



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102940490 A

(43) 申请公布日 2013. 02. 27

(21) 申请号 201210434254. 5

(22) 申请日 2012. 10. 19

(71) 申请人 西安电子科技大学
地址 710071 陕西省西安市太白南路 2 号

(72) 发明人 刘鹏 何嘉全 朱孟波 赵瑞霞
胡凯 朱振营 秦伟

(74) 专利代理机构 陕西电子工业专利中心
61205

代理人 田文英 王品华

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006. 01)

G06K 9/62(2006. 01)

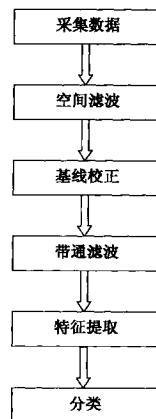
权利要求书 2 页 说明书 4 页 附图 2 页

(54) 发明名称

基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法。该方法解决了运动想象脑电信号在实际应用环境中可能出现信噪比低从而导致分类正确率低和不稳定的问题。本发明具体步骤包括:(1) 采集数据;(2) 空间滤波;(3) 基线校正;(4) 带通滤波;(5) 特征提取;(6) 分类。本发明具有能够有效保证稳定的脑电信号分类正确率、有效的提供更好实时性的优点。



1. 基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,具体步骤如下:

(1) 采集数据:

脑电信号采集系统通过受试者佩戴的电极帽,采集受试者想象单侧手指运动时的电极帽中多个电极的脑电信号;

(2) 空间滤波:

采用共同平均参考的方法,对采集到的多个电极的脑电信号进行处理,得到共同平均参考后的脑电信号;

(3) 基线校正:

将共同平均参考后的脑电信号减去基线,得到基线校正后的脑电信号;

(4) 带通滤波:

利用有限脉冲响应滤波器,对基线校正后的脑电信号进行带通滤波,得到特定频带的子信号,重复执行带通滤波,得到两个不同频带的子信号;

(5) 特征提取:

对两个不同频带的子信号在不同尺度下进行粗粒化处理,对粗粒化处理得到的粗粒化序列进行样本熵估计,将两个不同频带、不同尺度下得到的样本熵估计值组成特征向量;

(6) 分类:

利用朴素贝叶斯分类器,对得到的特征向量进行分类,采取交叉验证方法对分类结果进行验证,得到分类正确率。

2. 根据权利要求 1 所述的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:步骤 (2) 中所述共同平均参考方法如下:

第一步:对步骤 (1) 得到的每个电极的脑电信号的所有样本点取均值,得到每个电极的均值;

第二步:将第一步得到的每个电极的均值求和再除以电极数目,得到总体样本点的均值;

第三步:将所有电极的脑电信号的每个样本点分别减去总体样本点的均值。

3. 根据权利要求 1 所述的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:步骤 (3) 所述的基线为受试者想象单侧手指运动之前的 200ms 脑电信号。

4. 根据权利要求 1 所述的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:步骤 (4) 所述的不同频带的子信号包括 8-13Hz 的子信号以及 18-26Hz 子信号。

5. 根据权利要求 1 所述的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:步骤 (5) 中所述不同的尺度是指尺度的数量不少于 3 个,且相互不重复。

6. 根据权利要求 1 所述的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:步骤 (5) 中所述的粗粒化的具体步骤是:

第一步:按照下式计算粗粒化样本点;

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_i^{\tau} x_i$$

其中, $y_j^{(\tau)}$ 为粗粒化样本点; τ 为尺度的值; j 为粗粒化样本点的序号,代表第 j 个粗粒

化样本点,其范围是 $1 \leq j \leq N \setminus \tau$; N 为子信号的样本点总数; i 为子信号的第 i 个样本点,其范围是 $1 \leq i \leq N$,其初值为 $(j-1) \tau + 1$; x_i 为子信号的样本点;

第二步:按照粗粒化样本点的序号从小到大的顺序,将得到的粗粒化样本点构建成粗粒化序列。

7. 根据权利要求 1 所述的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法,其特征在于:步骤 (5) 中信号的样本熵估计方法如下;

