

DOI:10.12113/201912006

# 基于多特征融合的多分类运动想象脑电信号识别研究

骆金晨<sup>1</sup>, 邹任玲<sup>1,2\*</sup>, 姜月<sup>1</sup>, 胡秀枋<sup>1</sup>

(1.上海理工大学 医疗器械与食品学院, 上海 200093; 2.民政部神经功能信息与康复工程重点实验室, 上海 200093)

**摘要:**针对目前多分类运动想象脑电识别存在特征提取单一、分类准确率低等问题,提出一种多特征融合的四分类运动想象脑电识别方法来提高识别率。对预处理后的脑电信号分别使用希尔伯特-黄变换、一对多共空间模式、近似熵、模糊熵、样本熵提取结合时频-空域-非线性动力学的初始特征向量,用主成分分析降维,最后使用粒子群优化支持向量机分类。该算法通过对国际标准数据集 BCI2005 Data set IIIa 中的 k3b 受试者数据经 MATLAB 仿真处理后获得 93.30% 的识别率,均高于单一特征和其它组合特征下的识别率。分别对四名实验者实验采集运动想象脑电数据,使用本研究提出的方法处理获得了 72.96% 的平均识别率。结果表明多特征融合的特征提取方法能更好的表征运动想象脑电信号,使用粒子群支持向量机可取得较高的识别准确率,为人脑的认知活动提供了一种新的识别方法。

**关键词:**脑电识别;多分类脑电;特征融合;运动想象;支持向量机

中图分类号:Q4-33 文献标志码:A 文章编号:1672-5565(2020)03-176-10

## Multi-classified motion imagery of EEG signal recognition based on multi-feature fusion

LUO Jinchen<sup>1</sup>, ZOU Renling<sup>1,2\*</sup>, JIANG Yue<sup>1</sup>, HU Xiufang<sup>1</sup>

(1.School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;  
2.Key Laboratory of Neural-Functional Information and Rehabilitation Engineering of the Ministry of Civil Affairs, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** To solve the problems of single feature classification and low classification accuracy of multi-classified motor imagery EEG recognition, a four-class motor imagery EEG recognition method was proposed based on multi-feature fusion to improve the recognition rate. Preprocessed EEG signals were treated by Hilbert-Huang transform, one-to-multiple common spatial pattern, approximate entropy, fuzzy entropy, and sample entropy extraction combined with the initial eigenvectors of time-frequency-space-linear dynamics. Principal component analysis was to reduce dimensionality, and particle swarm optimization was adopted to support vector machine classification. Through MATLAB simulation on the international standard data set BCI2005 Data set IIIa, the recognition rate of the algorithm reached 93.3%, which was higher than these of single feature and other combination features. The motor imagery EEG data of four experimenters was collected, and the average recognition was 72.96% by using the method proposed in this study. Results show that the feature extraction method based on multi-feature fusion can better characterize motor imagery EEG signals. Using particle swarm support vector machine can achieve higher recognition accuracy, which provides a new recognition method for human brain cognitive activities and a new recognition method for human brain cognitive activities.

**Keywords:** EEG recognition; Multi-classified EEG; Feature fusion; Motor imagery; Support vector machine

脑-机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 将人类的意图转换为控制信号, 实现人脑与外部设备之

间建立信息交流与控制<sup>[1]</sup>。该系统在辅助控制<sup>[2]</sup>、疾病康复<sup>[3-4]</sup>、生活娱乐<sup>[5]</sup>等领域均有着广泛的应

收稿日期:2019-12-25;修回日期:2020-03-10.

基金项目:上海市“科技创新行动计划”生物医药领域科技支撑项目(No.19441901300).

作者简介:骆金晨,硕士研究生,研究方向:脑机接口、生理信号处理.E-mail:2291633449@qq.com.

\*通信作者:邹任玲,博士,副教授,研究方向:康复医疗仪器、医疗器械检测. E-mail:zourenling@163.com.

用前景。而BCI技术实现的关键依赖于脑电信号的高识别率,因此脑电信号(Electroencephalogram, EEG)提取方法的优化是目前BCI研究的重点,尤其基于运动想象脑电信号特征提取和分类器的优化识别。

近几年来,多特征融合因能表征更多的有效脑电信息而成为多分类运动想象的研究热点之一。其中代表性的有:Sreeja等<sup>[6]</sup>提出一种基于稀疏表示的分类方法来对运动想象脑电信号进行多分类识别,该方法直接从分段的运动想象数据中计算小波能量并构造字典,使用来自字典的稀疏表示进行分类,获得了90%的平均正确率。陆振宇<sup>[7]</sup>等人提出一种基于多特征融合的运动想象脑电分类方法,提取AR模型系数、小波包熵差和方差作为特征,经LDA获得91.43%的识别准确率。KWON-WOO H<sup>[8]</sup>等人提出了一种通过胶囊网络(CapsNet)学习EEG的各种属性来实现运动想象脑电信号分类方法,实验验证了CapsNet优于卷积神经网络(CNN)和其他传统机器学习方式,并获得了78.44%的平均正确

率。邹晓红<sup>[9]</sup>等人提出一种基于局部均值分解(LMD)和多尺度熵(MSE)相结合的脑电信号分类识别方法,将6维的融合特征向量作为SVM的输入,相比于采用传统的共空间模式(Common Spatial Pattern, CSP)特征提取算法和AR特征提取算法,最优识别率能达到85.21%。

在阅读相关文献的基础上,本研究提出在EMD基础上与希尔伯特(Hilbert Transform, HT)相结合的希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT),获得重构前三阶内蕴模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)能量、边际谱熵,用“一对一”共空间模式(OVO-CSP)获得空间域特征,选取近似熵(Approximate Entropy)、模糊熵(Fuzzy Entropy)和样本熵(Sample Entropy)作为非线性动力学特征,将组合的时-频-空-非线性融合特征向量采用主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)降维,后作为优化后SVM分类器的输入,获取算法仿真识别率,来验证本研究方法在四分类脑电信号识别研究的可靠性。整个算法流程图(见图1)。

