

基于 DTCWT 和 CSP 的脑电信号特征提取

余青山*, 陈希豪, 席旭刚, 张启忠

(杭州电子科技大学 智能控制与机器人研究所, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对运动想象脑电信号中存在很多与运动想象无关的频率信号和共空间模式特征提取方法缺少频率信息处理的问题,提出了一种双树复小波变换与共空间模式相结合的特征提取方法.该方法首先选取 C3、Cz、C4 3 个通道的脑电信号进行上采样,并利用双树复小波变换多尺度分解,获取适当的频段并在相应尺度下进行信号重构;然后将各频段的三通道重构信号联合输入到空间滤波器以得到所需的六维特征向量;最后利用支持向量机来完成两类运动想象任务的分类.采用 BCI Competition IV 提供的 Dataset 1 数据进行实验验证,与 CSP、FBCSP、WPD-CSP 方法进行比较,7 名受试者的训练数据平均分类正确率可达到 96.0%,测试数据平均分类正确率达到 86.7%.实验结果表明了所提方法的有效性.

关键词: 脑-机接口;运动想象;双树复小波变换;共空间模式

中图分类号: R318

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb201601011

0 引言

对于那些神经肌肉系统功能严重损伤的患者来说,急需一种新的与外界进行交流的方法.而脑-机接口(BCI)正是这样的一种方法,它不依赖脑外周围神经系统及肌肉组织,是在人脑和计算机或其他电子设备之间建立的一种直接的信息交流和控制通道^[1-3].目前,适用于 BCI 的脑电信号类型有很多种^[4-5],其中运动想象脑电信号是应用最多的类型之一,因为运动想象脑电信号具有无须外界刺激,可实现异步通信等优点,符合 BCI 技术的发展要求.

现代神经电生理学研究^[6-8]表明,在进行准备和执行运动想象时,大脑皮层的功能性连接会发生改变,从而导致其对侧大脑的 μ 和 β 节律出现短暂的事件相关去同步(ERS)现象,而其同侧大脑则出现事件相关同步(ERD)现象.因此,根据这一特性,共空间模式(common spatial pattern, CSP)被认为是提取时间相关去同步信号

的有效方法之一^[9-11].另外,ERD/ERS 研究证实了大脑进行不同的运动想象任务会激活大脑运动皮层上的不同区域,根据这一特性,运动想象脑电信号的研究可以采用固定的少路数通道.因此采集左右手运动想象脑电信号时,检测电极可以选择受试者大脑运动皮层上的手部运动相关的区域,即电极 C3、Cz、C4 等位置.随后, Zhang、Schröder、Barachant 等^[12-14]对多名受试者想象左右手、脚部等运动的脑电信号数据进行研究,也证实了这一观点,尤其是随意地选择部分通道来进行研究时,不同通道组合得到的分类精度差异较大. Arvaneh、Tam 等^[15-16]进一步研究通道优化选择问题,结果表明采用 CSP 及其扩展方法、SVM 递归通道排除法等方法都能够在某种选择判据下找到最适合特定受试者的通道位置,不仅减少电极数量,而且提高了分类性能,同时也指出大量通道能提供更为丰富的信息,但一些不相关或者噪声污染通道提供的冗余信息和噪声在一定程度上会影响分类精度.

收稿日期: 2015-10-08; 修回日期: 2015-11-20.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61201302); 国家留学基金资助项目(201308330297); 浙江省自然科学基金资助项目(LY15F010009); 浙江省国际科技合作项目(2013C24016).

作者简介: 余青山*(1980-),男,博士,副教授, E-mail: qsshe@hdu.edu.cn.

CSP 方法虽然在脑电信号特征提取方面得到了广泛的应用,但是此方法也存在一些不足,如需要大量的电极、要对脑电信号进行多通道分析、缺乏频率信息分析等.所以本文提出双树复小波变换与共空间模式相结合的特征提取方法,对由 Berlin BCI 研究组提供的 BCI Competition IV Dataset 1^[17]进行分析.首先针对脑电信号中存在与运动想象无关的信号频率,以及 CSP 特征提取方法不涉及频率分析的问题,引入双树复小波变换对 C3、Cz、C4 三通道的运动想象脑电信号进行预处理,去除与运动想象无关的频段,这样既能降低 CSP 对通道数的要求,又能对脑电信号进行频率分析,同时提高分类正确率,使之更好地适用 BCI 系统的要求.最后,与采用 CSP 方法和 FBCSP 方法对竞赛数据进行分类识别的文献[12]结果进行比较分析,同时与文献[18]提到的 WPD-CSP 方法计算得到的结果进行比较分析.

