

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904651

基于 ITD 和 PLV 的四类运动想象脑电分类方法研究^{*}

蒋贵虎,陈万忠,马 迪,吴佳宝
(吉林大学通信工程学院 长春 130012)

摘 要:针对四类运动想象任务的特征提取问题,提出一种基于固有时间尺度分解(ITD)和相位同步分析相结合的脑电(EEG)信号特征提取方法。采用第3届和第4届BCI竞赛中的4类运动想象数据集,首先选择5个导联的运动想象脑电信号,根据相位同步性计算导联之间的相锁值(PLV),将相锁值作为一类特征;之后利用ITD对5个导联的运动想象脑电信号进行分解,提取第一层固有旋转分量的能量特征,与PLV特征相结合获得十五维特征向量;最后通过支持向量机(SVM)进行分类识别。对12名受试者的平均识别率达到91.64%,平均Kappa系数达到0.887,说明该方法能够有效的提取脑电信号特征,进而提高4类运动想象任务的分类准确率。

关键词: 运动想象;脑电信号;固有时间尺度分解;相位同步;分类

中图分类号: TH79 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Research on four-class motor imagery EEG classification method based on ITD and PLV

Jiang Guihu, Chen Wanzhong, Ma Di, Wu Jiabao

(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: Aiming at the feature extraction issue of four class motor imagery task, this paper proposes an EEG signal feature extraction method based on intrinsic time-scale decomposition (ITD) and phase synchronization analysis. The four-class motor imagery datasets from the BCI Competition III and BCI Competition IV are adopted. Firstly, this method selects five channel motor imagery EEG (electroencephalogram) signals, calculates the phase locking value (PLV) among the channels according to the phase synchronization, and uses the PLV as a kind of feature. Then, ITD is used to decompose the five channel motor imagery EEG signals and extract the energy feature of the first layer proper rotation component (PRC), which is combined with the PLV feature to obtain the fifteen-dimensional feature vector. Finally, support vector machine (SVM) is used for classification recognition. The average recognition rate and Kappa coefficient for 12 subjects reach 91.64% and 0.887, respectively. The results show that this method can effectively extract the feature of EEG signals and improve the classification accuracy of four-class motor imagery task.

Keywords: motorimagery; EEG signal; intrinsic time-scale decomposition (ITD); phase synchronization; classification

0 引 言

脑-机接口 (brain-computer interface, BCI) 是一种不依赖于脑的正常输出通道(外周神经系统及肌肉系统),在人脑与计算机之间建立的直接交流和控制通道的人机接口^[1]。脑-机接口技术的应用可以进一步丰富现代人的生活方式,在医疗康复、辅助控制、神经机器人、娱乐

休闲等领域都有着广泛的应用前景。

脑电 (electroencephalography, EEG) 是一种非平稳随机信号,能够在一定程度上表现出大脑活动的状态。当进行肢体活动或者运动想象时,对应激活脑区 EEG 成分在功率谱密度上发生变化,按照 EEG 成分功率谱密度的升高和降低,分别称为事件相关同步 (event related synchronization, ERS) 和事件相关去同步 (event related desynchronization, ERD)。依据 ERS/ERD 现象能够实现

收稿日期:2019-01-14 Received Date:2019-01-14

^{*} 基金项目:吉林省科技发展计划自然科学基金(20150101191JC)、吉林省科技发展计划(20190302034GX)项目资助

对运动想象脑电信号的分类,并应用到 BCI 技术中^[2-3]。

脑电信号特征提取是 BCI 技术的核心部分之一,也是现在研究 BCI 技术的重点^[4]。常用的特征提取方法包括时域、频域、时频域、空间滤波等多类特征提取方法。时域特征以幅值和能量特征为主^[5],林文通等^[6]提取 ERD 频段能量特征进行分类识别,方法简单有效,但是该方法在 4 类运动想象场景下分类效果并不理想;频域特征主要有快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)为基础的功率谱(power spectral density, PSD)特征、自回归模型系数(auto regressive, AR)特征^[7];时频域分析主要有小波变换(wavelet transform, WT)^[8]、希尔伯特-黄变换(Hilbert Huang transform, HHT)^[9]等,张毅等^[10]使用小波变换对运动想象脑电信号进行特征提取,虽然取得了较好的效果,但是小波变换只对低频部分进行进一步分解,容易丢失信息,且需要预设小波函数,不具有对信号的自适应分解能力;空间滤波方法中最常用的是共空间模式(common spatial pattern, CSP)^[11],许多研究者将 CSP 推广到 4 类运动想象场景下,然而基于 CSP 的改进算法大多需要大量的电极进行分析,得到的多类特征空间分布复杂度高,区分度小,使得分类的难度增大^[12-14]。

针对目前 4 类运动想象分类特征提取方法复杂,且需要较多电极数目的问题,本文使用相位同步与固有时间尺度分解(intrinsic time-scale decomposition, ITD)相结合的方法对 4 类运动想象脑电信号进行研究。

