



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111053529 A

(43)申请公布日 2020.04.24

(21)申请号 201811203975.9

(22)申请日 2018.10.16

(71)申请人 中国移动通信有限公司研究院

地址 100053 北京市西城区宣武门西大街
32号

申请人 中国移动通信集团有限公司

(72)发明人 王珊 吴娜

(74)专利代理机构 北京派特恩知识产权代理有
限公司 11270

代理人 高洁 张颖玲

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书12页 附图4页

(54)发明名称

睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及
存储介质

(57)摘要

本发明公开了一种睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及存储介质。所述睡眠障碍自动分析方法,包括:获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号;利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图;利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果。

S110: 获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号

S120: 利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波
的子图

S130: 利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果

1. 一种睡眠障碍自动分析方法,其特征在于,包括:
获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号;
利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波
的子图;
利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,
所述利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果,包括:
利用所述判读规则中判读门限剔除所述第一分析结果中的异常结果,获得异常结果剔
除后的所述第二分析结果。
4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,
所述利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果,还包
括:
基于能够表征睡眠障碍的第二生理信号结合所述第一分析结果,细化所述第一分析结
果获得所述第二分析结果。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,
所述第一生理信号包括以下至少之一:
鼻气流信号;
鼻压力信号;
和/或,
所述第二生理信号包括以下至少之一:
血氧饱和度信号;
胸腹呼吸努力程度信号。
6. 根据权利要求1至5任一项所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
将所述第一生理信号分割成预定时长的数据帧;
基于连续的N个数据帧生成所述第一深度学习模型的波形图;其中,N为不小于2的整
数;
所述利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特
征波的子图,包括:
利用所述第一深度学习模型对所述波形图进行分析,获取疑似包含睡眠障碍特征波
的子图。
7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,
所述利用所述第一深度学习模型对所述波形图进行分析,获得包含特征波的子图,包
括以下至少之一:
利用所述第一深度学习模型对鼻气流波形图进行分析,获得疑似包含睡眠障碍特征波
的第一类子图;
利用所述第一深度学习模型对鼻压力波形图进行分析,获得疑似包含睡眠障碍特征波
的第二类子图。

8. 根据权利要求1至5任一项所述的方法,其特征在于,
所述利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果,包括:

利用第二深度学习模型对所述子图,进行是否存在睡眠障碍的分类。

9. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果,还包括:

若确定存在睡眠障碍,根据所述子图,确定睡眠障碍存在的属性信息,其中,所述属性信息包括:时间信息及程度信息的至少其中之一。

10. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,

所述利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图,包括:

利用所述第一深度学习模型对第一生理信号进行处理,获得包含第一类特征波的子图和/或第二类特征波子图,其中,所述第一类特征波为:呼吸暂停事件对应的特征波;所述第二类特征波为:低通气事件对应的特征波。

11. 一种睡眠障碍自动分析装置,其特征在于,包括:

第一获取模块,用于获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号;

第二获取模块,用于利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波子图;

第三获取模块,用于利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果。

12. 一种处理设备,其特征在于,包括:

存储器,用于信息存储;

处理器,与所述存储器连接,用于通过执行存储在所述存储器上的计算机可执行代码,实现权利要求1至10任一项所述的方法。

13. 一种计算机存储介质,所述计算机存储介质存储有计算机可执行代码,所述计算机可执行代码被执行后,能够实现权利要求1至10任一项所述的方法。

睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及信息技术领域,尤其涉及一种睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及存储介质。

背景技术

[0002] 检测与睡眠相关的第一生理信号,然后对这些第一生理信号进行分析获得睡眠障碍。

[0003] 一方面,相关技术中分析第一生理信号的方法,一般是基于判决门限时间的。但是这种基于判决门限的方式,被检测对象因为自身状况和外界环境的变化,导致正常第一生理信号或异常第一生理信号与判决门限对应不上的问题,从而出现精确度差的问题。

[0004] 另一方面,基于判定规则的方式,有很多判定是无法有判决门限来表示的,如此,由于存在判定遗漏,会导致不精确。或者,有一些判定需要非常复杂的算法才能表示,拟合出算法的难度高且实际应用过程中计算量大、计算复杂;且难以保证计算的准确率。

发明内容

[0005] 有鉴于此,本发明实施例期望提供一种睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及存储介质。

[0006] 本发明的技术方案是这样实现的:

[0007] 一种睡眠障碍自动分析方法,包括:

[0008] 获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号;

[0009] 利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波的字图;

[0010] 利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果。

[0011] 基于上述方案,所述方法还包括:

[0012] 利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果。

[0013] 基于上述方案,所述利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果,包括:

[0014] 利用所述判读规则中判读门限剔除所述第一分析结果中的异常结果,获得异常结果剔除后的所述第二分析结果。

[0015] 基于上述方案,所述利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果,还包括:

[0016] 基于能够表征睡眠障碍的第二生理信号结合所述第一分析结果,细化所述第一分析结果获得所述第二分析结果。

[0017] 基于上述方案,所述第一生理信号包括以下至少之一:

[0018] 鼻气流信号;

[0019] 鼻压力信号;

- [0020] 和/或，
- [0021] 所述第二生理信号包括以下至少之一：
- [0022] 血氧饱和度信号；
- [0023] 胸腹呼吸努力程度信号。
- [0024] 基于上述方案，所述方法还包括：
- [0025] 将所述第一生理信号分割成预定时长的数据帧；
- [0026] 基于连续的N个数据帧生成所述第一深度学习模型的波形图；其中，N为不小于2的整数；
- [0027] 所述利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图，包括：
- [0028] 利用所述第一深度学习模型对所述波形图进行分析，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图。
- [0029] 基于上述方案，所述利用所述第一深度学习模型对所述波形图进行分析，获得包含特征波的子图，包括以下至少之一：
- [0030] 利用所述第一深度学习模型对鼻气流波形图进行分析，获得疑似包含睡眠障碍特征波的第一类子图；
- [0031] 利用所述第一深度学习模型对鼻压力波形图进行分析，获得疑似包含睡眠障碍特征波的第二类子图。
- [0032] 基于上述方案，所述利用第二深度学习模型对所述子图进行处理，获取睡眠障碍的第一分析结果，包括：
- [0033] 利用第二深度学习模型对所述子图，进行是否存在睡眠障碍的分类。
- [0034] 基于上述方案，所述利用第二深度学习模型对所述子图进行处理，获取睡眠障碍的第一分析结果，还包括：
- [0035] 若确定存在睡眠障碍，根据所述子图，确定睡眠障碍存在的属性信息，其中，所述属性信息包括：时间信息及程度信息的至少其中之一。
- [0036] 基于上述方案，所述利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图，包括：
- [0037] 利用所述第一深度学习模型对第一生理信号进行处理，获得包含第一类特征波子图和/或第二类特征波子图，其中，所述第一类特征波为：呼吸暂停事件对应的特征波；所述第二类特征波为：低通气事件对应的特征波。
- [0038] 一种睡眠障碍自动分析装置，包括：
- [0039] 第一获取模块，用于获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号；
- [0040] 第二获取模块，用于利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图；
- [0041] 第三获取模块，用于利用第二深度学习模型对所述子图进行处理，获取睡眠障碍的第一分析结果。
- [0042] 一种处理设备，包括：
- [0043] 存储器，用于信息存储；

