

EMD 融合 WPT 和 CSP 的脑电特征提取方法

张学军^{1,2}, 刘定宇¹, 霍 延¹

(1. 南京邮电大学 电子与光学工程学院、微电子学院, 江苏 南京 210023;

2. 南京邮电大学 射频集成与微组装技术国家地方联合工程实验室, 江苏 南京 210023)

摘 要:脑-机接口 (brain-computer interface, BCI) 技术在近几十年取得了极大发展, 尤其在运动障碍患者的康复训练中得到了大量的应用。脑-机接口技术包含信号采集、预处理、特征提取、分类以及外部设备控制几个部分。其中, 如何更好地对信号进行特征提取并准确分类一直都是人们重点关注的问题。该文提出了一种新的特征提取算法分析运动想象 (motor imagery, MI) 产生的脑电波 (electroencephalogram, EEG) 信号, 主要基于经验模式分解 (empirical mode decomposition, EMD), 并结合小波包变换 (wavelet packet transform, WPT) 和公共空间模式 (common spatial pattern, CSP)。首先利用 WPT 将 EEG 信号分解为一组窄带信号并通过 EMD 得到相关的固有模态函数 (intrinsic mode functions, IMFs), 然后对每个窄带信号的 IMF 进行筛选, 再运用 CSP 滤波器进行滤波获取特征, 最后使用支持向量机 (support vector machine, SVM) 进行分类。实验应用该方法对 9 名受试者的运动想象脑电信号进行分类, 平均准确率达 95.9%, 证明了该方法的可行性和有效性。

关键词:脑-机接口; 运动想象; 经验模式分解; 小波包变换; 公共空间模式

中图分类号: R318; TP274

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)11-0136-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.11.025

EEG Feature Extraction of EMD Fusing WPT and CSP

ZHANG Xue-jun^{1,2}, LIU Ding-yu¹, HUO Yan¹

(1. School of Electronics and Optical Engineering & School of Microelectronics, Nanjing

University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China;

2. Nation-Local Joint Project Engineering Lab of RF Integration & Micropackage, Nanjing

University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: Brain computer interface (BCI) technology has made great progress in recent decades, especially in the rehabilitation training of patients with sports disorders. BCI technology includes signal acquisition, signal preprocessing, feature extraction, classification and external equipment control. How to get better feature extraction and accurate classification has always been the focus of this area. We propose a new feature extraction algorithm to analyze the electroencephalogram (EEG) signals generated by motor imaging (MI) mainly based on wavelet packet transform (WPT), empirical mode decomposition (EMD) and common spatial pattern (CSP). Firstly, EEG signals are decomposed into a series of narrow band signals by WPT, and then the sub-band signals are decomposed into a set of stationary time series called intrinsic mode functions (IMFs). Secondly, appropriate IMFs are selected for signal reconstruction, and next mapped to high-dimensional space through CSP method. Corresponding feature vectors are obtained. Finally, a support vector machine (SVM) classifier is introduced in the classification experiments. The average classification accuracy of all 9 subjects is 95.9% in the experiments, which proves that the proposed method is feasible and effective.

Key words: brain-computer interface; motor imagery; empirical mode decomposition; wavelet packet transform; common spatial pattern

0 引言

脑机接口 (brain computer interface, BCI) 是涉及众多学科和知识领域的控制技术。脑机接口的概念于二十世纪末期被首次提出, 它建立了人脑与外部设备的通道, 通过采集脑电信号, 使用分类算法来识别人脑的

指令^[1]。脑机接口技术在近几十年取得了极大发展, 应用领域也越发广泛, 尤其在运动障碍患者的康复训练中得到了大量的应用, 病人通过该技术提高了与外界的交互能力和自理能力。通过大脑信号, 可以直接控制相关的外部设备, 如计算机、机械小车, 机械假

收稿日期: 2019-12-16

修回日期: 2020-04-17

基金项目: 国家自然科学基金 (61271334)

作者简介: 张学军 (1969-), 男, 博士, 教授, 研究方向为智能信息处理、认知网络频谱感知、无线射频识别技术等; 刘定宇 (1992-), 男, 硕士, 研究方向为智能信息处理、FPGA、射频技术。