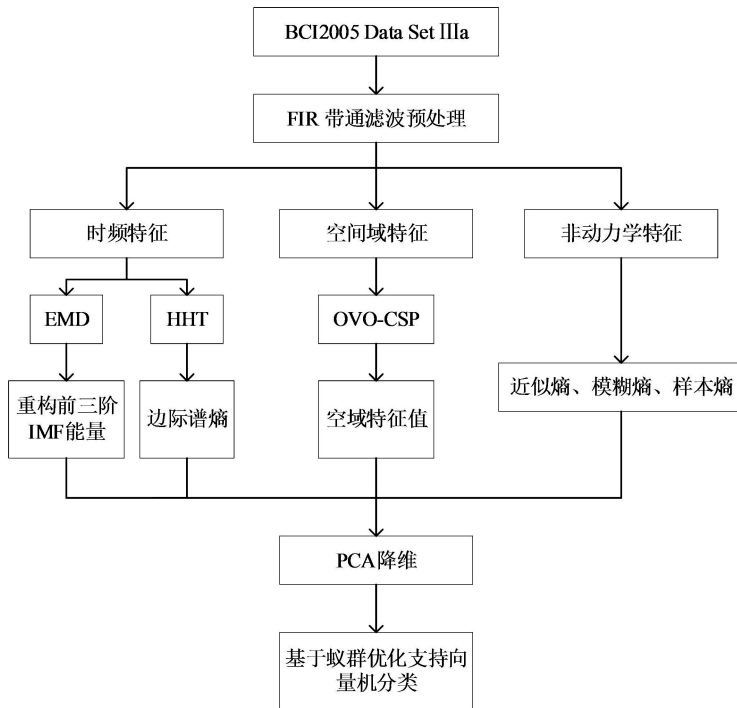


图1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of algorithm

## 1 实验源数据

实验数据采用2005年第三届国际BCI竞赛中由Graz科技大学提供的脑电数据(data set IIIa),共采集了三名受试者的脑电信号,k3b,k6b和l1b。以

第一位受试者k3b作为本次研究对象。在实验采集过程中,受试者以放松状态坐在椅子上,分别执行想象左手、右手、脚或舌头动作,提示是随机出现的,实验由至少6轮组成,每轮试验40次,四种提示在每轮中分别被显示10次。如图2所示,试验开始后,前2s为安静状态,在t=2s时,有一个声音刺激表明

实验开始, 十字形“+”出现, 从 $t=3$  s, 一个向左、向右、向上或向下的箭头被显示 1 s, 同时, 要求受试者分别想象左手、右手、舌头或脚部运动, 直到箭头在 $t=7$  s时消失。信号采用 Neuroscan 公司的 64 通道

脑电放大器进行记录, 采集通道为其中的 60 个通道, 信号采样率为 250 Hz, 采用陷波滤波器进行 1-50 Hz 信号滤波。

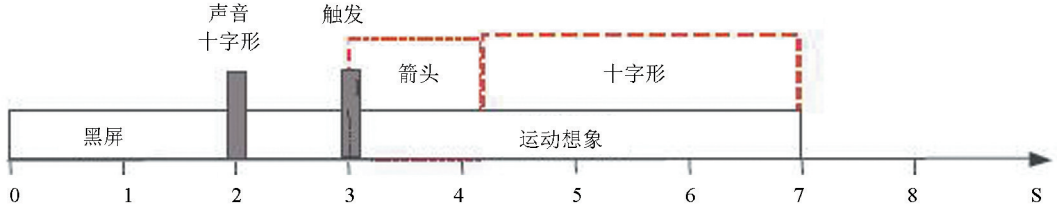


图2 实验范式的时序图

Fig.2 Experimental paradigm sequence diagram

## 2 特征提取方法

特征提取对于多分类运动想象识别有着至关重要的影响。本研究进行左手、右手、舌头、脚的运动想象四分类数据特征提取, 其采用的特征提取方法是分别提取时-频特征、空间域特征以及非线性动力学特征后进行多特征融合处理。

### 2.1 希尔伯特-黄变换

HHT 因具有完全自适应性优势, 非常适合分析非线性、非平稳的 EEG 信号。本研究采用 EMD 基础上与希尔伯特(Hilbert Transform, HT)相结合的希尔伯特-黄变换融合算法, 主要由经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)和 HT 算法组成<sup>[10]</sup>。将预处理后的 EEG 信号经 EMD 分解生成 IMF, 再进行 Hilbert 谱分析得到每个 IMF 的能量谱和边际谱熵<sup>[11]</sup>。

HHT 对预处理后的脑电信号  $x(t)$  的处理步骤如下<sup>[12-13]</sup>:

(1) 找出  $x(t)$  的所有极值点并进行插值, 计算包络线平均值:

$$m_1(t) = \frac{U(t) + L(t)}{2} \quad (1)$$

(2) 用  $x(t)$  减去包络线平均值  $m_1(t)$  得到疑似 IMF 分量  $h_1(t)$ , 判断  $h_1(t)$  是否符合 IMF 两个条件, 若条件符合, 则将  $h_1(t)$  视为一个 IMF 分量  $c_1(t)$ , 若不符合, 将  $h_1(t)$  代替  $x(t)$  重复上述步骤  $k$  次找出  $c_1(t)$ , 用  $x(t)$  减去  $c_1(t)$  得到一个去掉高频成分的新信号  $r_1(t)$ 。

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (2)$$

(3) 将  $r_1(t)$  看做是  $x(t)$ , 重复上述步骤, 由此  $x(t)$  可表示为一组 IMF 和一个残余项和

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (3)$$

(4) 将每一个 IMF 进行 Hilbert 变换得到相应的 Hilbert 谱叠加得到 EEG 信号的 Hilbert 谱, 其 Hilbert 变换为:

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (4)$$

### 2.2 CSP 优化扩展

采用“一对一”(One Versus One, OVO) 方法对 CSP 算法做多分类扩展<sup>[14]</sup>。采用 OVO-CSP 方法对四分类运动想象脑电信号进行空域特征提取。该方法将多分类拆分为若干个二分类问题, 故对用于二分类的 CSP 传统算法具体实现过程做说明。

