



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110831492 A

(43)申请公布日 2020.02.21

(21)申请号 201880043461.3

(22)申请日 2018.06.29

(30)优先权数据

62/526,748 2017.06.29 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2019.12.27

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2018/067695 2018.06.29

(87)PCT国际申请的公布数据

W02019/002604 EN 2019.01.03

(71)申请人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72)发明人 P·M·费雷拉多斯桑托斯达丰塞卡

X·L·M·A·奥贝特

(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司
72002

代理人 刘兆君

(51)Int.Cl.

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

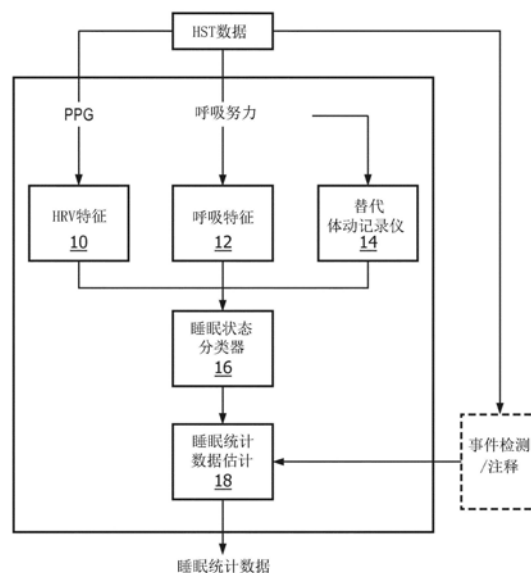
权利要求书1页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

用于确定睡眠统计数据的方法和装置

(57)摘要

一种确定对象的睡眠统计数据的方法,包括以下步骤:收集所述对象的心肺信息;从所述心肺信息中提取特征;通过使用所提取的特征中的至少一些来确定所述对象的睡眠阶段;基于所确定的睡眠阶段来确定所述对象的估计的总睡眠时间;并且使用所述估计的总睡眠时间来确定所述对象的睡眠统计数据。



1. 一种确定对象的睡眠统计数据的方法,所述方法包括:
收集所述对象的心肺信息;
从所述心肺信息中提取特征;
通过使用所提取的特征中的至少一些来确定所述对象的睡眠阶段;
基于所确定的睡眠阶段来确定所述对象的估计的总睡眠时间;并且
使用所述估计的总睡眠时间来确定所述对象的睡眠统计数据。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,基于所确定的睡眠阶段来确定所述对象的估计的总睡眠时间包括:
确定每个睡眠阶段的持续时间;并且
对所述睡眠阶段的所述持续时间进行求和。
3. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,其中,收集所述对象的心肺信息包括经由家庭睡眠测试设备来收集心肺信息。
4. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,其中,所述的从所述心肺信息中提取特征包括提取以下中的至少一项:心率变化性特征、呼吸变化性特征、或身体移动。
5. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,其中,所述的收集所述对象的心肺信息包括使用SpO2传感器来收集心率信息。
6. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,其中,所述的收集所述对象的心肺信息包括使用胸带来收集呼吸努力。
7. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,其中,所述的收集所述对象的心肺信息包括使用胸带和SpO2传感器来收集呼吸努力。
8. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,还包括经由加速度计来收集关于所述对象的身体移动的信息。
9. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,还包括经由从呼吸胸带和SpO2传感器中的一个或多个接收到的信息来确定关于身体移动的信息。
10. 根据前述权利要求中的任一项所述的方法,还包括向所述对象提供所确定的睡眠阶段中的一个或多个睡眠阶段的指示。
11. 一种编码有计算机程序的机器可读介质,所述计算机程序包括用于实施根据权利要求1-10中的任一项所述的方法的程序代码。
12. 一种计算机程序产品,包括编码有计算机程序的非瞬态机器可读介质,所述计算机程序包括用于实施根据权利要求1-10中的任一项所述的方法的程序代码。
13. 一种具有处理器的睡眠监测设备,所述处理器被编程为执行根据权利要求1-10中的任一项所述的方法。

用于确定睡眠统计数据的方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及用于确定患者的睡眠统计数据的方法,并且更具体地涉及一种增加家庭睡眠测试中的AHI估计准确度的方法,其利用确定患者的总睡眠时间的改进的方法。

