明对于同一被试,实验环境 (范式) 的设计对被试的识别效果会有较大影响[8-9],因此,研究 MI-BCI 范式设计和特征调制效应具有实际意义,将会在一定程度上改善“BCI 盲”问题,并最终提高 MI-BCI 系统的分类性能,扩大其应用前景。

由于 ERD 现象产生的具体神经生理学机制和相关的调控因素还不十分清楚。目前文献中对于 ERD 特征模式的调制研究主要集中在运动模式参数、辅助刺激范式及神经反馈训练方面。在辅助刺激范式使用方面,目前文献中较为常见的方式是使用视觉辅助刺激范式调制系统的 ERD 特征[10-11]。例如 Liang 等[12]在文献中指出,如何设计更有效的视觉辅助刺激范式以得到更好的 ERD 模式目前尚不清楚,文中提出一种面向对象 (object-oriented) 的运动视觉辅助范式,在左右手 MI 任务中获得了优于非面向对象范式的 ERD 特征;Kondo 等[13]研究发现,在 MI 任务时使用动态视频刺激比使用静态图片刺激产生的 ERD 特征显著增强。使用辅助刺激范式被认为是一种有效的特征调制方法,但是如何设计高效的辅助刺激范式来调制感觉运动节律的 ERD 特征,特别是对于视觉辅助刺激之外的其他刺激方式的研究,当前文献报道中开展的工作仍不充分。而且,视觉辅助刺激的实验范式需要被试注意屏幕上的动态或静态视觉刺激,这对于视觉系统受损的使用者来说,该实验范式就很难达到应有的效果。比如:部分闭锁综合症患者随病程发展会出现视力减退、光反应迟钝、不能自主控制眼球运动的现象,但是他们的听力系统并未受到影响[14],还有部分脑卒中患者也存在一定程度的视觉障碍[15],而这些患者大多听觉能力未受影响。听觉刺激和视觉刺激都是基于人体感知系统的刺激方式,基于听觉辅助刺激的脑-机接口系统可以扩大视觉障碍患者与外界沟通和交流的方式,因此本文尝试研究基于听觉辅助刺激的运动想象脑-机接口 (auditory stimulus motor imagery brain-computer interface, ASMI-BCI),分析其以下方面:1) 在大脑感觉运动区域的神经电生理特征及特征调制方式;2) 探讨听觉辅助刺激范式下 ASMI-BCI 的分类性能是否可以达到应用要求,3) 与经典 MI 范式和视觉辅助刺激范式的分析结果进行对比,研究听觉辅助刺激范式在面向运动功能康复领域中应用的可行性。

1　方法

1.1　实验范式描述

共有 10 名健康被试 (5 男 5 女,年龄分布在 20~24 岁) 参加了本次实验,这些被试均为在校大学生,平均年龄 22.6 岁。实验前,每位被试接受了为期一周每天半小时的运动想象训练,以尽快熟悉刺激范式、想象方式、实验环境及实验流程。训练时要求被试以第一视角进行运动想象任务,并想象手指运动的本体感觉。实验当天被试精神状态良好,无疲劳及身体不适症状。正式实验前,每位被试均被告知实验目的和流程,并书面签署了实验的知情同意书。

为了评估听觉辅助刺激范式和常规范式、视觉范式在特征诱发、分类性能等方面的差异,基于听觉辅助刺激的实验中共设计了 3 类实验范式,分别代表常规 MI-BCI 实验范式、听觉辅助刺激实验范式和视觉辅助刺激实验范式。3 类范式使用相同的复杂运动想象任务,即想象右手手指序列运动。3 类实验范式的具体描述如下。

C-SW 范式:代表一种静态视觉刺激和复杂 MI 任务的范式。在该范式的实验中,被试要根据计算机屏幕上的文字提示“right hand”,进行右手手指弹奏钢琴片段的 MI 任务。

