



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108078563 A

(43)申请公布日 2018.05.29

(21)申请号 201710034042.0

(22)申请日 2017.01.11

(71)申请人 浙江师范大学

地址 321014 浙江省金华市婺城区迎宾大道688号

(72)发明人 张克华 严晓梦 马佳航

(51)Int. Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

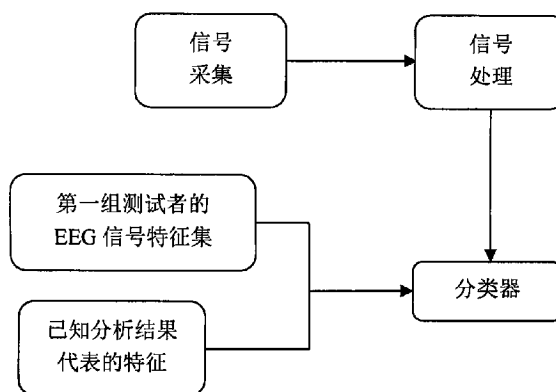
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

一种集成分类器的EEG信号分析方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于集成分类器的EEG信号分析方法,该分析方法总共有以下四个步骤:EEG信号数据采集;EEG信号数据处理,获得特征集;分类器的建立;输出分析结果。本发明主要通过测量测试者的EEG信号,将从处理好的EEG信号中筛选到的特征导入到已建好的分类模型中,实现分析结果的输出,让使用者可以依据结果来进行判断。解决了现有技术存在的问题,即单个分类器在建立模型时,其性能与稳定性都会受到数据的影响,造成结果的不稳定性的问题,为EEG信号的分析提供了一种原理简单、实现难度相对较低、参数相关性大、准确性高的分析方法。



1. 一种集成分类器的EEG信号分析方法,其特征在于:该分析方法包括以下所述步骤:

步骤1. 两组测试者佩戴脑电图电极帽,进行EEG信号采集,第一组为训练样本,第二组为分类样本;

步骤2. EEG信号处理,提取第一组测试者和第二组测试者的EEG信号特征: α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles的最大能量值,平均能量值,最大改变量和最大能量改变率共20个特征量,作为特征属性,构成特征集,其中, α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段分别为大脑产生的处于8-12Hz、14-22Hz、0.5-3Hz、4-8Hz间的脑电波段,spindles为睡眠时产生的一种细而长的波束,也称为纺锤束;

步骤3. 从提取的第一组测试者的特征集中随机选择70%形成训练集,30%形成测试集,并将第一组的结果属性作为类别属性,建立集成式分类器,以保证分类器的准确性;

步骤4. 将从第二组测试者EEG信号中提取的特征集输入到集成分类器中,输出分析结果,判断是否存在第一组测试者所具有的问题。

2. 根据权利要求1所述的一种集成分类器的EEG信号分析方法,其特征在于:EEG信号采集的过程如下:第一组测试者和第二组测试者在睡眠期间佩戴脑电图电极帽,测量通道C3-01与C4-A1的EEG信号,并确保6个小时的睡眠时间,以便获取完整的EEG信号,其中,C3、01、C4、A1分别为国际标准电极安装法中左中央位置、左枕位置、右中央、左耳位置的电极点。

3. 根据权利要求1所述的一种集成分类器的EEG信号分析方法,其特征在于:所述的EEG信号数据处理的步骤如下:

3-1. 将采集到的EEG信号分割成连续的30秒的区间,再将每个区间以1秒为单位进行傅立叶变换, $F(\omega) = F[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt$,其中 $f(t)$ 是EEG信号的自相关函数, $F(\omega)$ 是EEG信号在频域中的函数, t 为信号采集的时间, ω 是信号在频域上的频率;

3-2. 计算功率密度谱PSD,获得 α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles特征集,计算公式为: $S(\omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|F(\omega)|^2}{T}$, $P = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega) d\omega$, $P_K = \frac{1}{K} \sum_{j=0}^K P$, $S(\omega)$ 为功率谱, P 密度是功率谱, P_K 为平均功率密度谱, K 为总区间数, T 为EEG信号的周期。