(1) 求两类数据的空间协方差矩阵

$$C_i = \frac{E_i E_i^T}{\text{trace}(E_i E_i^T)} \quad (5)$$

其中  $E_i$  为两类信号转换而成的数据矩阵,  $\text{trace}(E_i E_i^T)$  表示矩阵对角线上元素之和。

(2) 求每一类平均协方差矩阵  $\bar{C}_i$ , 再求和

$$\bar{C} = \bar{C}_1 + \bar{C}_2 \quad (6)$$

(3) 对混合空间协方差矩阵按式进行特征值分解、白化处理得具有相同特征向量的  $S_1$  和  $S_2$ , 再对特征向量  $S_1$  和  $S_2$  分别进行特征值分解处理。

$$S_1 = B \lambda_1 B^T \quad S_2 = B \lambda_2 B^T \quad (7)$$

$B$  是  $S_1$  和  $S_2$  共同的特征向量, 特征值之和为 1。

(4) 构建空间滤波器后对脑电信号矩阵  $E_i$  滤波得  $Z_i$ , 将  $Z_i$  进行如下运算后作为特征值:

$$f_p = \log \left[ \frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{i=1}^{2m} \text{var}(Z_i)} \right] \quad (8)$$

其中  $p = 1, 2, \dots, 2m (2m < n)$ 。将所有  $f_p$  构成最终

的特征矩阵  $F = \{f_1, f_2, \dots, f_{2m}\}$ , 则得到了一组脑电特征<sup>[15]</sup>。

### 2.3 近似熵

采用近似熵作为非线性动力学特征之一, 是基于近似熵具有量化 EEG 信号的规律性和不可预测性优势, 可以表示 EEG 信号的复杂度, 反映信号中新信息发生的可能性大小<sup>[16]</sup>。近似熵对预处理后 EEG 信号  $x(t)$  的处理步骤如下:

(1) 对  $N$  维原始信号时间序列为等时间间隔采样, 重构  $m$  维向量  $X(1), X(2), \dots, X(N-m+1)$ , 其中  $X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]$ 。

(2) 对于  $i = 1, 2, \dots, N-m+1$ , 统计满足以下满足条件的向量个数

$$C_i^m(r) = \frac{X(i) \text{ 的个数}}{N-m+1} \quad (9)$$

其中  $X(i)$  要满足的条件是  $d[X(i), X(j)] \leq r$ ,  $d[X, X^*] = \max_a |u(a) - u^*(a)|$ , 其中  $u(a)$  为向量  $X$  的元素,  $d$  表示两个向量  $X$  之间的距离,  $j$  的取值范围是  $1 \leq j \leq N-m+1$ ,  $j$  可以与  $i$  相等。

(3) 定义

$$\Phi^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log[C_i^m(r)] \quad (10)$$

(4) 则可将近似熵定义为

$$ApEn = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (11)$$

式中通常设置参数  $m=2$  或  $m=3$ ,  $m=3$  能更细致地重构系统的动态演化过程;  $r$  值主要取决于应用场合, 通常选择  $r = 0.2 * \text{std}(\text{std}$  为时间序的标准差)。

### 2.4 模糊熵

采用模糊熵作为非线性动力学特征之一, 模糊熵是于沐涵等<sup>[17]</sup>人针对提取熵值不连续问题而提出的一种改进算法, 在继承样本熵优点的同时, 减少对时间序列长度的依赖性。其因具有较好的连续性和鲁棒性, 可有效用于脑电时间序列的分析中。模糊熵对预处理后脑电信号  $x(t)$  的处理步骤如下:

(1) 给定的  $N$  维信号时间序列与近似熵相同, 定义相空间维数为  $m$  ( $m < N-2$ ) 和  $r$ , 重构相空间:  $X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] - u_0(i)$  (12)

(2) 引入模糊关系函数  $A(x)$ , 并计算

$$A_{ij}^m = \exp\left[-\ln(2) \times \left(\frac{d_{ij}^m}{r}\right)^2\right] \quad (13)$$

(3) 得到  $C_r^m(r)$  并定义

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_i^m(r) \quad (14)$$

(4) 则可将模糊熵定义为

$$\text{FuzzyEn} = \ln\Phi^m(r) - \ln\Phi^{m+1}(r) \quad (15)$$

### 2.5 样本熵

采用样本熵作为非线性动力学特征之一, 是 Richman 等<sup>[18]</sup>人基于样本熵是在近似熵的基础上改进而来的一种新的统计族, 它是一种衡量信号时间序列复杂度的算法<sup>[19]</sup>。样本熵对预处理后脑电信号  $x(t)$  的处理步骤如下:

(1) 前三步样本熵与近似熵均相同, 其中, 将近似熵中的  $C_i^m(r)$  改为  $B_i^m(r)$ , 将  $C_i^m(r)$  的分母  $N-m+1$ , 改为  $N-m$ , 且  $j \neq i$ 。

(2) 求  $B_i^m(r)$  对所有  $i$  的平均值, 为

$$B^m(r) = (N-m+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r) \quad (16)$$

(3) 令  $k = m+1$ , 重复样本熵的第一步和第二步, 可得

$$A^k(r) = (N-k+1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-k+1} A_i^k(r) \quad (17)$$

(4) 则可将样本熵定义为

$$\text{SampEn} = -\ln \frac{A^k(r)}{B^m(r)} \quad (18)$$

## 3 运动想象脑电信号的处理

### 3.1 预处理

脚部运动想象与中央的 Cz 区域相关, 其频率段为 7~8 Hz 和 20~24 Hz, 舌头运动想象与 C3、C4 较接近, 其频率段为 10~11 Hz。本研究通过相关的计算值贡献, 确定使用 24、25、28 (C3)、31 (Cz)、34 (C4)、41 共六个通道数据。采用 FIR 等波纹滤波器分别对包含 180 次的试验样本进行 7~30 Hz 带通滤波。本次试验选取每次 8 s 试验中的 4~7 s 数据进行研究是因为 3 s 以前的 EEG 信号与运动想象无关, 并且与受试者的反应时间发生重叠。左右手运动想象时预处理后的六个通道信号(见图 3)。

