

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904802

基于 SSVEP_SSA 融合的混合脑机接口研究 *

韩向可^{1,2,3}, 郭士杰^{1,3}

(1. 河北工业大学机械工程学院 天津 300130; 2. 安阳工学院机械工程学院 安阳 455000;
3. 河北省机器人感知与人机融合重点实验室 天津 300130)

摘 要:针对目前基于体感选择性注意范式的脑机接口控制指令数少,信息传输率低等缺点,提出了一种全新的多模态混合脑机接口系统。该系统融合稳态视觉刺激(SSVEP)和体感选择性注意范式(SSA),在外部视觉和体感刺激的作用下,诱发大脑产生稳态视觉电位和事件相关去同步现象。同时,为了解决传统脑电信息特征提取中需要大量先验知识等问题,引入深度学习算法对混合脑机接口信息进行意图解码,该方法将多通道的时域信息转换成具有时-频-空域三维特征的二维特征图。对 8 名受试者的离线实验显示,平均识别准确率达到 81.35%,确认了所提出的基于 SSVEP_SSA 融合的多模态混合脑机接口是可行的,实现了脑机接口(BCI)系统的指令集扩展和高精度解码。

关键词: 多模态;混合脑机接口;体感选择性注意;卷积神经网络

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

Research on hybrid BCI system combined SSVEP and SSA

Han Xiangke^{1,2,3}, Guo Shijie^{1,3}

(1.School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2.School of Mechanical Engineering, Anyang Institute of Technology, Anyang 455000, China;

3.Hebei Key Laboratory of Smart Sensing and Human-Robot Interaction, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: The current somatosensory selective attention based brain computer in terface (BCI) system has disadvantage of less command for multi-degree device and low information transmission rate. To solve these problems, a novel hybrid BCI system combining steady-state visual evoked potential (SSVEP) and somatosensory selective attention (SSA) is proposed in the paper. The SSVEP and event related desynchronization (ERD) can be elicited with the aid of visual and somatosensory stimuli. In order to overcome the shortcomings of conventional feature extraction method which needs more heuristic knowledge, a deep learning algorithm is used to decode the EEG signal. In this method, the temporal-domain signals of several channels are converted into temporal-frequency-spatial domain feature image. Eight subjects are recruited to participate the experiment. The average accuracy of offline test is 81.35%, which indicates that the proposed multi-modal hybrid BCI based on SSVEP_SSA is feasible for instruction set extension and decoding precisely.

Keywords: multi-modal; hybrid brain computer interface; somatosensory selective attention; convolutional neural networks

0 引 言

脑机接口(brain computer interface, BCI)提供了一种大脑与外界设备或计算机之间信息交互的全新方式,它不需要人体外周神经肌肉的参与,而是直接通过对大脑活动信号的采集,把人脑的内在思维转换成可视化的语言表述或控制指令^[1]。基于皮层脑电的 BCI 系统具有使用方便、安全无创和时间分辨率高等优点,在神经系统的康复训练^[2]、智能家居^[3]、以及无人驾驶^[4]等领域具有广泛的应用前景。

传统 BCI 范式中,瞬态 P300^[5]、稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potential, SSVEP)^[6]以及基于运动想象(motor imagery, MI)的事件相关去同步(event

related desynchronization, ERD)^[7]一直受到国内外研究者的广泛关注。其中稳态视觉诱发电位是在一定频率的视觉闪烁刺激下,在大脑视觉区诱发出对应频率的脑电信号(electroencephalogram, EEG)^[8]。通过脑电信号频率特征的提取可以解码大脑所关注的视觉刺激对象。而 ERD 则是在想象肢体运动过程中,大脑对侧运动感觉区的脑电信号会在特定频带内表现出明显的能量减弱(ERD)现象。但是,在使用过程中大约 20%~30% 的被试者不能诱发有效的 ERD 信号(称为“BCI 盲”)^[9],这严重制约了基于运动想象 BCI 系统的实用性。最新研究表明,体感选择性注意(somatosensory selective attention, SSA)范式^[10]具有和运动想象类似的神经调节机理。在外部稳态体感刺激的辅助下,它能够在大脑运动感觉区产生明显的 ERD 现象。基于此,Yao 等^[11]提出了一种基于体感选择性注意范式的 BCI 系统,在左右手腕上同时施加机械振动器进行刺激,通过选择性注意,取得了有效的识别正确率(>70%)。但是,基于 SSA 范式的 BCI 系统存在控制指令数少,分类正确率和信息传输率随着控制指令数的增加而迅速恶化等问题,无法满足设备多自由度控制的需求。为了解决这一问题,本文结合 SSVEP 和 SSA 的优势,提出一种新型的多模态融合(SSVEP 和 SSA 融合)的混合 BCI 系统。同时,在本文的混合 BCI 系统中,采用电刺激代替机械振动刺激,它便于刺激强度的微小调整,解决了机械振动刺激中,被试者进行单侧 SSA 时受另一侧刺激影响较大的问题,易于注意力集中。

