



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110477910 A

(43)申请公布日 2019. 11. 22

(21)申请号 201910747929.3

(22)申请日 2019.08.14

(71)申请人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号

(72)发明人 肖杨 陈畅明 牛丽丽 王丛知 马腾 郑海荣

(74)专利代理机构 深圳中一联合知识产权代理有限公司 44414

代理人 张杨梅

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G16H 50/50(2018.01)

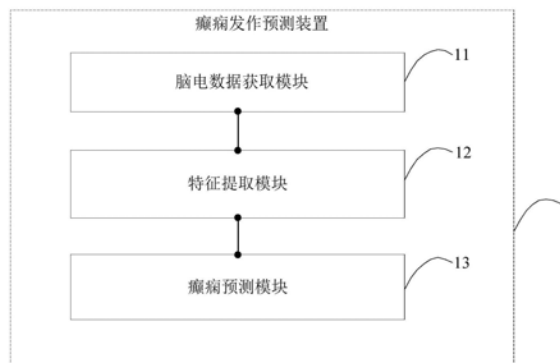
权利要求书2页 说明书9页 附图1页

(54)发明名称

癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质

(57)摘要

本申请适用于医疗设备技术领域,提供了癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质,包括:脑电数据获取模块,用于获取待预测的脑电数据;特征提取模块,用于提取所述脑电数据的时域特征和/或频域特征;癫痫预测模块,用于将提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型,根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫,所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到,所述时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本。通过上述方法,能够提高癫痫预测的泛化能力。



1. 一种癫痫发作预测装置,其特征在于,包括:

脑电数据获取模块,用于获取待预测的脑电数据;

特征提取模块,用于提取所述脑电数据的时域特征和/或频域特征;

癫痫预测模块,用于将提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型,根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫,所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到,所述时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本。

2. 如权利要求1所述癫痫发作预测装置,其特征在于,所述癫痫发作预测装置还包括:

预测模型训练模块;

所述预测模型训练模块用于获取脑电数据样本,提取所述脑电数据样本的时域特征和/或频域特征,得到对应的时域特征样本和/或频域特征样本,将所述时域特征样本和/或频域特征样本采用无监督的K-Means算法训练,得到训练后的预测模型,其中, $K=2$ 。

3. 如权利要求1所述癫痫发作预测装置,其特征在于,所述脑电数据获取模块具体用于:

获取待预测的脑电数据,对所述待预测的脑电数据进行指定频率的重采样,得到重采样后的待预测的脑电数据。

4. 如权利要求3所述癫痫发作预测装置,其特征在于,所述预测模型训练模块具体用于:获取脑电数据样本,对所述脑电数据样本进行指定频率的重采样,得到重采样后的脑电数据样本,提取所述重采样后的脑电数据样本的时域特征和/或频域特征,得到对应的时域特征样本和/或频域特征样本,将所述时域特征样本和/或频域特征样本采用无监督的K-Means算法训练,得到训练后的预测模型,其中, $K=2$ 。

5. 如权利要求1所述癫痫发作预测装置,其特征在于,所述癫痫发作预测装置还包括:

滤波器,用于滤除所述待预测的脑电数据的工频干扰。

6. 如权利要求1至5任一项所述癫痫发作预测装置,其特征在于,若所述特征提取模块用于提取所述脑电数据的时域特征和频域特征,则所述癫痫发作预测装置还包括:

特征融合模块,用于根据预设长度窗口对提取时域特征和频域特征进行特征融合;

对应地,所述癫痫预测模块具体用于:将融合后的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型,根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫,所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到。

7. 如权利要求6所述癫痫发作预测装置,其特征在于,所述特征提取模块在提取所述脑电数据的时域特征时,具体用于:提取所述脑电数据的时域特征,所述时域特征包括以下至少一个:平均值,绝对平均值、标准差、均方根、一阶差分均方根、二阶差分均方根、偏度、峰度。