背景技术

[0002] 家庭睡眠测试(HST)依赖于用于记录生命信号和其他生理测量结果的非干扰技术,使得可以在家监测对象而不干扰日常习惯和舒适度。这样的睡眠测试的重要参数是对象实际上睡眠的总时间,其通常被称为总睡眠时间。需要总睡眠时间的睡眠统计数据的范例由呼吸暂停低通气指数(AHI)给出,该指数是用于睡眠障碍性呼吸诊断的关键参数,或者提供睡眠质量或周期性肢体运动指数(PLMI)的第一客观度量的睡眠效率参数。另一范例由定义为每小时睡眠的皮层觉醒的平均数的觉醒指数给出。在所有这些情况下,特定事件必须被检测并计数,例如,在阻塞性睡眠呼吸暂停(OSA)或显著的肢体运动或觉醒方面,并且每小时睡眠的这样的事件的平均数通过在丢弃唤醒间隔之后利用总睡眠时间标准化来获得。此处将不考虑用于检测这些目标事件的特定方法,因为这些是“现有技术”并且可以从常见的传感器(诸如SpO2指夹或阻抗胸带或放置在脚踝上的加速度计)可靠地获得。

[0003] 目前,基于表征睡眠的移动缺少,可以通过简单体动记录仪技术来尝试睡眠/唤醒分类。然而,这仅是必要条件而非充分条件,因为由失眠影响的对象可能在没有睡眠时保持静止。因此,已知体动记录仪对问题睡眠者的真实睡眠时间估计过高,其进而导致对需要每小时睡眠的事件的平均数的睡眠统计数据的估计不足。改进的睡眠/唤醒分类需要识别潜在的睡眠阶段(REM、非REM、唤醒、等),使得可以将真实睡眠状态与非睡眠状态可靠地区别开。在该背景下,总睡眠时间实际上是整个睡眠阶段分析的副产品,其可以被用于其他目的,如导出睡眠质量的客观度量,或者提供与REM或深度睡眠的减少或甚至缺少有关的细化睡眠诊断,远超过单一AHI或PLMI参数值。

[0004] 考虑到总人口中的睡眠呼吸紊乱(SDB)的高发病率,提醒作为本发明背景的真实部分的多个元素是重要的。睡眠呼吸紊乱由如阻塞性或中枢呼吸暂停和呼吸不足的短重复事件引起,从而导致呼吸过程的暂时减少或停止。只要睡眠效率未被强烈地降低,这样的事件就可能保持不被对象注意到。这解释为何睡眠呼吸紊乱保持诊断不足并且常常仅在对象真正失眠到正常生活(包括专业活动)剧烈受损的程度的稍后严重阶段才被识别到。用于SDB诊断的关键参数是定义为检测到的呼吸暂停/呼吸不足呼吸事件的数量除以总睡眠时间的比率的呼吸暂停低通气指数(AHI)。对呼吸暂停和呼吸不足事件的自动检测通常基于来自呼吸努力和SpO2指夹的双信号输入,诸如在“Home Diagnosis of Sleep Apnea: A Systematic Review of the Literature”(Chest,第124卷,第4号,第1543-79页,2003)中所描述的,其内容通过引用并入本文。第一信号导致呼吸运动的幅度变化,而第二测量结果提供相对氧气去饱和水平。这使得能够检测呼吸运动的暂时减少或停止,并且同时量化这些事件对血液氧合的影响。

[0005] 阻塞性睡眠呼吸暂停(OSA)已经与心脑血管疾病的增加的风险相关联,心脑血管

疾病诸如高血压、心力衰竭、心律不齐、心肌缺血和梗塞、肺动脉高压和肾病、代谢失调(胰岛素抗性和血脂异常)和大脑血流量和大脑自身调节的改变,其进而是老年人的心血管疾病、中风、痴呆和认知障碍的风险因素。患有日间嗜睡的OSA患者还已经被发现更易于发生电机和工作事故并且在工作时生产率较低。早期研究估计对于女性有2%并且对于男性有4%的发病率,然而,最近的综述声明每5个成人中大约有一个具有至少轻微的OSA并且每15个成人中有一个具有至少中度的OSA。在频繁超重和肥胖情况的背景下,SDB的发病率可能进一步增加。

[0006] 然而,研究已经发现超过85%的具有临床上显著OSA的患者保持未得到诊断。这种水平的诊断不足的原因是多因素的,但是一个可能解释可能在于准确筛选OSA的存在和严重性的困难。尽管诊断通常借助于整晚多导睡眠描记(PSG)研究建立,但是这样的研究是常常表示对患者的高负担的复杂且非常昂贵的程序。这样的研究不仅将患者从其典型的睡眠环境中移除,而且还已知这样的研究严重破坏睡眠,从而可能给出可能紊乱的非代表性视图。