近年来,多模态融合的混合 BCI(hybrid BCI, hBCI)作为改善 BCI 性能的尝试受到广泛关注。hBCI 通过融合不同模态(P300、SSVEP 或 MI)诱发的脑电信号,能够

有效地提高 BCI 分类正确率,同时增加大脑可发出的控制指令数,为复杂控制任务提供了一种新选择^[12]。华南理工大学 BCI 实验室通过 SSVEP 与 P300 的融合实现了轮椅的移动控制^[13];Horki 等^[14]借助 MI 和 SSVEP 融合的 hBCI 系统实现了多自由度的上肢运动控制。但是,到目前为止,hBCI 系统的特征提取都是针对单模态信号进行手动特征提取,通过各模态特征的手动融合进行 BCI 解码的,其分类精度依赖于先验知识。然而,EEG 信号是大脑高级认识过程的反映,手动提取很难找到完全匹配的模式特征,容易造成有用信息丢失^[15]。

作为深度学习的重要手段,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),已经在语音识别^[16]、图像处理^[17]等多个领域得到广泛应用。它能够通过网络模型的自学习实现特征的自动提取,特别适合于生理信息等非线性信息的模式识别。近年来,研究人员开始在单模态 BCI 系统中使用深度学习进行意图识别和运动解码(运动想象 BCI^[18]、视觉 P300BCI^[19]等);采用深度学习进行 hBCI 系统的特征提取,还未见报道。本文提出把 CNN 网络引入多模态 BCI 系统,利用 CNN 提高 hBCI 的分类精度和系统鲁棒性,以改善系统性能。

1 实验方法

1.1 实验对象

本文研究招募了 8 名在校大学生作为被试者,其中男性 6 名,女性 2 名,年龄在 21~24 岁(见表 1)。被试者此前没有进行过任何 BCI 实验,皆为右利手。实验开始前,工作人员向被试者详细说明实验内容和注意事项,并签署实验同意书。

表 1 被试者情况及分类正确率
Table 1 Information of subjects and classification accuracy

被试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	平均值
性别	男	女	男	男	男	女	男	男	
年龄/岁	21	23	21	22	24	21	22	22	
分类正确率/%	85.05±6.75	72.32±5.83	89.65±7.62	83.12±8.83	74.49±7.47	87.15±4.26	77.53±6.20	81.49±9.63	81.35±7.07

1.2 外部刺激

外部刺激由诱发 SSVEP 的视觉刺激和辅助体感选择性注意的体感电刺激两种。稳态视觉刺激由位于屏幕左右两边的两个白色方块(5 cm×5 cm)闪烁呈现,闪烁频率为左边 6 Hz,右边 7.5 Hz。体感刺激通过粘贴在左右手上的电极贴片呈现,由电刺激器产生两种不同频率的脉冲信号,刺激脉宽 1 ms,刺激强度针对不同被试者进行调整,以便既能观测到清晰的大脑振动刺激反应,又没有明显刺痛感。同时,人体皮下组织的触觉感受器对

20~50 Hz 的微小刺激相对敏感,其中 26 Hz 最为明显,且为了使左手和右手具有明显体感差异,便于被试者体感选择,对左、右手施以不同的刺激频率(一般相差 6 Hz 以上),左手刺激频率设为 26 Hz,右手刺激频率设为 32 Hz。

