



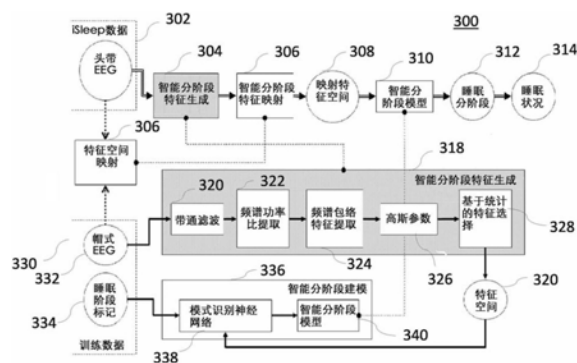
(43)申请公布日 2017.09.26

(72)发明人 张卓 关存太 张海宏 杨慧娟

权利要求书2页 说明书11页 附图8页

具有特征生成和自动映射的睡眠分析系统

提供了一种用于分析个体的睡眠的方法。所述方法包括限定个体的睡眠特征空间,在个体的睡眠期间测量个体的脑波,以及响应所述脑波和用于限定所述睡眠特征空间的先前脑波测量的比较来映射所述睡眠特征空间。所述脑波可以包括脑波谱。所述睡眠特征空间可以包括频谱功率和包络测量或由其组成。所述方法也包括响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应,以及从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。



1. 一种用于分析个体的睡眠的方法,所述方法包括:
限定个体的睡眠特征空间;
在个体的睡眠期间测量个体的脑波;以及
响应所述脑波和用于限定所述睡眠特征空间的先前脑波测量的比较来映射所述睡眠特征空间;
响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应;以及
从响应被建模的映射的睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,测量个体的脑波的步骤包括测量个体的EEG。
3. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,限定个体的睡眠特征空间的步骤包括:
提取脑波的预定数量的频谱功率比;
处理所述预定数量的频谱功率比以提取脑波的频谱包络特征;以及
提取脑波的高斯参数以限定用于分析个体的睡眠的睡眠特征空间。
4. 根据权利要求3所述的方法,其中,提取频谱功率比包括:
从脑波识别多个时间偏移的重叠频谱窗口;
提取所述多个时间偏移的重叠频谱窗口的频谱特征;
确定脑波内的预定数量的截止频带的总功率;以及
响应所述总功率和所述预定数量的截止频带的每一个的频谱功率带来确定脑波的所述预定数量的频谱功率比。
5. 根据权利要求2所述的方法,其中,处理所述预定数量的频谱功率比以提取脑波的频谱包络特征包括通过切比雪夫II型滤波器对所述预定数量的频谱功率比进行基于包络的频谱滤波,以提取脑波的每个频谱功率比的多个频谱包络特征。
6. 根据权利要求2所述的方法,其中,提取高斯参数包括提取脑波的所述预定数量的频谱功率比和所述预定数量的频谱功率比的多个频谱包络特征的平均值和变化,以形成用于分析个体的睡眠的睡眠特征空间。
7. 一种用于对个体的睡眠状况进行建模的方法,所述方法包括:
测量个体的脑波;
提取脑波的预定数量的频谱功率比;
处理所述预定数量的频谱功率比以提取脑波的频谱包络特征;以及
提取脑波的高斯参数以形成用于分析个体的睡眠的睡眠特征空间。
8. 根据权利要求7所述的方法,其中,测量包括测量个体的EEG。
9. 根据权利要求7所述的方法,其中,提取频谱功率比包括:
从脑波识别多个时间偏移的重叠频谱窗口;
提取所述多个时间偏移的重叠频谱窗口的频谱特征;
确定脑波内的预定数量的截止频带的总功率;以及
响应所述总功率和所述预定数量的截止频带的每一个的频谱功率带来确定脑波的所述预定数量的频谱功率比。
10. 根据权利要求7所述的方法,其中,处理所述预定数量的频谱功率比以提取脑波的