8. 如权利要求6所述癫痫发作预测装置,其特征在于,所述特征提取模块在提取所述脑电数据的频域特征时,具体用于:对所述脑电数据进行滤波,提取所述脑电数据的频域特征,所述频域特征包括以下至少一个: $\delta$ 波、 $\theta$ 波、 $\alpha$ 波、 $\beta$ 波、 $\gamma$ 波。

9. 一种终端设备,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,其特征在於,所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至8

任一项所述的装置的功能。

10. 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至8任一项所述的装置的功能。

## 癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质

### 技术领域

[0001] 本申请属于医疗设备技术领域,尤其涉及癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质。

### 背景技术

[0002] 癫痫是一种常见的、多发的慢性神经系统疾病。癫痫发作以反复和短暂的运动、感觉、意识、行为、精神、自主神经等方面的功能障碍为特征,具有突然性、暂时性和反复性三大特点。癫痫是仅次于脑血管病的第二大顽疾,癫痫发作给患者身体带来巨大的痛苦,若病情不能得到有效控制,还有可能导致脑部细胞死亡,影响大脑功能,严重时甚至威胁患者生命。此外,癫痫发作给患者带来心理上的阴影,严重影响患者的工作和生活,对家庭和社会带来了极大的精神和经济负担。

[0003] 据世界卫生组织报告,全球癫痫患者约5000万人,其中4000万在发展中国家。我国约有900多万癫痫患者,平均每年还会有40万的新发病例。因此,研究开发有效的癫痫诊断和治疗技术,无论对患者个体和家庭,还是对于我国国民的整体健康水平,都具有重大意义。然而,由于传统药物和手术等癫痫治疗手段具有各自的局限,目前尚有近1000万的癫痫患者病情得不到有效控制,迫切需要新的有效的治疗方法。

[0004] 目前,确定癫痫发作的方法有:自动识别癫痫特征波的方法,称为模板匹配法。模板匹配法就是将临床脑电图医师识别出的癫痫特征波(异常棘、尖波)做成模板,检测时用脑电波与之做相关或匹配滤波,这是一种提出的很直观的方法。

[0005] 然而,由于脑电图的复杂性,同一个体的脑电图波形在时间、空间上就可能存在较大的波形、波幅、频率的差异,不同病例间的差异则更为显著。模板法可导致累积数量巨大的模板库,泛化能力不强,而且在实践中检测一个病例时要找出与之匹配的具有代表性的模板是非常困难的。

### 发明内容

[0006] 本申请实施例提供了癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质,以解决现有的癫痫预测泛化能力较弱问题。

[0007] 第一方面,本申请实施例提供了一种癫痫发作预测装置,包括:

[0008] 脑电数据获取模块,用于获取待预测的脑电数据;

[0009] 特征提取模块,用于提取所述脑电数据的时域特征和/或频域特征;

[0010] 癫痫预测模块,用于将提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型,根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫,所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到,所述时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本。

[0011] 第二方面,本申请实施例提供了一种终端设备,包括存储器、处理器以及存储在所

述存储器中并可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现如第一方面所述的装置的功能。

[0012] 第三方面,本申请实施例提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如第一方面所述的装置的功能。

[0013] 本申请实施例与现有技术相比存在的有益效果是:由于预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到,且时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,因此,将从待预测脑电数据提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型后,该预测模型输出的结果能够反映出该待预测脑电数据是处于癫痫发作期还是癫痫发作间期,从而实现癫痫的预测。并且,由于无需人工标记以及设置模板库,因此,提高癫痫预测的泛化能力。

## 附图说明

[0014] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0015] 图1是本申请实施例提供的一种癫痫发作预测装置的结构示意图;

[0016] 图2是本申请实施例提供的终端设备的结构示意图。

## 具体实施方式

[0017] 以下描述中,为了说明而不是为了限定,提出了诸如特定系统结构、技术之类的具体细节,以便透彻理解本申请实施例。然而,本领域的技术人员应当清楚,在没有这些具体细节的其它实施例中也可以实现本申请。在其它情况中,省略对众所周知的系统、装置、电路以及方法的详细说明,以免不必要的细节妨碍本申请的描述。