1 方 法

1.1 双树复小波变换

双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)继承了离散小波变换的多尺度多分辨率的特点,同时弥补了复小波变换计算量大和复杂度高的缺点,不仅具有时频局域性、多尺度多分辨率的特点,还具有时移不变性、多维方向选择性、完全重构性以及能有效消除频谱混叠现象的优点^[19].

DTCWT 采用两个并行的离散小波滤波器对信号进行复小波变换,由这两个滤波器产生的小波系数作为复数的实部和虚部,从而实现实部和虚部树信息的互补,保证信号分解与重构的完整性.

DTCWT 的多尺度分解原理和小波分解原理相似,设脑电信号的采样频率为 f_s ,进行 L 层分解,得到重构信号,其中第 l 层小波系数及尺度系数的频率范围如下:

$$\begin{aligned} f(d_l) &\in [f_s/2^{l+1}, f_s/2^l] \\ f(c_l) &\in [0, f_s/2^{L+1}]; l \in \{1, 2, \dots, L\} \end{aligned} \quad (1)$$

因此,双树复小波进行 L 层尺度分解将得到 $L+1$ 个重构的信号频段.

1.2 共空间模式

共空间模式(CSP)具体求解算法如下:

(1)假设运动想象单次任务的脑电信号矩阵为 $\mathbf{X}$, $\mathbf{X}$ 为 $N \times T$ 维, N 表示脑电信号采集时的通道数, T 表示脑电信号采集时每次任务各通道的采样点数.于是将 $\mathbf{X}$ 归一化处理后可得到协方差矩阵

$$\mathbf{R}_d = \frac{\mathbf{X}_d \mathbf{X}_d^T}{\text{tr}(\mathbf{X}_d \mathbf{X}_d^T)} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}_d$ 表示类别 d 样本的脑电信号, $d \in \{1, 2\}$; $\mathbf{X}_d^T$ 表示 $\mathbf{X}_d$ 的转置; $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹,即矩阵对角元素之和.

(2)对合成的协方差矩阵进行分解.

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_1 + \mathbf{R}_2 = \mathbf{U}_0 \mathbf{\Sigma} \mathbf{U}_0^T \quad (3)$$

其中 $\mathbf{\Sigma}$ 为特征值对角矩阵, $\mathbf{U}_0$ 为其对应的特征向量矩阵.将 $\mathbf{\Sigma}$ 特征值按降序排列,其对应的 $\mathbf{U}_0$ 也重新排列.

(3)求白化矩阵.白化矩阵 $\mathbf{P}$ 定义如下:

$$\mathbf{P} = \sqrt{\mathbf{\Sigma}^{-1}} \mathbf{U}_0^T \quad (4)$$

(4)白化协方差矩阵 $\mathbf{R}_1$ 和 $\mathbf{R}_2$.

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P} \mathbf{R}_1 \mathbf{P}^T, \mathbf{S}_2 = \mathbf{P} \mathbf{R}_2 \mathbf{P}^T \quad (5)$$

(5)主成分分解.

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{U}_1 \mathbf{\Sigma}_1 \mathbf{U}_1^T, \mathbf{S}_2 = \mathbf{U}_2 \mathbf{\Sigma}_2 \mathbf{U}_2^T \quad (6)$$

其中 $\mathbf{\Sigma}_1 + \mathbf{\Sigma}_2 = \mathbf{I}$. 因为 $\mathbf{\Sigma}_1$ 越大, $\mathbf{\Sigma}_2$ 越小,反之亦然,所以取 $\mathbf{\Sigma}_1$ 和 $\mathbf{\Sigma}_2$ 中最大的 m 个特征值对应的特征向量组成投影矩阵 $\mathbf{U}$, $\mathbf{U} = (\mathbf{U}'_1 \quad \mathbf{U}'_2)$, 其中 $\mathbf{U}'_1$ 、 $\mathbf{U}'_2$ 为最大的 m 个特征值对应的特征向量,因此,白化后的脑电信号再经过 $\mathbf{U}$ 滤波处理后,能够得到最佳的分类特征值.