### 3.2 特征提取与融合

(1) 将每次试验的 6 个通道的原始数据经 EMD 分解, 以某次试验第一个通道的 EMD 分解情况为本次特征提取对象, 该通道的 IMF 的波形(见图 4a), 可明显看出能量主要集中在前三阶 IMF。因 EMD 具有完备性, 为避免出现特征维数过高的情况, 可将 EMD 分解后信号进行重构处理。该信号前三阶 IMF 正向重构后波形, 重构后的信号包含绝大部分有用脑电信号(见图 4b)。将得到的 6 维能量特征向量  $F_1 = [E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6]$  进行 Hilbert 变换, 得到时频谱和边际谱, 并计算边际谱熵, 得到每次样本的 6 维

边际谱熵特征向量  $F_2 = [S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6]$ 。Hilbert 谱对时间积分的 Hilbert 边际谱图(见图 5),

可明显看出每个频率点的累积幅值分布,较准确的反应了信号的实际频率成分。

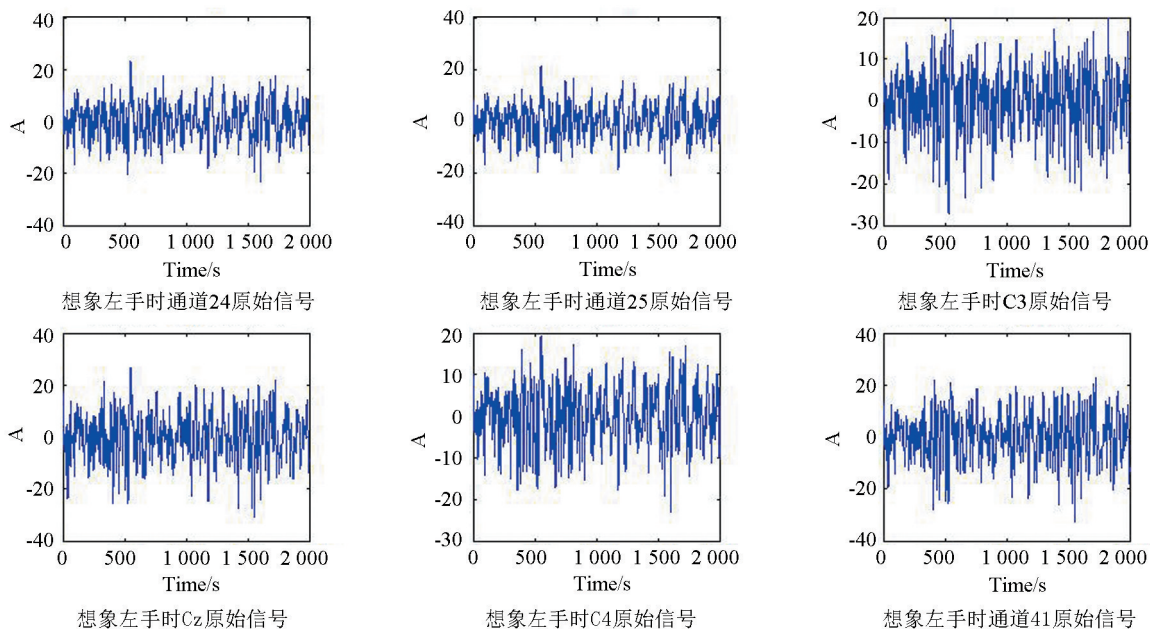
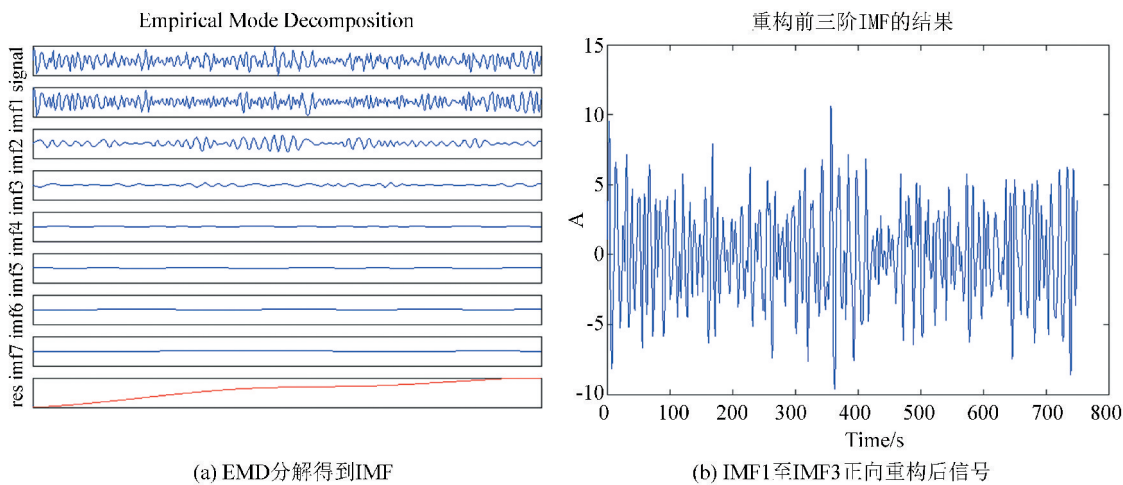


图 3 左手运动想象的预处理后信号

Fig.3 Preprocessed signal of left hand movement imagination



(a) EMD分解得到IMF

(b) IMF1至IMF3正向重构后信号

图 4 EMD 分解得到 IMF 和 IMF1 至 IMF3 正向重构后信号

Fig.4 EMD decomposition to IMF and IMF1 to IMF3 are forward reconstructed

(2)使用 OVO-CSP 算法提取多空域特征值,分别对“左手与右手”、“左手与舌头”、“左手与脚”、“右手与舌头”、“右手与脚”和“舌头与脚”6 个组合进行 CSP 处理,获得 48 维特征向量,即  $F_3 = [f_1, f_2, f_3, \dots, f_{48}]$ 。