[0018] 应当理解,当在本申请说明书和所附权利要求书中使用时,术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0019] 还应当理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0020] 如在本申请说明书和所附权利要求书中使用的那样,术语“如果”可以依据上下文被解释为“当...时”或“一旦”或“响应于确定”或“响应于检测到”。类似地,短语“如果确定”或“如果检测到[所描述条件或事件]”可以依据上下文被解释为意指“一旦确定”或“响应于确定”或“一旦检测到[所描述条件或事件]”或“响应于检测到[所描述条件或事件]”。

[0021] 在本申请说明书中描述的参考“一个实施例”或“一些实施例”等意味着在本申请的一个或多个实施例中包括结合该实施例描述的特定特征、结构或特点。由此,在本说明书中的不同之处出现的语句“在一个实施例中”、“在一些实施例中”、“在其他一些实施例中”、“在另外一些实施例中”等不是必然都参考相同的实施例,而是意味着“一个或多个但不是

所有的实施例”，除非是以其他方式另外特别强调。术语“包括”、“包含”、“具有”及它们的变形都意味着“包括但不限于”，除非是以其他方式另外特别强调。

[0022] 图1示出了本申请实施例提供的一种癫痫发作预测装置的结构示意图，为了便于说明，仅示出了与本申请实施例相关的部分。

[0023] 该癫痫发作预测装置1包括：脑电数据获取模块11、特征提取模块12和癫痫预测模块13。其中：

[0024] 脑电数据获取模块11，用于获取待预测的脑电数据；

[0025] 脑电波 (Electroencephalogram, EEG) 是一种使用电生理指标记录大脑活动的方法，大脑在活动时，大量神经元同步发生的突触后电位经总和后形成的。它记录大脑活动时的电波变化，是脑神经细胞的电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。脑电图最常用于诊断癫痫，因为癫痫会导致异常的脑电图读数，在一定程度上可以通过异常的脑电数据判断癫痫的发作。

[0026] 其中，待预测的脑电数据可直接从脑电采集设备获取，或者，通过有线或无线方式从其他存储设备获取。

[0027] 特征提取模块12，用于提取所述脑电数据的时域特征和/或频域特征；

[0028] 该特征提取模块12用于提取待预测脑电数据对应的时域特征，或者，用于提取待预测脑电数据对应的频域特征，或者，用于同时提取待预测脑电数据对应的时域特征和频域特征。

[0029] 在一些实施例中，为了提高后续预测的准确率，则预设滑动窗口的长度和滑动步长，且该滑动步长小于预设滑动窗口的长度，通过该预设滑动窗口获取待预测的脑电数据，例如，设计一个长度为1S，步长为0.5S的滑动窗口，对待预测脑电数据进行特征提取，由于采用重叠滑动窗口，因此可以提高后续预测的准确率。

[0030] 癫痫预测模块13，用于将提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型，根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫，所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到，所述时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本，也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本。

[0031] 若特征提取模块12只提取待预测脑电数据对应的时域特征，则预测模型通过对已获取的时域特征样本进行无监督训练得到，所述时域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本，也包括癫痫发作间期（即没有发作期间）对应的时域特征样本。针对特征提取模块12只提取待预测脑电数据对应的频域特征的情况与只提取待预测脑电数据对应的时域特征的情况类似，此处不再赘述。

[0032] 若特征提取模块12同时提取待预测脑电数据对应的时域特征和频域特征，则预测模型通过对已获取的时域特征样本和频域特征样本进行无监督训练得到，所述时域特征样本包括包括癫痫发作期对应的时域特征样本，也包括癫痫发作间期（即没有发作期间）对应的时域特征样本；所述频域特征样本包括癫痫发作期对应的频域特征样本，也包括癫痫发作间期（即癫痫没有发作期间）对应的频域特征样本。