[0007] 近年来已经看到家庭睡眠测试(HST)的普及的增加。HST通常包括比PSG更小的一组传感器,通常是“SpO2”传感器、呼吸努力带和鼻/嘴上的呼吸流量传感器。这使这样的测试更舒适并且更容易建立。而且,由于它们的便携性,它们可以在家中使用,其中,它们在对象上床睡觉之前由对象安装,并且在他们在早上醒来之后被移除。在设备被返回到咨询医师之后,常常手动或(半)自动地分析数据,并且尤其,计算治疗医师可以根据其做出第一诊断的参数,诸如呼吸暂停低通气指数(AHI,每小时睡眠的呼吸暂停/呼吸不足事件的平均数)和睡眠效率(SE-%,每小时床上时间的真实睡眠时间的百分比)。

[0008] 睡眠阶段根据在睡眠实验室中的PSG期间记录的EEG信号传统地手动或(半)自动地注释,这是昂贵并且劳动密集的。然而,最近已经示出心肺信息提供对EEG的有希望的备选方案,其具有其可以被非干扰地测量的益处。已经在过去几年里越来越多地研究基于心肺的睡眠阶段分类。许多研究已经报告了关于使用这些类型的特征对不同睡眠阶段的分类的结果。这样的方法通常利用根据心脏信号导出的心率变化性特征,其利用来自胸带或鼻流量传感器的呼吸信息来增强,以及通常从加速度计或体动记录仪设备测量的身体移动。尽管HST不具有(例如在睡眠诊所中)在传统PSG中可获得的所有信息,但是它们具有减少全部PSG与简单体动记录仪之间的差距的潜力,同时以减少的成本提供增加的舒适度。利用现在装备有最常见传感器的最近的HST设备,PSG导出的睡眠阶段信息的大部分变得可获得的。更精确地,基于HST的睡眠阶段方法导致对睡眠和唤醒时间的改进的估计并且为AHI或PLMI值的计算提供好得多的备选方案。

[0009] 实际上,对于最可获得的HST设备而言,取决于在整个夜晚平均的重要诊断参数(诸如AHI或PLMI)当前基于总记录时间而不是总睡眠时间进行标准化,总睡眠时间对于具有低睡眠效率(对比在床上花费的总时间,低睡眠小时数)的对象导致对这些值的严重低估并且因此导致严重性的诊断不足或甚至(睡眠呼吸)紊乱的存在。因此,存在对可以提供对象总睡眠时间的改进的测量结果的系统和方法的需要。

发明内容

[0010] 本发明的实施例提供基于识别真实睡眠间隔和唤醒间隔的睡眠阶段分析的对总

睡眠时间的改进的估计。因此,本发明的目标是提供一种确定对象的睡眠统计数据的方法。所述方法包括:收集所述对象的心肺信息;从所述心肺信息中提取特征;通过使用所提取的特征中的至少一些来确定所述对象的睡眠阶段;基于所确定的睡眠阶段来确定所述对象的估计的总睡眠时间;并且使用所述估计的总睡眠时间来确定所述对象的睡眠统计数据。

[0011] 基于所确定的睡眠阶段来确定所述对象的估计的总睡眠时间可以包括:确定每个睡眠阶段的持续时间;并且对所述睡眠阶段的所述持续时间进行求和。

[0012] 收集所述对象的心肺信息可以包括经由家庭睡眠测试设备来收集心肺信息。

[0013] 从所述心肺信息中提取特征可以包括:提取以下中的至少一项:心率变化性特征、呼吸变化性特征、或身体移动。

[0014] 收集所述对象的心肺信息可以包括使用SpO2传感器来收集心率信息。

[0015] 收集所述对象的心肺信息可以包括使用胸带来收集呼吸努力。

[0016] 收集所述对象的心肺信息可以包括使用胸带和SpO2传感器来收集呼吸努力。

[0017] 所述方法还可以包括经由加速度计来收集关于所述对象的身体移动的信息。

[0018] 所述方法还可以包括经由从呼吸胸带和SpO2传感器中的一个或多个接收到的信息来确定关于身体移动的信息。

[0019] 所述方法还可以包括向所述对象提供所确定的睡眠阶段中的一个或多个睡眠阶段的指示。

[0020] 本发明的另一目标是提供一种编码有计算机程序的机器可读介质,所述计算机程序包括用于实施本文所描述的方法的程序代码。

[0021] 本发明的又一目标是提供一种计算机程序产品,包括编码有计算机程序的非瞬态机器可读介质,所述计算机程序用于实施本文所描述的方法的程序代码。

[0022] 本发明的这些和其他目标、特征和特性以及结构的相关元件的操作和功能的方法和部件的组合和制造的经济性将在考虑以下描述和参考附图的权利要求书时变得更明显,其全部形成本说明书的一部分,其中,相同的附图标记指代各附图中的对应的部分。然而,应明确地理解,附图仅出于说明和描述的目的并且不旨在作为对本发明的限制的限定。

