



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111067517 A

(43)申请公布日 2020.04.28

(21)申请号 201911330348.6

(22)申请日 2019.12.20

(71)申请人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路92号

(72)发明人 明东 王坤 徐立超 王仲朋

陈龙

(74)专利代理机构 天津市北洋有限责任专利代

理事务所 12201

代理人 李林娟

(51) Int. Cl.

A61B 5/0484(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

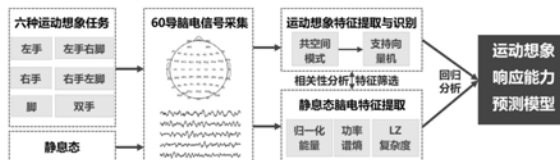
权利要求书1页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,包括:对采集的EEG数据经过预处理、数据分割,提取MI任务的共空间模式特征;利用支持向量机建立多分类识别模型,通过十折交叉验证计算分类正确率,分类正确率表征MI响应能力;分别提取开目静息各导联EEG在8~13Hz频带(alpha频带)的归一化能量、功率谱熵与Lempel-Ziv复杂度;计算上述静息态EEG特征与MI响应能力的相关性,筛选最优特征用于建立分类模型与回归预测模型;基于分类模型与回归预测模型对运动想象响应能力进行筛选,不仅可以筛选“BCI盲”,避免其无效的训练过程,而且能够提前预测被试的MI响应能力并为其制定相匹配的训练方案,进而优化实验训练流程,最终降低用户操作BCI的错误率。



1. 一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,其特征在于,所述方法包括:

对采集的EEG数据经过预处理、数据分割,提取MI任务的共空间模式特征;

利用支持向量机建立多分类识别模型,通过十折交叉验证计算分类正确率;

分别提取开目静息各导联EEG在8~13Hz频带即alpha频带的归一化能量、功率谱熵与Lempel-Ziv复杂度;

计算上述静息态EEG特征与MI响应能力的相关性,筛选最优特征用于建立分类模型与回归预测模型;

基于分类模型与回归预测模型对运动想象响应能力进行筛选,可筛除“BCI盲”,避免无效的训练过程,还用于提前预测用户的MI响应能力并为其制定相匹配的训练方案,优化实验训练流程,降低用户操作BCI的错误率。

2. 根据权利要求1所述的一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,其特征在于,所述Lempel-Ziv复杂度具体为:

将所分析EEG信号时间序列的中值设定为阈值,序列中大于阈值的时间点为1,小于阈值的时间点为0;定义二值化后的时间序列为 $S(S_1, S_2, S_3, \dots, S_n)$, n 为样本的时间序列长度;

遍历时间序列点,对 $C(n)$ 进行更新,时间序列每出现一次新的子序列, $C(n)$ 值加1;

对最终的 $C(n)$ 进行归一化处理,对于足够长的随机二进制序列,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} C(n) = \frac{n}{\log_2 n}$$

最终的LZC为:

$$LZC = \frac{C(n)}{n / \log_2 n}$$

利用上述公式分别计算得到开目静息EEG在alpha频带的Lempel-Ziv复杂度。

3. 根据权利要求1所述的一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,其特征在于,所述最优特征为:

选择归一化能量特征、功率谱熵特征、Lempel-Ziv复杂度特征中相关系数最大的导联特征作为下一步回归分析所用的特征,得到3维特征。

4. 根据权利要求1所述的一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,其特征在于,分类模型与回归预测模型具体为:

上述3维静息态特征作为自变量 x_1, x_2, x_3 , MI的响应能力作为因变量 y 构建多元回归模型,将每个自变量的最高阶次设置为2;

令 $z_1 = x_1, z_2 = x_2, z_3 = x_3, z_4 = x_1^2, z_5 = x_2^2, z_6 = x_3^2, z_7 = x_1x_2, z_8 = x_1x_3, z_9 = x_2x_3$, 则基于静息态alpha脑电特征的运动想象响应能力预测模型表示为:

$$y = b_0 + b_1z_1 + b_2z_2 + b_3z_3 + b_4z_4 + b_5z_5 + b_6z_6 + b_7z_7 + b_8z_8 + b_9z_9$$

在上式中,系数 b 根据实验数据拟合得到。

基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法

技术领域

[0001] 本发明涉及运动想象脑-机接口领域,尤其涉及一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法。