[0044] 处理器,与所述存储器连接,用于通过执行存储在所述存储器上的计算机可执行代码,实现前述一个或多个技术方案提供的睡眠障碍自动分析方法。

[0045] 一种计算机存储介质,所述计算机存储介质存储有计算机可执行代码,所述计算机可执行代码被执行后,能够实现前述一个或多个技术方案提供的睡眠障碍自动分析方法。

[0046] 本发明实施例提供的技术方案,一方面,在分析睡眠障碍时,利用第一深度学习模型和第二深度模型获得第一分析结果,相对于利用由设备判读规则直接进行判定,针对相对较为模糊需要医务人员经验等结合判断导致的判断遗漏或判断错误,可以大大的提升判断的精准性。另一方面,利用两个深度学习模型,第一深度学习模型用于提取出波形图的疑似包含有睡眠障碍特征波的子图,可以减少第二深度学习模型处理的数据量,加速第一分析结果的获得。

附图说明

[0047] 图1为本发明实施例提供的第一种睡眠障碍自动分析方法的流程示意图;

[0048] 图2为本发明实施例提供的第二种睡眠障碍自动分析方法的流程示意图;

[0049] 图3为本发明实施例提供的第一种睡眠障碍自动分析装置的结构示意图;

[0050] 图4为本发明实施例提供的一种深度学习模型的训练及应用示意图;

[0051] 图5为本发明实施例提供的一种生理信号的示意图;

[0052] 图6为本发明实施例提供的一种呼吸暂停的特征波形图;

[0053] 图7为本发明实施例提供的一种呼吸低通器的特征波形图;

[0054] 图8为本发明实施例提供的医生标注的呼吸暂停事件对应的特征波形图;

[0055] 图9为采用本发明实施例提供的方法标注的呼吸暂停事件对应的特征波形图。

具体实施方式

[0056] 以下结合说明书附图及具体实施例对本发明的技术方案做进一步的详细阐述。

[0057] 如图1所示,本实施例提供一种睡眠障碍自动分析方法,包括:

[0058] 步骤S110:获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号;

[0059] 步骤S120:利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理,获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图;

[0060] 步骤S130:利用第二深度学习模型对所述子图进行处理,获取睡眠障碍的第一分析结果。

[0061] 所述监测对象可为各种类型的生命体,这些生命体都会有呼吸,从而会产生于呼吸相关的生理信号。例如,人或动物;例如,婴幼儿或者病人等。以人为例,呼吸会使得鼻腔、气管内出现气流和气流压力;呼吸会使得生命体的氧浓度发生变化,呼吸会使得人体的胸腔和/或腹腔起伏等。这些生理信号都能够反映监测对象当前的呼吸是否顺利;而睡眠障碍会导致呼吸信号的变化。

[0062] 在一些实施例中,所述第一生理信号可为监控的各种生理信号,例如,多导睡眠图(PSG)信号、鼻气流信号、鼻压力信号、胸腹呼吸努力程度信号、血氧饱和度信号中的一个或多个。

- [0063] 在另一些实施例中,所述第一生理信号还可包括以下至少之一:
- [0064] 脑电波 (Electroencephalogram, EEG);
- [0065] 眼电波 (electro-oculogram, EOG);
- [0066] 肌电波 ((electromyography, EMG)。
- [0067] 例如,鼻气流信号可表征在睡眠过程中鼻子内气流有无、气流量大小的信号。
- [0068] 鼻压力信号可以表征监测对象在睡眠过程中鼻腔内压力的信号。
- [0069] 所述第一生理信号可为多维度的多种生理信号。
- [0070] 所述睡眠障碍可为各种发生在睡眠中的障碍,例如,睡眠中的呼吸障碍;睡眠中的高碳酸血症以及睡眠中断等各种类型的睡眠障碍。
- [0071] 在本实施例中,获得了第一生理信号之后,会利用深度学习模型,此处的深度学习模型可包括:神经网络,但不限于神经网络。
- [0072] 第一神经网络和第二神经网络可为不同类型的神经网络或相同类型的神经网络。例如,所述第一深度学习模型可为:使用选择性算法的区域推荐网络 (Region Proposal Network, PRN)。所述第二深度学习模型可为:使用卷积算法的卷积神经网络。
- [0073] 第一深度学习模型通过对第一生理信号的处理,获取出第一生理信号中包含有睡眠障碍特征波的子图。此处的睡眠障碍包括但不限于:睡眠中呼吸困难,例如,呼吸暂停和/或呼吸的通气量低等。呼吸的通气量低可为:呼吸的平均通气量低于通气量阈值的呼吸。
- [0074] 第一深度学习模型和第二深度模型都是利用样本数据训练得到的,不再是基于判读规则的门限值进行比较生硬的变化。而深度学习模型是能够通过大量的数据训练,对于比较模糊的难以用明确门限来表示判定规则以及需要医生用个人经验体现的规则,都能以深度学习模型中的模型参数体现的。例如,以神经网络为例,可以由神经网络中的不同传输路径、传输路径上不同节点的权值和/或阈值等,反应出判读规则中比较模糊的难以用明确门限来表示的判定规则。故利用深度学习模型提到利用生硬的门限的判读规则进行判定,能够减少遗漏,提升睡眠障碍的判定精确性。
- [0075] 与此同时,在本实施例中,深度学习模型包括第一深度学习模型和第二深度学习模型,第一深度模型用于对第一生理信号进行处理,筛选出疑似包含睡眠特征波的子图,作为第二深度学习模型的信号处理,如此,相对于整个深度学习模型都进行所有第一生理信号的处理,能够减少不必要的信号处理;与此同时,可以减少确定不包含特征波的子图对后续基于子图判定过程中睡眠障碍的干扰,从而再次提升睡眠障碍的第一分析结果的精确度。
- [0076] 在本实施例中,所述第一分析结果可包括以下至少几种分析结果的一种:
- [0077] 第一类分析结果,用于指示是否存在睡眠障碍;
- [0078] 第二类分析结果,用于指示是否存在特定类型的睡眠障碍;
- [0079] 第三类分析结果,用于指示存在的睡眠障碍的属性信息,例如,睡眠障碍存在的时间信息、睡眠阶段和/或严重程度。
- [0080] 所述时间信息可包括:睡眠障碍存在的起止时间和/或持续的时长等。
- [0081] 例如,根据睡眠的深浅,可以将睡眠分为如下睡眠阶段的至少其中之一:
- [0082] 非快速眼动1期,简称为N1期;
- [0083] 非快速眼动2期,简称为N2期;