C-DA 范式:代表一种动态听觉刺激和复杂 MI 任务的范式。在该范式的实验中,运动想象期间计算机屏幕会出现黑屏,仅出现弹奏钢琴片段的动态声音,要求被试进行相应右手手指弹奏钢琴片段的 MI 任务。

C-DV 范式:代表一种动态视觉刺激和复杂 MI 任务的范式。在该范式的实验中,屏幕上会播放一段右手弹奏钢琴的动态视频,只有动态画面没有声音,同时被试要进行右手相应手指弹奏钢琴的想象任务。

单次实验任务共持续 10 s,单次实验的流程和辅助刺激范式如图 1 所示。本次实验共分为 5 组,每组 30 个试次,每组中 3 种辅助刺激范式随机出现。实验共采集 150 试次数据用于后续分析 (每种刺激范式 50 试次数据)。每组实验间休息 5 min。实验范式采用 E-prime 软件编写。

脑电数据采集使用 SynAmps2 放大器(澳大利亚 Compumedics Corporation 生产),采样率 1 000 Hz。根据国际 10/20 导联放置系统,采用 64 导联的氯化银电极采集被试的头皮脑电,参考电极设为左、右乳突位置。采集过程中同步记录被试的水平和垂直眼电。使用 Scan 4.5 软件进行脑电信号的采集、显示和存储。数据预处理过程包括去除无关导联,保留 60 导联数据,然后进行了全脑数据的共平均参考转换以便于数据的后续分析,将数据进行了 0.5~40 Hz 的带通滤波剔除无关频段,并进行了数据的基线校正。采用盲源分离技术去除幅值异常的眼电、肌电等伪迹,并将数据进行降采样至 200 Hz。

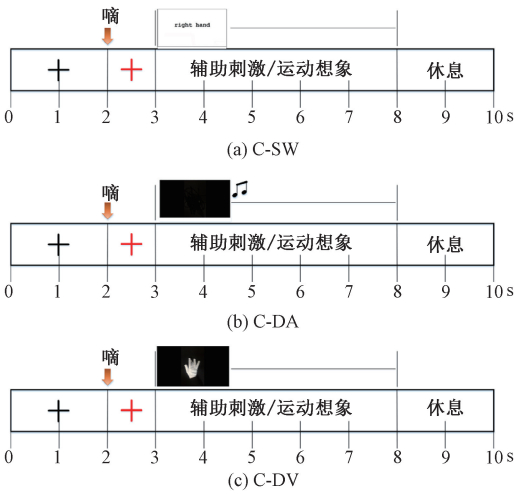

图 1　单次实验流程

Fig. 1　The time course of single trial skeleton diagram

1.2　数据处理方法

1)听觉辅助刺激调制的 ERD 特征分析

时频分析方法是一种能够同时分析信号随时间变化和随频率变化的方法,因而特别适合于分析不同辅助刺激范式下 ERD 的变化情况。这里主要采用短时傅里叶变换方法来分析信号的时频图谱。短时傅里叶变换的定义式为:

$$STFT(t,f)=\int_{-\infty}^{\infty}x(u)g^{*}(u-t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi fu}\mathrm{d}u \tag{1}$$

其中,$x(u)$ 是待分析的单试次脑电信号,$g^{*}(u-t)$ 代表窗函数,本研究中使用 200 点长的汉宁窗函数。经过短时傅里叶变换可以得到在时间 t 和频率 f 下的功率谱估计。为了进一步分析不同视觉辅助刺激范式下大脑感觉运动皮层的神经活动,在短时傅里叶变换的基础上,计算了几种范式下的事件相关谱扰动(event-related spectral perturbation,ERSP),即事件相关能量谱相对于基线或参考时间段的变化情况。事件相关谱扰动的计算公式为:

$$ersp(t,f)=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left(STFT_{k}{}^{2}(t,f)\right) \tag{2}$$