背景技术

[0002] 脑-机接口(Brain-Computer Interface,BCI)是一种不依赖于大脑外围神经与肌肉正常输出通道的通讯控制系统。运动想象BCI(Motor Imagery based BCI,MI-BCI)是一种典型的主动式BCI,受试者通过想象身体某部位运动(如想象左右手、腿或舌部动作)诱发大脑产生不同模式的脑电(Electroencephalography,EEG)信号,再检测和识别所产生EEG信号的模式特征,将人的运动思维转化为相应的模式输出指令以控制指定外部设备执行预定工作任务。由于MI-BCI在临床康复、运动增强等领域具有广泛的应用前景而得到了研究者的关注。但相比于操控其它范式的BCI,大部分用户需要接受一定时间的训练方可熟练操作MI-BCI。虽然近些年硬件信号采集技术与软件信号解码算法日益更新,通过比较已有研究结果发现,在MI-BCI实验中,由于被试MI响应能力具有较大的个体差异性,即使在相同的EEG信号采集、特征提取与模式识别算法条件下,EEG特征识别结果仍存在较大的个体差异性。并且,在日常的实验中,我们常发现一些被试即使经过训练,也难以成功地诱发运动相关EEG典型特征,通常,将这些被试称之为“BCI盲”。研究表明,约有20%的被试不能成功诱发典型EEG特征,从而无法有效使用BCI。

[0003] 有文献报道,被试静息态的神经活动与其MI响应能力存在相关性。由于BCI中最常用的电生理信号为头皮EEG,因此寻找静息态EEG中所包含与使用者MI响应水平相关的个体信息特征,不仅可以筛除“BCI盲”,避免其无效的训练过程,还可对不同MI响应能力的被试制定相匹配的训练方案,进而优化实验训练流程,同时还有助于探究MI响应水平个体差异性存在的深层次原因,从而具有重要的研究价值。

发明内容

[0004] 本发明提供了一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,用于MI-BCI用户的MI响应能力的预测与筛选,详见下文描述:

[0005] 一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,所述方法包括:

[0006] 对采集的EEG数据经过预处理、数据分割,提取MI任务(分类正确率越高,MI响应能力越强)的共空间模式特征;

[0007] 利用支持向量机建立多分类识别模型,通过十折交叉验证计算分类正确率;

[0008] 分别提取开目静息各导联EEG在8~13Hz频带(alpha频带)的归一化能量、功率谱熵与Lempel-Ziv复杂度;

[0009] 计算上述静息态EEG特征与MI响应能力的相关性,筛选最优特征用于建立分类模型与回归预测模型;

[0010] 基于分类模型与回归预测模型对运动想象响应能力进行筛选,可筛除“BCI盲”,避

免无效的训练过程,而且能够提前预测用户的MI响应能力并为其制定相匹配的训练方案,优化实验训练流程,最终降低用户操作BCI的错误率。

[0011] 其中,所述Lempel-Ziv复杂度具体为:

[0012] 将所分析EEG信号时间序列的中值设定为阈值,序列中大于阈值的时间点为1,小于阈值的时间点为0;定义二值化后的时间序列为 $S(S_1, S_2, S_3, \dots, S_n)$, n 为样本的时间序列长度;

[0013] 遍历时间序列点,对 $C(n)$ 进行更新,时间序列每出现一次新的子序列, $C(n)$ 值加1;

[0014] 对最终的 $C(n)$ 进行归一化处理,对于足够长的随机二进制序列,

$$[0015] \quad \lim_{n \rightarrow \infty} C(n) = \frac{n}{\log_2 n}$$

[0016] 最终的LZC为:

$$[0017] \quad LZC = \frac{C(n)}{n / \log_2 n}$$

[0018] 利用上述公式分别计算得到开目静息EEG在alpha频带的Lempel-Ziv复杂度。

[0019] 进一步地,所述最优特征为:

[0020] 选择归一化能量特征、功率谱熵特征、Lempel-Ziv复杂度特征中相关系数最大的导联特征作为下一步回归分析所用的特征,得到3维特征。

[0021] 其中,分类模型与回归预测模型具体为:

[0022] 上述3维静息态特征作为自变量 x_1, x_2, x_3 , MI的响应能力作为因变量 y 构建多元回归模型,将每个自变量的最高阶次设置为2;

[0023] 令 $z_1 = x_1, z_2 = x_2, z_3 = x_3, z_4 = x_1^2, z_5 = x_2^2, z_6 = x_3^2, z_7 = x_1 x_2, z_8 = x_1 x_3, z_9 = x_2 x_3$, 则基于静息态alpha脑电特征的运动想象响应能力预测模型表示为:

$$[0024] \quad y = b_0 + b_1 z_1 + b_2 z_2 + b_3 z_3 + b_4 z_4 + b_5 z_5 + b_6 z_6 + b_7 z_7 + b_8 z_8 + b_9 z_9$$

