

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1803816

融合单通道框架及多通道框架的运动想象分类^{*}

何 群 杜 硕 张园园 江国乾 谢 平

(燕山大学电气工程学院 河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘 要: 针对运动想象脑电信号非平稳、非线性、低信噪比的特点,多种分析方法被广泛应用于运动想象脑电信号特征提取研究中。但单通道脑电分析方法难以有效刻画多通道脑电间的交互信息,且现有特征指标未考虑到通道间的非线性动力学耦合特性。为此,提出一种融合单通道时-频特征和多通道耦合特征的运动想象脑电分析方法策略。通过引入多变量经验模态分解(MEMD)将脑电信号分解为具有共有震荡模式的固有模式函数(IMFs),然后对有效特征频带下的 IMF 分量获取单通道的边际谱(MS)及瞬时能谱(IES)时-频特征和多通道的互样本熵(CSampEn)、锁相值(PLV)及锁频值(FLV)耦合特征,将融合特征输入加权线性判别分类器(LDA)进行运动想象模式识别。实验引入 BCI 2008 竞赛 Dataset IIb 数据集与实测数据进行分析,结果表明所提方法可有效提升运动想象脑电识别率,实验中竞赛数据集的 9 名受试者的平均识别率与平均 Kappa 系数分别达到 80.1% 与 0.62,与其他方法相比提高了分类精度,为运动想象脑-机接口研究提供了新思路。

关键词: 脑电信号; 运动想象; 多变量经验模态分解; 单通道时-频特征; 多通道耦合特征; 非线性动力学耦合特征

中图分类号: TH79 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 413.10

Classification of motor imagery based on single-channel frame and multi-channel frame

He Qun, Du Shuo, Zhang Yuanyuan, Jiang Guoqian, Xie Ping

(Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province,
School of Electric Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: Aiming at the fact that Electroencephalogram (EEG) induced by motor imagery has the characteristics of non-stationary, non-linear and low SNR, various analysis methods are widely used in the feature extraction of motor imagery EEG. However, the single-channel EEG analysis method is difficult to effectively depict the interactive information of multi-channel EEG signals, and the existing feature indicators do not take into account the nonlinear dynamics coupling characteristics among the channels adequately. Aiming at these problems, this paper proposes a motor imagery EEG analysis method that fuses single-channel time-frequency feature and multi-channel coupling feature. The multivariate empirical mode decomposition (MEMD) is introduced to decompose the EEG signals into intrinsic mode functions (IMFs) with common oscillation modes. Then, from the IMF components in the effective characteristic frequency band, the time-frequency characteristics of the marginal spectrum (MS) and instantaneous energy spectrum (IES) of single-channel and the coupling features of the cross sample entropy (CSampEn), phase locked value (PLV) and frequency locking value (FLV) of multi-channel are obtained. The fused characteristics are inputted into a weighted linear discriminant analysis (LDA) to identify the patterns of motor imagery. In the experiment, the BCI 2008 competition dataset IIb and the actually measured data were introduced to conduct analysis. The results show that the proposed method can effectively improve the recognition rate of motor imagery EEG. In the experiment, the average recognition rate and the average Kappa coefficient of 9 subjects from the competition dataset reach 80.1% and 0.62, respectively. Compared with other methods, the proposed method can improve the classification accuracy and provide a new idea for the study of motor imagery brain-computer interface system.

Keywords: electroencephalogram (EEG); motor imagery; multivariate empirical mode decomposition (MEMD); single-channel time-frequency feature; multi-channel coupling feature; nonlinear dynamics coupling feature

收稿日期: 2018-06 Received Date: 2018-06

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61673336)、河北省自然科学基金(F2015203372)项目资助

0 引言

脑-机接口(brain-computer interface, BCI)可以通过计算机或其他的电子设备在大脑和外界环境之间建立通路,而不必依赖外周神经和肌肉实现对外交流和控制^[1]。作为BCI系统的一种,运动想象脑-机接口不依赖任何感觉刺激,所需脑电信号通过想象即可获得,具有实验设计相对简单、能够实现异步通讯的特点,因此成为脑-机接口研究领域中的热点问题。

针对运动想象脑电信号非平稳、非线性、低信噪比的特点,研究者已将时-频特征、共空间模式(common spatial pattern, CSP)及非线性动力学特征在内的多种特征提取方法用于运动想象脑电信号的特征提取。其中,Gaur P等人^[2]利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)提取Hjorth参数及频带能量特征输入线性判别分类(linear discriminant analysis, LDA)识别左右手运动想象两种模式;杨默涵等人^[3]基于总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)计算时-频特征及非线性动力学指标提升了运动想象的识别率;王金甲等人^[4]将时域统计、功率谱在内的多种时-频特征及稀疏组套特征选择方法用于运动想象分类;王仲朋等人^[5]利用运动想象期间的事件相关去同步(event-related desynchronization, ERD)能量值生成初始判定阈值设计在线运动想象脑机接口系统;李鹏海等人^[6]利用时-频图、能量频域变化曲线图等量化下肢运动想象特征。此类研究主要在单通道特征提取的框架下提取运动想象特征。然而,单通道框架下的特征提取方法难以有效刻画多通道脑电信号的有效信息,导致运动想象的识别率降低^[7]。而CSP算法则从多通道脑电信号的特性出发构造空间滤波器进而提取多通道运动想象脑电信号特征,基于这一特性,Lahiride R等人^[8]提出一种正则化CSP算法(regularised common spatial pattern, RCSP)用以解决四分类运动想象问题;孟明等人^[9]将CSP算法与堆叠降噪自动编码器(stacked denoising auto-encoder, SDA)结合有效提升了多类运动想象脑电信号的识别率,但CSP算法仅在空间范围内考虑到脑电信号的多通道特性,忽略了不同通道脑电信号间的耦合关系,且在通道数较少时算法性能下降明显^[10]。