(3)使用近似熵、模糊熵跟样本熵作为本研究的非线性动力学特征。三种算法中的嵌入维数  $m$  和相似容限值  $r$  的参数设分别设为 2 和 0.50,获得 3 维非线性动力学特征向量,即  $F_4 = [ApEn, FuEn, SamEn]$ 。180 次样本近似熵、模糊熵跟样本熵的对

比图(见图 6),可以看出蓝色的近似熵整体值偏低,绿色的模糊熵相对偏高,且同一熵值在不同样本之间的差异也较明显,证明将其作为特征向量是可行的。

时-频、空间域和非线性动力学特征向量融合成 63 维特征向量  $F$ ,高维特征向量由于容易出现“维数灾难”,且不利于后期分类器分类,故需要通过降维来剔除对分类贡献值较小的特征向量,本次试验把特征向量贡献率设置为 85.00%,将特征向量  $F$  经 PCA 降维得到 16 维新的特征向量。

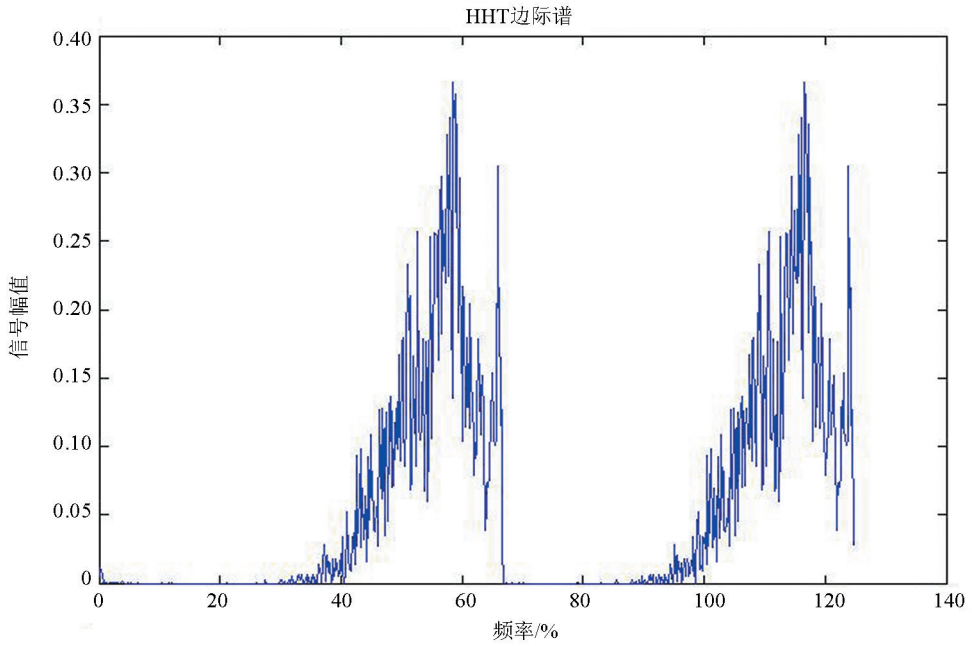


图 5 HHT 边际谱图  
Fig.5 HHT marginal spectrum

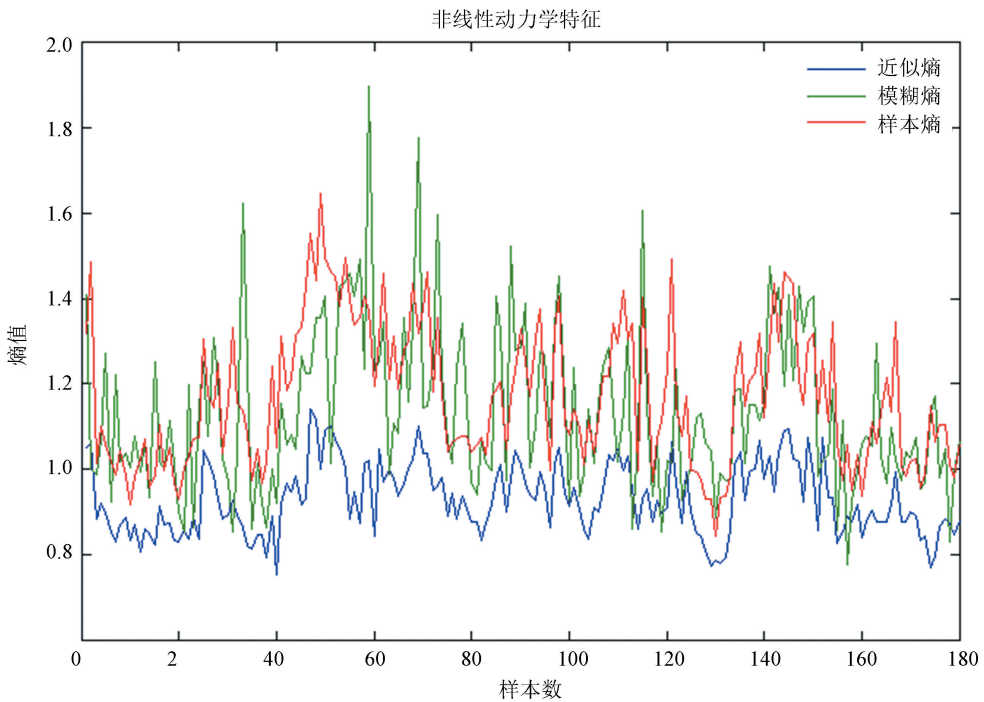


图 6 三种非线性动力学特征对比图  
Fig.6 Comparison of three nonlinear dynamics characteristics

#### 4 基于 SVM 的脑电信号分类识别

目前,运动想象识别分类主要采用 (Linear discriminant analysis, LDA) 线性判别分析和 SVM 两种方法<sup>[20]</sup>,有文献表明,基于参数寻优的 SVM 在单次运动想象识别分类中的效果较好<sup>[21]</sup>。本研究选

取了网格搜索算法 (Grid Search, GS)、遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)、粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 三种 SVM 寻优法进行对比研究。