[0025] 在上式中,系数 b 根据实验数据拟合得到。

[0026] 本发明提供的技术方案的有益效果是:

[0027] 1、本发明可实现运动想象响应能力的提前预测,并用于筛选被试,与传统的MI响应能力预测与筛选方法相比,本发明提出了新的静息态EEG特征并进行了导联与特征的优化;

[0028] 2、本发明通过融合三类静息态特征强化了与运动想象响应能力相关性EEG个体差异性特征,建立了基于百人大样本的多元回归模型,有望为不同运动想象响应能力受试者的筛选模型提供技术支持;基于分类模型与回归预测模型对运动想象响应能力进行筛选,不仅可以筛除“BCI盲”,避免其无效的训练过程,而且能够提前预测用户的MI响应能力并为其制定相匹配的训练方案,进而优化实验训练流程,最终降低用户操作BCI的错误率;

[0029] 3、用于评估MI响应能力的MI任务更加丰富,因此基于本发明建立的MI响应能力预测模型更可靠;进一步的研究可为BCI用户的筛选开辟新的发展方向,可以得到完善的运动想象响应能力筛选系统,在康复、工业控制等领域,有望获得可观的社会效益和经济效益。

附图说明

[0030] 图1为一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法的流程图。

具体实施方式

[0031] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0032] 当人们在控制运动想象脑-机接口时存在明显的个体差异性。其根本原因是由于运动想象响应能力在用户之间具有较大的个体差异性。静息态脑电信号富含大量个体相关信息,因此本发明设计了基于静息态alpha脑电特征的运动想象响应能力筛选方法,用于运动想象脑-机接口用户运动想象响应能力的预测与筛选。

[0033] 本发明,利用百人以上受试者数据分析静息态alpha频带EEG能量特征与非线性动力学特征,研究上述特征分别与受试者六类运动想象任务(左手、右手、脚、双手、左手右脚、右脚左脚)下MI响应能力的相关性,筛选最优特征利用多项式回归分析的方法建立MI响应能力回归预测方法,从而用于被试筛选。

[0034] 其技术流程是:搭建实验平台,采集受试者静息态与运动想象状态脑电数据,将采集的数据进行预处理,特征提取。运动想象状态数据提取共空间模式特征后利用支持向量机的方法进行分类,分类正确率用于表征运动想象响应能力。静息态数据提取alpha频带的归一化能量特征、功率谱熵特征、Lempel-Ziv复杂度特征,通过皮尔森相关系数选取最优特征,建立最优特征与运动想象响应能力之间的多项式回归方程,即预测模型。

[0035] 图1为本发明的计算方法示意图,可用于MI响应能力预测模型构建。募集百名以上受试者参与实验。实验过程中包括1组2分钟的开目静息和8组MI(运动想象)实验,其中每组MI实验包括6种任务(左手、右手、脚、双手、左手右脚、右脚左脚)各5个试次,随机出现。因此,每种MI任务共40个试次。

[0036] 在实验过程中,使用Neuroscan公司的64导Ag/AgCl电极帽采集EEG信号,采集如图1中所示60个导联的EEG数据,电极阻抗小于15Kohms。该电极帽的电极按照国际10/20系统法摆放。参考电极位于鼻尖处,接地电极位于前额。信号采样频率为1000Hz。数据采集过程中使用50Hz陷波器滤除工频干扰。

[0037] 所采集的EEG数据首先经过预处理、数据分割。提取MI任务的共空间模式特征,利用支持向量机建立多分类识别模型,通过十折交叉验证计算分类正确率。MI任务的分类正确率表征MI响应能力,因此,根据分类正确率将受试者分类。分别提取开目静息各导联EEG在alpha(8~13Hz)频带的归一化能量、功率谱熵与Lempel-Ziv复杂度。计算上述静息态EEG特征与MI响应能力的相关性,筛选最优特征用于建立分类模型与回归预测模型。基于分类模型与回归预测模型对运动想象响应能力进行筛选,降低无法有效使用BCI的错误率。

[0038] 5.1 预处理

[0039] 对MI任务数据预处理,首先利用巴特沃斯滤波器进行8~30Hz滤波,截取MI任务下的EEG数据用于分类。对静息态EEG数据,利用巴特沃斯滤波器进行4~8Hz,8~13Hz,13~30Hz,30~70Hz带通滤波后,根据前人经验每个导联截取1500个点为一个样本,1分钟静息态的数据可截取6个样本(160Hz采样率,9600个点),所有样本的计算结果的平均值作为该名被试该导联最终的特征值。