(6)求得 CSP 空间滤波器 $\mathbf{W}$.

$$\mathbf{W} = \mathbf{U}^T \mathbf{P} \quad (7)$$

运动想象脑电信号 $\mathbf{X}$ 经空间滤波后变为 $\mathbf{Z}$, $\mathbf{Z} = \mathbf{W} \mathbf{X}$, 取特征向量个数为 $2m$, 并且该 $2m$ 个特征向量中的前 m 维与一类的运动想象脑电信号的方差达到最大化,而与另外一类的运动想象脑电信号的方差则达到最小化,这样两类的样本间的距离达到最大化;后 m 维与之相反.其中第 1 个和最后 1 个特征向量包含了最大区别两类任务的信息,第 2 个和倒数第 2 个次之,以此类推.在实际应用中,应选取合适的向量个数,包含最佳的

特征信息.

(7)脑电信号进行特征提取后,再将空间投影后的信号 $\mathbf{Z}_p$ ($p=1, \dots, 2m$) 进行取对数变化,从而使特征值差异更明显. 即

$$f_p = \log \left(\text{var}(\mathbf{Z}_p) / \sum_{i=1}^{2m} \text{var}(\mathbf{Z}_i) \right) \quad (8)$$

其中 var 表示求向量的方差.

1.3 DTCWT-CSP 特征提取

针对脑电信号中存在与运动想象无关的信号频率,而 CSP 特征提取方法不涉及频率分析,与此同时减少一些不相关或者噪声污染通道提供的冗余信息与噪声,本文采用 DTCWT 与 CSP 相结合的方法对运动想象脑电信号进行分析,利用 DTCWT 具有时频局域性、完全重构性、有效消除频谱混叠现象等特点以及 CSP 方法对两类运动想象特征提取的有效区分度,既可以对脑电信号进行频域和空域的分析,又可以减少采集脑电信号的通道数.

脑电特征提取流程如图 1 所示,具体算法描述如下:

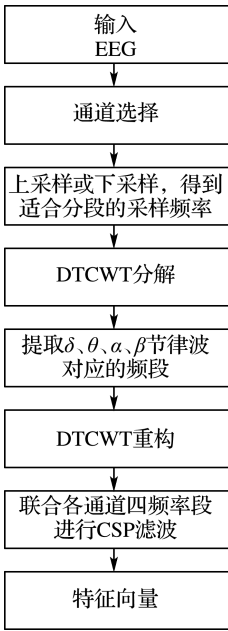


图 1 脑电信号特征提取流程

Fig. 1 The process for feature extraction of EEG signals

步骤 1 根据大脑进行不同的运动想象任务会激活大脑运动皮层上的不同区域,选择相对应的电极,得到此电极采集的运动想象脑电信号,采

样频率为 $\tilde{f}_s$.

步骤 2 为了保证步骤 3 重构得到的脑电信号的频率范围达到实验要求,一般为 $0 \sim 30$ Hz, 本文根据第 l 层小波系数的频率范围 $[f_s/2^{l+1}, f_s/2^l]$ Hz,求解合适的 f_s :

$$f_s = \min_y \left\{ y = 10^{\lceil \lg(30 \times 2^i) \rceil}, i \in \mathbf{Z}^+ \mid \frac{y}{2^l} \approx 30, \right. \\ \left. l=1, 2, \dots, L \right\} \quad (9)$$

式中:30 为脑电信号中 β 节律波的最大值, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整, L 为分解的尺度. 再根据 f_s 对原有频率 $\tilde{f}_s$ 的脑电信号进行相应的上采样或下采样,最后得到的采样频率为 f_s . 具体采样选择原则是若 $\tilde{f}_s < f_s$ 时,则进行上采样,反之进行下采样.

步骤 3 为了减少脑电信号节律波无关的频段,对运动想象脑电信号进行 DTCWT 分解,选取 δ 、 θ 、 α 和 β 共 4 种节律波的频率范围对应的频段,并将其重构.