1.3 实验范式

实验在安静的环境中进行,被试者坐在舒适的椅子上,距离电脑屏幕的距离约为 65 cm,双手放松置于两边扶手上。实验中,被试者根据屏幕上的箭头提示,随机执

行 SSA 和 SSVEP 两个 BCI 范式(4 类关注任务)。当屏幕上出现带双手图案的左(或右)方向箭头时,被试者执行体感选择性注意任务,注意力集中在左手(或右手)上,感受电刺激振动;当出现带眼睛图案的左(或右)方向箭头时,被试者眼睛注视左(或右)边的视觉闪烁。实验流程如图 1 所示。在每次实验(trial)开始时,电脑屏幕上出现十字标图案,提示被试者注意力集中,2 s 后十字标消失;同时屏幕呈现任务提示,提示时长 1 s; Trial 开始后第 3 s,稳态视觉刺激和体感电刺激同时分别呈现在屏幕和左右手上,被试者根据任务提示开始执行相应任务,并持续 5 s;第 8 s 时,外部刺激停止,任务结束,被试者休息 3 s,等待下一个实验(trial)开始。

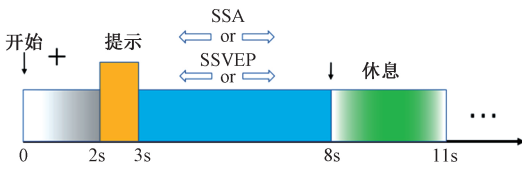


图1 实验时序图

Fig.1 Diagram of experimental sequence

针对每位被试者进行 4 组(run),每组 40 次实验(trial)(每类任务 10 次),共 160 个 trial;为了避免被试者疲劳,每组实验后休息 5 min 左右。实验前,适当调整刺激参数,使左右手刺激感觉基本一致,并进行一组预实验,以确保被试者完全了解实验任务。

1.4 EEG 信号采集和处理

实验利用 32 导 LiveCap 电极帽(BrainProducts,德国)采集 EEG 数据,采样频率为 500 Hz,内置 50 Hz 工频陷波滤除干扰,电极导联采用国际 10/20 系统布置。接地电极位于 FCz 处,参考电极位于两侧乳突,电极阻抗 < 5 KΩ。预处理时,采用 EEGLab 去除原始数据中的坏电极,对各导联进行 0.5 ~ 40 Hz 带通滤波,并降采样到 250 Hz。

在稳态视觉刺激下,大脑枕区产生相应刺激频率的 SSVEP 信号。本文选择 O1 和 O2 两个通道进行分析,通过对各通道信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),来观察诱发频率及其谐波成分。当被试者进行体感选择性注意任务时,运动感觉区的脑电信号在 α 频段(8~13 Hz)和 β 频段(13~25 Hz)出现 ERD 现象。由于脑电信号是典型的非线性时变信号,通常采用事件相关谱扰动(event related spectral perturbation, ERS)来分析 ERD 特征^[20]。通过 ERS 可直接观测到 EEG 信号随时间和频率的变化关系。对于单个被试者,ERS 通过下式计算:

$$ERSP(f, t) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m STFT^2(t, f) \quad (1)$$

式中, m 表示每名被试者单侧 SSA 时的 trial 总数,本文左手或右手的选择性注意分别为 40 次; $STFT(\cdot)$ 是对所选通道信号进行短时傅里叶变换(shorttime Fourier transform, STFT),将 EEG 时域信号转换为时频域。由下式计算:

$$STFT(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) f^*(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2)$$

式中: $*$ 表示复共轭; $f(\tau - t)$ 是窗函数,用它对时域信号 $x(\tau)$ 进行截断。

2 hBCI 解码

2.1 解码流程

针对脑电信号具有强非线性和时变性,个体差异大等特点。本文提出一种新的 STFT-CNN 方法,实现 SSVEP-SSA 双模态 hBCI 任务的识别和分类,以解码被试者的内在意图。解码流程如图 2 所示。本实验选取 EEG 特征最明显的 5 个通道数据(C3、C4、Cz 和 O1、O2)进行分类。首先,对预处理后的信号进行 STFT 变换,将一维的时域信号转换为二维的时-频图谱;之后将所选通道的时-频图谱合并成一张多通道的二维时-频图;并输入给 CNN 网络进行训练;最后利用训练好的 CNN 网络对测试集样本进行测试。