[0040] 5.2共空间模式

[0041] 在1991年,Koles等人将共空间模式算法引入脑电信号分析中,并在随后的几年利用该方法来区分正常和异常脑电。在1999年,Mueller-Gerking等人首次将该算法应用于运动想象脑电信号的特征提取。至今,共空间模式已成为目前多导联脑电信号处理的主流方法,在不同运动意图识别中占据重要地位。本发明选取计算所得滤波器的前二维特征向量作为空间滤波器,对于本发明中的二分类模型,每类样本可得到 $6 \times 2 = 12$ 维特征。

[0042] 5.3支持向量机

[0043] 本发明对于MI任务的分类识别使用的算法为支持向量机。支持向量机是一种监督式的机器学习算法,为了寻找合适的超平面,需要核函数汇聚原始数据进行映射。常见的核函数有线性核、多项式核、高斯核等。上述核函数可单独使用,也可组合使用。同时,为了优化分类模型,可加入正则化项。本发明使用了LIBSVM工具包进行模式识别,十折交叉验证计算分类正确率,选用了线性核函数,惩罚系数默认为1。

[0044] 5.4归一化能量

[0045] 由于EEG不同频带的能量在被试间存在较大的差异性,因此利用全频带的能量归一化各频带的能量,具体计算公式如下,其中 P_i 表示第 i 个频带的能量, P_{all} 表示4~70Hz的能量:

$$[0046] \quad RPL_i = \frac{P_i}{P_{all}} \quad (1)$$

[0047] 由此,分别计算得到开目静息EEG在alpha频带的归一化能量。

[0048] 5.5功率谱熵

[0049] 熵最初是热力学中表征物质状态的参量之一,用于描述系统的混乱程度。功率谱熵反映了功率谱的分布,属于频域的信息熵。当信号能量在频域分布越均匀,功率谱熵值越大,说明信号越复杂越无序,当信号能量在频域分布比较集中,功率谱熵值越小,说明信号规律性较强。功率谱熵的计算过程如下:

[0050] 首先计算EEG信号的频谱 $X(\omega_i)$,根据频谱计算功率谱密度 $P(\omega_i)$:

$$[0051] \quad P(\omega_i) = \frac{1}{N} |X(\omega_i)|^2 \quad (2)$$

[0052] 将上述计算得到的功率谱密度归一化,如公式(3),所计算得到的 P_i 为EEG信号在各频点处的归一化功率谱密度:

$$[0053] \quad P_i = \frac{P(\omega_i)}{\sum_i P(\omega_i)} \quad (3)$$

[0054] 由此,功率谱熵的计算公式可由标准的熵计算公式计算得到:

$$[0055] \quad PSE = -\sum_{i=1}^n P_i \ln P_i \quad (4)$$

[0056] 利用上述公式分别计算得到开目静息EEG在alpha频带的功率谱熵。

[0057] 5.6Lempel-Ziv复杂度

[0058] Lempel-Ziv复杂度与功率谱熵均为非线性动力学特征,并具有明确的物理意义,引入Lempel-Ziv复杂度特征,可用于扩展MI响应能力预测指标。Lempel-Ziv复杂度越大表

示表征时间序列里出现新模式的速率越快,系统越复杂。其具体计算过程如下:

[0059] 在本发明的计算中,将所分析EEG信号时间序列的中值设定为阈值,序列中大于阈值的时间点为1,小于阈值的时间点为0。定义二值化后的时间序列为 $S(S_1, S_2, S_3, \dots, S_n)$, n 为样本的时间序列长度。LZC的初始值 $C(n)$ 设定为1。

[0060] 第二步遍历时间序列点,对 $C(n)$ 进行更新,时间序列每出现一次新的子序列, $C(n)$ 值加1,直到遍历所有序列点。

[0061] 第三步为对最终的 $C(n)$ 进行归一化处理。

[0062] 对于足够长的随机二进制序列, $\lim_{n \rightarrow \infty} C(n) = n / \log_2 n$ (5)

[0063] 因此,最终的LZC为:

$$LZC = \frac{C(n)}{n / \log_2 n} \quad (6)$$

[0065] 利用上述公式分别计算得到开目静息EEG在alpha频带的Lempel-Ziv复杂度。

[0066] 5.7皮尔森相关系数

[0067] 在本发明中使用的相关性分析的方法为皮尔森相关系数方法。皮尔森相关系数的取值范围为 $[-1, 1]$,接近0的变量被称为无相关性,接近1或者-1被称为具有强相关性。在本发明中计算每个导联alpha频带静息态EEG特征与MI响应能力(即分类正确率)的相关系数,选择每个特征(归一化能量特征、功率谱熵特征、Lempel-Ziv复杂度特征)中相关系数最大的导联特征作为下一步回归分析所用的特征,因此可得到3维特征。