频谱包络特征包括通过切比雪夫II型滤波器对所述预定数量的频谱功率比进行基于包络的频谱滤波,以提取脑波的每个频谱功率比的多个频谱包络特征。

11.根据权利要求7所述的方法,其中,提取高斯参数包括提取脑波的所述预定数量的频谱功率比和所述预定数量的频谱功率比的多个频谱包络特征的平均值和变化,以形成用于分析个体的睡眠的睡眠特征空间。

12.一种用于分析个体的睡眠的方法,所述方法包括:

限定个体的第一睡眠特征空间;

在个体的睡眠期间测量个体的脑波并且生成表示测量的脑波的第二睡眠特征空间;

通过比较所述脑波和用于限定所述第一睡眠特征空间的先前的脑波测量将所述第二睡眠特征空间映射到所述第一睡眠特征空间;

使用对应于多个睡眠阶段的每一个的识别的神经网络模式对所述第一睡眠特征空间进行建模;以及

通过将建模的睡眠特征空间应用到映射的睡眠特征空间从睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

13.一种用于分析个体的睡眠的方法,所述方法包括:

限定个体的睡眠特征空间,所述睡眠特征空间包括频谱功率和包络特征;

在个体的睡眠期间测量个体的脑波;

将从脑波测量获得的另一睡眠特征空间的特征映射到所述频谱功率和包络特征;

响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应;以及

从响应被建模的映射的睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

14.一种用于分析个体的睡眠的方法,所述方法包括:

使用训练数据限定个体的第一睡眠特征空间;

在个体的睡眠期间测量个体的脑波并且生成表示测量的脑波的第二睡眠特征空间;

通过比较所述第一睡眠特征空间和所述第二睡眠特征空间来映射所述第二睡眠特征空间;

使用对应于多个睡眠阶段的每一个的识别的神经网络模式对所述第一睡眠特征空间进行建模;以及

通过将建模的睡眠特征空间应用到映射的睡眠特征空间从睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

具有特征生成和自动映射的睡眠分析系统

技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠分析 (profiling)。特别地,本发明涉及一种睡眠分析方法,其使用计算高效的、代表性的特征的自动映射和生成来提供例如用于基于家庭的睡眠监测的鲁棒 (robust) 平台。

背景技术

[0002] 睡眠在人的整体健康和幸福中起着重要的作用。研究表明,良好的睡眠使人的心脏更健康,减轻压力和炎症,增强记忆力,甚至预防癌症。在2007年,美国睡眠医学会 (AASM) 基于以关键开发人员Allan Rechtschaffen和Anthony Kales命名的R&K得分制定了睡眠相关现象术语和评分规则的新指南。根据AASM,睡眠周期的不同阶段包括快速眼动 (REM) 睡眠 (阶段R,对应于R&K规则中的REM) 和非快速眼动睡眠 (NREM)。NREM睡眠可以进一步分为阶段N1、N2和N3 (分别对应于R&K规则的S1、S2和S3+S4)。N3也称为慢波睡眠 (SWS) 并且是最深的睡眠阶段。所有睡眠阶段和唤醒状态106、108、110、112、114、116可以被确定并显示在睡眠图中,睡眠图是表示随时间104变化的睡眠阶段102的多导睡眠描记的一种形式,如图1中所示。

[0003] 传统上,睡眠监测仪在专业睡眠实验室中使用记录脑电图 (EEG)、眼电图 (EOG) 和肌电图 (EMG) 的多导睡眠描记 (PSG) 设备进行。使用来自多个传感器的记录,受过训练的专家根据AASM评分系统手动注释睡眠阶段。这种设置的高成本限制了睡眠研究的应用。然而,近年来,轻量级EEG传感器 (例如EEG头带) 的发展已使基于家庭的睡眠监视系统成为可能。基于单个EEG通道的自动睡眠评分 (分阶段) 的方法在这样的系统中起重要作用。