4. 根据权利要求1所述的一种集成分类器的EEG信号分析方法,其特征在于:所述的分类器的设计方法为:将决策树分类器和boosting算法搭配,贝叶斯分类器和bagging算法搭配,其中,

4-1. 决策树分类器的思想如下:决策树是一个树结构,其每个非叶节点表示一个特征属性上的测试,每个分支代表这个特征属性在某个值域上的输出,而每个叶节点存放一个类别,使用决策树进行决策的过程就是从根节点开始,测试待分类项中相应的特征属性,并按照其值选择输出分支,直到到达叶子节点,将叶子节点存放的类别作为决策结果;

4-2. boosting算法是一种把若干个分类器整合为一个分类器的方法,其基本思路是:

1) 先赋予每个训练样本相同的概率,

2) 然后进行 T 次迭代,每次迭代后,对分类错误的样本加大权重,使得在下一次的迭代中更加关注这些样本;

4-3. 贝叶斯分类器的基本思路如下:

1) 设 $x = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 为一个待分类项,而每个 a 为 x 的一个特征属性;

2) 有类别集合 $C = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$;

3) 用贝叶斯公式计算 $P(y_1|x)$, $P(y_2|x)$, ..., $P(y_m|x)$;

4) 如果 $P(y_k|x) = \max(P(y_1|x), P(y_2|x), \dots, P(y_m|x))$, 则 $x \in y_k$;

4-4. bagging是一种在原始数据集上通过有放回抽样重新选出S个新数据集来训练分类器的集成技术,其基本思路是:

1) 训练分类器对新样本进行分类,

2) 分类器进行投票,最终的结果是分类器投票的优胜结果。

5. 根据权利要求1所述的一种集成分类器的EEG信号分析方法,其特征在于:该分析方法在睡眠呼吸中止症上的应用实例为:患有睡眠呼吸中止症的病人在睡眠期间EEG会发生频段的转移现象,所以可以应用该方法;患者与待测人员分别佩戴脑电图电极帽,进行EEG信号采集;处理EEG信号得到两组人员的EEG信号特征,包括 α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles的最大能量值,平均能量值,最大改变量和最大能量改变率共20个特征量,构成特征集;将是否存在EEG发生频段转移的现象作为类别属性;从患者的EEG信号特征集随机选择70%形成训练集,30%形成测试集,并输入类别属性构成集成式分类器;该集成式分类器采用决策树分类器和boosting算法搭配,贝叶斯分类器和bagging算法搭配,以保证分类器的准确性;建立分类器后,将待测人员的EEG信号的特征集输入到分类器中,预测分类的类别属性,即待测人员是否存在EEG频段转移的现象,辅助医生判别此人是否患有睡眠呼吸中止症。

一种集成分类器的EEG信号分析方法

技术领域

[0001] 本发明涉及EEG信号分析方法,特别涉及一种集成分类器的EEG信号分析方法。

背景技术

[0002] 90年代至今,随着计算机科学的发展,从EEG信号中提取心理任务相关的模式成为可能,脑机交互研究成为热点。EEG信号提取分析法从1932年Dietch首先提出的傅里叶变换开始,后来相继引入频域分析、独立分量分析方法的有机组合,各有优势与不足。由于EEG信号是一种时变的、背景噪声很强的非平稳随机信号,因此EEG信号的分析 and 处理一直是非常吸引人但又有相当难度的研究课题。如何有效地提取脑电信息以及根据这些信息实现对大脑各种状态下EEG信号的正确分类是近年来研究较多的课题。

[0003] 传统的机器学习方法是在一个由各种可能的函数构成的空间中寻找一个最接近实际分类函数场的分类器。由于单个分类器在建立模型时,其性能与稳定性都会受到数据的影响,造成结果的不稳定性。故提出集成学习概念。集成学习的思路是在对新的实例进行分类的时候,把若干个单个分类器集成起来,通过对多个分类器的分类结果进行某种组合来决定最终的分类,来取得比单个分类器更好的性能。