其中,n 表示某个被试单试次实验中的实验次数。$STFT_{k}(t,f)$ 表示在时间 t 和频率 f 处某个试次 k 的谱估计。

脑地形图是一种反映被试脑电信号中特定时段及频段内的能量空间分布的方法,它可以用不同的颜色直观反映出能量值在不同导联处的空间分布情况。本文分析了不同范式下多试次-3~7 s 间的平均 ERSP 随不同频率和时间的变化情况(0 s 为刺激发生时刻)。再结合 MI 在大脑空间和特征频段上的分布特点,以评估听觉刺激对大脑 ERD 特征调制的效果。随后,采用脑地形图分析在听觉辅助刺激范式下 alpha 及 beta 频带内 ERD 特征在不同脑区的变化情况。

2)基于 r^{2} 系数的时-空-频可分性特征分析

可分性特征通常被用来评估两种或两种以上待分类的信号间是否具有明显的差异性。在脑电信号处理中经常被用来进行导联筛选或寻找样本分类的特征值[16-17]。在 MI-BCI 面向运动功能康复的实际应用中,分类性能的表现是决定其应用的一个重要指标。因此,本研究在 ERSP 分析的基础上,利用 r^{2} 可分性分析方法进一步探讨在听觉辅助刺激后信号的时-空-频分布特征与刺激前是否具有明显的可分性,建立信号特征与分类性能之间潜在的关联,为进一步解释 ASMI-BCI 的分类效果提供依据。

假设 $x_{1}=ersp_{1}(m,t,f)$ 为第 m 个导联,时间 t 和频率 f 处刺激发生前的多个实验试次组成的样本信号,而 $x_{2}=ersp_{2}(m,t,f)$ 为第 m 个导联,时间 t 和频率 f 处刺激发生后的多个实验试次组成的样本信号,则系数值可用式(3)计算:

$$r^{2}(x_{1},x_{2})=\left[\frac{\sqrt{N_{1}\times N_{2}}}{N_{1}+N_{2}}\frac{mean(x_{1})-mean(x_{2})}{std(x_{1}\cup x_{2})}\right]^{2} \tag{3}$$

其中,N_{1}、N_{2} 分别为 x_{1}、x_{2} 对应的样本数量,本实验中为某一导联某刺激范式下的实验试次总数目。

3)不同辅助刺激范式下多频段分类识别

共空间模式(common spatial pattern,CSP)及其各种改进算法是目前 MI-BCI 分类识别中的主流方法[18-19]。共空间模式通过将原始脑电信号分解为一些不同的空间模式,并在分解过程中利用矩阵的对角化最大化两类信号的方差比,从而将两类信号的特征差异最大化,取得不错的分类效果。

将采集的原始脑电数据经过空间滤波器滤波,滤波后信号的特征值可用每类模式相关滤波器方向上投影的方差值及其归一化对数变换形式求取,如式(4)所示:

$$f_{ij}=\log\left(\frac{\mathrm{var}(Z_{ij})}{\sum_{i=1}^{2}\sum_{j=1}^{m}\mathrm{var}(Z_{ij})}\right) \tag{4}$$

其中，Z_{ij} 为滤波后的信号，$i \in \{1,2\}$ 表示待识别的类别，$j \in \{1,2,\cdots,m\}$ 表示使用最大的前 m 个特征值所对应的特征向量构成空间滤波器提取原始脑电特征，f_{ij} 即为求得的脑电信号特征。在使用共空间模式方法求得脑电信号的特征后，采用了支持向量机（support vector machine，SVM ）方法进行特征分类[20-21]。