[0004] 手动睡眠评分过程基于30秒的连续时期。睡眠专家测量波形的频率和幅度并且应用为睡眠阶段评分的标准规范。有若干规则要遵循:1) EEG读数优先于EOG和EMG数据;2) 必须考虑睡眠结构;3) 在单个时期期间共同存在2个或以上阶段时将应用多数规则;以及4) 在评分过程期间将考虑患者特定因素。开发自动化睡眠分阶段过程的方法需要考虑以上因素/规则。

[0005] 尽管可以从EEG信号提取许多特征以便用于睡眠分阶段,但是一些显示与睡眠阶段几乎没有相关性,而其他是冗余的。还需要高阶计算能力来防止实时处理。尚未提出用于精确睡眠阶段检测的一组计算高效的、代表性的特征。此外,睡眠图作为专业人员分析睡眠模式的工具为外行人理解他或她的睡眠状况提供了较不直观的信息。

[0006] 已报道基于来自单个通道的EEG数据的自动睡眠分阶段的各种方法。一种方法通过用于自回归隐马尔可夫模型 (HMM) 的单个EEG的平均频率特征检测人的唤醒状态,该方法实现了70%的醒睡检测率。另一种方法使用更多的特征 (包括频谱熵,自回归参数和复杂度随机测量) 来建立用于睡眠分阶段的HMM模型。该方法适用于预测睡眠阶段N3和N4,但是无法在唤醒、N1和N2阶段之间进行准确区分。第三种方法教导通过应用卡尔曼滤波器和HMM使用EEG建模,测试集中的一致率报道为60.14%。最后的方法提出高斯观测HMM以检测睡眠阶段,并且实现74.6%的总体一致性,唤醒的准确性为86%,但阶段N1仅为22%。报告评价了

家庭睡眠评分系统的睡眠分阶段准确性并且发现系统显示出与标准测量值的偏差,尤其在唤醒到N1过渡阶段,并且得出结论认为可靠的基于家庭的睡眠评分系统尚未达到。

[0007] 因此,需要的是用于基于家庭的睡眠监测系统的更直观和信息丰富的睡眠分析方法。此外,其他期望的特征和特性将从结合本公开的附图和该背景进行的随后的详细描述变得明显。

发明内容

[0008] 根据具体实施方式,提供了一种用于分析个体的睡眠的方法。所述方法包括限定个体的睡眠特征空间,在个体的睡眠期间测量个体的脑波,以及响应所述脑波和用于限定所述睡眠特征空间的先前脑波测量的比较来映射所述睡眠特征空间。所述脑波可以包括脑波谱。所述睡眠特征空间可以包括频谱功率和包络特征或由其组成。所述方法也包括响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应,以及从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

[0009] 另外,提供了一种用于对个体的睡眠状况进行建模的方法。所述方法包括测量个体的脑波并且提取脑波的预定数量的频谱功率比。所述方法也包括处理所述预定数量的频谱功率比以提取脑波的频谱包络特征并且提取脑波的高斯参数,以形成用于分析个体的睡眠的睡眠特征空间。

[0010] 根据具体实施方式,提供了一种用于分析个体的睡眠的方法。所述方法包括限定个体的睡眠特征空间,在个体的睡眠期间测量个体的脑波并且生成表示测量的脑波的第二睡眠特征空间,以及通过比较所述脑波和用于限定所述第一睡眠特征空间的先前的脑波测量将所述第二睡眠特征空间映射到所述第一睡眠特征空间。所述脑波可以包括脑波。所述睡眠特征空间可以包括频谱功率和包络测量或由其组成。由个体的频谱功率和包络特征组成的睡眠特征空间是第一睡眠特征空间。映射的睡眠空间和/或另外的睡眠特征空间是第二睡眠特征空间。所述方法也包括使用对应于多个睡眠阶段的每一个的识别的神经网络模式对所述第一睡眠特征空间进行建模,以及通过将建模的睡眠特征空间应用到映射的睡眠特征空间从睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