附图说明

[0023] 图1是示出对本发明的范例实施例的实施的框图;并且

[0024] 图2是根据本发明的范例实施例的方法的一般步骤的流程图。

具体实施方式

[0025] 如本文所使用的,除非上下文另外清楚地指明,否则单数形式的“一”、“一个”和“该”包括复数引用。如本文所使用的,两个或两个以上部分或者部件被“耦合”的陈述应当意指部分要么直接地要么间接地一起结合或者操作(即,通过一个或多个中间部分或者部件),只要链接发生。如本文所使用的,“直接地耦合的”意指两个元件彼此直接地接触。如本文所使用的,“直接地耦合的”或者“固定的”意指两个部件被耦合以便当维持相对于彼此的恒定取向时一致地移动。

[0026] 如本文所使用的,术语“数”应当意指一或大于一的整数(即,多个)。

[0027] 在本文中所使用的方向短语诸如例如而限于顶部、底部、左、右、上、下、前、后和

其派生词涉及附图中示出的元件的取向,并且除非其中明确地记载,否则不是对权利要求的限制。

[0028] 如本文所使用的,术语“特征”被用于描述根据由考虑的(一个或多个)传感器收集的原始测量结果利用统计或信号处理技术计算的相关性的生理特性。例如,心脏活动可以利用提供单导联ECG的传感器测量,并且,在用于检测个体心搏的位置和计时的若干信号处理和统计分析步骤之后,可以获得描述指定时间段内的人的“平均心率”的“特征”。该特征可使用于分类器(诸如出于睡眠分析的目的在本发明中描述的分类器)中,而原始信号ECG不可使用于分类器中。

[0029] 如本文所使用的,术语“时段(epoch)”应当意指分配了睡眠阶段指定的睡眠记录的标准30秒持续时间。进行对30秒的时段长度的选择以匹配用于睡眠评分的由美国睡眠医学学会(AASM)推荐的30秒时段。通过基于非重叠的30秒分段来提取特征,睡眠阶段可以利用相同时间分辨率来分类,并且匹配由AASM推荐的准则。然而,应理解,在不脱离本发明的范围的情况下,可以采用其他持续时间的时段。

[0030] 图1图示了描述对本发明的范例实施例的实施的框图。常见HST设备(诸如例如但不限于飞利浦的Alice NightOne设备)具有安装在手指上的SpO2传感器,其可以测量光体积描记(PPG)、呼吸努力传感器(呼吸感应体积描记(RIP)带)和呼吸流量(鼻/嘴热敏电阻)。图2图示了示出根据本发明的范例实施例的方法100的一般步骤的流程图。在该范例实施例中,如在步骤110中所示,(诸如经由HST设备)收集对象(患者)的心肺信息。接下来,如在步骤120处所示,提取描述以下特性的家庭睡眠测试(下面在本文中描述了其范例)的多个特征:心率变化性、呼吸变化性和身体移动。从根据利用SpO2传感器记录的原始PPG信号检测到的心搏中测量心率变化性特征(即,HRV特征10)。从利用胸带记录的呼吸努力信号中测量呼吸变化性特征(即,呼吸特征12)。在缺少记录的加速度计信号的情况下,身体移动可以从呼吸努力信号中的伪影导出以便使用诸如在Fonseca的W02016/07182A1中所描述的技术获得替代体动记录仪特征14,其内容通过引用并入本文。如果本发明被实现在可以记录加速度计或体动记录仪信号的HST中,则可以使用这些而不是计算当前从呼吸努力信号中测量的替代体动记录仪14。

[0031] 在步骤120之后,在步骤120中提取的若干特征被输入到睡眠状态分类器16以便对对象的睡眠阶段进行检测/分类,如在步骤130中所示。睡眠状态分类器使用从具有不同特性的各种对象收集的数据来提前训练,各种对象的范围从健康对象到具有轻微、中度和严重睡眠呼吸暂停的呼吸紊乱对象。如文献中所描述的,训练程序利用使用被供应有所提取的“特征”的任何机器学习技术根据美国睡眠医学学会(AASM)的推荐由一个或多个人类专家手动注释的地面真值数据。基于该地面真值示范性数据,预计算的模型然后被用于执行对在设备的实际使用期间利用设备收集的新的“前所未见”的数据的自动分类。用于训练稍后在本发明中应用的模型的机器学习技术将来自心肺特征的模式与在预处理的训练数据中观察到的人类注释的睡眠阶段的范例相关联。