旨在解决上述问题,已有研究从相位耦合及频率耦合特征出发提升运动想象识别率,其中,Wang Y. J.等人^[11]从相位耦合特征出发,提升了运动想象识别率;蔡怡^[12]发现运动想象脑电信号间除相位耦合外还存在频率耦合。但脑电信号作为一种非线性信号,不同通道脑电信号还存在着复杂的非线性动力学耦合关系^[13],因此本文在采用锁相值(phase locking value, PLV)及锁频值

(frequency locking value, FLV)表征相位耦合及频率耦合特征的基础上,引入互样本熵(cross sample entropy, CSampEn)量化通道间的非线性动力学耦合特征。

多变量经验模态分解(multivariate empirical mode decomposition, MEMD)^[14]可以保证不同来源的信号得到数量及频率方面相互匹配的分解结果,处理多通道脑电信号具有优势。

因此,本文融合单通道时-频特征及多通道耦合特征,提出基于MEMD的单通道时-频特征与多通道耦合特征的特征提取方法。该方法首先利用MEMD将预处理后的脑电信号分解为具有共有震荡模式的固有模态函数(intrinsic mode functions, IMFs),然后对有效特征频带下的分量进行希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)提取单通道的边际谱(marginal spectrum, MS)及瞬时能谱(instantaneous energy spectrum, IES)时-频特征;在提取单通道时-频特征的同时,分别以CSampEn、PLV及FLV为指标计算多通道脑电信号的非线性动力学耦合特征、相位耦合特征及频率耦合特征。在分类实验中将耦合特征输入加权LDA识别运动想象模式。本文使用BCI 2008脑-机接口竞赛Dataset IIb数据集与实测数据对所提方法进行验证,实验结果表明:本文提出的基于MEMD的单通道时-频特征与多通道耦合特征的运动想象特征提取方法有效提升了运动想象脑电信号的识别率,为运动想象脑-机接口研究提供了新思路。

1 数据与方法

1.1 受试对象与数据预处理

为验证本文提出的方法的有效性,实验采用来自BCI 2008竞赛Dataset IIb数据集^[15](S1~S9)与实测数据的(S10~S12)共12名受试者左右手运动想象脑电信号作为原始数据。

BCI 2008竞赛Dataset IIb数据集包含C3、C4、Cz三通道脑电数据,电极均为双极导联,采样频率为250 Hz,且数据已经过0.5~100 Hz模拟带通滤波和50 Hz工频陷波,其中每位受试者进行5组实验,训练集数据采用2组无反馈实验范式 and 1组有反馈实验范式采集,测试集数据采用2组有反馈实验范式采集。除S2的第4组数据包含120次实验外,其余每组数据均包含160次实验。为避免实验范式对分类结果的影响,本文将原始训练集中采用有反馈实验范式所采集的数据作为训练集,原始全体测试集作为测试集,所采用的数据对应的有反馈实验范式如图1所示。反馈实验开始时,屏幕出现笑脸,第2 s时,出现提示音提示受试者集中精神,第3 s时,屏幕出现向左或向右的箭头提示受试者向左或向右想象,在此期间,算法将在线识别的结果反馈给受试者,若识别

结果与真实提示的运动类别一致,则屏幕显示笑脸,否则屏幕显示哭脸,第7.5 s时,屏幕变为空白提示受试者想象过程结束,之后有1~2 s的时间供受试者休息。



图1 竞赛数据有反馈实验范式图

Fig. 1 The experiment paradigm diagram of competition data with feedback

实测数据来自3位精神状况良好、身体健康的在校研究生,均为男性且无神经系统病史,年龄为24~26岁。数据采集设备为neuracle公司所产64导无线脑电采集系统,采样通道包含C3、C4、Cz,采样频率为1 000 Hz。每个受试者进行2组实验,每组数据包含200次实验,前一组数据作为训练集,后一组数据作为测试集,所采

用的刺激范式如图2所示。实验在一个安静舒适环境下进行,受试者坐在椅子上,使全身肌肉处于放松状态,不产生肌肉紧张与实际运动。要求受试者根据屏幕提示想象向左或向右运动。实验开始时,屏幕中央出现不断缩小的实心圆提醒受试者集中精神,此过程持续2 s时间,第2 s时,实心圆向右或向左移动,受试者跟随实心圆移动方向进行向右或向左运动想象,第6 s时,实心圆消失,屏幕变为空白提示受试者想象过程结束,之后有4 s时间供受试者休息。

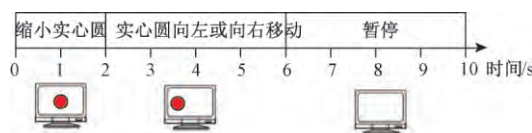


图2 实测数据实验范式图

Fig. 2 The experiment paradigm diagram of actually measured data

本文所采用的各受试者详细数据信息如表1所示。

表1 受试者数据信息

Table 1 Data information of the subjects

数据来源	受试者	采样通道	数据量 (训练+测试)	想象时段/s	采样频率/ Hz
BCI 2008 竞赛 Dataset IIb	S1, S3 ~ S9	C3, C4, Cz	160 + 320	3 ~ 7.5	250
	S2	C3, C4, Cz	160 + 280	3 ~ 7.5	250
实测数据	S10 ~ S12	C3, C4, Cz	200 + 200	2 ~ 6	1 000

为降低信号处理的复杂度,实验中对实测数据进行重采样,将采样频率从1 000 Hz降为250 Hz;为提高信号信噪比,对数据中的“NaN”数据点置零。由于运动想象的事件相关同步与事件相关去同步^[16]现象主要出现在mu节律(8~13 Hz)与beta节律(16~28 Hz),因此对脑电信号首先进行8~30 Hz带通滤波,所用滤波器为6阶巴特沃斯滤波器,设置阻带截止频率分别为6和32 Hz。

1.2 MEMD 方法

MEMD 由 Rehman 等人^[17]提出,是对单变量 EMD 的多维拓展,能实现高维信号的多个震荡成分联合分析,可以避免标准 EMD 常出现的模态混叠问题,具体算法描述如下。