步骤 4 将各通道的重构信号输入到 CSP 空间滤波器中进行滤波,滤波后的信号经过式(8)得到分类器所需的特征向量.

2 实验数据

本文的数据来源于 2008 年 Berlin BCI 研究组提供的 BCI Competition IV Dataset 1. 该数据集共 7 组数据,分别采集自 7 名健康的受试者,分为训练数据和测试数据两部分. 对于每个受试者,执行左手、右手、脚三类运动想象中的两类. 对于训练数据而言,每个受试者进行 200 次运动想象实验,每次运动想象实验持续时间为 8 s.

实验的过程如图 2(a)所示,首先受试者安静地准备 2 s,同时在屏幕上显示十字符号,在第 2 s 时,出现向左、向右、向下的箭头,分别提醒受试者进行左手运动想象、右手运动想象以及脚的运动想象,想象时间持续 4 s,紧接着出现 2 s 黑屏,表示本次实验结束. 而对于测试数据而言,如图 2(b)所示,仅通过语音提示受试者执行相应的运动想象,持续时间为 1.5~8.0 s. 此后提示 Stop 停止运动想象,安静地准备 1.5~8.0 s 进行下一次的实验. 脑电信号为 59 导联,采样频率为 100

Hz,带通滤波器为 0.05~200 Hz.

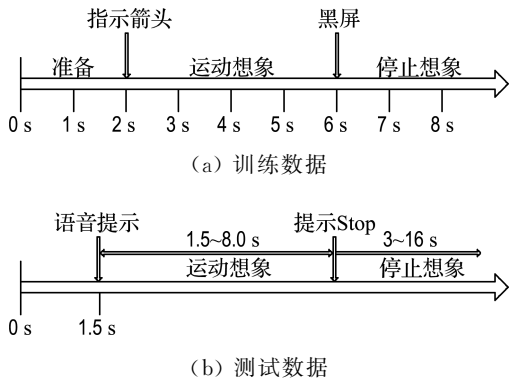


图 2 运动想象时序图

Fig. 2 The sequence diagram of motor imagery

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,采用 Berlin BCI 研究组 2008 年提供的 BCI Competition IV Dataset 1 进行特征提取,与 CSP 及其拓展方法比较和分析.

首先,根据不同电极位置对应大脑运动皮层上的运动相关的区域,选择通道 C3、Cz、C4 作为输入信号,然后根据 δ 波(0.5~4 Hz)、 θ 波(4~8 Hz)、 α 波(8~14 Hz)、 β 波(14~30 Hz) 4 种节律波的范围,可知要满足式(3),则可取 $f_s=1\,000$ Hz, $l=5$,对输入信号进行上采样,即线性插值,每两个点间插入 9 个点,从而可以得到各通道脑电信号经 DTCWT 变换并各层次重构的频率范围(见表 1). 若不对 f_s 进行上采样,重构后的频率范围如表 2 所示.

由表 1 和 2 可知,若不对 BCI Competition IV Dataset 1 数据进行线性插值,重构频段不满足脑电信号节律波为 0~30 Hz 的范围. 若对 100 Hz 的采样信号进行插值,使之为 1 000 Hz,如表 1 所示,可以得到 0~31 Hz 的频率,这与实验要求达到的脑电信号节律波频段相近,则有利于进一步对脑电信号进行特征提取.

其次,选择各通道重构后的频段 a4、d7、d6、d5,组成 3 通道 4 频段共 12 个输入信号,将其输入到 CSP 空间滤波器. 为使脑电信号保留较为完整的特征信息,本文选取 $m=3$,即选取了前 3 个特征向量和后 3 个特征向量,得到 6 维特征向量,

受试者 E 各特征值如图 3 所示.