肢^[2]等,这些应用都增强了他们与外界的交流并加快了他们的恢复。脑机接口技术还被广泛地应用于其他一些领域,如游戏应用和导航^[1]。

脑机接口技术包含信号采集、预处理、特征提取、分类以及外部设备控制。特征提取用于识别不同脑电信号的特征信息,因此在脑机接口的研究领域备受关注。之前研究的比较成熟的方法如短时的傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)、小波变换(wavelet transform, WT)等等,由于 EEG 信号的非线性以及非平稳性,这些传统方法不能得到理想的分辨效果。经过近年来不断的研究,希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)得到了发展,经过验证能够更好地对 EEG 信号进行分析。采集的脑电信号,首先经过 EMD^[3]分解后得到一串的 IMFs,随后通过 HHT 可以得到相应的能量谱数据,得到的数据可以作为一个特征指标,用于后续的分类。HHT 被提出后,其优秀的性能,集中的特征和较高的分辨率,使其应用越发广泛^[4]。对于 EEG 信号,目前方法得到的分类效果都无法达到期望,如需应用在 BCI 系统中,需对其进行更复杂的处理,可以先进行空间范畴的滤波,获得高质量的信号,提取更优质的特征信息。常用的算法包括公共空间模式 CSP^[5],以及独立分量分析、滤波器组公共空间模式、判别滤波公共空间模式等改进的 CSP 算法^[6]。传统的经验模式分解在低频区域首次得到的固有模态函数涵盖过宽的频率范围,无法得到单组份的属性,且不能分开含有低能量成分的信号。为了弥补此类问题,该文提出了一种改进方案,即在传统的 EMD 分解之前,使用小波包变换对信号进行处理将原始的信号分为一组窄带信号,并利用筛选去除不相关的固有模态函数。同时常规的公共空间模式分解方法在通道数及频域方面都有明显的缺陷^[7]。为了弥补这些短板,该文将 EMD 和 CSP 算法相结合,筛选 IMF 频段,剩下的计算其能量的特征,使用 CSP 滤波器,得到其特征的一组数据,最后使用 SVM 进行分类,可以达到 95.9% 的平均分类准确率。

1 相关算法

1.1 经验模式分解

EMD 因为在非线性序列处理方面的优越性而被广泛用于处理非线性数据。在时间域中研究其本征波动模式^[8]并进行分解是其核心的思想。这种分解过程,可以将其理解为筛选的过程。需要有以下条件:(1)需得到数据的极值;(2)需知两个极值之间的时间间隔定义的特征尺度;(3)如果未满足上述条件,但是函数存在拐点并可以通过微分的方法经过一次或多次求得极值也可以被认为满足条件,但是需要注意分解

结果也相应需要通过积分获得。

EMD 分解具体步骤:

步骤一:读取信号 $x(t)$ 的所有极值信息,然后用三次样条函数对它们进行处理,得到序列的包络线信息,上包络 $v_{\max}(t)$,下包络 $v_{\min}(t)$,以此进一步得到包络线平均值 $m(t)$ 。

$$m(t) = \frac{1}{2}(v_{\max}(t) + v_{\min}(t)) \quad (1)$$

步骤二:计算原信号与均值的差值 $c(t)$:

$$c(t) = x(t) - m(t) \quad (2)$$

IMF 定义的截止条件:在时间域内,极值个数等于过零点的个数,或最大差值为 1,且最大信号幅度形成的包络线和最小信号幅度形成的包络线算术平均为零,如果不满足,就重复上述过程,剩余量 $r(t)$ 的公式为:

$$r(t) = x(t) - c(t) \quad (3)$$

步骤三:作为一种新数据,剩余量通过同一过程过滤,得到下一个低频固有模函数。直到剩余函数 $r(t)$ 得到的是单调函数或只有一个极值分解的过程才会终止。假设将原始信号 $x(t)$ 进行分解,得到了 n 个本征模函数和一个剩余函数 $r(t)$,重构信号如下:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

1.2 公共空间模式

目前基于运动图像的 BCI 系统中有功率谱密度^[9]等方法。CSP 就是一种常见的处理方法。其对输入的脑电数据进行映射处理^[10],通过这个过程获得的特征向量可以得到较好的分辨度。它以两个不同类别的协方差矩阵为基础,通过对角化处理设计最优化的空间滤波器。对原始 EEG 数据进行映射,获得最大程度上的分离^[11]。具体步骤为:

步骤一:设定单次想象运动的脑电信号矩阵为 X ($N \times I$ 维),其中 N 表示 EEG 采集的通道数而 I 表示各通道的采样点数。这里将 X 进行归一化处理以此得到相关的协方差矩阵:

$$R_d = \frac{X_d X_d^T}{\text{tr}(X_d X_d^T)} \quad (5)$$

其中, X_d 表示类别样本为 d 的脑电信号, $d \in \{1, 2\}$; X_d^T 表示 X_d 的转置; $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。

步骤二:对合成的协方差矩阵进行分解。

$$R = R_1 + R_2 = U_0 \Sigma U_0^T \quad (6)$$

其中, Σ 为特征值对角矩阵, U_0 为其对应的特征向量矩阵,其随相应的特征值而重新改变。

步骤三:求白化矩阵,白化矩阵 P 定义如下:

$$P = \Sigma^{-1/2} U_0^T \quad (7)$$

步骤四:白化协方差矩阵 R_1 和 R_2 。

$$\begin{cases} S_1 = PR_1P^T \\ S_2 = PR_2P^T \end{cases} \quad (8)$$

步骤五:主成分分解。

$$\begin{cases} S_1 = U_1 \Sigma_1 U_1^T \\ S_2 = U_2 \Sigma_2 U_2^T \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\Sigma_1 + \Sigma_2 = I$ 。 Σ_1 越大, Σ_2 越小,反之亦然,所以使用 Σ_1 和 Σ_2 中最大的 m 个特征值,将对应的特征向量组成投影矩阵 $U, U = (U_1^T U_2^T)$,其中 U_1^T, U_2^T 为上述特征值对应的特征向量。因此,再进行一次滤波,能够得到最佳的分类特征值。

步骤六:求 CSP 的空间滤波器 W 。

$$W = U^T P \quad (10)$$

运动图像脑电信号 x ,经空间滤波 $z = wx$,得到 z ,特征向量数为 $2m$ 。为使两个样本得到最大距离,前 m 个特征向量,取它们与一类运动想象方差的最大值,后 m 个则取最小值。而后面剩下的 m 维则使用相反方法^[12]。其中第 1 个和最后 1 个特征向量,有最大的区别度,第 2 个和倒数第 2 个相比较小,以此类推。所以应选取合适的向量个数以使其包含最佳的特征信息。

步骤七:特征提取后,再将空间投影后的信号 $Z_p(p = 1, \dots, 2m)$ 取对数,从而使特征值差异更明显,其中 var 表示求向量的方差。

$$f_p = \log(\text{var}(Z_p) / \sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Z_i)) \quad (11)$$

1.3 支持向量机

支持向量机(SVM)^[13],为了得到更好的分离特征向量,将低维信号通过映射的方式放到高维度的特征空间,用超平面的分类方式对数据进行下一步的处理。超平面的概念可以理解为,高阶的数据须由低一维的数据进行分割处理,比如,用一条直线划分一个二维的平面区域,用一个二维的平面来分割一个三维的立体。所以如何选取一个最好的超平面是其主要关注点,做到分类间隔尽量大,这样准确率就可以得到提

升。同时,核参数和误差惩罚因子对向量机的分类也有很大的影响。

2 EMD 结合 WPT 和 CSP 算法

2.1 经验模式分解改进

传统的 EMD 在低频区域会产生不理想的固有模态函数,且首次得到的固有模态函数涵盖太宽的频率范围,无法得到单组份的属性,同时也不能分开含有低能量成分的信号。该文提出了一种改进方法来弥补这些不足,在传统的 EMD 之前,先使用小波包变换对信号进行处理,将原始的信号分为一组窄带的信号,并且利用一个筛选过程从结果中去除不相关的固有模态函数。

2.1.1 小波包变换过程

为了解决上述问题,这里先使用了小波包变换。

对于一个 n 层的分解,信号被分为 2^n 个窄带信号。由于分解是基于频率而不是基于能量,因此,低能量成分被分解为不同的频带保留下来。所以,小波包变换首先用来得到若干窄带信号,然后对这些窄带信号进行分解,于是得到的固有模态函数同样有窄频带而且它们的瞬时频率更加接近 IMF 的真实频率模式。