本文基于 r^2 系数可分性特征分析结果，挑选脑电数据具有较大可分性特征的导联，截取 MI 运动想象任务态（刺激提示开始后的 1～4 s 时间段内数据）和辅助刺激开始前（−3～0 s，0 s 为刺激开始时刻）的数据，将截取后脑电数据分别进行 3 个不同频段的带通滤波（alpha：8～13 Hz，beta：14～30 Hz，alpha+beta：8～30 Hz），然后将数据划分为训练集和测试集，训练集数据用于构建共空间模式滤波器，测试集数据用于评估多频带的分类识别性能。在构建 CSP 空间滤波器时，选择了最大和最小的 2 个特征值所对应的滤波器组成共空间模式滤波器，将信号在滤波器方向进行投影后，计算其方差值和归一化对数变换，将得到的 4 维特征向量用于分类器建模。然后采用 SVM 分类策略进行分类正确率的评估，并采用 10 折交叉验证技术作为某个频带下最终的分类正确率结果。本文在进行分类性能评估时，将不同范式、频带得到的结果进行配对 T 检验统计分析，比较不同辅助刺激范式、不同特征频带参数对 BCI 分类性能的影响。

2　结果

2.1　ERD 特征分析

图 2 是对全部被试进行 ERSP 时频分析和脑地形图分析后得到的总平均结果，此结果表明 C-DA 范式能够促进大脑感觉运动区域的激活并在相关特征频带上产生了明显的能量衰减（ERD 现象），其产生的特征模式在 alpha 和 beta 频带上比 C-SW 范式更为显著，说明听觉辅助刺激范式有助于激活大脑感觉运动相关皮层，ERD 特征调制和增强效应优于常规范式。从两个特征频带的脑地形图来看，ERD 现象主要产生于大脑中央区和顶区导联，且在运动想象肢体的对侧和同侧大脑映射区 C3、Cz、C4 导联处都有一定程度的激活，但总体上看，还是呈现出明显的对侧占优趋势。进一步对 10 名被试的 ERSP 时频分析结果在 alpha（8～13 Hz）和 beta（14～30 Hz）两个频带不同刺激模式下的 MI 任务期（想象任务开始后的 0.5～4.5 s）计算平均值，得到每种实验范式下的 ERD 量化结果，并对结果进行配对 T 检验统计分析，其 ERD 平均结果及统计分析结果如图 3 所示。

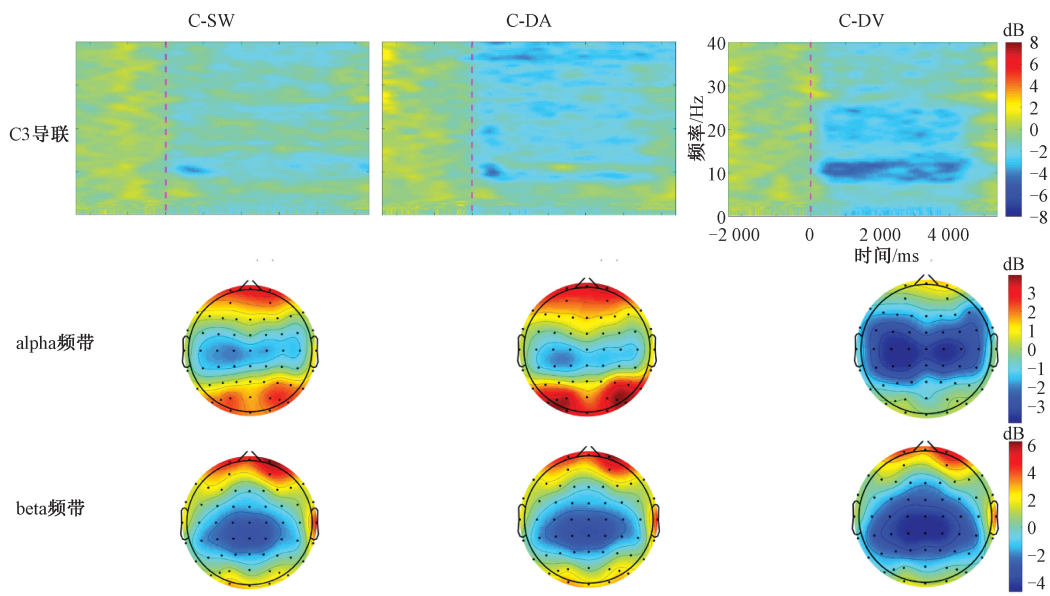

图 2　3 种实验范式下 C3 导联时频分析及 MI 任务期脑地形分布示意图（总平均结果）

Fig. 2　Time-frequency analysis of C3 channel under the three experimental paradigms and brain topography distribution maps during MI task（grand average results）