第一步:按照下式将粗粒化序列的样本点组成一个矢量组:

$$u_m(p) = \{y_p, y_{p+1}, \dots, y_{p+m-1}\}$$

其中: $u_m(p)$ 为一个 m 维的矢量组; m 为矢量组的维数; p 为粗粒化序列的第 p 个样本点,其范围是 $1 \leq p \leq N-m$; N 为粗粒化序列的样本点总数; y_p 为粗粒化序列的样本点;

第二步:按照下式计算两个 m 维矢量组之间的距离:

$$d = \max \{|y(k+a) - y(1+a)|\}$$

其中: d 为两个 m 维矢量组之间的距离; m 为矢量组的维数; $\max \{ \}$ 为求最大值的函数; $y(k+a)$ 为矢量组 $u_m(k)$ 中第 a 个元素; $y(1+a)$ 为矢量组 $u_m(1)$ 中第 a 个元素; $u_m(k)$ 为第 k 个矢量组; $u_m(1)$ 为第 1 个矢量组, k 和 1 互不相等;

第三步:设定阈值 r , $r = 0.15 \times SD$,其中 SD 为子信号的标准方差,统计距离 d 小于阈值 r 的矢量组的数目并记为模板匹配数,计算模板匹配数与距离总个数的比值;

第四步:按照下式求模板匹配数与距离总个数的比值对矢量组总数的平均值

$$B^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{c=1}^{N-m} B_r^m(c)$$

其中: $B^m(r)$ 为模板匹配总数与距离总个数的比值对矢量组总数的平均值; r 为阈值; m 为矢量组的维数; N 为粗粒化序列的样本点总数; $B_r^m(c)$ 为模板匹配数与其距离总个数的比值; c 为第 c 个模板匹配数与距离总个数的比值,其范围是 $1 \leq c \leq N-m$;

第五步:增大维数 m 重复第一步、第二步、第三步、第四步,得到 $m+1$ 维的模板匹配数与距离总个数的比值对矢量组总数的平均值 $B^{m+1}(r)$;

第六步:根据下式计算熵估计值:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]$$

其中: $\text{SampEn}(m, r, N)$ 为熵估计值的表达式; m 为矢量组的维数; r 为阈值; N 为粗粒化序列的样本点总数; $\ln()$ 为对数函数; $B^{m+1}(r)$ 为 $m+1$ 维的模板匹配数与距离总数的比值; $B^m(r)$ 为 m 维的模板匹配数与距离总数的比值。

8. 根据权利要求 1 所述的运动想象脑电信号特征的提取方法,其特征在于:步骤 (7) 中所述的交叉验证方法是指,选择步骤 (6) 得到的任意一个脑电信号的特征向量作为测试数据,其余脑电信号的特征向量作为训练数据;分类器利用训练数据建立分类模型,将测试数据代入分类模型得到分类类别,比较分类类别与实际任务类别,得到正确分类或错误分类的结果;依次将每个脑电信号的特征向量作为一次测试数据,统计所有测试数据的分类结果,得到分类正确率。

基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法

技术领域

[0001] 本发明属于信息技术领域,更一步涉及在生命科学领域中应用脑-机接口(Brain-Computer Interface, BCI)系统的基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征提取方法。本发明用于对运动想象脑电信号特征的提取,通过分类器对特征进行分类,实现单侧手指运动想象的判别,最终可应用于轮椅、鼠标等运动想象 BCI 在线系统,从而提高有缺陷人士与外界的交流能力。

背景技术

[0002] 在准备和执行单侧手指运动想象时,人们大脑皮层的功能性连接发生改变,从而导致其对侧大脑运动感觉区 mu 和 beta 节律的脑电信号能量减弱,而其同侧大脑运动感觉区 mu 和 beta 节律的脑电信号能量增强。这种想象单侧手指运动时特定脑区特定频率脑电信号的能量变化,被称为事件相关去同步现象。该现象是判别左右手指运动想象脑电信号最根本的特征。因此,通过受试者运动想象时脑电信号的分析,判别受试者运动想象的方向,从而实现对外界装置的控制。