在运动想象的过程中,运动皮层的兴奋能够在大脑不同区域中出现,这种协作与整合表现为各个大脑区域之间信号的同步程度,2005 年,张爱华等^[15]将相同步概念应用到左右手运动想象中,表明了相位同步方法在运动想象脑电信号分类任务中的有效性。然而,脑电信号产生于典型的非线性系统,其非线性非平稳等特点使之难以有一个既定的处理方法,分类识别效果在不同的数据集下表现不稳定。

固有时间尺度分解是一种时频分析方法^[16],它依据信号的波动特性将信号分解,不仅具有经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)适合分析非线性非平稳信号的优势,同时还一定程度上避免了 EMD 模态混叠问题和端点效应问题^[17]。此外,ITD 具有运算效率高,可以实时处理大量数据的优点,十分适合分析和处理脑电信号^[18]。

本文利用 ITD 分解对多通道脑电信号进行分解,选择含有较高频特征信号的第一层固有旋转分量作为对象,提取多通道固有旋转分量的能量特征,并结合相位同步方法获得运动想象脑电信号之间的相锁值(phase locking value, PLV)特征,将两类特征融合送入支持向量机(support vector machine, SVM)中进行分类识别,在对 12 名受试者的实验中取得较强适应性和较高分类准确

率。最后的实验结果与使用相同数据集的其他文献结果进行比较,也具有优势,为 BCI 系统的研究提供了新的思路。

1 实验数据

本文所用的 4 类运动想象脑电数据来源于第 3 届 BCI 竞赛的 Dataset IIIa^[19]和第 4 届 BCI 竞赛的 Datasets 2a^[20]。

Dataset IIIa 数据集包含 3 名受试者的实验数据,编号分别为 k3b、k6b、l1b,实验过程如图 1 所示,前 2 s 受试者处于安静状态,2 s 时系统出现提示音并且屏幕出现“+”,3 s 时随机出现向左、向右、向上或向下(分别代表想象左手、右手、舌头或脚运动)的箭头,持续时间为 1 s,同时受试者进行运动想象,持续到第 7 s。实验中 EEG 数据采用 64 导的 Neuroscan 采集,电极摆放位置如图 2 所示,采样频率为 250 Hz,并进行 1~50 Hz 的带通滤波。

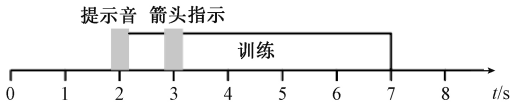


图 1 Dataset IIIa 实验过程示意图

Fig.1 Schematic diagram of the experiment process for Dataset IIIa

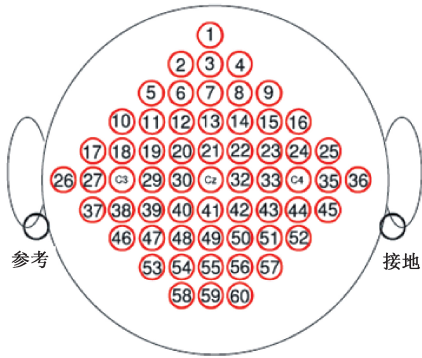


图 2 Dataset IIIa 电极摆放位置

Fig.2 Electrode positions for Dataset IIIa

Datasets 2a 数据集由奥地利格拉茨科技大学提供,包含 9 名受试者(编号 A01~A09),实验过程如图 3 所示,在 0~2 s,受试者放松并舒适的坐在屏幕前方,屏幕显示“+”符号;第 2 s 时屏幕随机出现向左、向右、向上或向下(分别代表想象左手、右手、舌头或脚运动)的箭头,受试者根据出现的箭头进行相应的运动想象任务,任务持续到第 6 s;第 6 s 之后为休息时间,受试者放松为下一组实验做准备。实验共采集 22 个通道的 EEG 信号,电极摆放位置如图 4 所示,以左乳突为参考、右乳突为地。