[0084] 非快速眼动3期,简称为N3期;

[0085] 非快速眼动期,简称N期或NREM;

[0086] 快速眼动期,简称R期或REM。

[0087] 严重程度可指示:监测对象在睡眠过程中出现的睡眠障碍的严重程度,例如,针对睡眠中的呼吸障碍,呼吸暂停和呼吸的通气量低,虽然都是睡眠障碍,但是严重程度显然是不一样的,呼吸暂停的严重程度是大于呼吸的通气量低的严重程度的。

[0088] 在一些实施例中,如图2所示,所述方法还包括:

[0089] 步骤S140:利用判读规则对所述第一分析结果进行校正,获得校正后的第二分析结果。

[0090] 在本实施例中,为了进一步提升得到的睡眠障碍的分析结果,还会利用判读规则来对第一分析结果进行校正。

[0091] 所述判读规则可为可至少分为两大类:

[0092] 第一类判读规则,可以用于明确门限进行表征的明确规则;

[0093] 第二类判读规则,不可以用明确门限进行表征的模糊规则。

[0094] 在本实施例中,为了提升分析结果的精确性,减少因为深度学习模型的异常或者训练故障导致的分析结果不精确的问题。

[0095] 在本实施例中,所述步骤S140可包括:利用第一类判读规则对所述第一分析结果进行校正,得到校正后的第一分析结果,校正后的所述第一分析结果即为所述第二分析结果。

[0096] 具体地如,所述步骤S140可包括:利用所述判读规则中判读门限剔除所述第一分析结果中的异常结果,获得异常结果剔除后的所述第二分析结果。

[0097] 此处,使用到判读门限可为前述第一类判读规则所对应的判读门限。

[0098] 在一些实施例中,所述步骤S140还包括:基于能够表征睡眠障碍的第二生理信号结合所述第一分析结果,细化所述第一分析结果获得所述第二分析结果。

[0099] 例如,第一分析结果是基于第一生理信号形成的,为了进一步获得更加细分的分析结果,会利用判读规则结合第二生理信号,细化所述第一分析结果,在第一分析结果的基础上得到包含更加细分内容的第二分析结果。

[0100] 例如,基于鼻气流信号得到的第一分析结果,指示在睡眠期间存在着睡眠障碍,结合在睡眠期间胸腹呼吸的努力程度,确定出具体存在哪一种睡眠障碍,例如,该睡眠障碍为:阻塞型睡眠障碍、中枢型睡眠障碍或混合性睡眠障碍。此处的混合性睡眠障碍可为:同时存在阻塞型睡眠障碍及中枢型睡眠障碍。

[0101] 在一些实施例中,所述第一生理信号包括以下至少之一:鼻气流信号;鼻压力信号。和/或,所述第二生理信号包括以下至少之一:血氧饱和度信号;胸腹呼吸努力程度信号。

[0102] 在一些实施例中,所述方法还包括:

[0103] 将所述第一生理信号分割成预定时长的数据帧;

[0104] 基于连续的N个数据帧生成所述第一深度学习模型的波形图;其中,N为不小于2的整数。

[0105] 此处的数据帧的分割及波形图的生成,相当于数据的预处理。

[0106] 睡眠监控设备采集可能进行数据采样,采样得到的是按照时间先后顺序排序的数据序列。

[0107] 在本实施例中,会将这些采集的数据划分为一个个数据帧,任意两帧对应的时长是相等的。例如,将1个小时睡眠采集的鼻气流信号,划分为时长为M分钟的数据帧,则可生成 $(60/M)$ 向上取整或向下取整的数据帧。

[0108] 一个所述数据帧中包含的数据是按照采集时间的先后顺序形成的数据序列,则可以将这些数据序列在时域上进行绘制,从而获得所述波形图。

[0109] 在本实施例中,为了方便后续深度学习模型的处理,会将数据帧转换为波形图。

[0110] 在本实施例中,所述波形图的生成是基于连续的N个数据帧的。具体生成所述波形图的方式有多种:

[0111] 第一种:一个所述数据帧对应一个波形图;如此,N个数据帧对应于N个波形图,后续进行第一生理信号的处理时,将N个波形图同时输入到所述第一深度学习模型中进行处理;此时,若一个数据帧的时长为T,则任意一个波形图对应的时长为T;

[0112] 第二种:基于N个数据帧生成一个波形图,如此,将一个所述波形图输入到所述第一深度学习模型中;此时,若一个数据帧的时长为T,则一个波形图对应的时长为 $N*T$ 。

[0113] 在本实施例中,所述N的取值可以依据不同的睡眠障碍所发生的大致时长来确定。例如,若一个所述数据帧为30秒,一般呼吸暂停将持续3个数据帧,而呼吸的低通气性则可能持续4个数据帧。若重点为了监测睡眠过程中的呼吸障碍,可以将N设置为4;若重点为了监测呼吸暂停障碍,则N可设置为3。

[0114] 在本实施例中,所述N的取值可取决于所述预定时长和睡眠障碍的类型,以便所述第一深度学习模型及所述第二深度学习模型能够获得精确的第一分析结果。

[0115] 总之,在本实施例中,会将第一生理信号分割成预定时长的数据帧,然后转换波形图的方式由深度学习模型来处理。所述第一深度学习模型和所述第二深度模型可为运行在图像处理器(GPU)上的神经网络等深度学习模型。