[0032] 训练集对于本发明的成功使用是关键的,因此训练集应当包括来自每组的平衡数量的范例记录。在对于完整记录对睡眠状态进行检测并分类之后,如在步骤140中所示,可以通过对在步骤130中检测到的睡眠阶段中的每个睡眠阶段的时间进行求和来确定估计的总睡眠时间。然后,总睡眠时间连同从步骤110的收集检测/确定的睡眠事件一起由睡眠统

计估计器用于提供诸如步骤150中所示的睡眠统计数据。睡眠统计估计器18将手动或(半)自动注释的睡眠事件(例如呼吸暂停和呼吸不足的数量)当作输入并且计算关于通过对关于检测到的睡眠状态的总时间进行求和获得的估计的睡眠时间的统计数据。在该范例中,这导致每小时睡眠的事件的平均数(例如但不限于每小时睡眠呼吸暂停或呼吸不足事件的平均数-呼吸暂停-呼吸不足指数、或AHI)。该范例可以当然被用于其他统计数据,诸如觉醒率(每小时睡眠的觉醒的平均数)、周期肢体运动指数(每小时睡眠的周期性肢体运动的平均数)等。

[0033] 应理解,本文所描述的算法部件通常被集成在软件程序中并且由计算机处理器或在任何适合的电子设备(例如个人计算机、工作站)上运行的其他适合的处理设备、或专用医学设备(例如包括可以直接执行要求的计算的处理器)或在经由因特网连接到具有用于报告结果的接口的任何设备的云服务上执行。

[0034] 以下描述了在文献中已经示出允许睡眠阶段根据心脏、呼吸和身体移动信号的记录来自动分类的特征的范例。本文所描述的睡眠状态分类器16使用如在训练程序期间确定的识别睡眠状态中的这些特征中的一个或多个特征的组合。

[0035] 考虑心脏活动,我们给出可以根据从PPG信号(更具体地从包括连续的心搏的时间序列,也被称为心搏间期)检测到的心搏计算的92个心脏特征的范例。这些包括例如在九个连续非重叠30秒时段期间计算的时域特征,诸如平均心率、去趋势和非去趋势平均心搏间期、心搏间期的标准偏差(SD)、最大心搏间期与最小心搏间期之间的差、连续心搏间期差的均方根和SD和相差 $>50\text{ms}$ 的连续心搏间期的百分比、去趋势和非去趋势心率和心搏间期的平均绝对差和差异百分比(在10%、25%、50%、75%和90%处)以及心率的均值、中值、最小似然比和最大似然比。心脏特征还包括频域特征,诸如从0.003Hz到0.04Hz的极低频带(VLF)中、从0.04Hz到0.15Hz的低频带(LF)中、在0.15Hz到0.4Hz之间的高频带(HF)中的对数光谱功率和LF-to-HF比,其中,功率谱密度例如在九个时段上估计。谱边界还可以适应于对应的峰值频率,从而得到它们的边界适应版本。它们还包括HF极的最大模块和相位以及HF带中的最大功率和表示呼吸率的其相关联的频率。另外,它们包括描述心搏间期的非线性特性的特征利用11个时段上的去趋势波动分析(DFA)和其短期、长期和所有时间标度指数、具有64个心搏的非重叠段的逐渐DFA、11个时段上的窗口化DFA和17个时段上的多标度样本熵(具有1-10的标度的1和2个样本的长度)来量化。

[0036] 心脏特征还包括编码九个时段上的连续心搏间期中的增加或减少的符号二进制序列的适当的熵。另外,它们包括基于可视图(VG)和差VG(DVG)方法的特征以表征二维复杂网络中的HRV时间序列,其中,样本根据某种准则连接为节点。基于网络的特征可以在七个时段上计算,并且包括具有小度数(对于VG而言 ≤ 3 并且对于DVG而言 ≤ 2)和大度数(对于VG而言 ≥ 10 并且对于DVG而言 ≥ 8)的基于VG和DVG网络中的节点度数的均值、SD和斜率以及节点的数量,以及基于VG的网络中的同配性系数。

[0037] 最后,心脏特征可以包括Teager能量,这是量化幅度和频率的瞬时改变以检测和量化IBI时间序列中的转变点的方法。所有前述特征先前在心脏或心肺睡眠分阶的上下文中描述并且在学术文章“Sleep stage classification with ECG and respiratory effort”(IOP Physiol.Meas.,第36卷,第2027-40页,2015)或“Cardiorespiratory Sleep Stage Detection Using Conditional Random Fields”(IEEE