[0004] 在此基础上本专利提出了一种集成分类器的EEG信号分析方法。不同的生理状态和病因下某些频段的能量在头皮不同区域的分布会发生变化,因此可以将不同区域上不同的频段的能量作为分类器的特征向量。并采用集成式分类器,提升单个分类器的性能,得到更好的EEG信号分析结果。

发明内容

[0005] 本发明目的是:提供一种集成分类器的EEG信号分析方法。该方法主要通过测量测试者的EEG信号,将从处理好的EEG信号中筛选到的特征导入到已建好的分类模型中,实现分析结果的输出。其发明意义主要是:

[0006] (1) 该发明通过采用集成式分类器,解决了现有技术存在的问题,即单个分类器在建立模型时,其性能与稳定性都会受到数据的影响,造成结果的不稳定性;

[0007] (2) 该方法可以应用于多个领域,如临床医学上,利用其能够提供准确可靠的生理功能和病理信息,来判识脑部疾病的发生,具有巨大的医学价值。

[0008] 本发明的技术方案是:

[0009] 一种集成分类器的EEG信号分析方法,其特征在于:

[0010] 优选的,该分析方法总共有以下步骤:

[0011] 步骤1、两组测试者佩戴脑电图电极帽,进行EEG信号采集,第一组为训练样本,第二组为分类样本;

[0012] 步骤2、EEG信号处理,提取第一组测试者和第二组测试者的EEG信号特征: α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles的最大能量值,平均能量值,最大改变量和最大能量改变率共20个特征量,构成特征集,其中,

[0013] α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段分别为大脑产生的处于8-12Hz、14-22Hz、0.5-3Hz、4-8Hz的脑电波段,spindles为睡眠时产生的一种细而长的波束,也称为纺锤束;

[0014] 步骤3、从提取的第一组测试者的特征集中随机选择70%形成训练集,30%形成测试集,并将第一组的结果属性作为类别属性,建立集成式分类器,以保证分类器的准确性;

[0015] 步骤4、将从待测人员EEG信号中提取的特征集输入到集成分类器中,输出分析结果,判断是否存在第一组测试者所具有的问题。

[0016] 优选的,所述的EEG信号采集的步骤如下:第一组测试者和第二组测试者在睡眠期间佩戴脑电图电极帽,测量通道C3-01与C4-A1的EEG信号,并确保6个小时的睡眠时间,以便获取完整的EEG信号,其中,

[0017] C3、01、C4、A1分别为国际标准电极安装法中左中央位置、左枕位置、右中央、左耳位置的电极点,测量通道为C3-01与C4-A1的原因在于此两种测量方式不受肌电图的干扰,有较佳的精确度。

[0018] 优选的,所述的EEG信号数据处理的步骤如下:

[0019] (1) 将采集到的EEG信号分割成连续的30秒的区间,再将每个区间以1秒为单位进行傅立叶变换, $F(\omega) = F[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt$,其中 $f(t)$ 是EEG信号的自相关函数, $F(\omega)$ 是EEG信号在频域中的函数, t 为信号采集的时间, ω 是信号在频域上的频率;

[0020] (2) 计算功率密度谱PSD,获得 α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles特征集,计算公式为: $S(\omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|F(\omega)|^2}{T}$, $P = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega) d\omega$, $P_K = \frac{1}{K} \sum_{j=0}^K P$, $S(\omega)$ 为功率谱, P 是功率密度谱, P_K 为平均功率密度谱, K 为总区间数, T 为EEG信号的周期。

[0021] 优选的,所述的分类器的设计方法为:将决策树分类器和boosting算法搭配,贝叶斯分类器和bagging算法搭配,其中,

[0022] (1) 决策树分类器的思想如下:决策树是一个树结构,其每个非叶节点表示一个特征属性上的测试,每个分支代表这个特征属性在某个值域上的输出,而每个叶节点存放一个类别,使用决策树进行决策的过程就是从根节点开始,测试待分类项中相应的特征属性,并按照其值选择输出分支,直到到达叶子节点,将叶子节点存放的类别作为决策结果;