[0033] 在一些实施例中，所述癫痫发作预测装置还包括：预测模型训练模块；

[0034] 所述预测模型训练模块用于获取脑电数据样本，提取所述脑电数据样本的时域特

征和/或频域特征,得到对应的时域特征样本和/或频域特征样本,将所述时域特征样本和/或频域特征样本采用无监督的K-Means算法训练,得到训练后的预测模型,其中,K=2。

[0035] 需要指出的是,这里的时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,以提高训练得到的预测模型识别癫痫的准确率。

[0036] 其中,K-Means算法又称K均值算法。其算法思想为:先从样本集中随机选取k个样本作为簇中心,并计算所有样本与这k个“簇中心”的距离,对于每一个样本,将其划分到与其距离最近的“簇中心”所在的簇中,对于新的簇再计算各个簇的新的“簇中心”。

[0037] K-Means算法主要包括三点:

[0038] (1) 簇个数K的选择;

[0039] 在本实施例中,选择K=2,得到两个分类,一类是癫痫发作,另一类是癫痫不发作。

[0040] (2) 计算各个样本点到“簇中心”的距离;

[0041] 从原始样本集中随机选择K个点作为初始均值点,再从原始样本集中选取其他样本数据,每取出一个样本数据就和K个初始均值点分别计算距离,并将该样本数据归类到计算的最小距离所对应的初始均值点所在的簇。其中,本实施例选择欧式距离迭代分离最远的两个中心点(即簇中心):

$$[0042] \quad \text{dist} \text{ dist}(x_i, a_j) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - a_j)^2};$$

[0043] 其中, $x_i$ 为第i个样本, $a_j$ 为第j个簇中心,n为样本的总数。

[0044] (3) 根据新划分的簇,更新“簇中心”;

[0045] 对于划分好的各个簇,计算各个簇中的样本点均值,将其均值作为新的簇中心。比较当前的均值点和上一步得到的均值点是否相同,如果相同,则K-Means算法结束,否则,将当前的均值点替换掉之前的均值点,然后重复步骤2和步骤3。

[0046] 最后得到两个中心点,并保存训练得到的预测模型。

[0047] 本申请实施例中,由于预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到,且时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,因此,将从待预测脑电数据提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型后,该预测模型输出的结果能够反映出该待预测脑电数据是处于癫痫发作期还是癫痫发作间期,从而实现癫痫的预测。并且,由于无需人工标记以及设置模板库,因此,提高癫痫预测的泛化能力。

[0048] 在一些实施例中,由于不同的脑电采集设备采样频率不同,因此,其采集到的数据分辨率也不同,但过高的采样频率会导致采集到的数据冗余过多,而过低的采样频率又会导致数据的不完整。为了能够得到完整而冗余又少的数据,则需要对原始数据进行重采样(resampling),此时,所述脑电数据获取模块11具体用于:

[0049] 获取待预测的脑电数据,对所述待预测的脑电数据进行指定频率的重采样,得到重采样后的待预测的脑电数据。

[0050] 脑电数据对应的脑电信号的频率大概在0.5-100HZ之间,若要得到完整而冗余又少的数据,要对原始数据进行重采样。由于根据奈奎斯特采样定理,采样频率 $f_{s.\max}$ 等于信

号中最高频率 $f_{\max}$ 的2倍时,采样之后的数字信号能够完整地保留原始信号中的信息,因此对原始信号进行200Hz的重采样。重采样指的是将时间序列从一个频率转换到另一个频率的处理过程:将高频率(间隔短)数据聚合到低频率(间隔长)称为降采样(downsampling);将低频率数据转换到高频率则称为升采样(upsampling)。由于一般的采集设备采集频率均高于200Hz,因此,本申请实施例采用的是线性降采样,将数据降成200Hz。