J.Biomed.Heal.Informatics,2016) 中详细描述或引用,其内容通过引用都并入本文。

[0038] 关于呼吸活动,我们给出可以从(例如利用(胸)RIP带传感器测量的)呼吸努力导出的44个特征的范例。在时域中,这些特征包括呼吸信号的方差、呼吸频率和其在150、210和270秒上的SD、逐呼吸相关性的均值和SD、以及在呼吸长度上的SD。它们还包括呼吸幅度特征,包括标准化均值、标准化中值以及呼吸峰和谷的样本熵(分别指示吸气和呼气呼吸深度)、中值峰谷比差、针对完整的呼吸循环的中值体积和流速、吸气和呼气以及吸气与呼气流速比。此外,它们包括借助于使用动态时间规整(DTW)度量的包络形态学的峰与谷之间的相似性。它们还包括呼吸频率特征,诸如呼吸频率和其功率、VLF(0.01-0.05Hz)、LF(0.05-0.15Hz)和HF(0.15-0.5Hz)带中的谱功率的对数、以及LF-HF比。它们包括例如借助于七个30秒时段上的样本熵以及基于DTW和动态频率规整(DFW)以及均匀定标的(非)自相似性获得的呼吸规律性度量。还可以针对呼吸间间隔计算与用于先前所描述的心脏特征相同的网络分析特征。

[0039] 许多研究已经示出心脏活动与呼吸活动之间的相互作用跨睡眠阶段而变化。这些特征可以同时根据从PPG信号或从(例如根据RIP信号测量的)呼吸努力信号导出的IBI时间序列计算。这些包括例如与例如在九个时段的窗口上量化的呼吸调制的心搏间期相关联的功率,用于不同比的IBI与呼吸周期之间的心肺交互和相位协调的基于VG和DVG的特征。

[0040] 测量身体移动的常规方式是利用常常被集成在所谓的体动记录仪设备中的加速度计记录它们。然而,一些HST设备(诸如例如但不限于飞利浦的NightOne)不记录身体移动(尽管其常常包含用于检测卧位的加速度计)。在这种情况下,我们量化存在于如在W02016/07182A1和“Estimating actigraphy from motion artifacts in ECG and respiratory effort signals”(Physiol.Meas.,第37卷,第1号,第67-82页,2016)中所描述的其他所测量的模态中的身体移动引起的伪影的量。这样的方法允许具有与由代替地要使用的体动记录仪设备测量的总身体移动相似的含意的总身体移动的量化。

[0041] 为了使用先前所描述的特征中的一个或多个特征来对睡眠阶段进行自动分类,可以使用传统机器学习算法。这些可以包括诸如在(例如但不限于)“Sleep stage classification with ECG and respiratory effort”(IOP Physiol.Meas.,第36卷,第2027-40页,2015)和“Cardiorespiratory Sleep Stage Detection Using Conditional Random Fields”(IEEE J.Biomed.Heal.Informatics,2016)中所描述的贝叶斯线性判别或诸如(例如但不限于)在W02016/097945(其内容通过引用并入本文)和“Cardiorespiratory Sleep Stage Detection Using Conditional Random Fields”(IEEE J.Biomed.Heal.Informatics,2016)中所描述的更高级的概率分类器。实际上,基于预训练的模型和时间序列中的特征集的任何分类器可以分类两个种类(以将睡眠和唤醒区分开),或者可以在本发明中使用多个种类(以区分进一步的睡眠阶段,诸如唤醒、N1睡眠、N2睡眠、N3睡眠和REM,或任何简化,诸如唤醒、轻度睡眠-N1和N2组合、N3睡眠和REM、或甚至唤醒、非REM和REM)。

[0042] 本发明的范例实施例现在将被用于说明睡眠紊乱群体中的睡眠阶段分类的潜力,以及其在对紊乱相关的统计数据的估计中给出的改进。在包括健康对象和遭受不同严重性的阻塞性睡眠呼吸暂停的对象的414个记录的训练集上训练贝叶斯线性判别分类器,并且然后在包括具有不同严重性的阻塞性睡眠呼吸暂停的对象的96个记录(包括PSG和参考注

释)的留出集上使用经训练的分类器,获得分别在下面的表1和表2中指示的针对4类睡眠阶段分类问题和3类睡眠阶段分类问题的睡眠阶段分类性能。

[0043] 为了评价针对参考睡眠阶段注释的性能,使用准确度(正确分类时段的百分比)的传统度量和给出补偿随机一致性的改变的对分类性能的估计的Cohen卡巴一致性系数。