表 1 重构后的脑电信号频率范围($f_s=1\,000$ Hz)

Tab. 1 Frequency range of reconstructed EEG signals ($f_s=1\,000$ Hz)

信号	f /Hz
a4	0~4
d7	4~8
d6	8~15
d5	15~31
d4	31~62
d3	62~125
d2	125~250
d1	250~500

表 2 重构后的脑电信号频率范围($f_s=100$ Hz)

Tab. 2 Frequency range of reconstructed EEG signals ($f_s=100$ Hz)

信号	f /Hz
a4	0~3.13
d4	3.13~6.25
d3	6.25~12.5
d2	12.5~25
d1	25~50

在图 3 中,实线和虚线分别表示受试者 E 在执行左手(class1)和右手(class2)运动想象任务脑电信号的特征值. 由图 3 可知,两类运动想象通过 DTCWT-CSP 的特征提取后得到 6 个特征值,其中第 1 个和第 6 个特征值区分度最大,其他 4 个特征值区分度次之. 同时,class1 的前 3 个特征值比 class2 的前 3 个特征值大,而后 3 个特征值正好相反. 这说明每类运动想象前 3 个特征值和后 3 个特征值区分度大,所以有利于区分每类运动想象.

接下来,采用分类器对脑电特征向量进行分类. 由于 SVM 学习算法具有理论相对完备、适应性强、泛化性能好、小样本情况下具全局最优解等优点,适合于运动想象模式识别,因此本文采用 SVM 对标定数据进行识别. 对于执行相同运动想象任务的受试者,每个受试者选择相同的样本共同组成一个样本集,在一定程度上可以消除个体差异的影响. 使用 SVM 分类时,首先随机选择训练集与测试集,然后对特征数据进行归一化处理. 实验中尝试了高斯核、多项式核和 Sigmoid 核,相

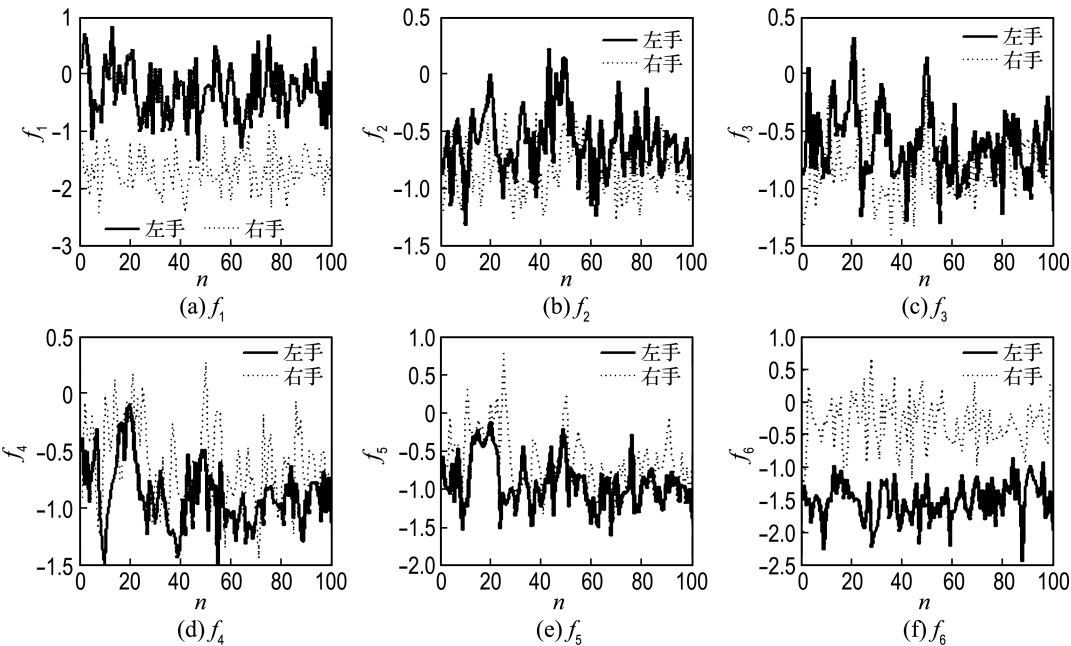


图 3 受试者 E 的特征值
Fig. 3 Feature value of subject E

较于其他几种核函数,采用高斯核的分类效果和稳定性较好. 首先将训练集随机分成两部分,比例为 1 : 1,然后对其中一部分训练数据采用 5 倍交叉验证法进行训练,得到最佳的惩罚参数 C 和高斯核参数 σ ,再利用最佳参数对另一部分测试数据进行分类. 本文重复做 20 次实验,得到的平均结果如表 3 和 4 所示.