图 3 中统计结果显示，alpha 频带上 C-DV 范式诱发的 ERD 值要显著大于 C-SW 和 C-DA 范式（p <0.01），C-SW 和 C-DA 范式间不存在 ERD 特征的统计显著性差异；beta 频段 C-DA 诱发的 ERD 特征与 C-SW 具有统计显著性差异（p <0.05），而 C-DV 产生的 ERD 特征与 C-SW 相比具有更显著的差别（p <0.01）。

2.2　时-空-频可分性特征结果

为了探讨听觉辅助刺激下产生的 ERD 特征模式是否具有足够的可区分性，使用 r^2 系数评估信号的 ERSP 值在想象任务期与静息期随时间（实验进程）、频率（0～

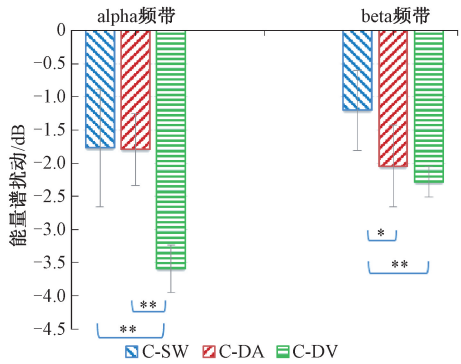

图 3　3 种实验范式下全部被试特征频带 MI 任务期平均 ERD 值,统计差异性由星号表示,* 代表 $p<0.05$,** 代表 $p<0.01$

Fig. 3　The average ERD values of all subjects under the three experimental paradigms, statistical discrepancies were expressed by asterisks, * for $p<0.05$ and ** for $p<0.01$

40 Hz)和空间(不同导联)的变化情况,建立信号特征与其分类结果间的关联,并筛选出对分类性能起到关键作用的时段、频段和导联位置。图 4 和 5 是两名典型被试在 C-DA 范式下 r^2 系数的时-空-频可分性特征结果。

两位被试的结果都说明了 C-DA 范式下信号 ERD 特征具有明确的可分性,虽然两位被试的可分性特征不尽相同,但是 MI 任务期间 0.5~4.5 s 的 alpha(~10 Hz)和 beta(~20 Hz)频带上具有较大的可分性,且 alpha 频带的可分性更大,该可分性信息主要集中于感觉运动皮层的大脑中央区和顶区导联,被试 2 还在 alpha 频带的前额区产生较大的可分性。对于同一被试,C-SW 和 C-DV 范式下 r^2 系数的可分性特征在时段、频段分布上与 C-DA 范式基本一致,空间分布方面 C-SW 范式较大的可分性特征仍在大脑中央感觉运动皮层,而 C-DV 范式下的大脑枕区(视觉皮层所在区域)也具有较大的可分性。