[0044] 表1-针对4个种类(唤醒、N1-N2组合、N3和REM睡眠)的睡眠阶段分类性能

[0045]	N	卡巴 (-)	准确度 (%)
	96	0.50 ± 0.13	66.8 ± 8.6

[0046] 表2-针对3个种类(唤醒、非REM和REM睡眠)的睡眠阶段分类性能

[0047]	N	卡巴 (-)	准确度 (%)
	96	0.59 ± 0.13	78.6 ± 7.5

[0048] 关于睡眠统计数据的估计,AHI基于我们计算每总记录时间的平均事件数的每个记录上的呼吸暂停和呼吸不足的数量参考注释并且使用基于分类结果的睡眠时间的估计、每总睡眠时间的平均事件数来计算。两个估计然后与针对相同记录从参考PSG数据获得的参考AHI相比较。性能使用两个常规度量与参考AHI相比较:均方根误差(RMS)和偏差(平均误差)。另外,传统临床阈值被用于睡眠障碍性呼吸的存在和严重性的诊断,以评价与(基于PSG建立的)参考诊断的一致性。使用阈值AHI<5:无紊乱, $5 \leq \text{AHI} < 15$:轻微, $15 \leq \text{AHI} < 30$:中度, $\text{AHI} \geq 30$:严重,计算Cohen卡巴一致性系数和利用根据总记录时间和总睡眠时间估计的AHI与基于PSG注释的参考AHI建立的严重性种类之间的准确度。下面在表3中指示所有结果。

[0049] 表3-AHI估计误差

	RMS	偏差	严重性一致性: 卡巴 (-)	严重性一致性: 准确度 (%)
[0050] 利用总记录时间估计的 AHI 误差	7.30	-4.41	0.76	82.3%
利用总睡眠时间估计的 AHI 误差	4.05	-0.93	0.85	88.5%

[0051] 从表3将理解,存在AHI估计中的RMS误差的显著降低,以及负偏差的重要降低。虽然利用总记录时间估计的AHI具有-4.41的AHI的一致低估,但是使用基于总睡眠时间的AHI的估计,偏差减小到-0.93。为了强调该改进的重要性,应当注意,5的AHI常常用作临床上决定睡眠呼吸暂停的存在或不存在的阈值。4.4的低估临床上接近于该阈值,并且可能导致具有低睡眠效率的对象的情况下的诊断不足,其中,总记录时间与总睡眠时间之间的差是大的。

[0052] 作为备选或可选实施例,应当提到的是,可以使用不同传感器的信号来计算呼吸特征。虽然所提供的范例实施例根据RIP信号来估计呼吸特征,但是这些还可以根据诸如呼吸流量的信号(还通常是HST设备的传感器设置的一部分)或者甚至可以从诸如PPG或ECG的传感器获得的呼吸努力的替代度量来计算,诸如在“Respiration Signals from

Photoplethysmography” (Anesth. Analg., 第117卷, 第4号, 第859-63页, 2013) 和 “Clinical validation of the ECG-derived respiration (EDR) technique” (Comput. Cardiol., 第13卷, 第507-510页, 1986) 中所描述的, 其内容通过引用并入本文。

[0053] 此外, 应当强调, 心脏特征还可以利用来自不同传感器 (诸如ECG或通常安装在床垫上或下面的心冲击描记器 (BCG) 传感器) 的信号计算。在这些情况下, 用于计算心脏特征的心搏间隔时间序列基于检测到的QRS复合波 (在ECG的情况下) 或心搏 (在BCG的情况下) 来计算。

[0054] 作为可选实施例, 本发明还可以被用于计算特定睡眠阶段 (例如对比REM睡眠期间的非REM) 期间的睡眠统计数据。通常仅对于完整PSG可获得的这些度量可以帮助对不同睡眠阶段特定的紊乱的诊断。

[0055] 作为另一可选实施例, 如果HST包括可以利用其检测卧位/睡姿的加速度计, 则本发明还可以被用于改进对体位相关的统计数据的估计。此处, 再一次, 优点在于, 可以通过使他们基于总睡眠时间而不是总记录时间改进这些度量的准确度。

[0056] 应理解, 本发明的实施例容易适用于HST设备 (诸如飞利浦的NightOne HST设备), 而且适用于具有测量心脏和/或呼吸活动和身体移动的能力并且旨在估计可以用于睡眠紊乱的诊断或评估相关的睡眠统计数据的任何其他睡眠监测设备。

[0057] 应理解, 本文所描述的操作和方法可以容易地全部或部分编码在可以容易由一个或多个处理设备用于自动执行本文所描述的方法的全部或部分的 (一个或多个) 机器可读存储介质上。

[0058] 在权利要求中, 被放置在括号内的任何附图标记不应当被解释为对权利要求的限制。词语 “包括 (comprising)” 或者 “包括 (including)” 不排除除权利要求中的列出的那些外的元件或者步骤的存在。在枚举若干装置的设备权利要求中, 可以通过同一项硬件实现这些装置中的若干装置。在元件前面的词语 “一” 或 “一个” 不排除多个这样的元件的存在。在枚举若干装置的任何设备权利要求中, 可以通过同一项硬件实现这些装置中的若干装置。在互不相同的从属权利要求中记载了特定元件的仅有事实并不指示不能组合使用这些元件。