由于脑电信号强度较弱,且采集的时候有如眼、肌电等众多的影响源因素,这些相对的噪声都会影响脑电信号的质量。所以该文使用了小波包变换,以此在频域对其进行过滤,有效地提高了脑电信号的信噪比。小波包变换源于小波变换,所以不仅继承了其优点,更是在基础上有部分改进。它对信号进行正交分解,同时对于频段的选择更加准确,能更好地匹配信号的有用频段,获得更有效的频谱信息,因此其分辨率也得到了提高。小波包变换的这种多分辨率特性可以在所在的频率范围内锁定更加有用的信息。在小波多分辨率信号分析中,希尔伯特空间可以变换不一样的尺度指标分解得到所有的小波子空间的正交和,并根据二进制系统进行细分,如图 1 所示。

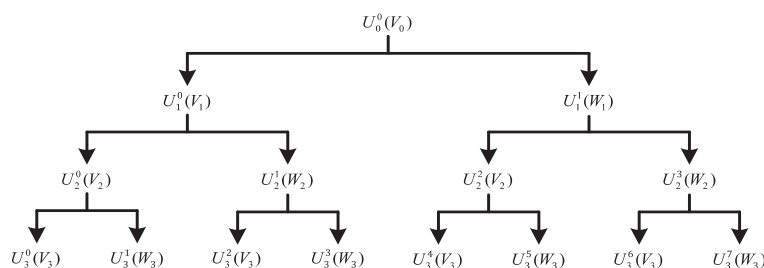


图 1 小波包的空间分解

2.1.2 筛选过程

此处将信号和 IMF 的归一化相关系数 μ 作为标准来对固有模态函数进行筛选。

获得所有的相关系数^[14] $\mu_i (i = 1 : n, n \text{ 是 IMF 的数量})$,然后通过下式计算硬阈值:

$$\lambda = \frac{\max(\mu_i)}{\eta}, i = 1 : n \quad (12)$$

其中, $\eta (>1)$ 是一个比例系数,经验值为 10。每一个固有模态函数都和 λ 进行比较,如果一个固有模态函数的相关系数大于 λ ,相应的固有模态函数就保留;

如果不符合上述要求,相应的固有模态函数就被删除。

该文考虑了两种筛选过程,第一种用来排除由 WPT 得到的窄带信号关联性较差的 IMF;第二种用来去除由窄带信号产生的弱相关的 IMF,这些窄带信号本身就与原始信号相关性很差。

2.2 改进 EMD 结合 WPT 和 CSP 算法流程

该文提出的改进方案,通过采集获得脑电信号后,经由滤波器先进行预处理。接着在传统的 EMD 分解之前,使用小波包变换对信号进行处理,将原始的信号分为一组窄带信号,筛选去除结果中相关较差的固有模态函数。同时再将 EMD 和 CSP 算法结合,筛选 IMF 频段,剩下的计算其能量的特征,使用 CSP 滤波器,得到其特征的一组数据,最后使用 SVM 进行分类。算法流程如图 2 所示。

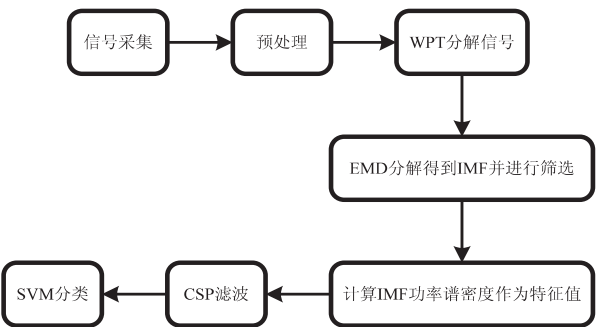


图 2 算法流程

3 数据集描述

为了便于与经典方式进行比较实验,采用 BCI2008 年的竞赛数据。实验设备包括电脑及电极帽等脑电采集设备,受试者头戴电极帽坐于屏目前约 1 米处,根据提示做相关运动想象同时采集相关脑电信号。数据包含 9 名右利手的受试者的脑电数据。实验开始时,受试者保持放松并坐于距离屏幕 1 米处。实验中,屏幕上会显示不同方向的箭头作为想象的提示,受试者根据提示进行想象运动。在两天里完成两个 session,每次 session 6 个 run,每个 run 20 次实验,左右手分别 10 次。所以在一次 session 中,左右手各 60 次。