信号的采样频率为 250 Hz, 并使用 0.05~100 Hz 带通滤波器和 50 Hz 工频陷波器进行滤波。

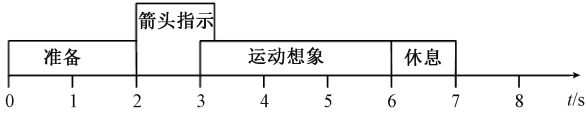


图3 Datasets 2a 实验过程示意图

Fig.3 Schematic diagram of the experiment process for Dataset 2a

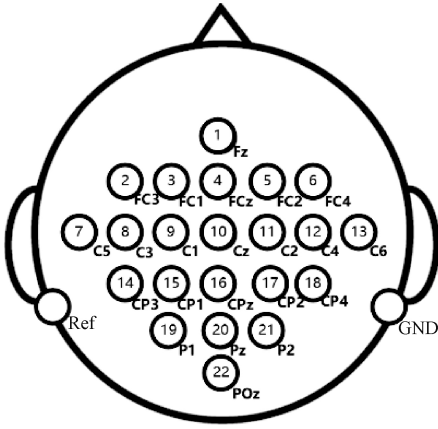


图4 Datasets 2a 电极摆放位置

Fig.4 Electrode positions for Dataset 2a

2 算法基本理论

研究表明, 大脑在进行运动想象时, 脑电 ERD/ERS 现象主要体现在 α 节律和 β 节律, 即 8~30 Hz^[21]。文献 [21] 的时频分析结论如下: 对于 64 导的 Neuroscan 设备, 24 号导联 (FC4 电极) 对应想象舌运动任务, 31 号导联 (Cz 电极) 和 41 号导联 (CPz 电极) 对应想象脚运动任务, 28 号导联 (C3 电极) 和 34 号导联 (C4 电极) 对应想象左右手运动任务。为了降低数据的运算量, 对于 Dataset IIIa 数据集, 本文选取 5 个导联上的运动想象脑电信号 (图 2 的 24、28、31、34、41 导联), 并截取试验中运动想象任务相对应的 4~7 s 时间段进行算法验证; 对于 Datasets 2a 数据集, 由于该数据集只采集 22 导运动想象脑电信号, 少于 Dataset IIIa 数据集采集的 60 导运动想象脑电信号, 为了保证实验的一致性和准确性, 故选择与其对应的 5 个导联上的运动想象脑电信号 (图 4 的 6、8、10、12、16 导联, 分别表示 FC4、C3、Cz、C4、CPz 电极), 并截取试验中运动想象任务相对应的 3~6 s 时间段进行算法验证。

2.1 相位同步分析

PLV 是由相位同步的概念下提出的一种描述不同信号同步性的算法, 在脑电领域, 其有效性已经得到了

验证^[22]。

设两个连续信号 $x(t)$ 和 $y(t)$, 使用 PLV 描述两个信号的同步性:

$$PLV = |\langle \exp(i\{\varphi_x(t) - \varphi_y(t)\}) \rangle| \quad (1)$$

式中: $\varphi_x(t)$ 和 $\varphi_y(t)$ 是信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的瞬时相位, 相位通过希尔伯特 (Hilbert) 变换^[23] 计算得到。Hilbert 变换描述如下:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} p.v \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(a)}{t-a} da \quad (2)$$

式中: $p.v$ 表示柯西主值。最后, 瞬时相位计算公式如下:

$$\phi_x(t) = \arctan \frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \quad (3)$$

定义两个连续信号的相位同步性, 设两个连续信号的同步采集的数据长度均为 N , 分别记作 $d_1(n)$ 和 $d_2(n)$, 其中 $\{n = 1, 2, \dots, N\}$ 。利用式 (3) 分别计算它们的瞬时相位, 分别记作 $\varphi_1(n)$ 和 $\varphi_2(n)$, 其中 $\{n = 1, 2, \dots, N\}$ 。两个连续信号的瞬时相位差表示为:

$$\theta(n) = \varphi_1(n) - \varphi_2(n) \quad (4)$$

定义相同步相干指数 $R^{[24]}$ 为:

$$R = \left| \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} e^{i\theta(n)} \right| \quad (5)$$

由式 (5) 可知, R 的取值范围为 $[0, 1]$, 当 $R = 0$ 时, 两信号之间无任何相位同步; 当 $R = 1$ 时, 两信号之间有稳定的相位差, 即相位同步。

2.2 固有时间尺度分解

ITD 分解算法是一种自适应的信号分解算法, 它根据信号序列自身局部极点分布来定义一个单调趋势分量作为基线信号, 将原始信号与基线信号的差值信号定义为固有旋转分量, 经过 ITD 多次分解后, 最终得到一系列表征信号特征的旋转分量^[25]。

假设原始信号为 X_t , 定义 Γ 为基线提取算子, 按照一定规则将 Γ 作用到 X_t 之后, 剩下的余量定义为固有旋转。原始信号 X_t 可以表示为:

$$X_t = \Gamma X_t + (1 - \Gamma) X_t = L_t + H_t \quad (6)$$

式中: $L_t = \Gamma X_t$ 为基线信号; $H_t = (1 - \Gamma) X_t$ 为固有旋转分量 (简称 PRC 分量)。

假设 $\{X_t, t \geq 0\}$ 是一实信号序列, $\{\tau_k, k = 1, 2, \dots\}$ 表示该实信号序列的局部极值点。为了计算方便, 定义 $\tau_0 = 0$, 如果在某一段时间内无极点, 则根据邻近信号的波动规律, τ_k 取该时段的右侧端点。为了描述方便, 我们使用 X_t 和 L_t 分别表示 $X(\tau_k)$ 和 $L(\tau_k)$ 。