为了验证所述方法的有效性,将本文方法与 CSP、FBCSP(文献[12]只给出了受试者 A、B、F 和 G 的结果)、WPD-CSP 方法进行比较,比较结果见表 3 和 4. 由表 3 可以看出,本文方法(DTCWT-CSP)和 WPD-CSP 方法在训练数据的

表 3 训练数据的分类正确率

受试者	分类正确率/%			
	CSP	FBCSP	WPD-CSP	DTCWT-CSP
A	67.1	66.5	91.4	94.4
B	76.6	87.3	93.0	93.8
C	—	—	97.8	96.4
D	—	—	98.4	98.4
E	—	—	98.8	99.0
F	65.3	87.2	93.8	96.0
G	74.6	82.5	92.2	94.0

表 4 测试数据的分类正确率

受试者	分类正确率/%			
	CSP	FBCSP	WPD-CSP	DTCWT-CSP
A	65.9	79.3	87.3	89.9
B	66.2	90.5	82.5	86.3
C	—	—	78.1	82.2
D	—	—	76.3	80.9
E	—	—	88.2	93.4
F	60.8	92.4	80.2	83.8
G	68.2	84.4	83.5	90.4

分类性能上都有良好的表现,7 名受试者的平均分类正确率分别达到 96.0%和 95.1%,与传统 CSP 方法和 FBCSP 方法相比有较大的提高. 由表 4 可知,本文方法对受试者 B 和 F 测试数据的分类正确率低于 FBCSP 方法,而在其他 5 名受试者的测试数据上分类正确率有不同程度的改善.

4 结 语

本文运用双树复小波变换的时频局域性、完全重构性及有效消除频谱混叠现象的特点,对运动想象脑电信号进行分解与重构,并将重构后的信号输入到 CSP 空间滤波器中进行滤波,从而弥补了 CSP 空间滤波缺乏频率信息的缺陷,提高了

不同运动想象任务所对应的特征值的区分度, 进而提高了分类器的识别准确率. 与此同时, 该方法在解决少通道运动想象脑电信号特征提取中有较好的表现, 适合脑-机接口应用要求.

参考文献:

- [1] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, *et al.* Brain-computer interfaces for communication and control [J]. **Clinical Neurophysiology**, 2002, **113**(6):767-791.
- [2] 罗志增, 曹 铭. 基于多尺度 Lempel-Ziv 复杂度的运动想象脑电信号特征分析[J]. 传感技术学报, 2011, **24**(7):1033-1037.
LUO Zhi-zeng, CAO Ming. EEG feature analysis of motor imagery based on Lempel-Ziv complexity at multi-scale [J]. **Chinese Journal of Sensors and Actuators**, 2011, **24**(7):1033-1037. (in Chinese)
- [3] 刘 蓉, 李春月, 王永轩, 等. 基于序贯似然比检验的运动想象脑电信号分类方法研究[J]. 大连理工大学学报, 2013, **53**(6):898-902.
LIU Rong, LI Chun-yue, WANG Yong-xuan, *et al.* SPRT-based classification method for motor imagery electroencephalogram [J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2013, **53**(6):898-902. (in Chinese)
- [4] 王行愚, 金 晶, 张 宇, 等. 脑控: 基于脑-机接口的人机融合控制[J]. 自动化学报, 2013, **39**(3): 208-221.
WANG Xing-yu, JIN Jing, ZHANG Yu, *et al.* Brain control: human-computer integration control based on brain-computer interface [J]. **Acta Automatica Sinica**, 2013, **39**(3): 208-221. (in Chinese)
- [5] McCane L M, Heckman S M, McFarland D J, *et al.* P300-based brain-computer interface (BCI) event-related potentials (ERPs): People with amyotrophic lateral sclerosis (ALS) vs. age-matched controls [J]. **Clinical Neurophysiology**, 2015, **126**(11):2124-2131.
- [6] Chiu Ching-yu, Chen Chih-yu, Lin Yang-yin, *et al.* Using a novel LDA-ensemble framework to classification of motor imagery tasks for brain-computer interface applications [J]. **Frontiers in Artificial Intelligence and Applications**, 2015, **274**: 150-156.
- [7] Kaiser V, Bauernfeind G, Kreiling A, *et al.* Cortical effects of user training in a motor imagery based brain-computer interface measured by fNIRS and EEG [J]. **NeuroImage**, 2014, **85**:432-444.
- [8] Perego P, Turconi A C, Andreoni G, *et al.* Cognitive ability assessment by brain-computer interface: Validation of a new assessment method for cognitive abilities [J]. **Journal of Neuroscience Methods**, 2011, **201**(1):239-250.
- [9] Robinson N, Vinod A P, Ang K K, *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.
- [10] Woo Jeong-seok, Muller K R, Lee Seong-whan. Classifying directions in continuous arm movement from EEG signals [C] // **3rd International Winter Conference on Brain-Computer Interface, BCI 2015**. Piscataway: IEEE, 2015:7073054.
- [11] WU Wei, CHEN Zhe, GAO Xiao-rong, *et al.* Probabilistic common spatial patterns for multichannel EEG analysis [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2015, **37**(3):639-653.
- [12] Zhang Hai-hong, Chin Zheng-yang, Ang Kai-keng, *et al.* Optimum spatio-spectral filtering network for brain-computer interface [J]. **IEEE Transactions on Neural Networks**, 2011, **22**(1):52-63.
- [13] Schröder M, Lal T N, Hinterberger T, *et al.* Robust EEG channel selection across subjects for brain-computer interfaces [J]. **EURASIP Journal on Applied Signal Processing**, 2005, **19**:3103-3112.
- [14] Barachant A, Bonnet S. Channel selection procedure using Riemannian distance for BCI applications [C] // **2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER 2011**. Piscataway: IEEE Computer Society, 2011: 348-351.
- [15] Arvaneh M, Guan Cun-tai, Ang Kai-keng, *et al.* Optimizing the channel selection and classification accuracy in EEG-based BCI [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2011,