- 1) 选择合适点集在 $n-1$ 维球体内采样;
- 2) 计算输入信号 $\{v(t)\}_{t=1}^T$ 沿方向向量 x^{θ_i} 的映射 $\{p^{\theta_i}(t)\}_{t=1}^T$, 对所有的 k (方向向量的集合), 给定映射的集合为 $\{p^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$;
- 3) 找到对应被映射的信号集合 $\{p^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ 中最大

值的瞬时时间点 $\{t_i^{\theta_k}\}$;

4) 做插值 $\{t_i^{\theta_k}, \nu(t_i^{\theta_k})\}$ 以获取多变量包络曲线 $\{e^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$;

5) 对一组 K 方向向量,包络曲线的均值 $m(t)$ 由下式计算:

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t) \quad (1)$$

6) 提取 $d(t)$ $d(t) = x(t) - m(t)$ 。若 $d(t)$ 满足多变量 IMF 的停止准则,将 $x(t) - d(t)$ 重复上述步骤,否则将 $d(t)$ 重复上述步骤。

多变量 IMF 停止准则与 EMD 下的 IMF 停止准则类似,但多变量信号的极值不能被合理定义,因此极值数量和零交叉点的等式不是强制条件。

实验中将 C3、C4、Cz 三通道脑电信号进行 MEMD 处理得到具有公共震荡模式的 IMF 分量,观察所得分量发现,与运动想象相关的 mu 节律与 beta 节律脑电信号主要分布在前3阶 IMF 分量中,因此本文选取前3阶 IMF 分量进行后续的特征提取。

1.3 基于 MEMD 的单通道时-频特征提取

为提取单通道时-频特征,对每个通道信号分解得到的各 IMF 分量进行希尔伯特变换:

$$Y_k(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u_k(t')}{t-t'} dt' \quad (2)$$

$$Z_k(t) = u_k(t) + jY_k(t) = a_k(t) e^{j\theta_k(t)} \quad (3)$$

式中: PV 是柯西主值; $a_k(t)$ 是瞬时幅值; $\theta_k(t)$ 是瞬时相位,本文 $k = 1, 2, 3$ 。则瞬时相位与瞬时频率定义为:

$$\theta_k(t) = \arctan\left(\frac{Y_k(t)}{u_k(t)}\right) \quad (4)$$

$$\omega_k(t) = \frac{d\theta_k(t)}{dt} \quad (5)$$

则脑电信号可以表示为各 IMF 分量的和值形式:

$$x(t) = \operatorname{Re}\left\{\sum_{k=1}^3 a_k(t) e^{j\theta_k(t)}\right\} = \operatorname{Re}\left\{\sum_{k=1}^3 a_k(t) e^{j\int \omega_k(t) dt}\right\} \quad (6)$$

定义希尔伯特谱为:

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re}\left\{\sum_{k=1}^3 a_k(t) e^{j\int \omega_k(t) dt}\right\} \quad (7)$$

利用希尔伯特谱,并根据式(8)、(9)可分别求取希尔伯特瞬时能谱(IES)及希尔伯特边际谱(MS)。

$$IES(t) = \int_{\omega_1}^{\omega_2} H^2(\omega, t) d\omega \quad (8)$$

$$MS(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (9)$$

本文将式(8)中的 ω_1 与 ω_2 截取的频率范围对应运动想象的 μ 频带与 β 频带,分别取两组对应值,其中 μ 频带下的 $\omega_{\mu 1}$ 与 $\omega_{\mu 2}$ 分别为 8 和 13 Hz, β 频带下的 $\omega_{\beta 1}$ 与 $\omega_{\beta 2}$ 分别为 16 和 28 Hz,则可以得到两个特征频带下的瞬时能谱 IES_{μ} 及 IES_{β} 。

然后根据式(10)对 IES_{μ} 与 IES_{β} 计算 Hjorth 参数中的移动性(Mobility)参数 $Mob_{IES_{\mu}}$ 与 $Mob_{IES_{\beta}}$ 。

$$Mob = \sqrt{\frac{\operatorname{var}(y'(t))}{\operatorname{var}(y(t))}} \quad (10)$$

式中: $y(t)$ 及 $y'(t)$ 分别为时间序列及其导数。

除 Mobility 参数外,本文同时计算特征频带下瞬时能量的均值、标准差作为时域特征 F_t , 则 F_t 可以表示为:

$$F_t = \left\{ C3_{IES_{\mu}}, C3_{IES_{\beta}}, C3_{std(IES_{\mu})}, C3_{std(IES_{\beta})}, C3_{Mob_{IES_{\mu}}}, C3_{Mob_{IES_{\beta}}}, C4_{IES_{\mu}}, C4_{IES_{\beta}}, C4_{std(IES_{\mu})}, C4_{std(IES_{\beta})}, C4_{Mob_{IES_{\mu}}}, C4_{Mob_{IES_{\beta}}} \right\} \quad (11)$$

利用式(9)得到脑电信号的边际谱后,为避免遗漏特征频带,本文将 8~30 Hz 范围的边际谱以 2 Hz 为频率窗长分割为 11 个子频带,然后计算各子频带边际谱的平均值及标准差作为频域特征 F_f , 则 F_f 可以表示为:

$$F_f = \{ C3_{MS1}, \dots, C3_{MS11}, C3_{std(MS1)}, \dots, C3_{std(MS11)},$$

$$C4_{MS1}, \dots, C4_{MS11}, C4_{std(MS1)}, \dots, C4_{std(MS11)} \} \quad (12)$$

运动想象脑电信号的单通道时-频特征 F_1 可以表示为:

$$F_1 = \{ F_t, F_f \} \quad (13)$$

1.4 基于 MEMD 的多通道耦合特征提取

在提取单通道时-频特征的同时,本文引入 CSampEn 表征运动想象脑电信号的非线性动力学耦合特征,同时利用 PLV 及 FLV 提取运动想象脑电信号的相位耦合特征及频率耦合特征。