假设 L_t 和 H_t 定义域为 $[0, \tau_k]$, X_t 的定义域为 $[0, \tau_{k+2}]$ 。则可以定义一个分段线性的基线提取算子 Γ , 在相邻极值点 (τ_k, τ_{k+1}) 中提取基线信号 L_t 并有如下定义:

$$\Gamma X_t = L_t = L_k + \left(\frac{L_{k+1} - L_k}{X_{k+1} - LX_k} \right) (X_t + X_k),$$

$$t \in (\tau_k, \tau_{k+1}] \quad (7)$$

其中, L_{k+1} 表示如下:

$$L_{k+1} = \alpha \left[X_k + \left(\frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k} \right) (X_{k+2} - X_k) \right] +$$

$$(1 - \alpha) X_{k+1}, \alpha \in (0, 1) \quad (8)$$

式中: α 用来控制固有旋转分量的幅值大小, α 越接近于 1 幅值越大, 通常情况下取 $\alpha = 0.5$ 。按照上述过程提取的基线信号 L_t 保持了极值点间原始信号的单调性, 此外还保留了去除 L_t 之后的曲线的包络线。固有旋转分量是以原信号极点为基础而产生的, 为了保证每一次基线信号 L_t 延伸都具有单调性, 所以对其的定义是原始信号的线性变换, 如式(7)所示, 这也是 ITD 过程的必要条件。

在定义了基线信号之后, 就可以给出固有旋转分量 H_t 的表达式, 定义如下:

$$H_t = HX_t = (1 - \Gamma) X_t = X_t - L_t \quad (9)$$

综上, ITD 分解的整个过程表示如下:

$$X_t = (1 - \Gamma) X_t + \Gamma X_t = HX_t + \Gamma X_t =$$

$$(H(1 + \Gamma) + \Gamma^2) X_t = \left(H \sum_{k=0}^{p-1} \Gamma^k + \Gamma^p \right) X_t \quad (10)$$

式中: $H\Gamma^k X_t$ 为第 $k+1$ 层的固有旋转分量; $\Gamma^p X_t$ 为剩余的单调趋势分量。

经过 ITD 分解后, 原有时间序列中的信号信息被体现到多个固有旋转分量和一个趋势信号中, 每一个固有旋转分量不仅体现了一个频段内原信号的信息, 更描述了原信号的波动特征, 因而 ITD 分解适用于非线性和非平稳的脑电信号的分析研究。

在对脑电信号进行特征提取时, 先利用 ITD 对脑电信号进行分解, 再对分解得到的含有高频信息的固有旋转分量进行特征提取。对于单次试验, 分别计算 5 个电极分解得到的固有旋转分量的能量作为特征。

能量的定义为: 信号的时域能量是一种简单又直接的特征, 对于给定的信号 $x(n)$, $n \in [0, N-1]$, 其中 N 为采样点数量, 其时域能量定义为:

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 \quad (11)$$

2.3 分类器及评价指标

SVM 是以统计学习理论为基础的一种机器学习方法, 它通过非线性映射将低维空间中线性不可分的数据转化到高维空间, 之后在高维空间寻求一个能够实现数据分类的最优分类超平面^[26]。

SVM 是针对二分类问题提出的, 为了实现对多分类任务的识别, 需要将 SVM 进行推广。常用的 SVM 推广算法有 OVR-SVM、PW-SVM、DC-SVM, 以上的 SVM 推广算法都至少需要 3 个 SVM。一般来说, 采用的 SVM 数目

越多, 算法越复杂, 时间开销也就越大。在脑-机接口的研究中, 算法复杂度和时间开销都是需要考虑的重要因素, 为此, 本文采用方法简单、性能稳定的两两分类来训练 SVM 分类器^[27], 采用在生物信号分类中最常用的高斯核函数对四类运动想象脑电信号进行分类识别。

为评价本文方法的有效性, 引入分类准确率和 Kappa 系数两个评价指标。其中, 分类准确率公式如下:

$$\text{分类准确率} = \text{预测正确分类数} / \text{测试总数} \times 100\% \quad (12)$$

在 BCI 竞赛中还常常使用 Kappa 系数作为衡量分类准确率的标准, 故本文引入 Kappa 系数作为评价指标之一^[28], Kappa 系数的计算方法为:

$$Kappa = \frac{D - \frac{1}{C}}{1 - \frac{1}{C}} \quad (13)$$

式中: D 为分类准确率; C 为类别数目。Kappa 系数一般用于衡量分类精度, 它使多分类性能的比较更加公平。Kappa 系数的取值范围为 $[-1, 1]$, 但通常会落在区间 $[0, 1]$, Kappa 系数越大表明对不同任务的分类越接近实际情况。