[0051] 在一些实施例中,为了提高预测模型识别癫痫的准确率,则需要对用于训练的脑电数据样本进行重采样,此时,所述预测模型训练模块具体用于:获取脑电数据样本,对所述脑电数据样本进行指定频率的重采样,得到重采样后的脑电数据样本,提取所述重采样后的脑电数据样本的时域特征和/或频域特征,得到对应的时域特征样本和/或频域特征样本,将所述时域特征样本和/或频域特征样本采用无监督的K-Means算法训练,得到训练后的预测模型,其中, $K=2$ 。

[0052] 在一些实施例中,工频干扰是由电力系统引起的一种干扰,是由50Hz及其谐波构成的一种干扰,为了提高后续提取的时域特征(或频域特征)的准确性,需要滤除工频干扰,过滤50Hz信号。所述癫痫发作预测装置还包括:

[0053] 滤波器,用于滤除所述待预测的脑电数据的工频干扰。

[0054] 本实施例中,设计IIR单一频率陷波器滤除工频干扰,该陷波器是无限冲击响应(IIR)数字滤波器,该IIR滤波器可以用以下常系数线性差分方程表示:

$$[0055] \quad y(n) = \sum_{i=0}^M a_i x(n-i) + \sum_{i=1}^N b_i y(n-i)$$

[0056] 其中, $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别为输入信号序列和输出信号序列; $a_i$ 和 $b_i$ 为数字滤波器系数。对上式两边进行z变换,得到数字滤波器的传递函数为:

$$[0057] \quad H(z) = \frac{\sum_{i=0}^M a_i z^{-i}}{\sum_{i=0}^N b_i z^{-i}} = \frac{\prod_{i=1}^M (z - z_i)}{\prod_{i=1}^N (z - p_i)}$$

[0058] 其中: $z_i$ 和 $p_i$ 分别为传递函数的零点和极点。

[0059] 由传递函数的零点和极点可以大致绘出频率响应图:在零点处,频率响应出现极小值;在极点处,频率响应出现极大值。因此可以根据所需频率响应配置零点和极点,然后反向设计带陷数字滤波器。

[0060] 在一些实施例中,通过滤波器滤除经过重采样后的待预测的脑电数据的工频干扰。

[0061] 在一些实施例中,若所述特征提取模块12用于提取所述脑电数据的时域特征和频域特征,为了提高后续特征匹配的准确度,则所述癫痫发作预测装置还包括:

[0062] 特征融合模块,用于根据预设长度窗口对提取时域特征和频域特征进行特征融合;例如,可设定长度为1秒的窗口,这样,对每一秒数据都计算其频域特征和时域特征,并组成一个特征集合。

[0063] 对应地,所述癫痫预测模块13具体用于:将融合后的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型,根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫,所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到。

[0064] 本实施例中,由于特征融合模块是根据预设长度窗口对提取的频域特征和时域特征进行特征融合,因此,癫痫预测模块13是根据融合后的特征(即同一预设长度窗口的频域特征和时域特征这两个维度)预测是否发生癫痫,从而提高癫痫识别的准确度。

[0065] 在一些实施例中,所述特征提取模块12在提取所述脑电数据的时域特征时,具体用于:提取所述脑电数据的时域特征,所述时域特征包括以下至少一个:平均值,绝对平均值、标准差、均方根、一阶差分均方根、二阶差分均方根、偏度、峰度。

[0066] 由于出现癫痫的脑电数据与正常脑电数据有较大的区别,例如,在时间域的区别主要是出现癫痫时候的能量急剧放大,采集到的信号幅值变大,斜率变大,因此,为了能够准确识别癫痫,则提取至少一个频域信号,分别是平均值,绝对平均值,标准差,均方根,一阶差分均方根,二阶差分均方根,偏度,峰度。