[0003] 北京工业大学拥有的专利技术“想象单侧肢体运动的脑电特征的提取方法”(申请号 200810056839.1,申请日 2008.01.25,授权号 CN101219048B,授权日 2010.06.23)中提出一种想象单侧肢体运动的脑电特征的提取方法。该专利技术将共同空间模式(Common Spatial Pattern, CSP)方法和线性判别分析(FDA)相结合,降低了输入矢量的维数,提高了分类器的推广性,在一定程度上提高了分类正确率。共同空间模式方法对于信噪比高的运动想象脑电信号的分类虽然能获得很好的正确率,但是该专利技术仍然存在的不足是,在实际应用中,通常不具备实验室较为理想的数据采集环境,所以实际应用采集的运动想象脑电信号往往与实验室采集的数据相比包含大量噪声,信噪比低。用共同空间模式方法分析处理实际应用采集的运动想象脑电信号的正确率不高,稳定性差,算法运算量大,不利于实际应用的推广。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于克服上述已有脑电信号特征提取方法的不足,提出一种基于非线性动力学的运动想象脑电信号特征的提取方法。该方法充分考虑运动想象时脑电信号在实际环境中信噪比低的特征,保证了一定分类正确率。

[0005] 实现本发明方法的主要思路是:将采集的多通道脑电信号做空间滤波、基线校正、带通滤波处理,用非线性动力学的多尺度熵方法提取脑电信号特征向量;利用朴素贝叶斯分类器分类,采取交叉验证方法,得到分类正确率。

[0006] 根据上述主要思路,本发明方法的具体步骤如下:

[0007] (1) 采集数据:

[0008] 脑电信号采集系统通过受试者佩戴的电极帽,采集受试者想象单侧手指运动的脑电信号,受试者手指不能有实际上的动作。

[0009] (2) 空间滤波：

[0010] 采用共同平均参考的方法，将受试者电极帽上每个电极采集的脑电信号减去所有电极采集的脑电信号的均值，得到共同平均参考后的脑电信号。

[0011] (3) 基线校正：

[0012] 将共同平均参考后的脑电信号减去基线，得到基线校正后的脑电信号。

[0013] (4) 带通滤波：

[0014] 利用有限脉冲响应滤波器，对基线校正后的脑电信号进行带通滤波，得到不同频带的子信号。

[0015] (5) 特征提取：

[0016] 对所有不同频带的子信号在不同的尺度下进行粗粒化处理，对经过粗粒化之后的所有子信号进行样本熵估计，将所有得到的样本熵估计值组成特征向量。

[0017] (6) 分类：

[0018] 利用朴素贝叶斯分类器，对得到的特征向量进行分类，采取交叉验证方法对分类结果进行验证，得到分类正确率。

[0019] 本发明与现有技术相比具有如下优点：

[0020] 第一，本发明由于考虑了运动想象时脑电信号在实际环境中信噪比低的情况，利用多尺度熵作为特征向量，克服了现有技术中要求运动想象脑电信号信噪比高的、稳定性差的不足，使得本发明具有能够有效保证稳定的脑电信号分类正确率的优点。

[0021] 第二，本发明由于考虑了运动想象时脑电信号处理的实时性，利用多尺度熵作为特征向量，算法运算量小，克服了现有技术中算法运算量大的问题，使得本发明具有能够有效提供更好实时性的优点。

附图说明

[0022] 图 1 为本发明的流程图；

[0023] 图 2 为本发明采集数据步骤中屏幕提示符示意图；

[0024] 图 3 为本发明采集数据步骤的示意图。

具体实施方式

[0025] 下面结合附图 1 对本发明做进一步的描述。

[0026] 步骤 1，采集数据：

[0027] 脑电信号采集系统通过受试者佩戴的电极帽，采集想象单侧手指运动的脑电信号。脑电信号由佩戴在受试者头上的电极帽获取，并通过脑电放大器放大以及模 / 数转换器转换，输入计算机，以信号电压幅值的形式存储并显示。