[0011] 根据具体实施方式,提供了一种用于分析个体的睡眠的方法。所述方法包括限定个体的睡眠特征空间,在个体的睡眠期间测量个体的脑波,以及将从脑波测量获得的另一睡眠特征空间的特征映射到频谱功率和包络特征。所述脑波可以包括脑波谱。所述睡眠特征空间可以包括频谱功率和包络测量或由其组成。所述方法也包括响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应,以及从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

[0012] 根据具体实施方式,提供了一种用于分析个体的睡眠的方法。所述方法包括限定个体的睡眠特征空间,在个体的睡眠期间测量个体的脑波,以及响应所述脑波和用于限定所述睡眠特征空间的先前脑波测量的比较来映射所述睡眠特征空间。所述脑波可以包括脑波。所述睡眠特征空间可以包括频谱功率和包络测量或由其组成。所述方法也包括响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特

征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应,以及从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

附图说明

[0013] 附图用于说明各种实施例并且解释根据本实施例的各种原理和优点,其中相似的附图标记在不同视图中始终表示相同或功能相似的元件,并且与下面的具体实施方式一起包含在说明书中并且形成说明书的一部分。

[0014] 图1描绘了睡眠图的示例,示出了睡眠周期中的睡眠阶段。

[0015] 图2A和2B描绘了根据本公开的用于分析睡眠的方法的流程图的示例。

[0016] 图3描绘了根据本公开的睡眠分析系统的工作流程的示例。

[0017] 图4描绘了根据本公开的用于睡眠阶段预测的模式识别神经网络的示例。

[0018] 图5描绘了来自受试者的EEG信号和手动标记的睡眠阶段的示例。

[0019] 图6描绘了根据本公开的特征的统计测试的示例。Y轴代表 $-\log(p\text{值})$ 。X轴代表从EEG信号提取的42个特征。平行于X轴的线代表两个组之间的统计差异的阈值。

[0020] 图7描绘了根据本实施例的模式识别网络中的训练、验证和测试的混淆表的示例。

[0021] 熟练技术人员将领会,图中的要素为了简单和清楚被示出并且未必按比例绘制。例如,图示、框图或流程图的一些要素的尺寸可以相对于其他要素被放大以帮助改善本实施例的理解。

具体实施方式

[0022] 以下详细描述本质上仅仅是示例性的,并且不旨在限制本发明或本发明的应用和用途。此外,不希望受到在本发明的前述背景或以下详细描述中呈现的任何理论的约束。在本文中,根据具有更直观和信息丰富的睡眠分析呈现的优点的本实施例呈现用于分析个体的睡眠的方法,所述优点对于基于家庭的睡眠监测是重要的。

[0023] 图2A示出了流程图,示出了根据本发明的实施例的用于分析个体的睡眠的方法200。方法200可以由联接到一个或多个数据库的计算机执行。该方法可以包括装置之间的通信,例如使用与计算装置和数据库连接的EEG装置(例如EEG监视器,头带或帽)获取的EEG,在所述数据库中存储由EEG装置进行的测量。计算装置、数据库和EEG装置之间的通信可以使用硬连线部件或无线地执行。

[0024] 方法200大体上包括:

[0025] 步骤202:限定个体的睡眠特征空间;

[0026] 步骤204:在个体的睡眠期间测量个体的脑波谱;

[0027] 步骤206:响应脑波谱和用于限定睡眠特征空间的先前脑波谱测量的比较来映射睡眠特征空间;

[0028] 步骤208:响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应;以及

[0029] 步骤210:从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波谱确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

[0030] 图2B示出了流程图,示出了根据本发明的实施例的用于分析个体的睡眠的方法200。方法200可以由联接到一个或多个数据库的计算机执行。该方法可以包括装置之间的通信,例如使用与计算装置和数据库连接的EEG装置(例如EEG监视器,头带或帽)获取的EEG,在所述数据库中存储由EEG装置进行的测量。计算装置、数据库和EEG装置之间的通信可以使用硬连线部件或无线地执行。