互样本熵根据样本熵(sample entropy, SampEn)概念提出,其物理意义明确、算法计算量小、抗干扰能力强,对随机信号及确定性信号均适用,且具备相对一致性^[18],其计算方法^[19]如下。

1) 将包含 N 个数据点的序列 $\{u(i)\}$ 及 $\{v(i)\}$ 按照顺序分别重构成 m 维向量 $X(i)$ 、 $Y(i)$, 即:

$$X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] \quad (14)$$

$$Y(i) = [v(i), v(i+1), \dots, v(i+m-1)] \quad (15)$$

式中: $1 \leq i \leq N-m+1$ 。

2) 对每一个 i 值计算 $X(i)$ 与 $Y(j)$ 间距离:

$$d[X(i), Y(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} |u(i+k) - v(j+k)| \quad (16)$$

式中: $0 \leq k \leq m-1, 1 \leq j \leq N-m+1$ 。

3) 给定阈值 $r(r > 0)$, 对每一个 $1 \leq i \leq N-m+1$ 的值统计 $d[X(i), Y(j)] < r$ 的数目及该值与矢量总数 $N-m+1$ 的比值,记作 $B_i^m(r)$, 对所有 i 求取 $B_i^m(r)$ 的平均值 $B^m(r)$, 则:

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r) \quad (17)$$

4) 将维数增至 $m+1$, 按照式(14)~(17)计算 $B^{m+1}(r)$ 。

5) 则序列 $\{u(i)\}$ 与 $\{v(i)\}$ 间的互样本熵记为:

$$CSampEn(m, r) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)] \quad (18)$$

若 $\{u(i)\}$ 与 $\{v(i)\}$ 为相同的序列,则上述计算过程即为样本熵的计算方法, SampEn 表征了序列的复杂度, CSampEn 则表征了两序列间的相对复杂度。

本文重构前 3 阶 IMF 分量后,按照式(14)~(18)计算 C3 及 C4 间脑电信号的互样本熵值 $CSampEn_{C3-C4}$ 作为非线性动力学耦合特征 $F_{saen-coupling}$ 。

PLV^[10] 可以表征两个信号的相位耦合关系,又可称为相位同步因子,其计算方法为:

$$PLV = \frac{1}{N} \left| \sum_{i=1}^N \exp(j(\theta_1(t) - \theta_2(t))) \right| \quad (19)$$

式中: N 为采样点数; $\theta_1(t)$ 、 $\theta_2(t)$ 为两个信号瞬时相位。

为提取相位耦合特征,本文采用式(4)分别计算 C3、C4、Cz 通道信号经过 MEMD 分解后的前 3 阶 IMF 分量的瞬时相位,记为:

$$\{\theta_{C3 \text{ IMF1}} \theta_{C3 \text{ IMF2}} \theta_{C3 \text{ IMF3}} \theta_{C4 \text{ IMF1}} \theta_{C4 \text{ IMF2}} \theta_{C4 \text{ IMF3}} \theta_{Cz \text{ IMF1}} \theta_{Cz \text{ IMF2}} \theta_{Cz \text{ IMF3}}\} \quad (20)$$

然后利用式(19)分别计算 C3 与 Cz、C4 与 Cz 每阶分量的锁相值作为相位耦合特征 $F_{p\text{-coupling}}$, 记为:

$$F_{p\text{-coupling}} = \{PLV_{C3-Cz \text{ IMF1}} PLV_{C3-Cz \text{ IMF2}} PLV_{C3-Cz \text{ IMF3}}, PLV_{C4-Cz \text{ IMF1}} PLV_{C4-Cz \text{ IMF2}} PLV_{C4-Cz \text{ IMF3}}\} \quad (21)$$

与锁相值类似, FLV^[11]可以表征两个信号的频率耦合关系, 由于瞬时频率为瞬时相位对时间的导数, 则由式(19)导出锁频值的计算方法为:

$$FLV = \frac{1}{N} \left| \sum_i \exp(j(\omega_1(t) - \omega_2(t)) \Delta t) \right| \quad (22)$$

式中: N 为采样点数; $\omega_1(t)$ 、 $\omega_2(t)$ 为两个信号瞬时频率; Δt 为采样间隔时间段, 且 $\Delta t = 1/f_s$, f_s 为采样频率。FLV 也可以表示为:

$$FLV = \frac{1}{N} \left| \sum_i \exp(j(\omega_1(t) - \omega_2(t)) / f_s) \right| \quad (23)$$

为提取频率耦合特征, 本文采用式(5)分别计算 C3、C4、Cz 通道信号经过 MEMD 分解后的前 3 阶 IMF 分量的瞬时频率, 记为:

$$\{\omega_{C3 \text{ IMF1}} \omega_{C3 \text{ IMF2}} \omega_{C3 \text{ IMF3}} \omega_{C4 \text{ IMF1}} \omega_{C4 \text{ IMF2}} \omega_{C4 \text{ IMF3}}, \omega_{Cz \text{ IMF1}} \omega_{Cz \text{ IMF2}} \omega_{Cz \text{ IMF3}}\} \quad (24)$$

然后利用式(22)分别计算 C3 与 Cz、C4 与 Cz 每阶分量的锁频值作为频率耦合特征 $F_{f\text{-coupling}}$, 记做:

$$F_{f\text{-coupling}} = \{FLV_{C3-Cz \text{ IMF1}} FLV_{C3-Cz \text{ IMF2}} FLV_{C3-Cz \text{ IMF3}}, FLV_{C4-Cz \text{ IMF1}} FLV_{C4-Cz \text{ IMF2}} FLV_{C4-Cz \text{ IMF3}}\} \quad (25)$$

则运动想象脑电信号的多通道耦合特征 F_2 可以表示为:

$$F_2 = \{F_{\text{saen-coupling}} F_{p\text{-coupling}} F_{f\text{-coupling}}\} \quad (26)$$