[0023] (2) boosting算法是一种把若干个分类器整合为一个分类器的方法,其基本思路是:

[0024] 1) 先赋予每个训练样本相同的概率,

[0025] 2) 然后进行 T 次迭代,每次迭代后,对分类错误的样本加大权重,使得在下一次的迭代中更加关注这些样本;

[0026] (3) 贝叶斯分类器的基本思路如下:

[0027] 1) 设 $x = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 为一个待分类项,而每个 a 为 x 的一个特征属性;

[0028] 2) 有类别集合 $C = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$;

[0029] 3) 用贝叶斯公式计算 $P(y_1|x)$, $P(y_2|x)$, \dots , $P(y_m|x)$;

[0030] 4) 如果 $P(y_k|x) = \max(P(y_1|x), P(y_2|x), \dots, P(y_m|x))$,则 $x \in y_k$;

[0031] (4) bagging是一种在原始数据集上通过有放回抽样重新选出 S 个新数据集来训练分类器的集成技术,其基本思路是:

[0032] 1) 训练分类器对新样本进行分类,

[0033] 2) 分类器进行投票,最终的结果是分类器投票的优胜结果。

[0034] 本发明提出了一种集成分类器的EEG信号分析方法。该方法主要通过测量测试者的EEG信号,将从处理好的EEG信号中筛选到的特征导入到已建好的分类模型中,实现分析结果的输出,使使用者可以依据结果来进行判断。其有益效果主要体现在:

[0035] (1) 该发明提出的集成分类器的EEG信号分析方法,原理简单、实现难度相对较低、参数相关性大,可实现高精度、高可靠性的分析;

[0036] (2) 该方法可以应用于多个领域,如临床医学上,利用其能够提供准确可靠的生理功能和病理信息,来判识脑部疾病的发生,具有巨大的医学价值。

[0037] (3) 该系统的检测设备成本较低,测试方便,利于推广普及;

附图说明

[0038] 下面结合附图及实施例对本发明作进一步描述:

[0039] 图1为本发明所述集成分类器的EEG信号分析方法的模块原理图;

[0040] 图2为本发明所述集成分类器的EEG信号分析方法的EEG信号测量通道;

[0041] 图3为本发明所述集成分类器的EEG信号分析方法的流程图。

具体实施方式

[0042] 如图1所示,一种集成分类器的EEG信号分析方法,包括以下4个模块:EEG信号采集模块,EEG信号处理模块,分类器模块和结果输出模块。

[0043] 如图2所示,一种集成分类器的EEG信号分析方法,EEG信号采集的步骤如下:

[0044] 第一组测试者和第二组测试者在睡眠期间佩戴脑电图电极帽,测量通道C3-01与C4-A1的EEG信号,并确保6个小时的睡眠时间,以便获取完整的EEG信号,其中,

[0045] C3、01、C4、A1分别为国际标准电极安装法中左中央位置、左枕位置、右中央、左耳位置的电极点,测量通道为C3-01与C4-A1的原因在于此两种测量方式不受肌电图的干扰,有较佳的精确度。

[0046] 如图3所示,一种集成分类器的EEG信号分析方法,运用该方法总共有以下四个步骤:

[0047] (1) 第一组测试者和第二组测试者佩戴脑电图电极帽,进行EEG信号采集;

[0048] (2) EEG信号处理,提取第一组测试者和第二组测试者的EEG信号特征: α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles的最大能量值,平均能量值,最大改变量和最大能量改变率共20个特征量,构成特征集;

[0049] (3) 从提取的第一组测试者的特征量中随机选择70%作为训练集,30%作为测试集,并将第一组的结果属性作为类别属性,建立集成式分类器,该集成式分类器采用决策树分类器和boosting算法搭配,贝叶斯分类器和bagging算法搭配,以保证分类器的准确性;

[0050] (4) 将从第二组测试者EEG信号中提取的特征集输入到集成分类器中,输出分析结果,即是否存在第一组测试者所具有的问题,并辅助使用者判断。

[0051] 一种集成分类器的EEG信号分析方法在睡眠呼吸中止症上的应用实例为:

[0052] 患有睡眠呼吸中止症的病人在睡眠期间EEG会发生频段的转移现象,所以可以应用该方法;

[0053] 患者与待测人员分别佩戴脑电图电极帽,进行EEG信号采集;处理EEG信号得到俩组人员的EEG信号特征,包括 α 频段、 β 频段、 δ 频段、 θ 频段、spindles的最大能量值,平均能量值,最大改变量和最大能量改变率共20个特征量,构成特征集;

[0054] 将是否存在EEG发生频段转移的现象作为类别属性;从患者的EEG信号特征集随机选择70%作为训练集,30%作为测试集,并输入类别属性构成集成式分类器;该集成式分类器采用决策树分类器和boosting算法搭配,贝叶斯分类器和bagging算法搭配,以保证分类器的准确性;

[0055] 建立分类器后,将待测人员的EEG信号的特征集输入到分类器中,预测分类的类别属性,即待测人员是否存在EEG频段转移的现象,辅助医生判别此人是否患有睡眠呼吸中止症。

[0056] 述实施例只为说明本发明的技术构思及特点,其目的在于让熟悉此项技术的人能够了解本发明的内容并据以实施,并不能以此限制本发明的保护范围。凡根据本发明主要技术方案的精神实质所做的修饰,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

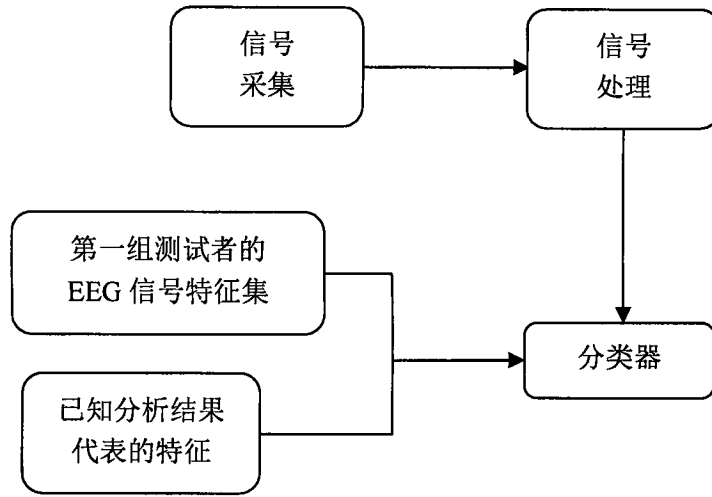


图1

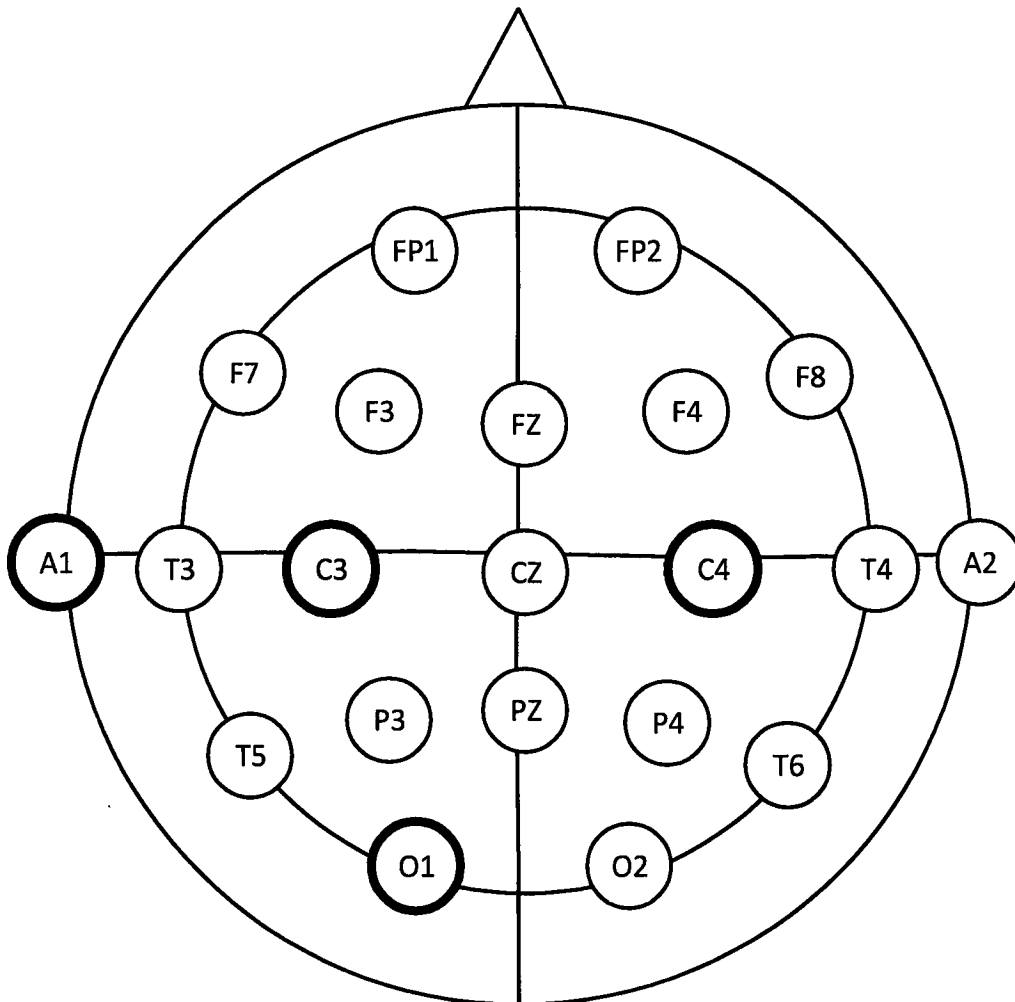


图2

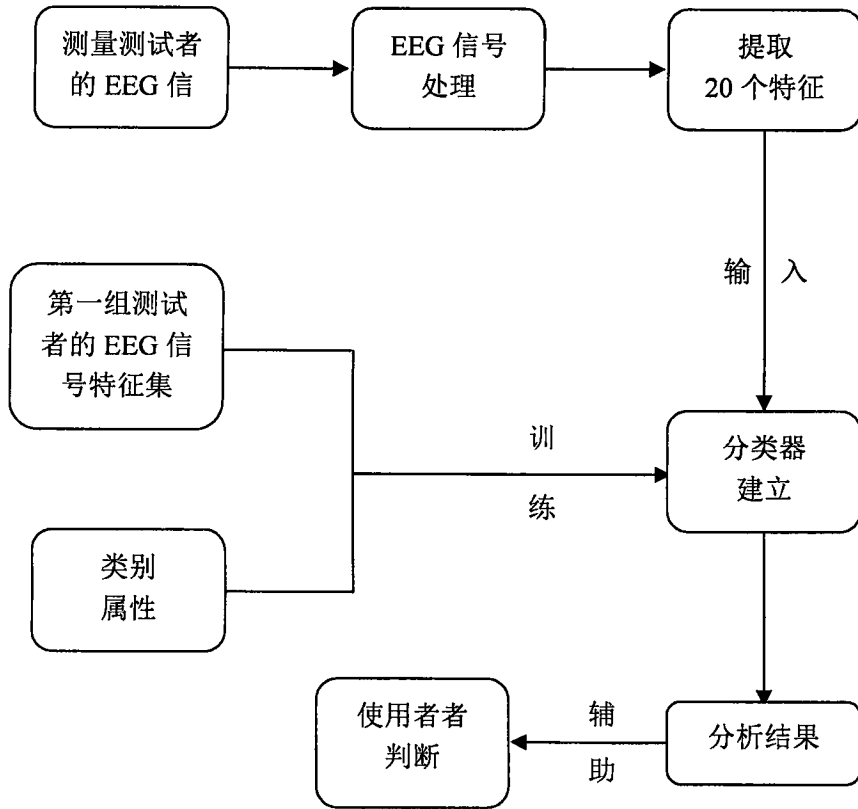


图3