[0031] 方法200大体上包括:

[0032] 步骤202:测量个体的睡眠期间的脑波;

[0033] 步骤204:从脑波信号生成频谱功率和包络特征以用于睡眠建模;

[0034] 步骤206:通过使从不同设置获取的特征适应于在先前测量中获取的用于建模的特征来映射睡眠特征空间。

[0035] 步骤208:响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模,所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应;以及

[0036] 步骤210:从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波谱确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

[0037] 步骤202包括测量个体的脑波。可以通过获取个体的脑电图来测量脑波谱。在一个示例中,在睡眠实验室中使用帽式EEG传感器获得EEG,如图3的332所示。在另一示例中,在个体的睡眠正被分析的时段期间,使用头带式EEG传感器获得EEG,如图3的302所示。

[0038] 步骤204包括基于训练数据(例如可以在分析睡眠之前获得的帽式EEG数据)生成睡眠特征空间。在一个示例中,该步骤作为智能分阶段(iStaging)特征生成进行。在监测患者的脑波之后,分析脑波状况或数据以识别特征。该分析可以包括将一个或多个曲线拟合到脑波状况或数据。然后计算描述一个或多个曲线的参数,例如幅度和频率。尽管先前的EEG数据可以直接使用幅度和频率以便确定个体的各种睡眠阶段,但是一些现有方法包括确定减小个体之间的幅度和频率变化的导数和其他参数(例如,归一化数据防止幅度变化)。因此更均匀的睡眠状况可以被自动地应用于个体的各种睡眠时期,尽管在特定时期之间的睡眠和唤醒脑活动有变化。参考图3更详细地解释该过程。

[0039] 步骤206包括将从不同设置中获取的脑波提取的特征映射到相同特征空间中。例如来自帽式EEG的测量数据用于睡眠建模。该映射可以包括确定在根据步骤204进行的测量的不同部分中表示特征空间的哪些特征。该过程也可以包括生成表示新测量的EEG的睡眠特征空间,并且将先前的睡眠特征空间与表示新测量的EEG的睡眠特征空间进行比较。该映射可以包括将先前EEG的特征的范围映射到新EEG的特征的范围(例如,通过将前者的最大幅度与后者的最大幅度匹配)或者以类似的方式,通过将从其导出先前的睡眠特征空间的EEG测量范围匹配到新测量的EEG并且然后生成新测量的EEG的睡眠特征空间。在一个示例中,基于332的帽式EEG数据(即,表示使用类似于帽子的形状的EEG装置测量的脑波的数据)与302的头带EEG数据(即,表示使用类似于头带的形状的EEG装置测量的脑波的数据)的比较在智能分阶段特征映射模块306中进行映射,如图3中所示。