基于 GS 寻优法得到的 GS-SVM 多分类参数选择结果等高线 (见图 7), 不同的惩戒因子 C 与核参数 g 组合得到不同的准确率, 当惩戒因子 C 为 2.00,

核参数  $g$  为 0.35 时可取得最大分类准确率为 81.70%。基于 GA 寻优法得到的 GA 参数寻优适应度曲线(见图 8a),从图中可以看出随着迭代次数的不断增大,适应度即分类准确率也在不断增加,最佳适应度在进化至 45 代后趋于稳定,当惩戒因子  $C$  约为 2.56、核参数  $g$  约为 0.29 时最优,可得最大分

类准确率为 91.70%。基于 PSO 寻优法得到的 PSO 参数寻优适应度曲线(见图 8b),从图中可以看出最佳适应度随着进化代数的不断增加而增加,在 36 代后趋于稳定,在进化至 200 代时迭代结束,当惩戒因子  $C$  约为 8.50、核参数  $g$  约为 24.45 时最优,可得到最大分类准确率为 93.00%。

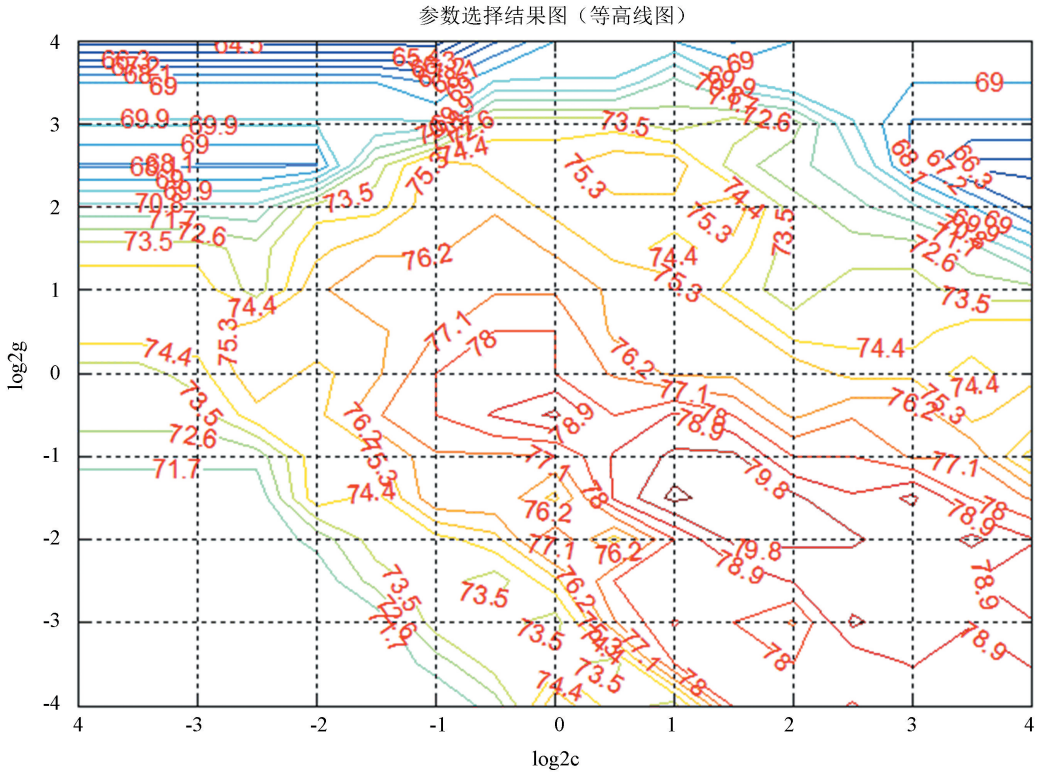


图 7 多分类 GS-SVM 参数选择结果(等高线图)

Fig.7 Multi-class GS-SVM parameter selection results (contour map)

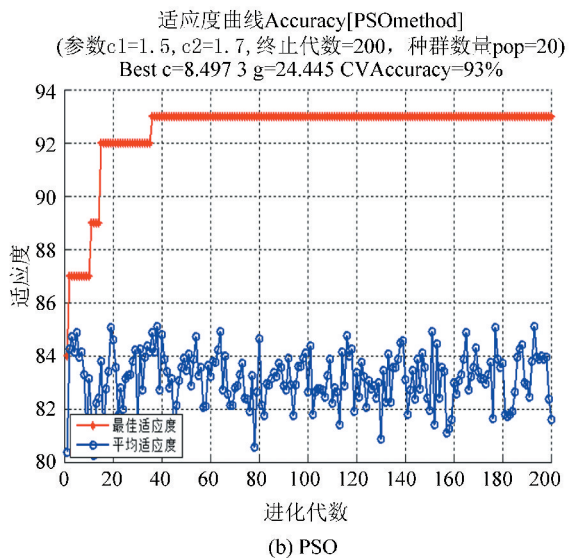
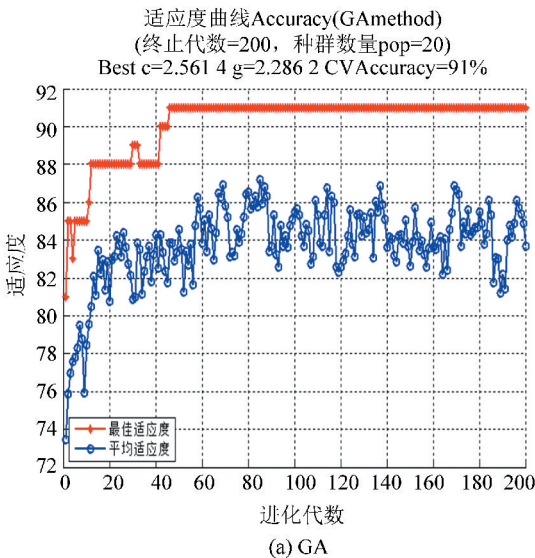


图 8 GA 参数寻优适应度曲线图和 PSO 参数寻优适应度曲线图

Fig.8 GA parameter optimization fitness curves and PSO parameter optimization fitness curve