因此, 本文提取的单通道时-频及多通道耦合特征向量 F 可以表示为:

$$F = \{F_1 F_2\} \quad (27)$$

至此, 本文提出的特征提取过程可用伪代码形式表述如下:

- 1) 输入 C3、C4、Cz 三通道脑电信号;
- 2) 数据预处理;
- 3) 对三通道脑电信号进行 MEMD 分解;
- 4) 选取每个通道信号前 3 阶分量;
- 5) 对每阶分量进行希尔伯特变换, 计算其瞬时相位及瞬时频率;
- 6) 计算 C3、C4 通道信号的希尔伯特谱, 希尔伯特瞬时能量谱及希尔伯特边际谱;
- 7) 利用希尔伯特瞬时能量谱及希尔伯特边际谱计算 C3、C4 通道的时-频特征;
- 8) 串联 C3、C4 通道的时-频特征得到单通道框架下的特征 F_1 ;
- 9) 重构 C3、C4 通道前 3 阶分量, 计算两通道间的互

样本熵;

10) 分别计算 C3 与 Cz 通道、C4 与 Cz 通道每阶分量间的 PLV 值与 FLV 值;

11) 串联互样本熵、PLV 值与 FLV 值得到多通道框架下的特征 F_2 ;

12) 串联 F_1 与 F_2 作为最终的特征向量。

1.5 基于加权 LDA 的运动想象分类

LDA 分类器是模式识别的经典算法。其基本思想是将高维的模式样本投影到最佳鉴别矢量空间, 达到抽取分类信息和压缩空间特征维数的效果。投影后, 样本在新空间内有最大类间距离及最小类内距离, 样本在空间中有最大可分离性。LDA 与支持向量机、神经网络等分类器相比不需要设置参数, 且分类速度快, 因而被广泛应用于在线运动想象 BCI 系统中^[20-21], 并取得了稳定的分类效果。

鉴于 LDA 在运动想象分类问题中的优良性能, 本文融合加权投票策略, 提出了如图 3 所示的基于加权 LDA 的运动想象分类模型。

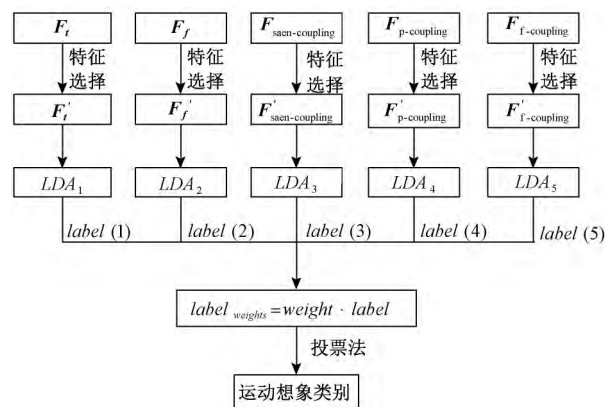


图3 基于加权 LDA 的运动想象分类模型

Fig. 3 Classification model of motor imagery based on weighted LDA

在图 3 所示的加权 LDA 分类模型中, 首先对 F_i 、 F_f 、 $F_{\text{saen-coupling}}$ 、 $F_{p\text{-coupling}}$ 、 $F_{f\text{-coupling}}$ 五类特征进行特征选择, 具体方法为: 选择训练集中与训练标签相关系数高于 0.1 的对应特征输入各 LDA 分类器, 然后对每个 LDA 分类器得到的分类结果进行加权投票识别运动想象脑电模式。各 LDA 分类器的权重根据训练集上的准确率获得, 权重计算结果由式(28)得到。

$$weights(k) = accuracy_{\text{train}}(k) / \sum_{k=1}^5 accuracy_{\text{train}}(k) \quad (28)$$

为提升分类准确率, 本文将低于 50% 训练集准确率置零, 以去除分类性能较差的特征对于分类结果的影响。

分类实验中,为模拟在线实验环境,本文将受试者的单个实验试次利用滑动时间窗进行分割,时间窗长定为 2 s,滑动步长定为一个采样点,每个时间窗内均输出识别结果。

2 实验结果与分析

2.1 参数选取

根据互样本熵的计算过程可知,其值与 m 、 r 的取值有很大关系,在样本熵的计算中通常根据经验选取 $m =$

$2, r = 0.1 \sim 0.25SD(v)$,其中 $SD(v)$ 表示序列 v 的标准差。但在运动想象脑电信号互样本熵的计算过程中,由于两个不同通道信号间的相似程度较低, r 值设置过小会导致计算结果出现无意义值,所以应适当提高 r 值。增大 m 的取值会增大重构矢量的维度,导致计算量增加,进而引起实时性变差,因此本文以受试者 S1 为例,采用 LDA 作为分类器,在计算中设定 $m = 2$,比较不同 r 值下的互样本熵所得的最大识别率,以此确定参数 r 与识别率之间的关系。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同参数下的最大识别率

Table 2 The maximum recognition rate under different parameters

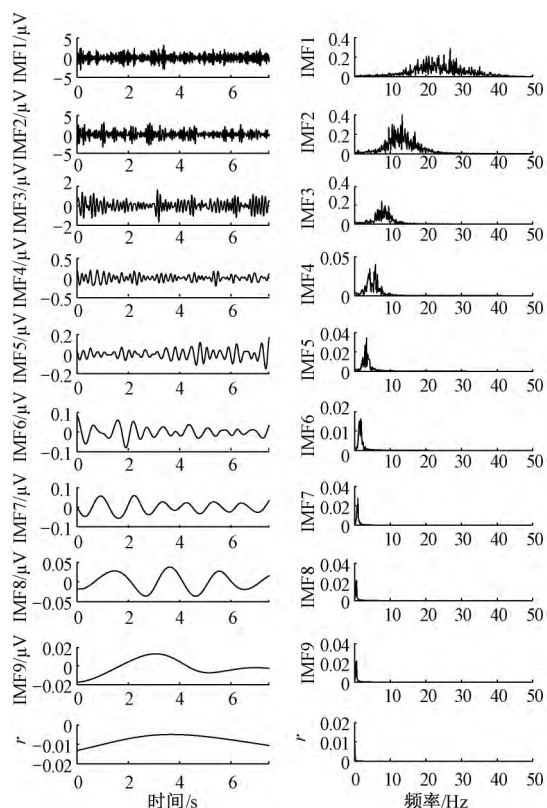
(%)

r	$0.1 SD(v)$	$0.25 SD(v)$	$1 SD(v)$	$2 SD(v)$	$3 SD(v)$	$4 SD(v)$	$5 SD(v)$
最大识别率	67.19	65.31	69.69	69.8	69.4	68.8	67.2