[0116] 所述步骤S120可包括:利用所述第一深度学习模型对所述波形图进行分析,获取疑似包含睡眠障碍特征波的字图。

[0117] 在本实施例中第一深度学习模型可以进行模糊分类,将整个波形图中找出可能包含睡眠障碍导致的特征波的字图。

[0118] 例如,将一个波形图划分为S1个子图,这S1个子图之间可能不存在重叠;但是S1个子图可以完整的拼接处对应的波形图。

[0119] 再例如,将一个波形图分为S2个子图,这S2个子图中相邻的子图之间具有重叠区域;这S2个子图重叠区域重叠后可以拼接处对应的波形图。

[0120] 在本实施例中,S2个子图的重叠率可以相同也可以是不相同的。

[0121] 在一些实施例中,所述第一深度学习模型会分别以不同的重叠率分割波形图,从而形成多组子图。此处的重叠率可为:两张图片中重叠部分占用整个子图面积的比值。

[0122] 在一些实施例中,在进行波形图的字图划分时,可以等面积划分,也可以不等面积划分。若采用不等面积划分,则后续为了方便第二深度学习模型的处理,可以通过插值算法实现子图尺寸的归一化。

[0123] 在步骤S130中第二深度学习模型处理每一个子图,发现重叠率比较高的两个子图

被判定具有相同类型,则会将这两个子图合并,一直到所有重叠率大于重叠阈值且判定为相同类型的子图合并完成;以方便提取出睡眠障碍的属性信息,例如,持续时长和/或起止时间等。

[0124] 在一些实施例中,所述步骤S120还包括以下至少之一:

[0125] 利用所述第一深度学习模型对鼻气流波形图进行分析,获得疑似包含睡眠障碍特征波的第一类子图;

[0126] 利用所述第一深度学习模型对鼻压力波形图进行分析,获得疑似包含睡眠障碍特征波的第二类子图。

[0127] 在本实施例中,鼻气流波形图反应的鼻气流的大小,至少可以用于判定睡眠是否存在呼吸障碍,若出现呼吸暂停,则鼻气流的气流会中止。

[0128] 若鼻子中的有气流,则鼻中会有气压产生。

[0129] 在一些实施例中,所述步骤S130可包括:利用第二深度学习模型对所述子图,进行是否存在睡眠障碍的分类。

[0130] 在一些实施例中,所述步骤S130可还包括:

[0131] 若确定存在睡眠障碍,根据所述子图,确定睡眠障碍存在的属性信息,其中,所述属性信息包括:时间信息及程度信息的至少其中之一。

[0132] 所述时间信息可包括:起始时间和持续时长、或,终止时间及持续时长。

[0133] 在一些实施例中,所述步骤S120可包括:利用所述第一深度学习模型对第一生理信号进行处理,获得包含第一类特征波子图和/或第二类特征波子图,其中,所述第一类特征波为:呼吸暂停事件对应的特征波;所述第二类特征波为:低通气事件对应的特征波。

[0134] 在本实施例中,低通气事件可为鼻子气流量低于气流阈值的事件。

[0135] 在本发明实施例中,所述方法还包括:

[0136] 训练所述第一深度学习模型和所述第二深度学习模型。

[0137] 训练所述第一深度学习模型和所述第二深度学习模型的方式有很多种,以下提供一种可选方式:

[0138] 获取样本数据,例如,采集有睡眠障碍的检测对象的与呼吸相关的样本生理信号;对样本生理信号进行标注,标注出样本生理信号中表征发生睡眠障碍的部分和未发生睡眠障碍的部分;将标注后的数据作为样本数据输入到待训练的深度学习模型(例如,神经网络)中,获得模型参数。

[0139] 在训练过程中,除了准备样本数据,还准备有验证数据和测试数据。例如,利用验证数据验证训练好的模型的是否正确等;再例如,利用测试数据(一般是一些极限值)测试训练好的模型的泛化能力。

[0140] 对待训练的模型设置一些初始化参数,进行至少两次迭代的训练。

[0141] 一次迭代训练可分为两个阶段,具体如下:

[0142] 第一阶段:

[0143] 固定第二深度学习模型的模型参数,利用样本数据输入到模型中训练第一深度学习模型;当第一深度模型训练一段时间后达到了预设条件(例如,利用验证数据或测试数据输入到当前已训练好的模型中,将波形图分割成子图的正确率达到第一正确率阈值)停止

第一深度学习模型的训练。

[0144] 第二阶段：

[0145] 固定已完成第一阶段训练的第一深度模型的模型参数，利用样本数据输入到模型中对第二深度学习模型，当第二深度模型训练一段时间后达到了预设条件（例如，利用验证数据或测试数据输入到当前已训练好的模型中，识别出睡眠障碍的正确率达到第二正确率阈值）则停止第二深度学习模型的训练。

[0146] 反复重复所述第一阶段和所述第二阶段，实现模型的多次迭代优化。

[0147] 在一些实施例中，样本数据、验证数据和测试数据在数据集中的数据量占比满足预定比例关系；例如，样本数据、验证数据和测试数据在数据集中的数据量占比等于8:1:1或者6:2:2。

[0148] 如图3所示，本实施例提供一种睡眠障碍自动分析装置，其特征在于，包括：

[0149] 第一获取模块110，用于获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号；

[0150] 第二获取模块120，用于利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图；

[0151] 第三获取模块130，用于利用第二深度学习模型对所述子图进行处理，获取睡眠障碍的第一分析结果。

[0152] 在一些实施例中，所述装置还包括：

[0153] 第四获取模块，用于获得利用判读规则对所述第一分析结果进行校正，获取校正后的第二分析结果。

[0154] 在一些实施例中，所述第四获取模块，用于利用所述判读规则中判读门限剔除所述第一分析结果中的异常结果，获得异常结果剔除后的所述第二分析结果。

[0155] 在一些实施例中，所述利用判读规则对所述第一分析结果进行校正，获得校正后的第二分析结果，还包括：

[0156] 基于能够表征睡眠障碍的第二生理信号结合所述第一分析结果，细化所述第一分析结果获得所述第二分析结果。

[0157] 在一些实施例中，所述第一生理信号包括以下至少之一：鼻气流信号；鼻压力信号；

[0158] 和/或，所述第二生理信号包括以下至少之一：血氧饱和度信号；胸腹呼吸努力程度信号。

[0159] 在一些实施例中，所述装置还包括：

[0160] 分割模块，用于将所述第一生理信号分割成预定时长的数据帧；

[0161] 生成模块，用于基于连续的N个数据帧生成所述第一深度学习模型的波形图；其中，N为不小于2的整数；

[0162] 所述第二获取模块120，用于利用所述第一深度学习模型对所述波形图进行分析，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图。