实验界面和时间序列如图 3 所示。

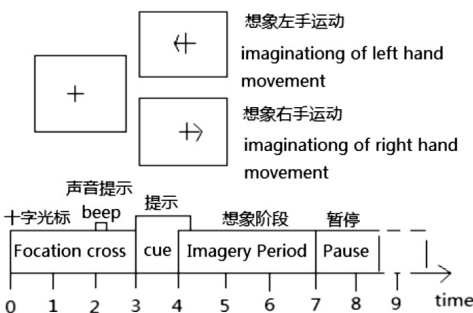


图 3 实验界面和时间序列

每一次实验的时间,大概 8 至 9 秒,前两秒放松;第二秒的时候会出现提示音指示实验开始,屏幕上这个时候会出现一个十字型的光标提示预示着开始进入准备状态,时长 1 秒;第三秒的时候屏幕上会随机出现向左向右的箭头并持续 1.25 秒;第四秒开始根据屏幕的箭头提示,受试者进行 3 秒的想象运动并在第 7 秒时停止。使用 Ag/AgCl 电极,记录 C3, Cz, C4 三个通道的数据。C3 和 C4 两个电极采用的脑电数据对应运动想象最活跃的脑部部位,同时将 Cz 作为参考的信号。选用 0.5 Hz ~ 100 Hz 的带通滤波器。

4 实验分析

4.1 小波包分解

根据事件相关同步/去同步原理,进行想象运动会在相关的频率段产生能量的变动,因此,相关频段 μ 节律, β 节律的脑电就非常重要。信号频带宽 100 Hz,这里将脑电信号进行 4 层分解,分解后得到 16 个不同的频率段。其中最小的分辨率如式 (13) 所示。

$$\Delta f = 100/16 = 6.25 \text{ Hz} \quad (13)$$

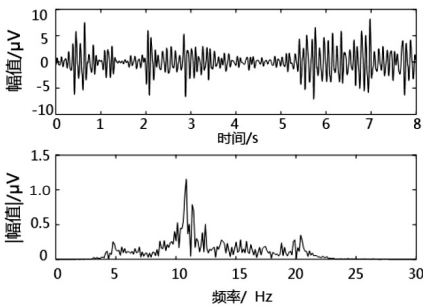
频段分解后,子带信号所对应的频率范围如表 1 所示。

表 1 各子带所对应的频率范围 Hz

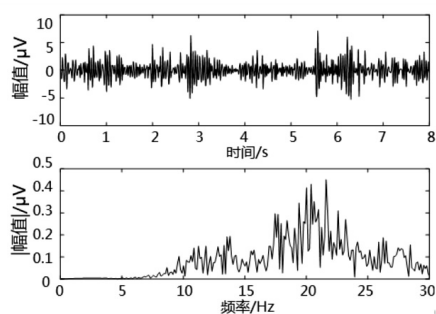
子带	频率范围	子带	频率范围
(4,0)	0 ~ 6.25	(4,1)	6.25 ~ 12.5
(4,2)	12.5 ~ 18.75	(4,3)	18.75 ~ 25
(4,4)	25 ~ 31.25	(4,5)	31.25 ~ 37.5
(4,6)	37.5 ~ 43.75	(4,7)	43.75 ~ 50

注:50 Hz 之后省略。

当进行左右手想象运动的时候, μ 节律变化主要范围为 7 Hz ~ 13 Hz, β 节律在 19 Hz ~ 26 Hz。对照表 1, μ 节律主要落在子带 (4,1) 中,而子带 (4,3) 可以看到 β 节律的频段,所以,重构 (4,1) 及 (4,3) 子带,提取到 μ 节律和 β 节律脑电,保留相对有效的脑电信息,可以更好地提取特征。图 4 分别展示了两个子带重构后的波形及频谱状态,可以看出重构后的子带频谱显示出更加集中且明显的特征。



(a)小波分解 (4,1) 子带信号



(b)小波分解(4,3)子带信号

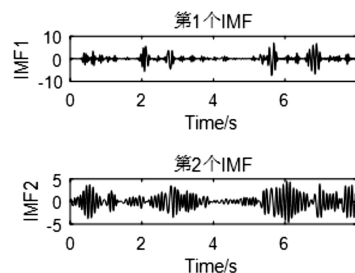
图4 小波分解子带信号(上:波形,下:频谱)