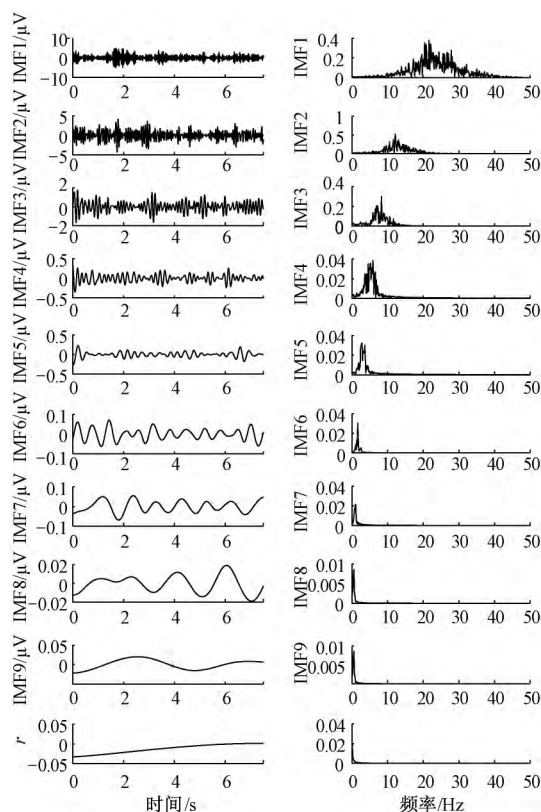
从表 2 中可以看出,按照样本熵的计算经验将 r 值选取在 $0.1 \sim 0.25 SD(v)$ 范围内所得识别率较差,因此应适当提高 r 值,但 r 值过高同样会降低识别率,因此本文设定 $r = 2 SD(v)$ 。

2.2 特征组合及对比

实验中将 C3、C4、Cz 通道脑电信号进行 MEMD 处理,获取若干具有公共震荡模式的 IMF 分量, S1 的 C3、C4 通道下 0 ~ 7.5 s 时段脑电信号分解结果如图 4 所示。



(a) C3通道脑电信号时域结果
(a) The result of C3 channel EEG in time domain
(b) C3通道脑电信号频域结果
(b) The result of C3 channel EEG in frequency domain



(c) C4通道脑电信号时域结果
(c) The result of C4 channel EEG in time domain
(d) C4通道脑电信号频域结果
(d) The result of C4 channel EEG in frequency domain

图 4 C3、C4 通道下 0 ~ 7.5 s 时段脑电信号 MEMD 分解结果

Fig. 4 The MEMD decomposition results of C3 and C4 channel EEGs in 0 ~ 7.5 s time period

图 4 中,脑电信号得到了频率及分解数量相互对应的结果,从图 4 可以看出, μ 节律及 β 节律脑电信号主要分布于前 3 阶 IMF 分量,因此本文选取前 3 阶 IMF 分量进行后续的特征提取。

为验证多通道耦合特征对运动想象分类准确率的提升作用,实验中采用3种特征选择方案,分别如下。

- 1) 仅考虑单通道时-频特征 F_1 ;
- 2) 仅考虑多通道耦合特征 F_2 ;
- 3) 融合单通道时-频、多通道耦合两种特征的 $F_1 + F_2$ 。

运动想象期间内,不同受试者在不同时间段的识别率

变化曲线如图5所示。由图5可以看出,不同受试者的运动想象能力差异明显,这也是目前运动想象脑-机接口研究中实测数据准确率较低^[22-24]的主要原因,但观察BCI竞赛数据集与实测数据的识别率曲线,均可明显分辨出3种特征所得识别率中,多通道耦合特征识别率最低;而单通道时-频特征可以取得较优的识别率;将单通道时-频特征与多通道耦合特征融合后,识别率获得提升。