[0163] 在一些实施例中，所述第二获取模块120，用于以下至少之一：

[0164] 利用所述第一深度学习模型对鼻气流波形图进行分析，获得疑似包含睡眠障碍特征波的第一类子图；

[0165] 利用所述第一深度学习模型对鼻压力波形图进行分析,获得疑似包含睡眠障碍特征波的第二类子图。

[0166] 在一些实施例中,所述第三获取模块130,具体用于利用第二深度学习模型对所述子图,进行是否存在睡眠障碍的分类。

[0167] 在一些实施例中,所述第三获取模块130,具体用于若确定存在睡眠障碍,根据所述子图,确定睡眠障碍存在的属性信息,其中,所述属性信息包括:时间信息及程度信息的至少其中之一。

[0168] 在一些实施例中,所述第二获取模块120,具体用于利用所述第一深度学习模型对第一生理信号进行处理,获得包含第一类特征波的子图和/或第二类特征波子图,其中,所述第一类特征波为:呼吸暂停事件对应的特征波;所述第二类特征波为:低通气事件对应的特征波。

[0169] 本实施例提供一种处理设备,包括:

[0170] 存储器,用于信息存储;

[0171] 处理器,与所述存储器连接,用于通过执行存储在所述存储器上的计算机可执行代码,实现前述一个或多个技术方案提供的方法,例如,如图1和/或图2所示的方法。

[0172] 所述存储器可为各种类型的存储器件,例如,闪存、随机存储器、只读存储器等。

[0173] 所述处理器可为各种类型的处理器件,例如,中央处理器、微处理器、数字信号处理器、可编程阵列等。

[0174] 所述处理器与所述存储器连接,例如,处理器可以通过各种类型的总线与存储器连接,例如,通过集成数据总线(IIC)或外设互连总线(PCI)或者串连外设总线(SPI)等。

[0175] 处理器可以通过执行存储在存储器上的计算机程序等计算机可执行指令实现前述一个或多个技术方案提供的睡眠障碍自动分析方法。

[0176] 本实施例还提供一种计算机存储介质,所述计算机存储介质存储有计算机可执行代码,所述计算机可执行代码被执行后,能够实现前述一个或多个技术方案提供的睡眠障碍自动分析方法。

[0177] 以下结合上述任意实施例提供几个具体示例:

[0178] 本申请提案中,提出了一种基于人工智能算法的睡眠呼吸障碍自动分析方法,参考图4所示,主要包括以下模块:

[0179] 数据采集及标注模块;

[0180] 呼吸信号图片生成模块;

[0181] 数据集划分模块;

[0182] 自动判读模型的模块,可用于利用人工智能算法训练睡眠呼吸障碍,具体可用于寻找每一张信号波形图中可能存在呼吸障碍特征波子图;训练判断寻找的子图是否为呼吸障碍特征波分类模型。

[0183] 修正模块,用于根据判读规则对人工智能算法模型获得的结果进行。

[0184] 利用人工智能算法进行睡眠呼吸暂停自动分析模块图

[0185] 数据采集及标注模块:

[0186] 利用医院的监测设备对患者睡眠期间的多项生理指标进行监测,并将全部导联切分为时间长度相同的数据帧。

[0187] 利用可视化工具,将监测到的生理信号的波形图进行展示,医生根据波形的特点以及判读标准,在图上标注出睡眠呼吸障碍事件的位置,可以得到该事件的起始、结束及持续的时间。

[0188] 呼吸信号图片生成模块:

[0189] 根据医生给出的判读结果,若以固定时间长度(如30秒)为1数据帧,有许多呼吸事件会出现在连续几个数据帧中。根据临床医学统计数字,患者睡眠期间出现的呼吸障碍事件的时长存在可包含绝大多数事件的上限。从每位患者存在呼吸事件起始点的数据帧开始,向后拓展数帧,直至达到呼吸障碍事件上限时长,将此若干数据帧拼接在一起,作为一个模型输入数据。

[0190] 将1)中所得的模型输入数据进行滤波操作后,以波形图的形式进行保存。

[0191] 为了提高模型的泛化能力,数据集划分模块可用于在对数据集分为(Training Validation Testing,TVT)划分得到样本数据集、验证数据集合及测试数据集合,使用独立数据划分法。即三个集合中数据的所属监测对象无交叉。划分的比例可以参考8:1:1或6:2:2等多种比例。

[0192] 1)利用人工智能算法训练睡眠呼吸障碍自动判读模型的模块:该模块实现两种主要功能,分别是:

[0193] 2)利用区域搜索网络,搜索输入图片中所有可能存在检测目标的子图,不需给出检测目标具体的类别。在这一步中,常用的算法包括选择性搜索(selective search)、区域推荐网络(Region Proposal Networks)等。训练后的该模型,对所有输入数据输出可能存在目标的子图,并通过多重变换,将子图调整为同等大小,以便下一步网络的使用。

[0194] 将1)的输出作为输入,选择可以进行分类的网络,如卷积神经网络(CNN),对可能存在检测目标的子图进行分类,然后将子图进行合并等操作,得到每张输入图片中呼吸暂停或低通气事件的起止时间。

[0195] 通过多次反复执行1)和2),实现对两层级联网络模型的迭代优化。

[0196] 根据判读规则对人工智能算法模型获得的结果进行修正的模块

[0197] 根据判读规则,睡眠呼吸障碍事件的大类型可根据气流相关信号的波形图给出。同时事件又存细分类型,如中枢型、阻塞型和混合型等。其判读依据包括胸腹呼吸努力程度和动脉血氧饱和度,且判读规则比较简单。因此,设计简单的基于门限的自动判读规则,对通过分类模型得到的事件进行类型细分。

[0198] 例如,针对Faster RCNN算法进行睡眠呼吸暂停低通气综合征自动分析场景,对患者多维生理信息采集、预处理及模型训练的方法进行举例:

[0199] 睡眠呼吸暂停低通气综合征背景知识:

[0200] 睡眠呼吸暂停低通气综合征(Sleep Apnea-Hypopnea Syndrome,SAHS)是指各种原因导致睡眠状态下反复出现呼吸暂停和(或)低通气、高碳酸血症、睡眠中断,从而使机体发生一系列病理生理改变的临床综合征,这一病症直到20世纪30年代才被广泛认识到是一个显著的健康问题。判定某个对象是否患有SAHS的指标是AHI指数,即该对象每小时睡眠过程中呼吸暂停和低通气的次数。AHI值 ≥ 5 次/小时并且有临床症状者可判定患有SAHS。因此在SAHS的诊断中,需要准确定位每一次呼吸暂停、低通气事件,另外,在利用CPAP等方案对SAHS进行治疗的过程中,若可以快速实时给出监测数据中的呼吸暂停或低通气事件,就可

以更加迅速智能地调整呼吸机压力或CO₂浓度等参数,优化治疗效果。

[0201] 被测试者:特定个数(例如,35)存在睡眠呼吸暂停低通气综合征的患者,睡眠呼吸暂停低通气综合征诊断相关生理信号采集与标注:

[0202] 与睡眠呼吸暂停低通气综合征相关的导联有鼻气流(Airflow)、鼻压力(Nasal Pressure)、血氧饱和度(SpO₂)、胸腹呼吸努力(Thor、Abdo)。使用多导睡眠监测仪对35位患者睡眠期间的多维生理信号进行监测,并收集与SAHS诊断相关的数据。

[0203] 监测完毕后,由具备国际认证资质的睡眠专科医生对监测期间,患者的呼吸暂停和低通气事件进行标注,如图5所示,图5中虚线框所包含的部分是医生根据鼻压力数据标注出来的低通气事件。

[0204] 呼吸信号波形图生成,在本例中,监测数据每30秒保存为一个数据帧。根据医生对35位患者的呼吸暂停、低通气事件的标注,发现绝大多数呼吸暂停事件存在于不超过3个连续的数据帧内,低通气事件存在于不超过4个连续的数据帧内。因此,对于诊断呼吸暂停事件的鼻气流导联数据,找到每个患者每一次呼吸暂停的开始帧,并将此帧和向后数连续的2个数据帧组成一个输入数据,同理,可以得到用于判读低通气事件的输入数据。

[0205] 利用Matlab工具将1)中的数据序列转化为波形图,如图6及图7所示,图6为存在呼吸暂停事件的鼻气流波形图,图7为存在低通气事件的鼻压力波形图(均以1帧数据为例)。

[0206] 数据集划分,可得到的呼吸暂停和低通气图片数据分别划分训练集、验证集和测试集,比例为8:1:1,并且按照独立样本划分,即训练集包含28位患者数据,验证集包含4位患者数据,测试集包含3位患者数据,并且这些患者之间不存在交叉。

[0207] 目标检测模型训练,本例中使用的目标检测模型为FasterRCNN,其中区域搜索使用RPN网络,事件分类使用CNN网络。由于分析呼吸暂停和低通气事件需使用不同信号的图片,因此需训练两个模型,但训练方法相同,仅输入数据不同。

[0208] 对网络设置一定的训练参数,由于RPN网络和CNN网络都是神经网络,因此可以将两个网络级联起来,放在GPU服务器上训练。利用训练集数据对网络进行迭代训练。首先固定CNN网络,对RPN网络进行训练,达到一定条件后,固定RPN网络,再训练CNN网络,如此反复训练2次,得到一个模型。该模型先划分图片上可能存在检测目标的子图,然后对子图类型进行分类,并将重叠率超过一定阈值且类别相同的子图进行合并,最终得到整幅图的检测结果。

[0209] 将所得模型用验证集数据进行测试,并根据验证集的结果调整训练参数,重复步骤1)及2)。

[0210] 当模型效果随着训练不断加深不再提高,或提高不明显的时候,停止训练,得到一个可用的模型。用测试集对模型进行测试。图8和9为利用训练所得模型进行判读的示例。

[0211] 根据判读规则对人工智能算法模型获得的结果进行修正的模块

[0212] 得到的模型仅可以得到每张输入图片中的呼吸暂停和低通气事件,无法给出细分类型。在此步骤中,利用胸腹呼吸进行辅助判读。在深度学习模型判读得到的呼吸暂停或低通气事件出现的时间范围内,依据存在胸腹呼吸努力的时间占整个事件时长的比例将事件划分为阻塞型、中枢型和混合型。

[0213] 基于目标检测的方法发现呼吸相关生理信号中的特征波,不必罗列全部用于事件判读的阈值,同时可以对事件进行精确定位;

[0214] 基于深度学习算法对呼吸相关生理信号进行学习,可以简化前期数据处理过程;

[0215] 本示例的应用场景可以是医院,也可以使家庭健康管理。应用于医院可以减轻医院医生的看诊压力,应用于家庭健康管理,可以为被测试者提供快速、准确、便捷的健康状况分析。

[0216] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的设备和方法,可以通过其它的方式实现。以上所描述的设备实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,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,如:多个单元或组件可以结合,或可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另外,所显示或讨论的各组成部分相互之间的耦合、或直接耦合、或通信连接可以通过一些接口,设备或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性的、机械的或其它形式的。

[0217] 上述作为分离部件说明的单元可以是、或也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是、或也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,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全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0218] 另外,在本发明各实施例中的各功能单元可以全部集成在一个处理模块中,也可以是各单元分别单独作为一个单元,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,也可以采用硬件加软件功能单元的形式实现。

[0219] 本领域普通技术人员可以理解:实现上述方法实施例的全部或部分步骤可以通过程序指令相关的硬件来完成,前述的程序可以存储于一计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,执行包括上述方法实施例的步骤;而前述的存储介质包括:移动存储设备、只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0220] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