[0068] 5.8回归分析

[0069] 回归模型使用多项式回归分析方法,多项式回归的最大优点就是可以通过增加自变量的高次项对因变量进行逼近,直至拟合效果最佳为止。上述3维静息态特征作为自变量 x_1, x_2, x_3 ,MI的响应能力(六类MI任务的分类正确率)作为因变量 y 构建多元回归模型。

[0070] 在本发明中为了降低多元多项式回归分析的计算量,将每个自变量的最高阶次设置为2。

[0071] 令 $z_1 = x_1, z_2 = x_2, z_3 = x_3, z_4 = x_1^2, z_5 = x_2^2, z_6 = x_3^2, z_7 = x_1x_2, z_8 = x_1x_3, z_9 = x_2x_3$,

[0072] 则基于静息态alpha脑电特征的运动想象响应能力预测模型可以表示为:

$$y = b_0 + b_1z_1 + b_2z_2 + b_3z_3 + b_4z_4 + b_5z_5 + b_6z_6 + b_7z_7 + b_8z_8 + b_9z_9 \quad (7)$$

[0074] 在上式中,系数 b 根据本发明的实验数据拟合得到。系数确定以后,上述模型即可用于运动想象响应能力预测。

[0075] 本发明实施例对各器件的型号除做特殊说明的以外,其他器件的型号不做限制,只要能完成上述功能的器件均可。

[0076] 本领域技术人员可以理解附图只是一个优选实施例的示意图,上述本发明实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。

[0077] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

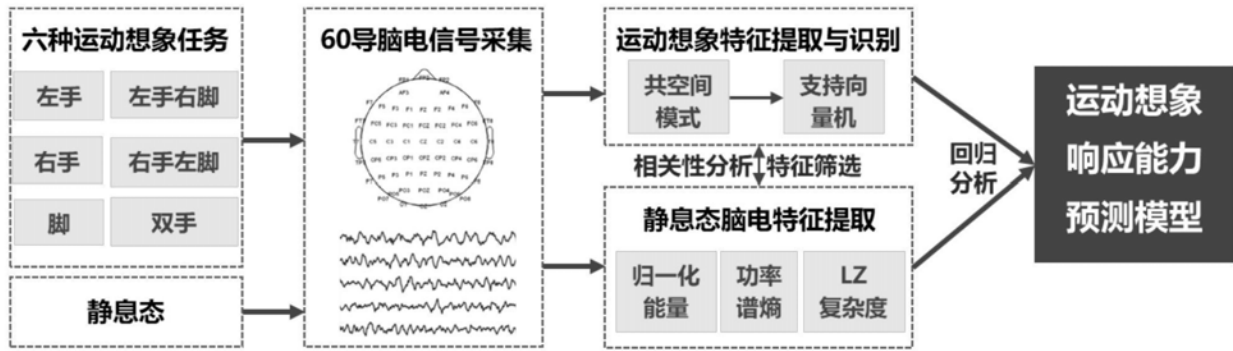


图1

专利名称(译)	基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法		
公开(公告)号	CN111067517A	公开(公告)日	2020-04-28
申请号	CN201911330348.6	申请日	2019-12-20
[标]申请(专利权)人(译)	天津大学		
申请(专利权)人(译)	天津大学		
当前申请(专利权)人(译)	天津大学		
[标]发明人	明东 王坤 徐立超 王仲朋 陈龙		
发明人	明东 王坤 徐立超 王仲朋 陈龙		
IPC分类号	A61B5/0484 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0484 A61B5/72 A61B5/7225 A61B5/7267 A61B5/7271		
代理人(译)	李林娟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于静息态脑电特征的运动想象响应能力筛选方法，包括：对采集的EEG数据经过预处理、数据分割，提取MI任务的共空间模式特征；利用支持向量机建立多分类识别模型，通过十折交叉验证计算分类正确率，分类正确率表征MI响应能力；分别提取开目静息各导联EEG在8~13Hz频带(alpha频带)的归一化能量、功率谱熵与Lempel-Ziv复杂度；计算上述静息态EEG特征与MI响应能力的相关性，筛选最优特征用于建立分类模型与回归预测模型；基于分类模型与回归预测模型对运动想象响应能力进行筛选，不仅可以筛除“BCI盲”，避免其无效的训练过程，而且能够提前预测被试的MI响应能力并为其制定相匹配的训练方案，进而优化实验训练流程，最终降低用户操作BCI的错误率。