为保证实验结果的可靠性, 本文进行 50 次随机实验, 将 50 次实验所得到的平均分类准确率和平均 Kappa 系数作为最终的实验结果。

3 实验结果

本文所有实验均在 Windows64 位操作系统下的 MATLABR2016b 实验环境下进行, 系统内存 4 GB, 主频 2.5 GHz。为验证本文所提算法的有效性, 采用第 3 届 BCI 竞赛的 Dataset IIIa 数据集和第 4 届 BCI 竞赛的 Datasets 2a 数据集对本文算法进行验证。为了方便起见, 本文使用 S1~S12 分别代表 Dataset IIIa 受试者 k3b、k6b、l1b 以及 Datasets 2a 受试者 A01~A09。

以受试者 S1 的数据为例, 首先计算 5 个导联的运动想象脑电信号之间 PLV 值, 得到 10 个 PLV 值作为一类特征。

图 5 所示为在受试者 S1 的 360 次试验中, 4 类运动想象任务对应的平均 PLV。从图 5(a) 可看出, 电极对 24~34 的 PLV 较大, 电极对 24~28 和电极对 28~34 的 PLV 较小; 从图 5(b) 可看出, 电极对 24~31 和电极对 31~41 的 PLV 较大, 电极对 24~28 和电极对 28~34 的 PLV 较小; 从图 5(c) 可看出, 电极对 31~41 的 PLV 较大, 电极对 24~28 的 PLV 较小; 从图 5(d) 可看出, 电极对 24~31 和电极对 31~41 的 PLV 较大, 电极对 24~28 的 PLV 较小。4 类运动想象任务在 PLV 值上的差异表明相位同步分析适合对 4 类运动想象数据进行分类。

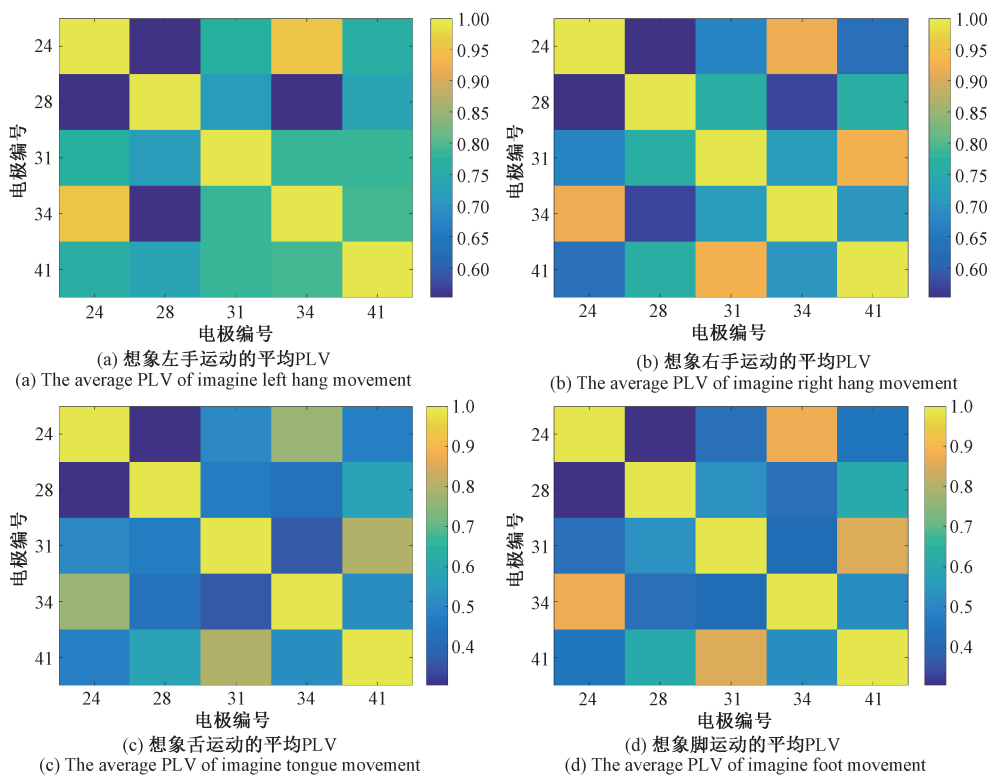


图 5 受试者 S1 在 10 个电极对上的平均 PLV 值
Fig.5 The average PLVs of the subject S1 on 10 electrode pairs

图 6 所示为对受试者 S1 单次试验中 28(C3) 导联脑电信号进行二层 ITD 分解得到的固有旋转分量。

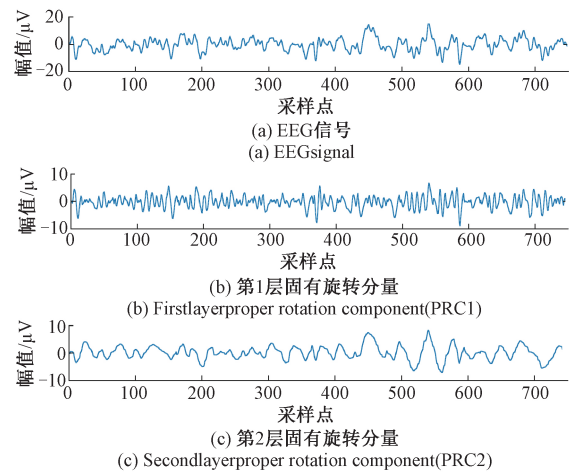


图 6 受试者 S1 的单次试验中 28 导联的两层 ITD 分解
Fig.6 Channel 28 two-layer ITD of subject S1
in a single experiment