[0067] 其中,平均值是指脑电信号(或脑电数据)的平均值,如脑电信号的幅值的平均值。

[0068] 其中,绝对平均值是指对有负号的脑电信号的幅值进行差异放大处理,以求取绝对值处理后的脑电信号的幅值的平均值。

[0069] 其中,标准差用于反映脑电数据的离散程度。

[0070] 其中,均方根是对信号波形的平方求平均值,再进行开方的结果,均方根也称有效值,它可以指示信号发送功率的能力,由于在癫痫发作时期的功率会明显增大,因此可将脑电信号对应的均方根作为一项时域特征。

[0071] 其中,一阶差分均方根和二阶差分均方根用于表现脑电信号的动态特征,一阶差分就是离散函数中连续相邻两项之差;定义 $X(k)$ ,则 $Y(k) = X(k+1) - X(k)$ 就是此函数的一阶差分,物理意义就是当前数据与前一个数据之间的关系,体现两个数据之间的联系,在一阶差分的基础上, $Z(k) = Y(k+1) - Y(k) = X(k+2) - 2 * X(k+1) + X(k)$ 为此函数的二阶差分。二阶差分表示的是一阶差分与一阶差分之间的关系。

[0072] 其中,偏度是统计数据分布偏斜方向和程度的度量,是统计数据分布非对称程度的数字特征,本申请实施例的偏度表示脑电数据为癫痫数据的偏向,其公式为:

$$[0073] \quad S_k = \frac{\mu_3}{\sigma^3}$$

[0074]  $S_k$ 为偏度; $\mu_3$ 为脑电数据的3阶中心矩; $\sigma$ 为脑电数据的标准差。

[0075] 其中,峰度衡量实数随机变量概率分布的峰态。峰度高就意味着方差增大,癫痫发作时期的峰度会明显上扬,其公式为:

$$[0076] \quad F = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^4}{SD^4} - 3$$

[0077]  $F$ 为峰度, $\bar{x}$ 为样本平均值, $SD$ 为标准差。

[0078] 在一些实施例中,所述特征提取模块12在提取所述脑电数据的频域特征时,具体用于:对所述脑电数据进行滤波,提取所述脑电数据的频域特征,所述频域特征包括以下至少一个: $\delta$ 波、 $\theta$ 波、 $\alpha$ 波、 $\beta$ 波、 $\gamma$ 波。

[0079] 本实施例的数字滤波器选择的是巴特沃斯数字带通滤波器,巴特沃斯滤波器的特点是通频带内的频率响应曲线最大限度平坦,没有起伏,而在阻频带则逐渐下降为零。在振幅的对数对角频率的波得图上,从某一边界角频率开始,振幅随着角频率的增加而逐渐减少,趋向负无穷大。

[0080] 巴特沃斯低通滤波器可用如下振幅的平方对频率的公式表示：

$$[0081] \quad |H(\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}} = \frac{1}{1 + \varepsilon^2 \left(\frac{\omega}{\omega_p}\right)^{2n}}$$

[0082] 其中,  $n$ 为滤波器的阶数,  $\omega_c$ 为截止频率通频,  $\omega_p$ 为带边缘频率,

[0083]  $|H(\omega)|^2 = \frac{1}{1+\varepsilon^2}$  在通频带边缘的数值。

[0084] 带通滤波做变换,变换的公式为:

$$[0085] \quad \cos\omega_p = \frac{\cos\left(\frac{\omega_2+\omega_1}{2}\right)}{\cos\left(\frac{\omega_2-\omega_1}{2}\right)}$$

[0086]  $\omega_2$ 和  $\omega_1$ 分别为带通滤波器要求的上下截止频率。

[0087] 将得到的系统函数,通过求解常系数线性差分方程得到滤波后的信号,公式为:

$$[0088] \quad \sum_{k=0}^N a_k y(n-k) = \sum_{m=0}^M b_m x(n-m)$$

[0089]  $y(n)$  即为得到的信号。

[0090] 通过对原始信号进行滤波,得到以下至少一个频带的信号,分别计算均值作为频域特征: $\delta$ 波(0.5—3Hz)、 $\theta$ 波(4—7Hz)、 $\alpha$ 波(8—13Hz)、 $\beta$ 波(13—30Hz)、 $\gamma$ 波(30—50Hz)。