4.2 EMD 分解结果

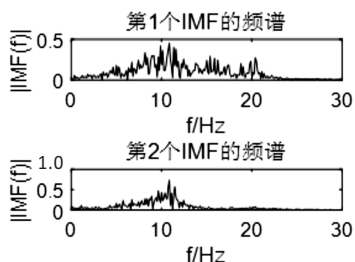
对脑电信号进行单纯的经验模式分解会产生频段涵盖宽泛的问题,同时在低频区域会产生不理想的IMFs,不能分开含有低能量成分的信号,从而会使结果产生错误。为了弥补这些不足,在EMD之前进行小波变换将信号分为一组窄带信号,选取合适的子带信号,分解为频率更加集中的固有模态函数。

利用EMD对WPT处理后的子带信号进行处理。前两阶IMF的相关系数远大于剩余的IMF,可见前两阶IMF有EEG信号最主要的信息,将最活跃的频段包含在内,而剩下的IMF则多包含噪声及无用的信号,因此被舍弃。所以该文选择仅重构前两阶IMF。这里EMD的目的就可以看作是提取 μ 节律和 β 节律。同时,该方法可以获取更多有效的信号,提高整个脑电信号的信噪比。图5和图6分别展示了(4,1)、(4,3)子带信号经过EMD分解后前两阶的IMF信息。

通过图5和图6可以看出,得到的两个子带具有比原始信号更大的有效范围,包含了最活跃的频段信息,且信噪比也更加优越。

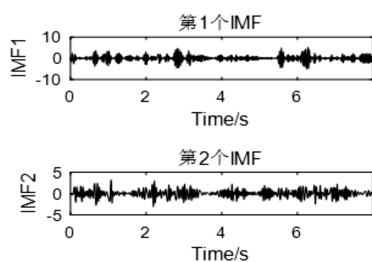


(a)时域图

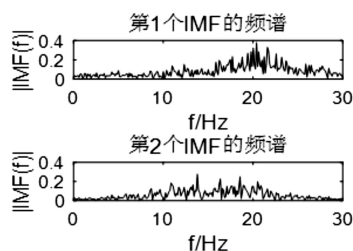


(b)频域图

图5 子带(4,1)EMD分解图



(a)时域图



(b)频域图

图6 子带(4,3)EMD分解图

4.3 CSP 滤波

在使用EMD之前,该文提取相关EEG信号,选取C3和C4通道的数据,并通过WPT得到一系列窄带信号。然后对相应的子带信号进行EMD分解得到多个IMFs。选取前两阶作为新的输入,形成矩阵XI($X=L$ 左手, $I=R$ 右手)。选取两子带信号(4,1)、(4,3),经EMD分解并选前两阶IMFs。

4.4 实验结果分析

将每次试验得到的数据,先经WPT分解,选取子带信号,然后进行EMD分解,选择IMF,组合并重构前两个IMF分量,接着利用CSP进行特征提取。图7为单个实验中的前两个IMF分量经过滤波后的脑地形图。

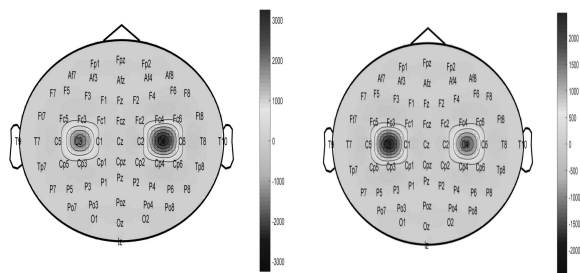


图7 想象运动前两阶IMF的脑地形图

(左:左手运动,右:右手运动)

可以看到,C3和C4电极在两个不同的想象运动之间的能量差异很大。在想象左手运动中,C4电极的活跃度明显高于C3电极而当想象右手的动作时,两个电极处于相反的位置,变为C3更为活跃,这样的结果符合了运动想象中的同步去同步特性。观察实验结果,图8展示了9位受试者所有实验的平均分类正确率。