由于 ERS/ERD 现象产生的脑电信号变化只要集中在 8~30 Hz 频率,经过 ITD 分解可以看出,第 1 层固有旋转分量 (PRC1) 含有较高频分量,第 2 层固有旋转分量 (PRC2) 含有较低频分量,故本文从 PRC1 中提取能量作

为一类特征。对于单次试验,对 5 个导联的运动想象脑电信号分别进行 ITD 分解,计算第 1 层固有旋转分量的能量,得到共计 5 个能量数值,作为一类特征。

表 1 给出了不同受试者采用单一特征和组合特征得到的平均分类准确率对比,表 2 给出了不同受试者采用单一特征和组合特征得到的平均 Kappa 系数的对比。其中,F1、F2 分别代表 PRC1 能量特征、PLV 特征,F1+F2 代表使用 PRC1 能量特征和 PLV 特征。可以看出,尽管由于受试者之间存在的个体差异导致分类准确率有所差异,但由于 PLV 特征与 PRC1 能量特征的组合加入,12 名受试者的分类准确率和 Kappa 系数均得到了一定幅度的提升。

表 3 给出了本文方法和近期使用相同数据集的其他方法所取得的分类准确率和 Kappa 系数的对比结果。文献[28]使用一对多 CSP 结合堆叠降噪自动编码器 SDA 的分类算法,文献[29]使用 CSP 与岭回归分析(RR)相结合的分类算法,文献[30]使用粒子群优化算法(PSO)结合密度子空间聚类算法(NRSC)进行分类,文献[31]使用卷积神经网络(CNN)与 CSP 融合的分类算法,文献[32]使用长短时记忆神经网络(LSTM)与离散小波(DWT)相结合的分类算法,文献[33]使用小波包(WPT)和深度信念网络(DBN)相结合的分类算法。由表 3 可知,本文方法的平均分类准确率高其他几种方法。

表 1 不同受试者采用单一特征和组合特征得到的平均分类准确率

特征	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	平均值
F1	77.167	67.083	63.830	42.517	82.483	88.310	84.552	42.276	63.103	88.034	66.172	73.241	69.897
F2	95.400	88.750	94.580	83.724	90.862	89.000	89.966	75.414	90.759	92.276	96.586	88.379	89.641
F1+F2	97.380	90.750	95.830	84.241	92.103	92.621	90.103	77.310	96.172	95.621	98.000	89.552	91.640

表 2 不同受试者采用单一特征和组合特征得到的平均 Kappa 系数

特征	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	平均值
F1	0.702	0.570	0.523	0.262	0.765	0.842	0.792	0.254	0.512	0.842	0.549	0.643	0.605
F2	0.938	0.846	0.926	0.782	0.876	0.852	0.865	0.666	0.875	0.896	0.954	0.844	0.860
F1+F2	0.965	0.876	0.943	0.787	0.893	0.900	0.867	0.689	0.948	0.971	0.973	0.860	0.887

表 3 本文方法与其他方法结果对比

Table 3 Result comparison between the proposed method and other methods				
方法	Dataset IIIa		Data sets 2a	
	识别率/%	Kappa 系数	识别率/%	Kappa 系数
本文方法	94.653	0.927	90.636	0.873
文献[28]	-	-	-	0.69
文献[29]	-	-	82.93	-
文献[30]	-	-	80.984	0.743
文献[31]	91.46	-	-	-
文献[32]	93.3	-	-	-
文献[33]	94.06	-	-	-
BCI 竞赛 1st	84.446	0.792 6	-	0.57

本文利用相位同步与固有时间尺度相结合的算法对 4 类运动想象脑电信号进行研究,达到了较好的效果,主要创新点如下。

1) 相位同步是脑功能区域整合的表现,本文将相位同步应用到 4 类运动想象脑电信号研究中,能够较好的描述出运动想象过程中大脑各区域脑电信号之间的同步化程度。

2) 固有时间尺度分解算法是一种自适应的信号分解算法,本文使用该算法对脑电信号进行分解,能够较好的保留原始信号的信息以及波动特征,对脑电信号的表征能力增强,进而提高分类准确率。

3) 将相位特征与能量特征相结合,能够更全面的刻画运动想象期间脑电信号的潜在特征,使用较少的电极数,提取方法较简单,在多个受试者数据上对本文所提算法进行验证,均取得了较好的结果,进一步证明了该方法的稳定性。