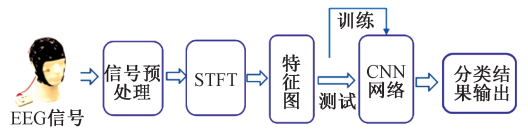


图2 hBC 解码示意图

Fig.2 Schematic diagram of hBCI decoding

2.2 样本数据的准备

为了增加样本个数,避免过拟合,在每个 trial 中,在特征信号稳定的 [3.5 s, 7.5 s] 时间段内的 EEG 数据,采用时长为 2.5 s 的时间窗,滑动截取成两段(即 [3.5 s, 6 s], [5 s, 7.5 s])。

在 STFT 变换过程中,为使变换后的时频信号即有较好的频率分辨率又能满足时间分辨率的要求,本实验选用窗宽 64 的 hanning 窗,得到 [257×38] 的频谱数据,其中 257 个频率成分,38 个时间点数据。对于 SSVEP,选取 O1、O2 两个通道的主频率及其一次谐波,即 6 Hz、12 Hz 和 7.5 Hz、15 Hz,组成 [8×38] (即 [2×4×38]) 的特征矩阵;在 SSA 中,ERD 现象在 α 频段 [8, 13] Hz 和 β 频段 [13, 25] Hz 表现较为明显,为使 CNN 计算量小且分类精度高,把 α、β 频段内数据分别压缩为 6 个频率成分的特征数据(α、β 频段上的特征数据选取均衡)。STFT 变换后的频谱信号,在 α 频段内有 12 个频率成分,β 频

段内有 24 个频率成分。计算 α 频段内每 1 Hz 带宽、 β 频段每 2 Hz 带宽内的频谱数据的均值,得到 $[12 \times 38]$ (即 $[2 \times 6 \times 38]$) 的频谱特征矩阵,C3,C4,Cz 三个通道为 $[36 \times 38]$ 。最后,将表征 hBCI 双模态特征的 5 个通道的频谱数据按行合并,组成具有时-频-空域特征的二维特

征图($[44 \times 38]$)。
2.3 CNN 网络结构设计
根据脑电信号样本量少、特征提取困难等特点,本文针对多模态 hBCI 系统,构建了一种 7 层结构的 CNN 网络,如图 3 所示。

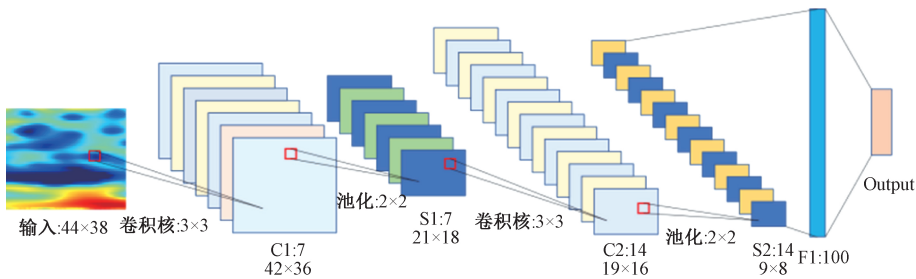


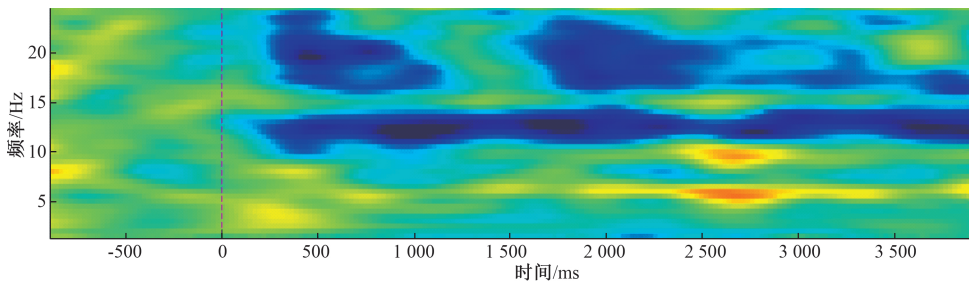
图 3 CNN 结构示意图
Fig.3 Construction of the CNN model