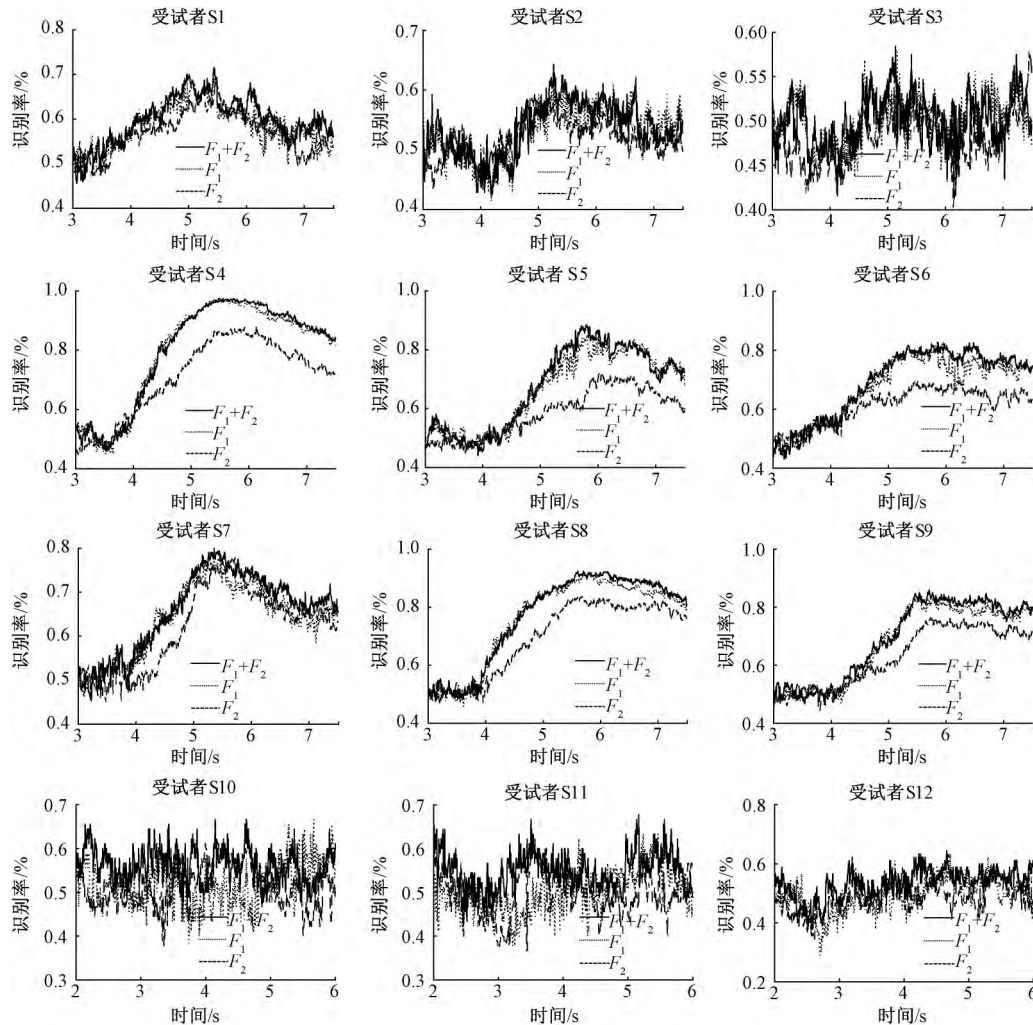


图5 不同受试者识别率曲线

Fig. 5 The recognition rate curves of different subjects

2.3 与其他方法对比

近期使用相同数据集的文献中,文献[25]利用深度学习框架对运动想象脑电信号分类,构建了基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与堆叠自编码器(stacked auto-encoder, SAE)的两层特征提取框架,与基于CNN的特征提取方法比较,取得了更高的识别率;文献[26]利用CSP算法提取脑电信号特征后输入贝叶斯极限学习机(Bayesian extreme learning machine,

BELM),取得了优良的识别结果;文献[27]提取多个时段内的Hjorth参数,利用Fisher准则筛选特征后输入LDA分类器识别运动想象脑电信号;本文则利用MEMD提取单通道时-频特征与多通道耦合特征输入加权LDA,识别运动想象模式。表3所示为本文所提方法与上述方法识别率对比结果。

表3中,针对所用数据,应用本文所提方法平均准确率达到80.1%,高于其他方法所得平均识别率。

表3 本文方法与其他方法识别率比较

Table 3 Comparison of the recognition rate between the proposed method and other methods (%)

受试者	CNN-SAE	CSP + BELM	Hjorth 参数 + LDA	单通道时-频特征 + 多通道耦合特征 + 加权 LDA
S1	78.1	77.8	80.6	71.6
S2	63.1	59.4	61.6	64.3
S3	60.6	54.4	60.6	58.4
S4	95.6	98.8	98.1	97.5
S5	78.1	84.3	81.8	88.4
S6	73.8	68.0	84.3	82.5
S7	70	84.1	72.5	80
S8	71.3	89.3	86.2	92.5
S9	85	83.9	86	85.9
平均	75.1 ± 10.8	77.8 ± 14.5	79.1 ± 12.1	80.1 ± 13

另外,实验中利用 Friedman 检验验证本文所提方法所得识别率与其他方法所得识别率存在显著性差异, Friedman 检验所得 p 值如表4所示。

表4 本文方法与其他方法进行 Friedman 检验所得 p 值Table 4 The p values obtained with Friedman test for the proposed method and other methods

方法	CNN-SAE	CSP + BELM	Hjorth 参数 + LDA
单通道时-频特征 + 多通道耦合特征 + 加权 LDA	0.088 3	0.053 0	0.063 2

通过表4可以看出,所得 p 值均小于 0.1,这表明,在给定显著性水平为 0.1 的情况下,本文所提方法相对于其他方法的性能改善具有统计学意义。除与近期使用相同数据集的文献进行比较之外,表5所示为本文所提方法与竞赛冠军采用方法的比较结果,评价指标为 Kappa 值。

表5 本文方法与冠军最大 Kappa 值对比

Table 5 Comparison of the maximal Kappa value between the proposed method and the champion

受试者	竞赛冠军结果 ^[28]	本文结果
S1	0.4	0.48
S2	0.21	0.29
S3	0.22	0.19
S4	0.95	0.95
S5	0.86	0.78
S6	0.61	0.65
S7	0.56	0.60
S8	0.85	0.88
S9	0.74	0.72
平均	0.60 ± 0.28	0.62 ± 0.26

由表5可以看出,相比 BCI 冠军所用方法,本文所提方法具有优势。

3 结 论

本文应用 MEMD 分解运动想象脑电信号,利用希尔伯特变换提取单通道时-频特征的同时,融合多通道非线性动力学耦合特征、相位耦合特征及频率耦合特征解决运动想象分类问题。实验中验证了基于 MEMD 的多通道耦合特征对于识别率的提升作用,实验结果表明所提方法与其他方法相比提高了分类精度,为运动想象脑-机接口研究提供了新思路。