58(6):1865-1873.

[16] Tam Wing-kin, Tong Kai-yu, Meng Fei, *et al.* A minimal set of electrodes for motor imagery BCI to control an assistive device in chronic stroke subjects; A multi-session study [J]. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, 2011, **19**(6):617-627.

[17] Blankertz B, Dornhege G, Krauledat M, *et al.* The non-invasive Berlin brain-computer interface; Fast acquisition of effective performance in untrained subjects [J]. **NeuroImage**, 2007, **37**(2):539-550.

[18] 杨帮华,陆文字,何美燕,等. 脑机接口中基于 WPD 和 CSP 的特征提取 [J]. 仪器仪表学报, 2012, **33**(11):2560-2565.

YANG Bang-hua, LU Wen-yu, HE Mei-yan, *et al.* Novel feature extraction method for BCI based on WPD and CSP [J]. **Chinese Journal of Scientific Instrument**, 2012, **33**(11):2560-2565. (in Chinese)

[19] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N C. The dual-tree complex wavelet transform [J]. **IEEE Signal Processing Magazine**, 2005, **22**(6):123-151.

Feature extraction of EEG based on DTCWT and CSP

SHE Qing-shan*, CHEN Xi-hao, XI Xu-gang, ZHANG Qi-zhong

(Intelligent Control and Robot Research Institute, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Due to the facts that there are many irrelevant frequency components in motor imagery electroencephalography (EEG), and the common spatial pattern (CSP) feature extraction method is lack of frequency information processing, a feature extraction method combining dual-tree complex wavelet transform (DTCWT) with CSP is presented. Firstly, three-channel EEG signals from C3, Cz and C4 are selected to be up-sampled, then the dual-tree complex wavelet transform is used to perform multi-scale decomposition to obtain appropriate bands and reconstruct the signals at the corresponding scale. Secondly, all bands of three-channel reconstructed signals are combined and inputted to the spatial filter, resulting in a 6-dimensional feature vector. Finally, support vector machines (SVM) is employed to classify two kinds of motor imagery tasks. Compared with the CSP, FBCSP and WPD-CSP methods, the proposed method is validated on Dataset 1 provided by BCI Competition IV, and its average classification accuracy of training data reaches 96.0% and that of testing data is 86.7% in seven subjects. Experimental results have demonstrated the effectiveness of the proposed method.

Key words: brain-computer interface (BCI); motor imagery; dual-tree complex wavelet transform; common spatial pattern (CSP)