结构中各层的具体参数如下。
1) 输入层 L
将准备好的 EEG 样本数据载入网络,维度 $[44 \times 38]$ 。
2) 卷积层 C1
卷积层是 CNN 网络的核心部分,用于输入样本的特征提取。本层使用 7 个大小为 $[3 \times 3]$ 的卷积核进行特征映射;为了避免“死区”,激励函数采用指数化线性单元 (exponential linear unit, ELU)。经过 C1 层后的特征图为 $[42 \times 36]$ 。
3) 池化层 S1
池化层是通过对前层输出的特征图进行压缩映射,实现数据降维,加快训练速度。在 S1 层中,使用一个大小为 $[2 \times 2]$,步长为 2 的最大值池化函数 (MaxPool) 实现。池化后的数据特征被压缩为 $[21 \times 18]$ 。
4) 卷积层 C2 和池化层 S2
卷积层 C2 和池化层 S2 的计算过程和 C1、S1 相同,进一步实现特征提取和数据压缩。C2 层使用 14 个卷积核,大小为 $[3 \times 3]$,S2 依然采用 $[2 \times 2]$ 的最大值池化。经过第二次卷积、池化后输出 14 个 $[9 \times 8]$ 的特征图。
5) 全连接层 F1 和输出层 O

CNN 网络的最后两层是全连接层和输出层,输出层使用 Softmax 分类器根据全连接层的输出概率进行分类。本文研究的多模态 hBCI 有 4 类任务,因此最后输出层有 4 个输出分类。
2.4 网络训练
训练中选用交叉熵函数作为损失函数,并采用随机梯度下降法优化网络参数 (权值和偏差)。本文实验中采集到的 4 类 BCI 任务,通过滑动截取获得 320 个样本数据,采用 5 折交叉验证,计算平均分类正确率。

3 结果分析

根据神经生理学研究,体感选择性注意范式能够在运动感觉区产生明显的对侧占优现象,即在对侧运动感觉区出现 ERD 现象^[21],其中 C3、C4 通道最为明显。为详细分析 C3、C4 通道的 ERD 现象,本文采用 ERSP 来显化信号的内在特征。对采集的 EEG 信号,进行 STFT 变换,提取 C3、C4 通道的时频信息,并用式 (1) 计算 ERSP,即能量随时间-频率的变化关系;随后对多次实验进行叠加平均,使 ERSP 更加清晰,如图 4 所示。



(a) 右侧体感注意时 C3 时频图
(a) The temporal-frequency spectrum of C3 when right SSA

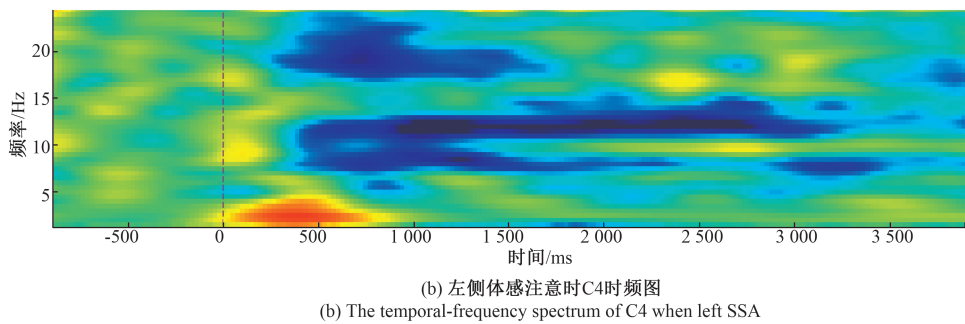


图 4 SSA 模式下的时频图谱

Fig.4 The temporal-frequency spectrum of SSA

从图 4 可以看出,当进行左手 SSA 时,C4 通道在[8-25] Hz 频带内出现了能量减弱(图中蓝色部分),即 ERD,特别是在 α 频段[8~13] Hz 表现尤为明显,并且持续在整体 SSA 过程中;同样,进行右手体感选择性注意时 C3 通道将表现出 ERD 现象。这说明 SSA 范式在本文提出的 hBCI 系统中是有效的。同时,在实验过程中,被试者报告,SSA 范式比 MI 范式更容易实施。从实验结果来看,所有被试者均诱发出 ERD 现象,并没有出现 MI 范式

中常见的“BCI 盲”^[22]现象。这是因为在体感刺激作用下,被试者进行 SSA 时,更容易把注意力集中在一侧。

为分析 SSVEP 特性,选择视觉区表现显著的 O1、O2 两个通道,并对每个通道进行 FFT 变换,如图 5 所示。从图 5 可以看出,当被试者注视屏幕左边闪烁图案时,两个通道的 EEG 信号均出现 6 Hz 及其一次谐波成分;同样,注视右边闪烁刺激时,出现 7.5 Hz 及其一次谐波成分的稳态视觉诱发电位。