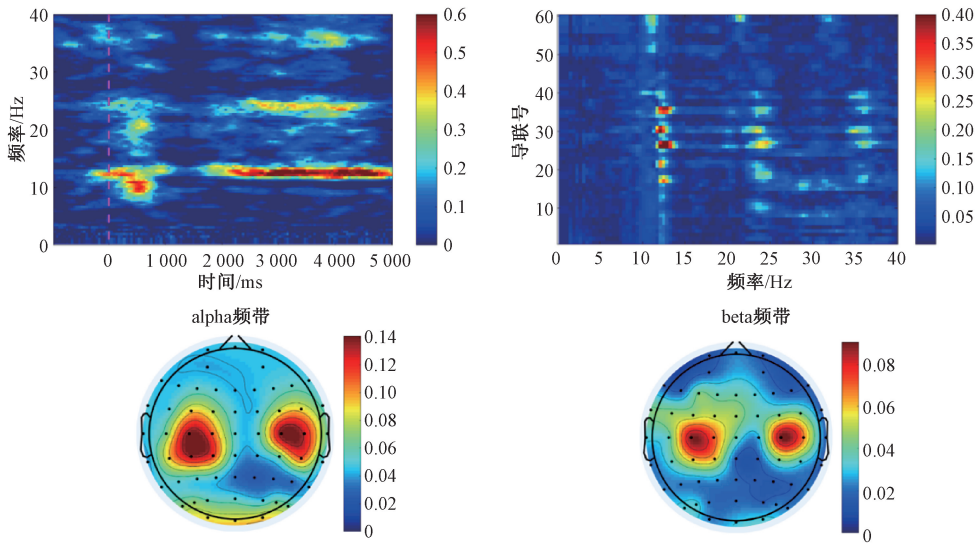

图 4　C-DA 范式下典型被试 1 的 r^2 可分性分析

Fig. 4　The r^2 separability analysis of typical subject 1 under C-DA paradigm

2.3　分类性能分析结果

如图 6 所示,利用 CSP 和 SVM 方法进行分类识别时,3 种不同滤波频带下 C-SW、C-DA 和 C-DV 实验范式的平均分类正确率虽有所不同,但却具有相同的趋势,即:C-SW 范式的分类正确率最低,C-DA 次之,C-DV 范式的正确率最高,这个结论与之前对不同辅助刺激下 ERD 特征的分析趋势相一致。C-SW 范式下 alpha、beta 及全频带的平均正确率分别为 68.85%、64.15% 和 67.20%,alpha 频带的平均正确率最高,但仍未达到 70% 的关键正确率;C-DA 范式 3 个频带的平均正确率依次为 74.58%、68.03%和 76.03%,全频带的平均正确率最高,相比 C-SW 范式相同频带的识别结果分别提高了 5.73%、3.88%和 8.83%。对 3 个频带的识别结果采用配对 T 检验统计分析,结果显示,C-DA 与 C-SW 范式下全频带的平均正确率差异具有统计学意义($p<0.05$)。此外 C-DA 范式下 alpha 和全频带的平均正确率都达到了 70%以上,超过 BCI 的可用阈值水平,并且有 60%的被试使用 C-DA 范式可以达到高于 70%的识别效果。因此作为一种新的辅助刺激方式,听觉辅助刺激范式在面向运动功能康复领域应用中,具有一定的可行性。C-DV 范式下 3 个频带的平均正确率依次为 79.63%、73.58%和 83.58%,同样全频带的平均正确率最高。