[0028] 受试者佩戴电极帽，坐在椅子上平视距其 1m 左右的显示器。脑电信号采集系统的采样频率为 250Hz，测试电极分别为 C3 和 C4，脑电信号的波动值域为 $\pm 100 \mu V$ 。

[0029] 在本发明采集数据步骤中需要给受试者运动想象提示，具体的提示种类参照图 2。在图 2 中显示器的提示符有三种，显示器中标有十字叉的代表准备提示，显示器中标有向左的箭头代表想象左手运动提示，向右的箭头代表想象右手运动提示。

[0030] 在本发明采集数据实施例中图 2 所示的运动想象提示按设定的时间次序出现，

参考图 3。在图 3 中开始 0 秒至 3 秒时屏幕出现准备提示,并在第 2 秒出现短暂的提示音 (1kHz, 70ms)。随后,屏幕出现想象左手运动提示或想象右手提示,并持续 1.25 秒。在第 4 秒,受试者开始想象相应的手指运动,并持续 3 秒。每次实施例后休息 1.5 秒至 2.5 秒。左右手指运动想象实验各 120 次,顺序上随机排列。步骤 2,空间滤波:

[0031] 采用共同平均参考的方法,对得到的脑电信号计算每个电极信号所有样本点的均值,将所有电极脑电信号的样本点的均值做平均得到总体样本点的均值,将所有脑电信号的每个样本点减去总体样本点的均值,从而得到共同平均参考之后的脑电信号。

[0032] 步骤 3,基线校正:

[0033] 以受试者想象单侧手指运动之前的 200ms 脑电信号为基线,将共同平均参考空间滤波后的脑电信号减去基线,得到基线校正后的脑电信号。

[0034] 步骤 4,带通滤波:

[0035] 利用有限脉冲响应滤波器,对基线校正后的脑电信号进行带通滤波,得到特定频带的子信号,重复执行带通滤波,得到频带为 8-13Hz 的子信号和 18-26Hz 子信号。

[0036] 步骤 5,特征提取:

[0037] 对采集的多个电极中的 C3 和 C4 电极,分别通过步骤 4 的带通滤波,得到两个电极、两个频带的 4 个子信号。将这 4 个子信号分别在尺度 1、尺度 2、尺度 3 下进行粗粒化处理,得到 12 个粗粒化序列。本发明实施例中,尺度 1 的数值取 1,尺度 2 的数值取 2,尺度 3 的数值取 3。对得到的 12 个粗粒化序列分别计算在阈值 $r = 0.15 \times SD$ 下的样本熵,其中 SD 为求样本熵的信号的标准差,在本发明的实施例中先通过 matlab 中的 var 函数取得信号的方差,将方差开平方得到该标准差。将得到的样本熵作为特征值,从而得到 12 个特征值,将这 12 个特征值组成一个特征向量。

[0038] 对两个不同电极、两个不同频带的子信号在不同尺度下进行粗粒化处理的具体步骤是:

[0039] 第一步:按照下式计算粗粒化样本点:

$$[0040] \quad y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_i^{j\tau} x_i$$

[0041] 其中, $y_j^{(\tau)}$ 为粗粒化样本点; τ 为尺度的值; j 为粗粒化样本点下标,代表第 j 个粗粒化样本点,其范围是 $1 \leq j \leq N \setminus \tau$; N 为子信号的样本点总数; i 为子信号的第 i 个样本点,其范围是 $1 \leq i \leq N$,其初值为 $(j-1)\tau + 1$; x_i 为子信号的样本点;

[0042] 第二步:按照粗粒化样本点下标从小到大的顺序,将得到的粗粒化样本点构建成粗粒化序列。

[0043] 对粗粒化处理得到的粗粒化序列进行样本熵估计方法如下:

[0044] 第一步:按照下式将粗粒化序列的样本点组成一个 m 维矢量组:

$$[0045] \quad u_m(p) = \{y_p, y_{p+1}, \dots, y_{p+m-1}\}, 1 \leq p \leq N-m$$

[0046] 其中: $u_m(p)$ 为一个 m 维的矢量组; m 为矢量组的维数; p 为粗粒化序列的第 p 个样本点,其范围是 $1 \leq p \leq N-m$; N 为粗粒化序列的样本点总数; y_p 为粗粒化序列的样本点;

[0047] 第二步:按照下式计算两个 m 维矢量组之间的距离:

$$[0048] \quad d = \max \{ |y(k+a) - y(1+a)| : 0 \leq a \leq m-1, k \neq 1 \}$$

[0049] 其中 : d 为两个 m 维向量组之间的距离 ; m 为向量组的维数 ; $\max \{ \}$ 为求最大值
 [0050] 值的函数 ; $y(k+a)$ 为向量组 $u_m(k)$ 中第 a 个元素 ; $y(1+a)$ 为向量组 $u_m(1)$ 中第 a 个
 [0051] 元素 ; $u_m(k)$ 为第 k 个向量组 ; $u_m(1)$ 为第 1 个向量组 ;

[0052] 第三步 :根据阈值 r , 对每个 $p \leq N-m$ 的值, 统计距离 d 小于阈值 r 的数目 (称为
 [0053] 模板匹配数) 及此数目与距离总数 $N-m-1$ 的比值, 该比值记作

$$[0054] \quad \mathbf{B}_r^m(\mathbf{c}) = \mathbf{N}^m(\mathbf{p}) / (\mathbf{N} - \mathbf{m} - 1)$$

[0055] 其中 : $\mathbf{B}_r^m(\mathbf{c})$ 为模板匹配数与其距离总个数的比值 ; c 为第 c 个模板匹配数与距离
 总个数的比值, 其范围是 $1 \leq c \leq N-m$; N 为粗粒化序列的样本点总数 ; m 为向量组的维数 ;
 $\mathbf{N}^m(\mathbf{p})$ 为模板匹配数 ; p 为第 p 个向量组 ;

[0056] 第四步 :按照下式求模板匹配数与距离总个数的比值对向量组总数的平均值

$$[0057] \quad \mathbf{B}^m(\mathbf{r}) = (\mathbf{N} - \mathbf{m})^{-1} \sum_{c=1}^{\mathbf{N}-\mathbf{m}} \mathbf{B}_r^m(\mathbf{c})$$

[0058] 其中 : $\mathbf{B}^m(\mathbf{r})$ 为模板匹配总数与距离总个数的比值对向量组总数的平均值 ; r 为阈
 值 ; m 为向量组的维数 ; N 为粗粒化序列的样本点总数 ; $\mathbf{B}_r^m(\mathbf{c})$ 为模板匹配数与其距离总个
 数的比值 ; c 为第 c 个模板匹配数与距离总个数的比值, 其范围是 $1 \leq c \leq N-m$;

[0059] 第五步 :增大维数 m 重复第一步、第二步、第三步、第四步, 得到 $m+1$ 维的模板匹配
 数与距离总个数的比值对向量组总数的平均值 $\mathbf{B}^{m+1}(\mathbf{r})$;

$$[0060] \quad \mathbf{B}^{m+1}(\mathbf{r}) = (\mathbf{N} - \mathbf{m})^{-1} \sum_{i=1}^{\mathbf{N}-\mathbf{m}} \mathbf{B}_r^{m+1}(\mathbf{c})$$

[0061] 其中 : $\mathbf{B}^{m+1}(\mathbf{r})$ 为模板匹配总数与距离总个数的比值对向量组总数的平均值 ; r 为
 阈值 ; m 为向量组的维数 ; N 为粗粒化序列的样本点总数 ; $\mathbf{B}_r^{m+1}(\mathbf{c})$ 为模板匹配数与其距离
 总个数的比值 ; c 为第 c 个模板匹配数与距离总个数的比值, 其范围是 $1 \leq c \leq N-m$;