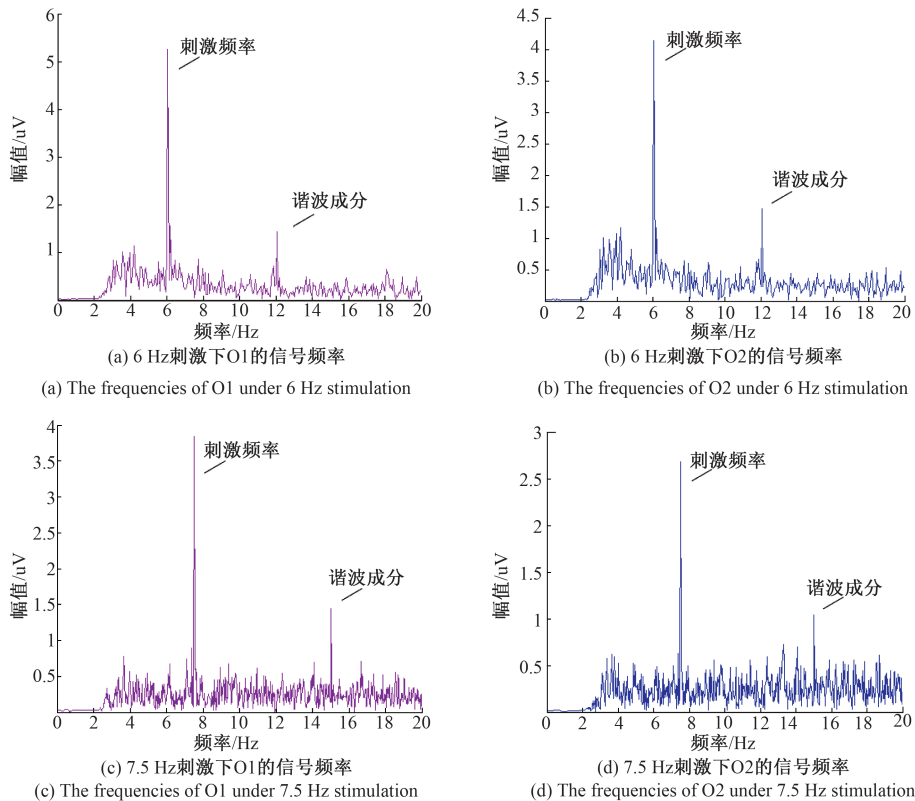


图 5 不同刺激频率下的 SSVEP 信号频率

Fig.5 The frequencies of SSVEP modality under different stimulations

对比图 4、5 发现,双模态 hBCI 范式诱发出的 EEG 信号,在空域范围内,SSVEP 主要集中在 O1、O2 等大脑

枕区部位,SSA 则在运动感觉区(C3、C4、Cz)表现显著;频域范围中,SSVEP 在视觉刺激频率及其一次谐波处有

明显的幅值电位,而 SSA 则在 α 、 β 频段内出现显著能量减弱。两者在空域、频域内有着显著差异,这为 hBCI 的模式分类提供了理论依据。也正是基于此,本文将相关通道的时频信号合并组成具有时-频-空域信息的特征图进行分类。

表 1 是多模态 hBCI 系统的分类结果。从表 1 可以看出,在 8 名被试者中,最高分类正确率是 89.65%,最低为 72.32%,平均正确率是 81.35%,远高于四分类随机水平(25%),并且高于 70%的国际认可水平。这说明本文提出的方法是有效的。在基于体感选择性注意的 BCI 系统中,通常采用左右手选择性注意的二分类范式,其平均分类正确率在 80% 左右^[11](本文四分类正确率即达到同样水平);但是,在 Breitwieser 等^[23]提出的三分类范式中,平均分类正确率仅达到 56%。这说明本文提出的基于 SSVEP_SSA 融合的双模态 hBCI 能够实现 BCI 系统的高精度解码和指令集扩展,适合于多运动形态控制系统的开发。

同时,本文对每类任务的 EEG 数据进行滑动截取,增加了训练样本个数,这在一定程度上提高了系统的泛化能力。另外,本文仅滑动截取任务提示后 2.5 s 时间段内的数据进行分类,如果能对所选数据进行优化,BCI 系统性能将会得到进一步改善。