3　结　论

在视觉辅助刺激范式的基础上,本文构建了一种基

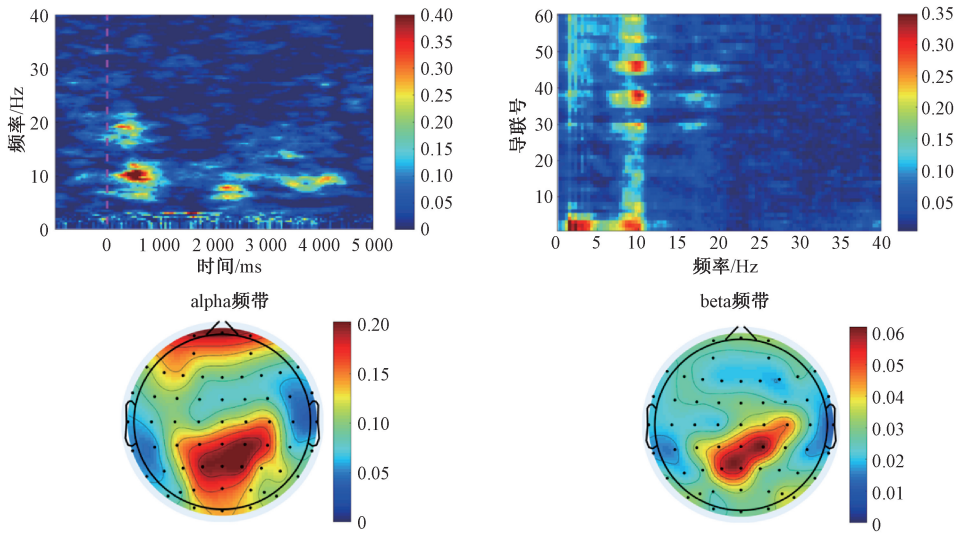

图 5　C-DA 范式下典型被试 2 的 r^2 可分性分析

Fig. 5　The r^2 separability analysis of typical subject 2 under C-DA paradigm

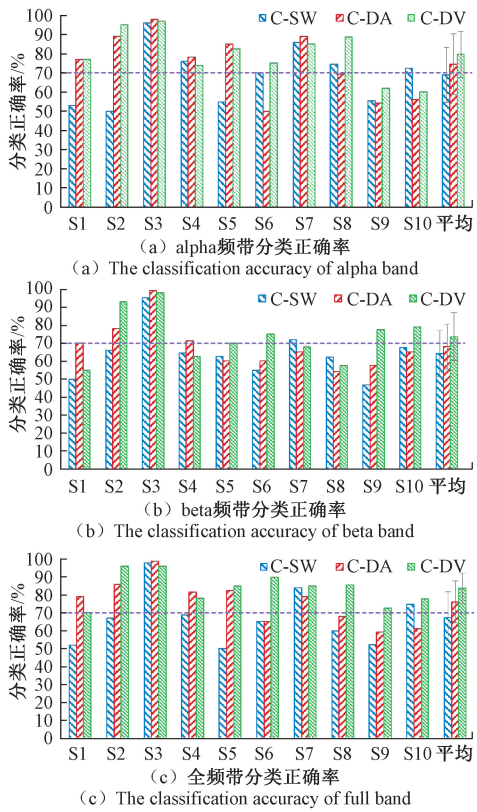

图 6　全部被试 SVM 分类器下不同范式不同特征频带的平均分类正确率

Fig. 6　The average classification accuracy of different paradigms under the SVM classifier of all subjects

于听觉辅助刺激的 ASMI-BCI，使用了想象任务动作产生的动态声音来调制大脑感觉运动相关皮层的兴奋性。将 C-DA 和 C-SW、C-DV 3 种实验范式的 ERD 特征模式、可分性特征以及分类正确率进行了比较。结果表明，C-DA 范式可以增加大脑运动相关皮层的兴奋性，增强这些皮层的 ERD 特征，并在 MI 任务期的特征频带上取得明显的可分性，其平均分类正确率比传统的 C-SW 范式显著提升了 8.83%，且 60%的被试可以达到 70%以上的 BCI 可用水平。作为一种新型 MI 辅助刺激方式，使用动态听觉辅助刺激范式可以为视觉障碍患者提供一种特征调制和 BCI 性能增强的新途径。

参考文献

[1] WOLPAW J, WOLPAW E. Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice [M]. New York: Oxford University Press, 2012.

[2] 张力新，张珊珊，王坤，等. 运动相关思维诱发脑电信息解码与应用综述[J]. 仪器仪表学报，2019, 40(1): 1-11.
ZHANG L X, ZHANG SH SH, WANG K, et al. Review on the decoding and application of electroencephalography information induced by motor-related mental activity[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 1-11.

[3] CERVERA M A, SOEKADAR S R, USHIBA J, et al. Brain-computer interfaces for post-stroke motor rehabilitation: A meta-analysis[J]. Annals of Clinical and Translational Neurology, 2018, 5(5): 651-663.

[4] 许敏鹏，魏泽，明东. 基于脑卒中后运动康复领域的运动想象的研究[J]. 生物医学工程学杂志，2020, 37(1):175-179.
XU M P, WEI Z, MING D. Research advancements of motor imagery for motor function recovery after stroke[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(1): 175-179.