[0091] 图2示出了本申请实施例提供的一种终端设备的结构示意图,如图2所示,该实施例的终端设备2包括:处理器20、存储器21以及存储在所述存储器21中并可在所述处理器20上运行的计算机程序22。所述处理器20执行所述计算机程序22时实现上述各装置实施例中各模块/单元的功能,例如图1所示模块11至13的功能。

[0092] 示例性的,所述计算机程序22可以被分割成一个或多个模块/单元,所述一个或者多个模块/单元被存储在所述存储器21中,并由所述处理器20执行,以完成本申请。所述一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述所述计算机程序22在所述终端设备2中的执行过程。例如,所述计算机程序22可以被分割成脑电数据获取模块、特征提取模块、癫痫预测模块,各模块具体功能如下:

[0093] 脑电数据获取模块,用于获取待预测的脑电数据;

[0094] 特征提取模块,用于提取所述脑电数据的时域特征和/或频域特征;

[0095] 癫痫预测模块,用于将提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型,根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫,所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到,所述时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本,也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本。

[0096] 所述终端设备2可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。所述终端设备可包括,但不仅限于,处理器20、存储器21。本领域技术人员可以理解,图2仅仅是终端设备2的示例,并不构成对终端设备2的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件,例如所述终端设备还可以包括输入输出设备、网

络接入设备、总线等。

[0097] 所称处理器20可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。

[0098] 所述存储器21可以是所述终端设备2的内部存储单元,例如终端设备2的硬盘或内存。所述存储器21也可以是所述终端设备2的外部存储设备,例如所述终端设备2上配备的插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC),安全数字(Secure Digital,SD)卡,闪存卡(Flash Card)等。进一步地,所述存储器21还可以既包括所述终端设备2的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器21用于存储所述计算机程序以及所述终端设备所需的其他程序和数据。所述存储器21还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0099] 在上述实施例中,对各个实施例的描述都各有侧重,某个实施例中未详述或记载的部分,可以参见其它实施例的相关描述。

[0100] 本领域普通技术人员可以意识到,结合本文中公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[0101] 在本申请所提供的实施例中,应该理解到,所揭露的装置/终端设备,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置/终端设备实施例仅仅是示意性的,例如,所述模块或单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通讯连接可以通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通讯连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0102] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0103] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0104] 所述集成的模块/单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器执行时,可实现上述各个装置实施例的功能。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质

可以包括：能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器 (ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器 (RAM, Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。需要说明的是，所述计算机可读介质包含的内容可以根据司法管辖区内立法和专利实践的要求进行适当的增减，例如在某些司法管辖区，根据立法和专利实践，计算机可读介质不包括电载波信号和电信信号。