将数据集中的 k6b、l1b 和 k3b 三个受试者数据经多特征提取融合后,分别送入 GS-SVM、GA-SVM、PSO-SVM 分类算法中识别分类。实验显示 PSO-SVM 的识别准确率最高,其最大分类准确率为 93.30%,故选取 PSO-SVM 为本研究的最终识别分类算法。三种参数寻优算法下的识别率对比情况(见表 1)。

表 1 三种参数寻优算法下的识别率

Table 1 Recognition rates of three parameter optimization algorithms %

受试者	k3b
GS-SVM	81.70
GA-SVM	91.70
PSO-SVM	93.30

表 2 不同特征的识别率对比

Table 2 Comparison of recognition rates of different features %

特征提取方法	识别率	特征提取方法	识别率
①	52.50	②+④	64.40
②	55.70	③+④	67.50
③	60.00	①+②+③	80.70
④	58.70	①+②+④	77.30
①+②	56.30	①+③+④	83.30
①+③	61.10	②+③+④	85.00
①+④	59.30	①+②+③+④	89.90
②+③	62.50	多特征融合	93.30

注:①表示 EMD 重构 IMF 能量;②表示 HHT 边际谱熵;③表示 OVO-CSP 特征;④表示三种非线性动力学特征

采用美国 Neuro Scan 公司的脑电信号采集系统进行运动想象脑电采集实验,共获得四名身体健康的受试者脑电数据,包括 2 名男生和 2 名女生,分别记作 A、B、C、D。实验一天内完成,将实验分两轮进行,每人每轮进行 100 次运动想象,其中想象左手拍篮球、右手拍篮球、舌头动、右脚踢足球各 25 次,构成四组各

## 5 结论与分析

为了验证本研究提出算法的有效性,一是以 BCI2005 Data set IIIa 的 k3b 数据集为例进行验证,二是通过运动想象脑电采集实验获得四名受试者数据进行验证。

对 k3b 数据使用 PSO-SVM 分别对单一特征、两两组合特征、三组合特征和四组合特征进行识别分类结果(见表 2),当四种特征结合时,识别率达到了 89.90%,但该特征向量维数过高,易造成“维数灾难”,而本研究采用的多特征融合方法,达到了 93.30%的准确率,明显高于其它 15 种方法,验证了将多特征融合与 PSO-SVM 结合作为多分类脑电信号识别的有效性。

200 次样本的数据集,选择 140 个样本为训练集,60 个样本为测试集。将四名受试者数据经多域特征融合处理后分别送入 OVO-SVM、GS-SVM、GA-SVM、PSO-SVM、ELM 不同分类器识别,实验结果可以看出基于多特征融合的 PSO-SVM 取得四名受试者平均识别率为 72.96%,在五种分类器中识别率最高(见图 9)。

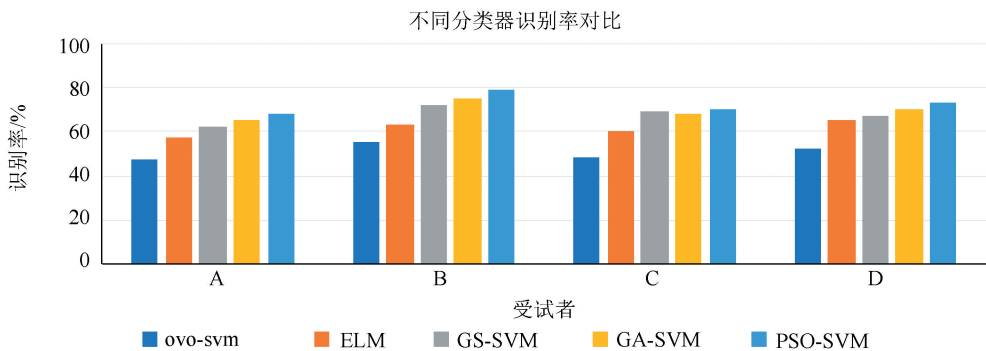


图 9 多分类数据使用不同分类器识别率对比图

Fig.9 Comparison of multi-class data using different classifier recognition rates



利用 EMD、HHT、OVO-CSP、近似熵、模糊熵和样本熵进行多域特征提取,获取 EEG 信号的时-频域、空间域和非线性动力学特征信息,后经 PCA 降维后,将多特征融合向量送入 PSO-SVM 算法中分类。利用国际标准数据集 BCI2005 Data set IIIa 提供的四分类脑电数据使用本文提出的算法,最终得到 93.30% 的识别率。通过两种具体方式验证了多特征融合及 PSO-SVM 分类算法的有效性,为便携式脑机接口提供了一种新思路。本研究不仅对非稳定、非线性类信号的分析研究具有一定的借鉴意义,而且对于脑电信号与其它多生理电信号融合研究也具有一定的参考价值,未来可增加诱发脑电的刺激种类,引入其他类型的信号,以获得多种待识别的模式。