为进一步评价系统分类性能,本文采用混淆矩阵来衡量^[24]。它是描述多分类问题的有效手段,能够直观体现期望的分类结果和实际分类之间的关系(见表 2)。在表 2 中,对角线上的数值表示样本正确识别的百分比,非对角线值表示样本被错误识别到其他类别的比例。从表 2 可看出,两种不同模态之间识别错误的概率较低,即对两种不同模态具有良好的分辨能力,主要的识别错误发生在同一模态的不同任务之间。并且,SSVEP 样本被正确分类的数量要高于 SSA 样本,这主要是因为大脑对稳态视觉刺激的反映更加敏感,诱发电位幅值较大;而 SSA 范式虽然能量变化的频带较宽([8~25] Hz),但是变化量相对微弱。因此,在 BCI 系统的实际应用中,可以使用 SSVEP 发出重要性较强的操作指令,而用 SSA 进行相对弱的控制。

表 2 分类混淆矩阵

Table 2 Classification of confusion matrix

CNN	SSVEP7.5	SSVEP6	SSA_R	SSA_L
SSVEP7.5	82.11	8.43	4.26	5.20
SSVEP6	7.19	83.07	5.67	4.07
SSA_R	6.75	4.61	78.43	10.21
SSA_L	5.79	6.21	12.21	75.79

4 结 论

本文创新性的提出了一种 SSVEP 和 SSA 融合的 hBCI 范式,该范式在外部稳态视觉刺激和体感电刺激的作用下,诱发出了清晰的 SSVEP 特征和 ERD 特征,并且两者在空域和频域上有明显区别。通过多模态融合,hBCI 系统能够对 4 类任务进行高精度解码,实现了 BCI 指令集的扩展。

在 hBCI 范式中,采用电刺激的方式,对左右手施以不同刺激频率,便于被试者进行体感选择;同时,被试者不需要进行过多训练,就能够诱发有效的 ERD 特征,解决了 MI 范式中的“BCI 盲”问题。

本文采用 STFT-CNN 方法,实现 hBCI 范式信号特征的自动提取和分类。通过把多通道的时频域信息合并组成具有时-频-空域特征的特征图,实现二维图像的三维特征表示;结果表明该方法能够实现多模态 hBCI 系统的模式分类。

参考文献

[1] 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.

XU B G, HE X H, WEI ZH W, et al. Research on continuous control system for robot based on motor imagery EEG [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 10-19.

[2] 周鹏,刘静,王春方,等.磁诱导对脑卒中患者运动康复的影响研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(8): 1233-1238.

ZHOU P, LIU J, WANG CH F, et al. Effect of magnetic induction on motion rehabilitation of stroke patient [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(8): 1233-1238.

[3] UDOVICIC G, TOPIC A, RUSSO M. Wearable technologies for smart environments: a review with emphasis on BCI[C]. 24th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks, 2016: 1-9.

[4] STAWICKI P, GEMBLER F, VOLOSAYAK I. Driving a semiautonomous mobile robotic car controlled by an SSVEP based BCI [J]. Computational Intelligence and