[0062] 第六步 :熵估计值为

$$[0063] \quad \text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[\mathbf{B}^{m+1}(\mathbf{r}) / \mathbf{B}^m(\mathbf{r})]$$

[0064] 其中 : $\text{SampEn}(m, r, N)$ 为熵估计值的表达式 ; m 为向量组的维数 ; r 为阈值 ; N 为粗
 粒化序列的样本点总数 ; $\ln()$ 为对数函数 ; $\mathbf{B}^{m+1}(\mathbf{r})$ 为 $m+1$ 维的模板匹配数与距离总数的比
 值 ; $\mathbf{B}^m(\mathbf{r})$ 为 m 维的模板匹配数与距离总数的比值。

[0065] 步骤 6, 特征分类 :

[0066] 利用朴素贝叶斯分类器, 对特征向量分类, 采取交叉验证方法, 对分类结果进行交
 叉验证, 从而得到分类正确率。

[0067] 选择步骤 5 得到的任意一个脑电信号的特征向量作为测试数据, 其余脑电信号的
 特征向量作为训练数据 ;朴素贝叶斯分类器利用训练数据建立分类模型, 将测试数据代入
 分类模型得到分类类别, 比较分类类别与实际任务类别, 得到正确分类或错误分类的结果 ;
 依次将每个脑电信号的特征向量作为一次测试数据, 统计所有测试数据的分类结果, 得到
 分类正确率。

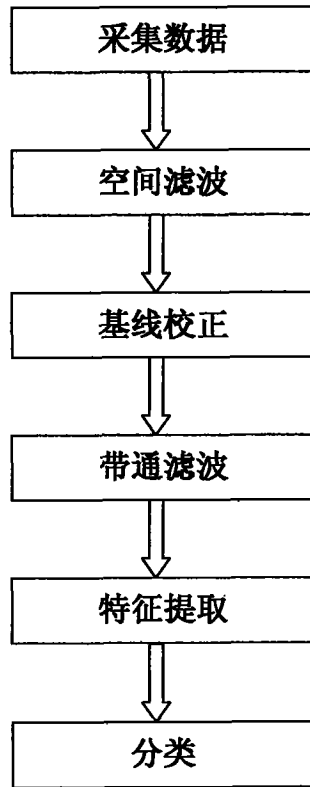


图 1

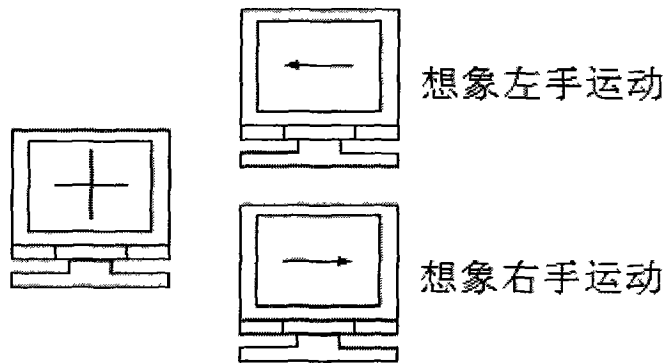


图 2

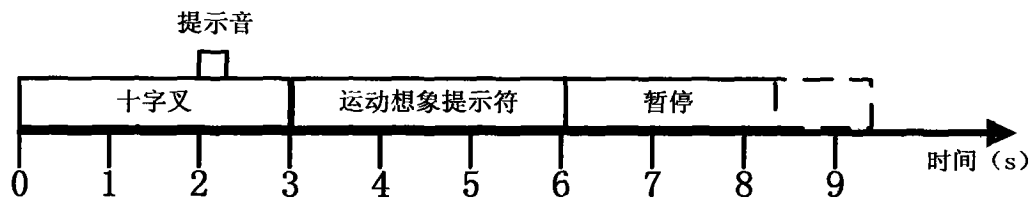


图 3