## 参考文献(References)

- [1] NIJHOLT A, TAN D. Brain-Computer Interfacing for Intelligent Systems[J]. IEEE Intelligent Systems, 2008, 23(3): 72-79. DOI: 10.1109/mis.2008.41.
- [2] BELWAFI K, GHAFARI F, DJEMAL R, et al. A Hardware/Software Prototype of EEG-based BCI System for Home Device Control[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2017, 89(2): 263-279. DOI: 10.1007/s11265-016-1192-8.
- [3] TIMOFEI V, EUGENE C, GLEB U, et al. The control system based on extended BCI for a robotic wheelchair[J]. Procedia Computer Science, 2018, 123: 522-527. DOI: 10.1016/j.procs.2018.01.079.
- [4] 张桃, 杨帮华, 段凯文, 等. 基于运动想象脑机接口的手功能康复系统设计[J]. 中国康复理论与实践, 2017, 23(1): 4-9. DOI: 10.3969/j.issn.1006-9771.2017.01.002.
- ZHANG Tao, YANG Banghua, DUAN Kaiwen, et al. Design of hand function rehabilitation system based on motor imagining brain-computer interface[J]. Chinese Rehabilitation Theory and Practice, 2017, 23(1): 4-9. DOI: 10.3969/j.issn.1006-9771.2017.01.002.
- [5] TNATALIYA K, FRANCK T B, NICOLAS B, et al. Feasibility of BCI control in a realistic smart home environment[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2016, 10: 416. DOI: 10.3389/fnhum.2016.00416.
- [6] SREEJA S R, SAMANTA D. Classification of multiclass motor imagery EEG signal using sparsity approach[J]. Neurocomputing, 2019, (368): 133-145. DOI: 10.1016/j.neucom.2019.08.037.
- [7] 陆振宇, 陆旭峰, 杨瑞洪, 等. 基于多特征融合的运动想象脑电信号分类研究[J]. 现代计算机, 2019, 639(3): 5-9. DOI: cnki:sun:xdjs.0219-03-002.
- LU Zhenyu, LU Xufeng, YANG Ruihong, et al. Classification of motor imagery EEG signals based on multi-feature fusion[J]. Modern Computer, 2019, 639(3): 5-9. DOI: cnki:sun:xdjs.0219-03-002.
- [8] HA K W, JEONG J W. Motor imagery EEG classification using capsule networks[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2019, 19(13): 2854. DOI: 10.3390/s19132854.
- [9] 邹晓红, 张轶勃, 孙延贞. 基于局部均值分解和多尺度熵的运动想象脑电信号特征提取方法[J]. 高技术通讯, 2018, 28(1): 22-28. DOI: CNKI:SUN:GJSX.0.2018-01-005.
- ZOU Xiaohong, ZHANG Yibo, SUN Yanzhen. Feature extraction method for electroencephalogram signals of motor imagination based on local mean decomposition and multi-scale entropy[J]. High-tech Communication, 2018, 28(1): 22-28. DOI: CNKI:SUN:GJSX.0.2018-01-005.
- [10] SHARABATY H, JAMMES B, ESTEVE D. EEG Analysis using HHT: One step toward automatic drowsiness scoring[C]//Proceedings of International Conference on Advanced Information Networking & Applications Okinawa: IEEE Computer Society, 2008: 1-25. DOI: 10.1109/WAINA.2008.271.
- [11] 孙会文, 伏云发. 基于 HHT 运动想象脑电模式识别研究[J]. 自动化学报, 2015, 41(9): 1686-1692. DOI: CNKI:SUN:MOTO.0.2015-09-015.
- SUN Huiwen, FU Yunfa. Research on EEG pattern recognition based on HHT motor imaging[J]. Journal of Automation, 2015, 41(9): 1686-1692. DOI: 10.16383/j.aas.2015.c150007.
- [12] JI Na, MA Liang, DONG Hui, et al. EEG signals feature extraction based on DWT and EMD combined with approximate entropy[J]. Brain Sciences, 2019, 9(8): 201. DOI: 10.3390/brainsci9080201.
- [13] FU Kai, QU Jianfeng, CHAI Yi, et al. Classification of seizure based on the time-frequency image of EEG signals using HHT and SVM[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 13: 15-22. DOI: 10.1016/j.bspc.2014.03.007.
- [14] 陈魁. CSP 算法在多任务下的扩展及在脑-机接口中的应用[D]. 南昌: 南昌大学, 2010. DOI: CNKI:CDMD:2.1011.048614.
- CHEN Kui. Extension of CSP algorithm in multitasking and application in brain-computer interface[D]. Nanchang: Nanchang University, 2010. DOI: CNKI:CDMD:2.1011.048614.
- [15] LIN Bin, ZHANG Wenliang, HANG Xuejun. Feature extraction of motion imagination EEG based on S transform and CSP[C]//Proceedings of 2018 37th Chinese Control Conference(CCC) Wukan: TCCT, 2018: 990-993.
- [16] 李营, 陈帅, 王丽. 基于近似熵和样本熵的思维脑电信号分析对比[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),

- 2013, 30(6):44-47. DOI: 10.16640/j.cnki.37-1222/t.2017.07.262.
- LI Ying, CHEN Shuai, WANG Li. Analysis and comparison of thinking EEG signals based on approximate entropy and sample entropy [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2013, 30(6):44-47. DOI: 10.16640/j.cnki.37-1222/t.2017.07.262.
- [17] 于沐涵, 陈峰. 基于 HCSP 和模糊熵的脑电信号分类 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(2): 557-562. DOI: 10.16208/j.jssn1000-7024.2018.02.047.
- YU Muhan, CHEN Feng. Classification of EEG signals based on HCSP and fuzzy entropy [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(2): 557-562. DOI: 10.16208/j.jssn1000-7024.2018.02.047.
- [18] 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): 2039-2049. DOI: 10.1152/ajpheart.2000.278.6.H2039.
- [19] 马满振. 基于样本熵的运动想象脑电信号特征提取与分类方法 [J]. 山东工业技术, 2017, (7): 289-291. DOI: 10.16640/j.cnki.37-1222/t.2017.07.262.
- MA Manzhen. Feature extraction and classification method of motor imaging EEG signals based on sample entropy [J]. Shandong Industrial Technology, 2017, (7): 289-291. DOI: 10.16640/j.cnki.37-1222/t.2017.07.262.
- [20] 李松, 伏云发, 陈健, 等. 五种 SVM 参数寻优识别运动想象脑电比较研究 [J]. 传感器与微系统, 2017, 36(4): 42-50. DOI: 10.13873/J.1000-9787(2017)04-0042-04.
- LI Song, FU Yunfa, CHEN Jian, et al. Comparative study of five SVM parameters for optimal recognition of motor imaging EEG [J]. Sensors and microsystems, 2017, 36(4): 42-50. DOI: 10.13873/J.1000-9787(2017)04-0042-04.
- [21] SUN Huiwen, FU Yunfa, XIONG Xin, et al. Identification of EEG induced by motor imagery based on Hilbert-Huang transform [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(9): 1686-1692. DOI: 10.16383/j.aas.2015.cl50007.

[责任编辑: 吴永英]