参考文献

- [1] MILLAN J D R, RUPP R, MULLER-PUTZ G R, et al. Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: State-of-the-art and challenges [J]. Frontiers in Neuroscience, 2010, 4(5): 161.
- [2] GAUR P, PACHORI R B, WANG H, et al. An empirical mode decomposition based filtering method for classification of motor-imagery EEG signals for enhancing brain-computer interface [C]. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2015: 1-7.
- [3] 杨默涵,陈万忠,李明阳. 基于总体经验模态分解的多类特征的运动想象脑电识别方法研究[J]. 自动化学报, 2017, 43(5): 743-752.
YANG M H, CHEN W ZH, LI M Y. Multiple feature extraction based on ensemble empirical mode decomposition for motor imagery EEG recognition tasks [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(5): 743-752.
- [4] 王金甲,薛芳,李慧. 基于稀疏组 lasso 的脑机接口通道和特征选择研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1831-1837.
WANG J J, XUE F, LI H. Research on channel and feature selection for brain-computer interface based on sparse group lasso [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1831-1837.
- [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. 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,王丽余,刘瀛涛,等. 下肢运动想象和运动执行的 EEG 节律特性研究简[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.
- [7] LIANG S H, CHOI K S, QIN J, et al. Classification of motor imagery tasks using phase synchronization analysis of EEG based on multivariate empirical mode decomposition [C]. IEEE International Conference on Information Science and Technology, 2014: 674-677.
- [8] LAHIRI R, RAKSHIT A, KONAR A. Discriminating motor imagery EEG signals using an improvised regularised CSP algorithm [C]. IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems, 2017: 1-6.
- [9] 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 S, et al. Two-level feature extraction method for multi-class motor imagery EEG [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1915-1922.
- [10] 李明爱,刘净瑜,郝冬梅. 基于改进 CSP 算法的运动想象脑电信号识别方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2009, 28(2): 161-165.
LI M A, LIU J Y, HAO D M. EEG recognition of motor imagery based on improved CSP algorithm [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2009, 28(2): 161-165.
- [11] WANG Y J, HONG B, GAO X R, et al. Phase synchrony measurement in motor cortex for classifying single-trial EEG during motor imagery [C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2006: 75.
- [12] 蔡怡. 频率同步特征与 SVM/HMM 混合模型在脑-机接口中的应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
CAI Y. Study on frequency synchronization features and SVM/HMM hybrid model in the application of brain computer interface [D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.
- [13] NICOLAOU N, NASUTO S J. Comment on "Performance of different synchronization measures in real data: A case study on electroencephalographic signals" [J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2002, 65(1): 041903.
- [14] PARK C, LOONEY D, REHMAN N U, et al. Classification of motor imagery BCI using multivariate empirical mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2013, 21(1): 10-22.
- [15] 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 A Publication of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2007, 15(4): 473-82.
- [16] PFURTSCHELLER G. Functional brain imaging based on ERD/ERS [J]. Vision Research, 2001, 41(10-11): 1257.
- [17] REHMAN N, MANDIC D P. Multivariate empirical mode decomposition [J]. Proceedings of Mathematical Physical & Engineering Sciences, 2010, 466(2117): 1291-1302.
- [18] 刘慧,和卫星,陈晓平. 生物时间序列的近似熵和样本熵方法比较 [J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(增刊 1): 806-807.
LIU H, HE W X, CHEN X P. Approximate entropy and sample entropy for physiological time-series [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(Suppl. 1): 806-807.
- [19] RICHMAN J S, MOORMAN J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy [J]. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): H2039.
- [20] NICOLAS-ALONSO L F, CORRALEJO R, GOMEZ-PILAR J, et al. Adaptive semi-supervised classification to reduce intersession non-stationarity in multiclass motor imagery-based brain-computer interfaces [J]. Neurocomputing, 2015, 159(C): 186-196.
- [21] CHIU C Y, CHEN C Y, LIN Y Y, et al. Using a novel LDA-ensemble framework to classification of motor imagery tasks for brain-computer interface applications [J]. Frontiers in Artificial Intelligence & Applications, 2015, 274: 150-156.

- [22] TURNIP A, MUNANDAR A, REDHYKA G G, et al. Removing ocular artifact of EEG signal using SOBI-RO on motor imagery experiment [C]. International Conference on Technology, Informatics, Management, Engineering, and Environment, 2015: 303-308.
- [23] YI W B, QIU SH, WANG K, et al. EEG oscillatory patterns and classification of sequential compound limb motor imagery [J]. Journal of Neuroengineering & Rehabilitation, 2016, 13(1): 1-12.
- [24] REJER I, GORSKI P. Independent component analysis in a motor imagery brain computer interface [C]. IEEE Eurocon International Conference on Smart Technologies, 2017: 126-131.
- [25] TABAR Y R, HALICI U. A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals [J]. Journal of Neural Engineering, 2016, 14(1): 016003.
- [26] ZHANG Y, JIN J, WANG X Y, et al. Motor imagery EEG classification via Bayesian extreme learning machine [C]. Sixth International Conference on Information Science and Technology, 2016: 27-30.
- [27] OH S H, LEE Y R, KIM H N. A novel EEG feature extraction method using hjorth parameter [J]. International Journal of Electronics and Electrical Engineering, 2014, 2(2): 106-110.
- [28] KENGA K, YANG C Z, WANG C, et al. Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b [J]. Frontiers in Neuroscience, 2012(6): 39.

作者简介



何群, 2005 年于燕山大学获得博士学位, 现为燕山大学副教授, 主要研究方向为机械故障诊断、辅助驾驶等。

E-mail: hq@ysu.edu.cn

He Qun received his Ph. D. degree from Yanshan University in 2005. Now, he is an associate professor in Yanshan University. His main research interests include mechanical fault diagnosis and assisted driving based on physiological signals.



杜硕, 2016 年于华北理工大学获得学士学位, 现为燕山大学硕士研究生, 主要研究方向为运动想象脑-机接口。

E-mail: ds956688@163.com

Du Shuo received her B. Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2016. Now she is a M. Sc. candidate in Yanshan University. Her main research interest is motor imagery brain-computer interface.