[0059] 虽然已经出于说明的目的基于什么当前被认为是最实际和优选的实施例详细描述了本发明, 但是将理解, 这样的细节仅出于该目的并且本发明不限于所公开的实施例, 而是相反, 旨在涵盖处于随附权利要求的精神和范围内的修改和等效布置。例如, 将理解, 本发明预期在可能的程度上, 任何实施例的一个或多个特征可以与任何其他实施例的一个或多个特征组合。

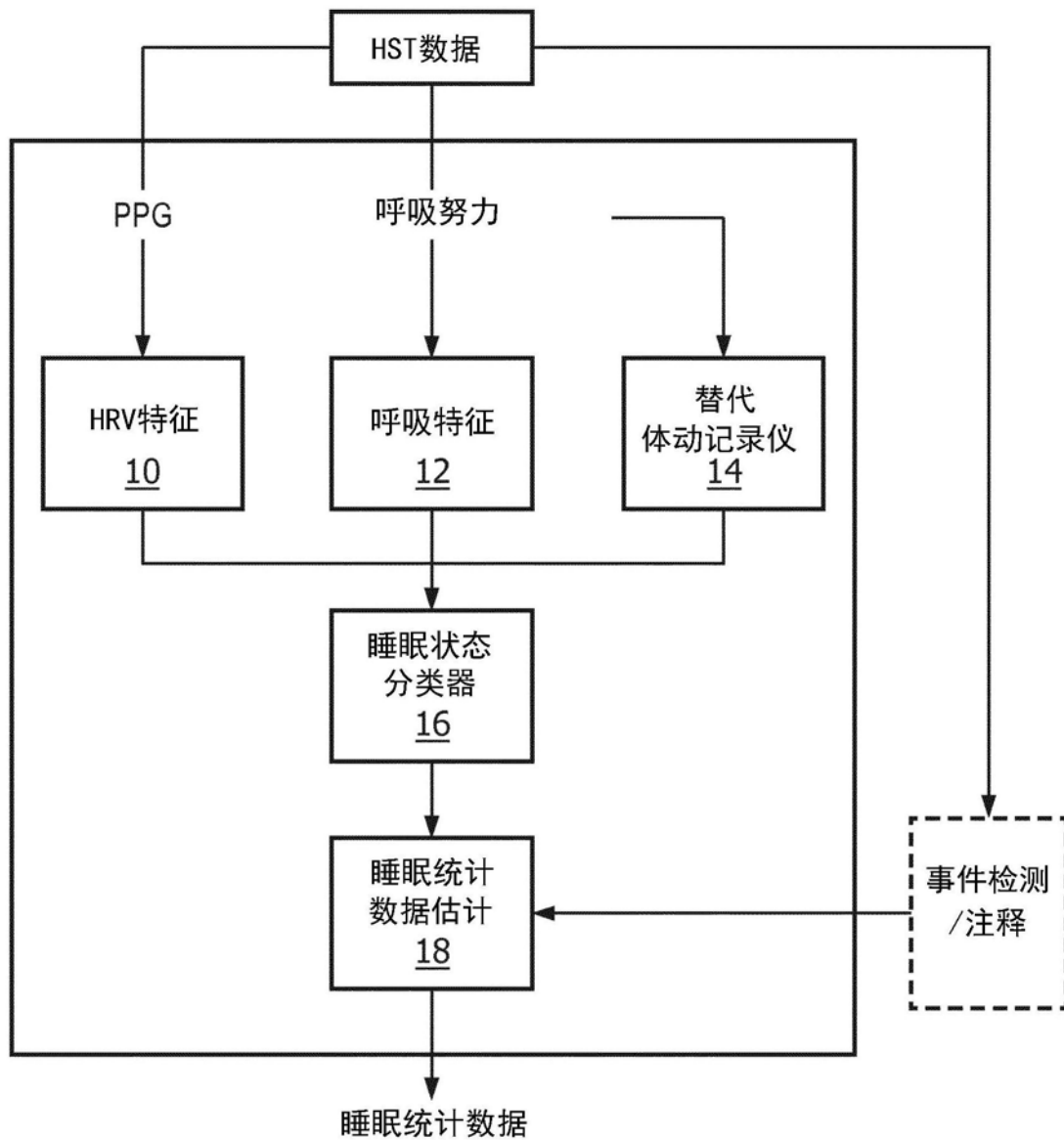


图1



图2