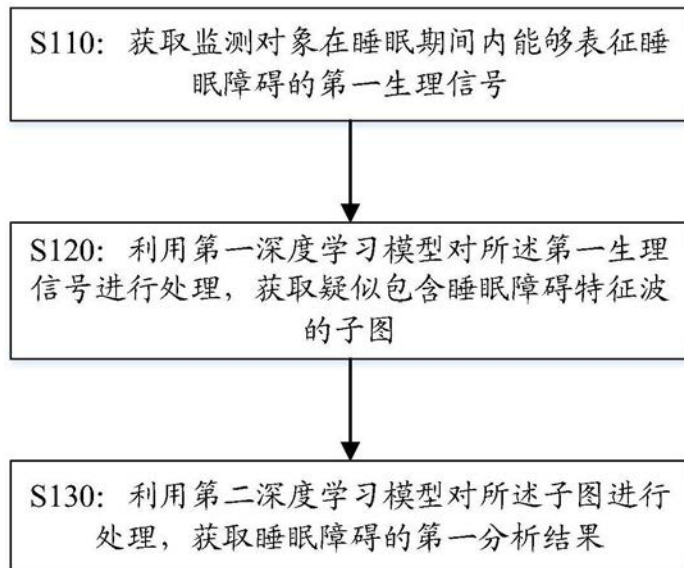


图1

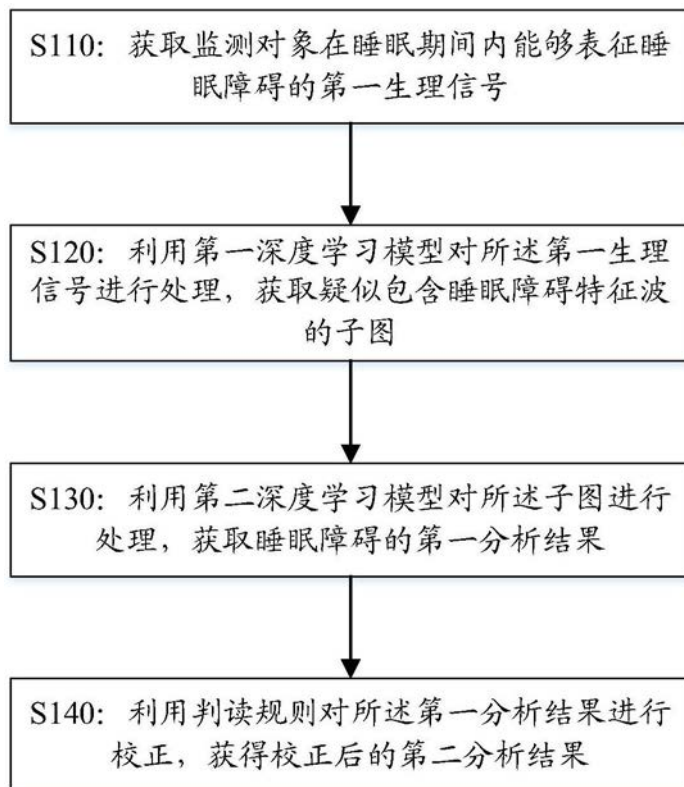


图2

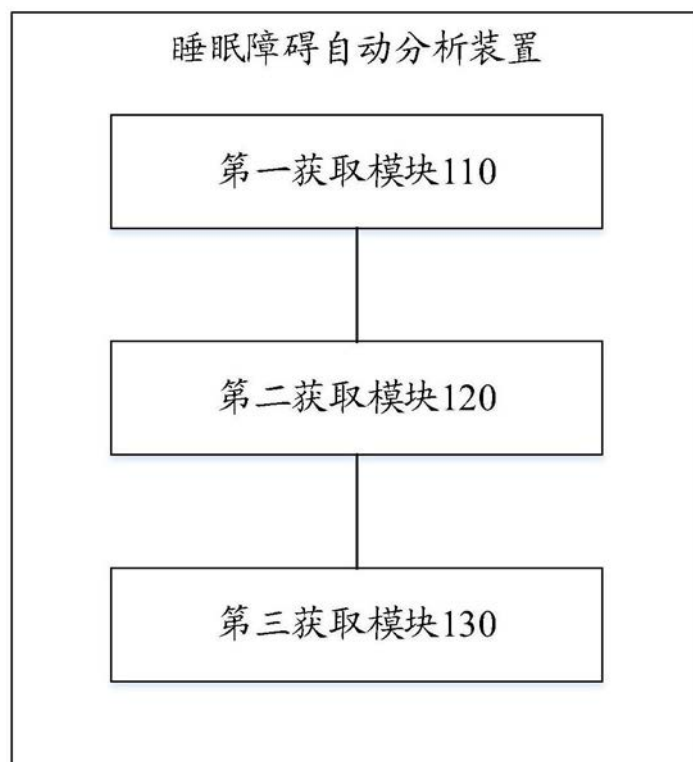


图3

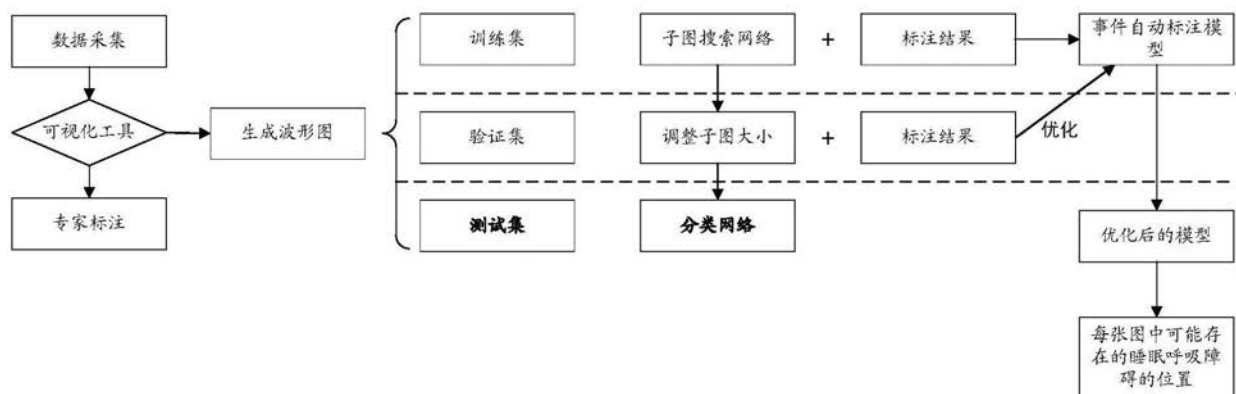


图4

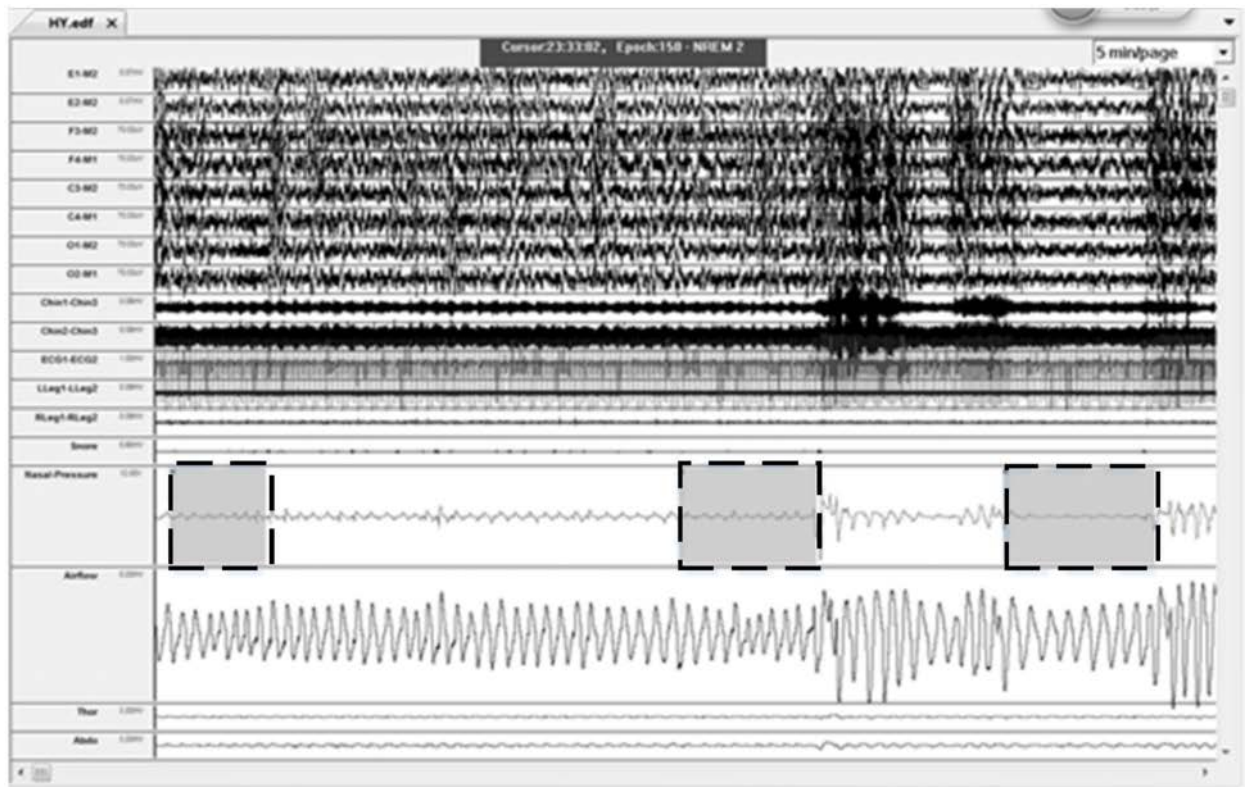


图5

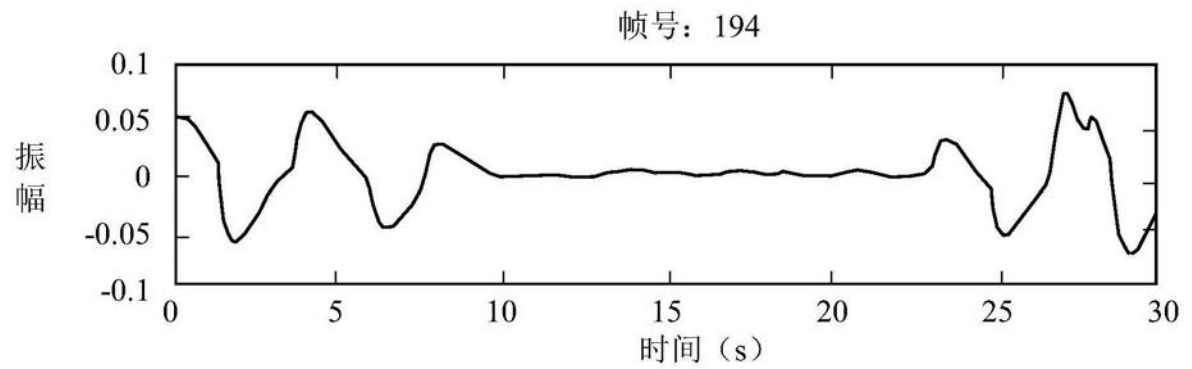


图6

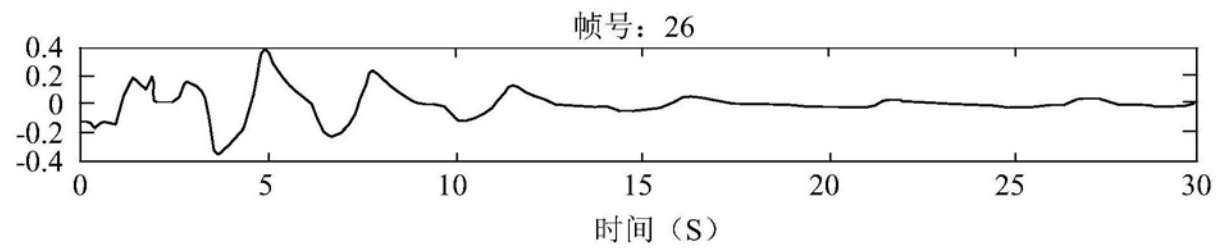


图7



图8



图9

专利名称(译)	睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及存储介质		
公开(公告)号	CN111053529A	公开(公告)日	2020-04-24
申请号	CN201811203975.9	申请日	2018-10-16
[标]申请(专利权)人(译)	中国移动通信有限公司研究院 中国移动通信集团公司		
申请(专利权)人(译)	中国移动通信有限公司研究院		
当前申请(专利权)人(译)	中国移动通信有限公司研究院		
[标]发明人	王珊		
发明人	王珊 吴娜		
IPC分类号	A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4806 A61B5/4818 A61B5/7264		
代理人(译)	高洁		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种睡眠障碍自动分析方法及装置、处理设备及存储介质。所述睡眠障碍自动分析方法，包括：获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号；利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理，获取疑似包含睡眠障碍特征波的子图；利用第二深度学习模型对所述子图进行处理，获取睡眠障碍的第一分析结果。

S110: 获取监测对象在睡眠期间内能够表征睡眠障碍的第一生理信号



S120: 利用第一深度学习模型对所述第一生理信号进行处理，获取疑似包含睡眠障碍特征波子图



S130: 利用第二深度学习模型对所述子图进行处理，获取睡眠障碍的第一分析结果