[5] RAMADAN R A, VASILAKOS A V. Brain computer interface: Control signals review[J]. Neurocomputing, 2016, 223:26-44.

[6] BLANKERTZ B, SANNELLI C, HALDER S, et al. Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance [J]. NeuroImage, 2010, 51(4): 1303-1309.

[7] AHN M, JUN S C. Performance variation in motor imagery brain-computer interface: A brief review[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2015, 243: 103-110.

[8] LEEB R, LEE F Y, KEINRATH C, et al. Brain-computer communication: Motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2007, 15(4): 473-482.

[9] GONZALEZFRANCO M, YUAN P, ZHANG D, et al. Motor imagery based brain-computer interface: A study of the effect of positive and negative feedback [C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2011: 6323-6326.

[10] BIAN Y, QI H, ZHAO L, et al. Improvements in event-related desynchronization and classification performance of motor imagery using instructive dynamic guidance and complex tasks[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018, 96: 266-273.

[11] 赵丽,李小芹,边琰,等. 多模式刺激下运动想象脑电信号的特征调制研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2018,35(3):343-349.
ZHAO L, LI X Q, BIAN Y, et al. Study on feature modulation of electroencephalogram induced by motor imagery under multi-modal stimulation[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2018,35(3):343-349.

[12] LIANG S, CHOI K, QIN J, et al. Improving the discrimination of hand motor imagery via virtual reality based visual guidance [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016, 132: 63-74.

[13] KONDO T, SAEKI M, HAYASHI Y, et al. Effect of instructive visual stimuli on neurofeedback training for motor imagery-based brain-computer interface [J]. Human Movement Science, 2015: 239-249.

[14] 郑德智,贾弘茹,姜凤敏,等. 幅度调制稳态听觉刺激脑电信号响应及选择性注意力分析[J]. 北京航空航天大学学报,2020,46(6):1045-1052.
ZHENG D ZH, JIA H R, JIANG F M, et al. EEG based amplitude-modulated auditory steady-state response and auditory selective attention analysis [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020,46(6):1045-1052.

[15] 杨荣,张秀峰,王丽,等. 基于听觉脑电信号的脑卒中康复实验模式研究[J]. 北京生物医学工程,2015, 34(6):607-611.
YANG R, ZHANG X F, WANG L, et al. Experimental mode of stroke rehabilitation based on auditory EEG[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2015,34(6):607-611.

[16] CHO H, KANG M, YOON K, et al. Feasibility study for visual discomfort assessment on stereo images using EEG[C]. International Conference on 3D Imaging, 2012: 1-6.

[17] SCHOLLER S, BOSSE S, TREDER M S, et al. Toward a direct measure of video quality perception using EEG[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(5): 2619-2629.

[18] SONG X, YOON S. Improving brain-computer interface classification using adaptive common spatial patterns[J]. Computers in Biology and Medicine, 2015, 61: 150-160.

[19] 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.
ZHAO Z N, LI ZH, ZHANG SH R. Two improved methods for EEG common spatial pattern feature extraction in motor imagery based brain-computer interface [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(12): 64-70.

[20] 净亮, 邵党国, 相艳,等. 基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3):6-13.
JING L, SHAO D G, XIANG Y, et al. Adaptive mean filtering ultrasonic image denoising based on support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3):6-13.

[21] LEE D, LEE H, PARK S, et al. Speeding up SVM training in brain-computer interfaces[C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2017: 2101-2104.

作者简介

边琰(通信作者),分别在2004年、2007年和2021年于天津大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为天津职业技术师范大学副教授,主要研究方向为神经工程、脑-机接口。
E-mail:aileanbian@hotmail.com

Bian Yan (Corresponding author) received her B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Tianjin University in 2004, 2007 and 2021, respectively. Now she is an associate professor in Tianjin University of Technology and Education. Her main research interests include neural engineering and brain-computer interface.