4 结 论

本文选择 5 个导联的运动想象脑电信号,首先计算导联之间的相锁值作为一类特征。之后对运动想象脑电信号进行固有时间尺度分解,选择第一层固有旋转分量的能量作为一类特征。最后将相锁值特征与固有旋转分量的能量特征结合,送入支持向量机中进行分类。通过对第 3 届 BCI 竞赛的 Dataset IIIa 和第 4 届 BCI 竞赛的 Datasets 2a 数据集进行特征提取,取得了良好的效果。实验表明了本文方法优于其他脑电信号的分类算法,为 4 类运动想象脑电信号分类提供了一种有效的方法。

考虑到本文采用的竞赛公共数据集 Dataset IIIa 和 Datasets 2a 为离线数据,下一步工作将结合实验室现有条件,研究在线采集 4 类运动想象脑电信号,为 BCI 控制系统的研究奠定基础。

参考文献

[1] 何群,杜硕,张园园,等.融合单通道框架及多通道框架的运动想象分类[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 20-29.
HE Q, DU SH, ZHANG Y Y, et al. Classification of motor imagery based on single-channel frame and multi-channel frame [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 20-29.

[2] 明东,王坤,何峰,等.想象动作诱发生理信息检测及其应用研究: 回顾与展望[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(9): 1921-1931.
MING D, WANG K, HE F, et al. Study on physiological information detection and application evoked by motor imagery: Review and prospect [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(9): 1921-1931.

[3] 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.
- [4] 王金甲,陈春. 分层向量自回归的多通道脑电信号的特征提取研究[J]. 自动化学报, 2016, 42(8):1215-1226.
- WANG J J, CHEN CH. Multi-channel EEG feature extraction using hierarchical vector autoregression [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(8):1215-1226.
- [5] CHEN M, FANG Y, ZHENG X. Phase space reconstruction for improving the classification of single trial EEG[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2014, 11(1):10-16.
- [6] 林文通,张学军,黄丽亚,等. 基于ERD和累积能量的脑电特征提取方法[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(6):86-90.
- LING W T, ZHANG X J, HUANG L Y, et al. EEG feature extraction method based on ERD and accumulated power [J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(6):86-90.
- [7] NICOLAS ALONSO L F, CORRALEJO R, GOMEZ PILAR J, et al. Adaptive semi-supervised classification to reduce intersession non-stationarity in multiclass motorimagerybased braincomputer interfaces [J]. Neurocomputing, 2015, 159(C):186-196.
- [8] 李明爱,王蕊,郝冬梅. 想象左右手运动的脑电特征提取及分类研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2009, 28(2):166-170.
- LI M A, WANG R, HAO D M. Feature Extraction and Classification of EEG for Imagery Left-right Hands Movement [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2009, 28(2):166-170.
- [9] 袁玲,杨帮华,马世伟. 基于HHT和SVM的运动想象脑电识别[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3):649-654.
- YUAN L, YANG B H, MA SH W. Discrimination of movement imagery EEG based on HHT and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3):649-654.
- [10] 张毅,罗明伟,罗元. 脑电信号的小波变换和样本熵特征提取方法[J]. 智能系统学报, 2012, 7(4):339-344.
- ZHANG Y, LUO M Y, LUO Y. EEG feature extraction method based on wavelet transform and sample entropy [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2012, 7(4):339-344.
- [11] WANG H. Optimizing spatial filters for single-trial EEG classification via a discriminant extension to CSP: the Fisher criterion [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2011, 49(9):997-1001.
- [12] ZHANF 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.
- [13] KENG A K, YANG C Z, et al. Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b [J]. Frontiers in Neuroscience, 2012(6):39.
- [14] 刘广权,黄淦,朱向阳. 共空域模式方法在多类别分类中的应用[J]. 中国生物医学工程学报, 2009, 28(6):935-938.
- LIU G Q, HUANG G, ZHU X Y. Application of CSP method in multi-class classification [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2009, 28(6):935-938.
- [15] 张爱华,赵予晗. 脑电信号相同步分析在识别左右手想象运动中的作用[J]. 中国临床康复, 2005, 9(48):4-6.
- ZHANG A H, ZHAO Y H. Effect of phase synchronization analysis of electroencephalogram in the recognition of hands imagine motion [J]. Chinses Journal of Clinical Rehabilitation, 2005, 9(48):4-6.
- [16] FREI M G, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals [J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 2007, 463(2078):321-342.
- [17] 梁悦. 小波预处理的ITD方法在脑电信号处理中的应用研究[D]. 太原:太原理工大学, 2017.
- LIANG Y. The research of wavelet pretreatment in ITD method's application in EEG Signal [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2017.
- [18] MARTIS R J, ACHARYA U R, TAN J H, et al. Application of intrinsic time-scale decomposition (ITD) to EEG signals for automated seizure prediction [J]. International Journal of Neural Systems, 2013, 23(5):1350023.
- [19] 刘冲,颜世玉,赵海滨,等. 多类运动想象任务脑电信号的KNN分类研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(8):1714-1720.
- LIU C, YAN S Y, ZHAO H B, et al. Study on multi-class motor imagery EEG classification based on KNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(8):1714-1720.
- [20] RAZA H, CECOTTI H, LI Y, et al. Adaptive learning with covariate shift-detection for motor imagery-based brain-computer interface [J]. Soft Computing, 2016, 20(8):3085-3096.
- [21] WAN B, LIU Y, MING D, et al. Feature recognition of