- Neuroscience, 2016, doi: 10.1155/2016/4909685.
- [5] 王仲朋,陈龙,何峰,等.面向康复与辅助应用的脑-机接口趋势与展望[J].仪器仪表学报,2017,38(6):1307-1318.
- WANG ZH P, CHEN L, HE F, et al. Development trend and prospect of BCI technology facing rehabilitation and assisting applications[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(6): 1307-1318.
- [6] 李鹏海,许敏鹏,万柏坤,等.视觉诱发电位脑-机接口实验范式研究进展[J].仪器仪表学报,2016, 37(10): 2340-2351.
- LI P H, XU M P, WAN B K, et al. Review of experimental paradigms in brain-computer interface based on visual evoked potential[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2340-2351.
- [7] NEUPER C, WORTZ M, PFURTSCHELLER G. ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation[C]. Progress in Brain Research, 2006: 211-222.
- [8] VAN DIJK J G. Human brain electrophysiology: Evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine[J]. Journal of the Neurological Sciences, 1990, 95(1): 113.
- [9] 李鹏海,王丽余,刘瀛涛,等.下肢运动想象和运动执行的 EEG 节律特性研究[J].仪器仪表学报,2018, 39(3): 207-214.
- LI P H, WANG L Y, LIU Y T, et al. Study on EEG rhythm features of lower limb motor imagery and motor performance [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(3): 207-214.
- [10] DOCKSTADER C, CHEYNE D, TANNOCK R. Cortical dynamics of selective attention to somatosensory events[J]. NeuroImage, 2010, 49(2): 1777-1785.
- [11] YAO L, MENG J J, ZHANG D G, et al. Selective sensation based brain computer interface via mechanical vibrotactile stimulation[J]. PLOS One, 2013, 8(6): e64784.
- [12] HONG K S, KHAN M J. Hybrid brain computer interface techniques for improved classification accuracy and increased number of commands: areview[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2017, 11(35): 1-27.
- [13] LI Y, PAN J H, WANG F, et al. A hybrid BCI system combining P300 and SSVEP and its application to wheelchair control[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(11): 3156-3166.
- [14] HORKI P, SOLIS T, NEUPER C, et al. Combined motor imagery and SSVEP based BCI control of a 2 DoF artificial upper limb [J]. Medical and Biological Engineering, 2011, 49(5): 567-577.
- [15] ZHANG Z, DUAN F, SOLE-CASALS J, et al. A novel deep learning approach with data augmentation to classify motor imagery signals [J]. IEEE Access, 2019(7): 15945-15954.
- [16] 周晓彦,王珂,李凌燕.基于深度学习的目标检测算法综述[J].电子测量技术,2017,40(11): 89-93.
- ZHOU X Y, WANG K, LI L Y. Review of object detection based on deep learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(11): 89-93.
- [17] KIM J, LEE J K, LEE K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1646-1654.
- [18] SAKHAVI S, GUAN C, YAN S. Parallel convolutional-linear neural network for motor imagery classification[C]. 23rd European Signal Processing Conference, 2015: 2736-2740.
- [19] 邱天爽,马征.视觉 P300 脑机接口中的 SOA 扰动现象[J].数据采集与处理, 2013, 28(5): 539-545.
- QIU T SH, MA ZH. SOA perturbation in visual P300 braincomputer interfaces[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 539-545.
- [20] LU N, YIN T. Motor imagery classification via combinatory decomposition of ERP and ERSP using sparse nonnegative matrix factorization [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2015(249): 41-49.
- [21] PFURTSCHELLER G, GUGER C, MULLER G, et al. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic[J]. Neuroscience Letters, 2000, 292(3): 211-214.
- [22] AHN M, CHO H, AHN S, et al. High theta and low

alpha powers may be indicative of BCI-illiteracy in motor imagery[J]. PLOS One, 2013,8(11): e80886.

- [23] BREITWIESER C, POKORNY C, MULLER-PUTZ G R. A hybrid three-class brain-computer interface system utilizing SSSEPs and transient ERPs [J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 13(6): 066015.
- [24] 魏佳琪,刘华平,王博文,等. 触觉手势情感识别的超限学习方法[J].智能系统学报,2019,14(1):127-133.
- WEI J Q, LIU HP, WANG B W, et al. Extreme learning machine for emotion recognition of tactile gestures [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 127-133.

作者简介



韩向可, 2007 年于河南科技大学获得硕士学位, 现为河北工业大学博士研究生, 主要研究方向为脑机接口、康复护理、信号检测和处理

E-mail: han1234xiang@163.com

Han Xiangke received his M.Sc. degree from Henan University of Science and Technology in 2007. He is currently a Ph.D. candidate at Hebei University of Technology. His main research interests include brain-computer interface, health monitoring and intelligent nursing, signal detection and processing.



郭士杰(通信作者), 1985 年于天津轻工业学院(现天津科技大学)获得学士学位, 分别在 1989 年、1992 年于日本东京工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为护理机器人、电子皮肤。

E-mail: guoshijie@hebut.edu.cn

Guo Shijie (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Tianjin Institute of Light Industry (now Tianjin University of Science and Technology) in 1985, M. Sc. and Ph. D. degrees both from Tokyo Institute of Technology in 1989 and 1992, respectively. He is currently a professor and Ph. D. supervisor at Hebei University of Technology. His main research interests include nursing robots and electronic skin.