[0105] 以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围，均应包含在本申请的保护范围之内。

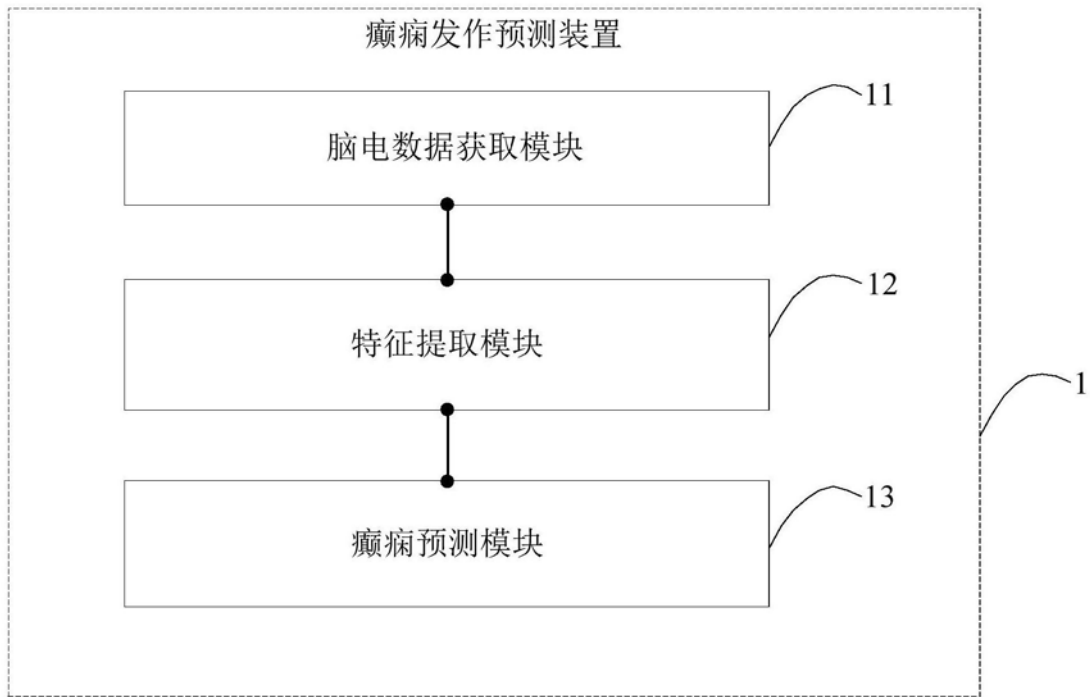


图1

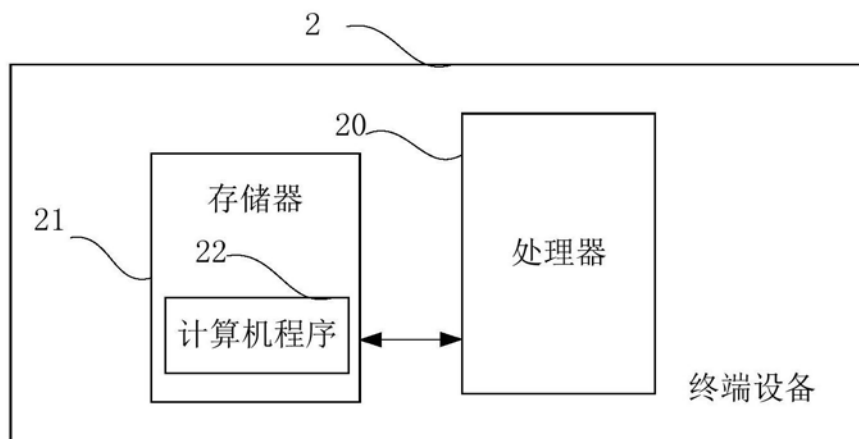


图2

专利名称(译)	癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质		
公开(公告)号	<a href="#">CN110477910A</a>	公开(公告)日	2019-11-22
申请号	CN201910747929.3	申请日	2019-08-14
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
[标]发明人	肖杨 陈畅明 牛丽丽 王丛知 马腾 郑海荣		
发明人	肖杨 陈畅明 牛丽丽 王丛知 马腾 郑海荣		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G16H50/50		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/4094 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7267 A61B5/7275 G16H50/50		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本申请适用于医疗设备技术领域，提供了癫痫发作预测装置、终端设备以及计算机可读存储介质，包括：脑电数据获取模块，用于获取待预测的脑电数据；特征提取模块，用于提取所述脑电数据的时域特征和/或频域特征；癫痫预测模块，用于将提取的时域特征和频域特征输入已训练的预测模型，根据所述预测模型输出的结果预测是否发生癫痫，所述预测模型通过对已获取的时域特征样本和/或频域特征样本进行无监督训练得到，所述时域特征样本和/或频域特征样本包括癫痫发作期对应的时域特征样本和/或频域特征样本，也包括癫痫发作间期对应的时域特征样本和/或频域特征样本。通过上述方法，能够提高癫痫预测的泛化能力。