- multi-class imaginary movements in brain-computer interface[C]. IEEE International Conference on Virtual Environments, 2009: 250-254.
- [22] 陈冉,王鹏,高军峰,等. 利用相锁值算法的脑电相同步测谎研究[J]. 电子学报,2018,46(6):1289-1293.
CHEN R, WANG P, GAO J F, et al. Lie detection study based on phase locking value [J]. Acta Electronica Sinica, 2018,46(6):1289-1293.
- [23] 赵丽娜,王保强,尧德中. 基于信号处理的脑电相位同步性分析方法研究[J]. 生物医学工程学杂志,2008,25(2):250-254.
ZHAO L N, WANG B Q, YAO D ZH. Research on analytical methods of phase synchronization in EEG[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2008, 25(2): 250-254.
- [24] QUIROGA R Q, KRASKOY A, KREUZ T, et al. On the performance of different synchronization measures in real data: a case study on EEG signals[J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2002, 65(1):041903.
- [25] 杨默涵. 基于运动想象的脑电信号分类算法与脑-机接口技术研究[D]. 长春:吉林大学,2015.
YANG M H. The research of motor imagery EEG classification algorithm and BCI technologies [D]. Changchun: Jilin University, 2015.
- [26] 施锦河,沈继忠,王攀. 四类运动想象脑电信号特征提取与分类算法[J]. 浙江大学学报(工学版),2012,46(2):338-344.
SHI J H, SHEN J ZH, WANG P. Feature extraction and classification of four-class motor imagery EEG data[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2012, 46(2):338-344.
- [27] 张焕,乔晓艳. 多任务运动想象脑电特征的融合分类研究[J]. 传感技术学报,2016,29(6):802-807.
ZHANG H, QIAO X Y. Research of fusion classification of EEG features for multi-class motor imagery [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(6): 802-807.
- [28] 孟明,朱俊青,余青山,等. 多类运动想象脑电信号的两级特征提取方法[J]. 自动化学报,2016,42(12):1915-1922.
MENG M, ZHU J Q, SHE Q SH, et al. Two-level feature extraction method for multi-class motor imagery EEG[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12):1915-1922.
- [29] 曹胜海,伏云发,彭尧,等. 基于CSP和RR的多类运动想象脑电信号的识别分类研究[J]. 软件,2017(12):223-228.
CAO SH H, FU Y F, PENG Y, et al. Recognition and classification of multi-class motor imagery EEG signals based on CSP and RR [J]. Computer Engineering & Software, 2017(12):223-228.
- [30] UDHAYA KUMAR S, HANNAH INBARANI H. PSO-based feature selection and neighborhood rough set-based classification for BCI multiclass motor imagery task[J]. Neural Computing and Applications, 2017, 28(11):3239-3258.
- [31] 曾庆山,范明莉,宋庆祥,等. 基于CSP与卷积神经网络算法的多类运动想象脑电信号分类[J]. 科学技术与工程,2017,17(27):144-149.
ZENG Q SH, FAN M L, SONG Q X, et al. Classification of EEG signals based on CSP and convolution neural network algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2017,17(27):144-149.
- [32] LI M, ZHANG M, LUO X, et al. Combined long short-term memory based network employing wavelet coefficients for MI-EEG recognition [C]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2016:1971-1976.
- [33] 李明爱,张梦,孙炎珺. 基于小波包和深度信念网络的脑电特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报,2018,32(1):111-118.
LI M AI, ZHANG M, SUN Y J. EEG feature extraction method based on wavelet packet and deep belief network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(1):111-118.

作者简介



蒋贵虎,2017年于吉林大学获得学士学位,现为吉林大学硕士研究生,主要研究方向为生物信号处理与模式识别。

E-mail:jiangguihu@foxmail.com



Jiang Guihu received his B.Sc. degree from Jilin University in 2017. Now he is a M.Sc. candidate in Jilin University. His main research interest includes biosignal processing and pattern recognition.

陈万忠(通信作者),分别在1994年和2001年于吉林工业大学获得硕士学位和博士学位,现为吉林大学教授,主要研究方向为生物信号处理与模式识别。

E-mail:chenwz@jlu.edu.cn

Chen Wanzhong (Corresponding author) received his M.Sc. and Ph.D. degrees both from Jilin University of Technology in 1994 and 2001, respectively. Now he is a professor in Jilin University. His main research interests include biosignal processing and pattern recognition.