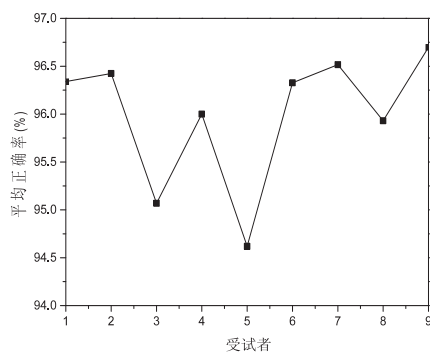


图 8 平均分类准确率比较

表 2 BCI 竞赛成绩和文中结果比较

姓名	特征提取	通道	分类器	结果
Qingguo Wei	CSSD+waveform mean+FDA	64	SVM	91%
Hammon	AR+spectral power+wavelet coefficients	33	regularized logistic regression	87%
M Sapinski	offset+spectral power	Not Given	logistic regression	86%
Author	Proposed method	2	SVM	95.9%

5 结束语

为了弥补传统的 EMD 算法及 CSP 算法的缺点,获得更好的分类效果,提出了 EMD 结合 WPT、CSP 的特征提取方法。先对 EEG 信号进行预处理,对原始信号进行滤波去噪,接着用 WPT 将信号分成一组窄带信号,处理后的信号经 EMD 得到多个 IMF 分量。不相关的固有模函数被屏蔽和消除。然后将处理后的信号的功率谱密度作为 CSP 滤波的特征进行计算。最后使用 SVM 分类。实验结果表明,该方法在通道的减少和分类精度的提升上,相对之前的原始方法都有一定的进步。

参考文献:

- [1] YANG Banghua, LI Huarong, WANG Qian, et al. Subject-based feature extraction by using fisher WPD-CSP in brain-computer interfaces[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016, 129: 21-28.
- [2] 孙进, 张征, 周宏甫. 基于脑机接口技术的康复机器人综述[J]. 机电工程技术, 2010, 39(4): 13-16.
- [3] LI Mingai, CUI Yan, HAO Dongmei, et al. An adaptive feature extraction method in BCI-based rehabilitation[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2015, 28(2): 525-535.
- [4] 徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 等. 经验模式分解(EMD)及其应用[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 581-585.
- [5] 刘锦, 吴小培, 周蚌艳, 等. 单次样本对的 CSP 滤波器设计及其在脑电训练样本优化中的应用[J]. 信号处理, 2017, 33(7): 993-1001.
- [6] 马满振, 郭理彬, 苏奎峰. 基于改进 CSP 算法的运动想象

可以发现,文中的分类方法可以达到 94% ~ 98% 的准确率。9 位受试实验得到的平均分类准确度基本上都在 94.6% ~ 96.4%, 平均准确率为 95.9%。

最后,对比该方法与之前的竞赛中不同算法的分辨率。在一样的数据集下,该方法的分类精度相比其他三组在分类准确度上有了一定提高。同时,该文只对两个通道信号进行采集,得到了较好的分类精度,也减少了脑电采集的信道数和数据量。表 2 展示了之前的算法和文中方法的分类结果。

脑电信号分类方法[J]. 计算机与现代化, 2017(11): 23-28.

- [7] JAMALOO F, MIKAEILI M. Discriminative common spatial pattern sub-bands weighting based on distinction sensitive learning vector quantization method in motor imagery based brain-computer interface[J]. Journal of Medical Signals & Sensors, 2015, 5(3): 156-161.
- [8] 王登, 苗夺谦, 王睿智. 一种新的基于小波包分解的 EEG 特征抽取与识别方法研究[J]. 电子学报, 2013, 41(1): 193-198.
- [9] FUNASE A, TAKUMI I. Power spectrum on SSVEP in eye blinking[J]. Transactions of Japanese Society for Medical and Biological Engineering, 2014, 52: 182-183.
- [10] LEEB R, LEE F, KEINRATH C, et al. Brain-computer communication: motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2007, 15(4): 473-482.
- [11] LI Mingai, GUO Shuoda, YANG Jinfu, et al. A novel EEG feature extraction method based on OEMD and CSP algorithm[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 30: 2971-2983.
- [12] ROBINSON N, VINOD A P, KAI K A, et al. EEG-based classification of fast and slow hand movements using wavelet-CSP algorithm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(8): 2123-2132.
- [13] XU P, DAVOINE F, ZHA H, et al. Evidential calibration of binary SVM classifiers[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2016, 72(C): 55-70.
- [14] 于路, 薄华. 基于改进 EMD 的运动想象脑电信号识别算法研究[J]. 微型机与应用, 2016, 35(9): 58-61.