[0040] 有利地,可以自动地进行映射。例如,计算系统可以自动地匹配相应的睡眠特征空间的特征或相应的EEG测量的幅度。

[0041] 步骤208包括对在步骤206中获得的映射睡眠特征空间进行建模。建模包括基于在

步骤204中获得的新的EEG测量来识别睡眠特征空间中的神经网络模式。这通过在使用来自帽式EEG的训练数据在步骤202和步骤204中限定的睡眠特征空间中识别那些相同的神经网络模式并且在使用来自头带EEG的数据在步骤202和步骤204中获得的睡眠特征空间中识别相似特征模式而实现。可以通过将在步骤202和步骤204中获得的睡眠特征空间中的特征组与在步骤202和步骤204中获得的睡眠特征空间中的已经使用帽式EEG与使用帽式EEG指示各种睡眠阶段的相应的识别神经网络模式关联的特征组概率地关联来识别使用来自头带EEG的数据在步骤202和步骤204中获得的睡眠特征空间中的相似特征模式。然后取决于步骤202和步骤204的睡眠特征空间中的每个相应组具有与其最高概率关联的特征,将特定的神经网络模式视为适用于使用头带EEG的数据的步骤202和步骤204的睡眠特征空间中的特征的每个相应组。在一个示例中,在参考图3解释的智能分阶段建模模块336中进行该步骤。如图3中所示,映射特征空间308形成在智能分阶段模型模块310中进行的睡眠分阶段过程的基础。睡眠分阶段过程导致使用头带EEG的数据的步骤202和步骤204的睡眠特征空间能够被分类为诸如唤醒、深、浅和REM睡眠的四个阶段的基础的EEG的时期。

[0042] 步骤210包括导出在步骤204中测量的EEG的睡眠状况。因此睡眠状况提供了测量步骤204的EEG的时段内的个体的睡眠阶段变化的图形表示,参考图1。因此该过程导致基于先前的睡眠特征空间和已知的神经网络模式将新的EEG测量转换为睡眠状况。参考图6和图7描述实验数据,示出了模型和由模型获得的睡眠状况的有效性。

[0043] 图3示出了根据本公开的建议睡眠分析系统的框架。由实心箭头332、320、322、324、326、328、320、334、338、340链接的框形成构建计算模型的过程,该过程被称为“智能分阶段特征生成和智能分阶段建模”。通过空心箭头302、304、306、308、310、312、314链接的框是使用智能分阶段模型的睡眠分析过程,换句话说,使用智能分阶段特征生成和智能分阶段建模程序开发的模型用于新的EEG测量。

[0044] 最初,个体的睡眠模式应当被建模,使得建模的睡眠模式可以与在没有专业协助的情况下没有模型容易生成的新的睡眠模式(例如在家发生的睡眠时期的睡眠模式)进行比较。构建计算模型的过程在本文中称为智能分阶段,并且参考332、320、322、324、326、328、320、334、338和340的模块进行解释。优选地,智能分阶段包括智能分阶段特征生成318和智能分阶段建模336,其在获得新的EEG测量302(例如在睡眠时段期间的头带EEG信号-在本文中称为iSleep数据)之前进行。

[0045] 在模块332中,使用帽式EEG传感器获得诸如帽式EEG数据的训练数据。该训练数据用于开发睡眠特征空间,所述睡眠特征空间可以与使用未来日期(例如在家中)进行的另外的EEG测量生成的睡眠特征空间进行比较。获得的数据用于智能分阶段特征生成318和特征空间映射306。获得的数据在带通滤波模块320中用带通滤波器处理以去除伪影。伪影可能包括数据读数中的异常或意外的峰值和没有读数可用的时段(例如当头带变得脱落或以其他方式停止工作时)。进一步参考图3,并且特别地,带通滤波模块320可以采用各种类型的带通滤波器。例如,从包含具有睡眠阶段注释332(例如由睡眠专家进行)的整夜EEG的PSG数据,双极(FPz-Cz)(FPz代表前额区,Cz代表中心区)信号的原始EEG首先用巴特沃斯(Butterworth)带通滤波器处理以去除由模块320中偶尔接触不良的EEG电极产生的伪影。截止频率设置为{0.35-48} Hz,上限由采样率限制。

[0046] 其后,在频谱功率比提取模块322中提取滤波数据的频谱带功率特征。为了频谱功

率的鲁棒且与受试者无关的量的测量,计算能量功率比而不是绝对能量功率。使用能量功率比增加数据的标准化或归一化,例如关于幅度。这可以解释个体的大脑活动的每日变化,并且确保在一个睡眠特征空间中由这样的比率可识别的神经网络模式可以在其他睡眠特征空间中类似地被识别,这是由于数据不被诸如疲劳和年龄的外部因素干扰。

[0047] 例如,已知EEG性质(特别是幅度)在不同的受试者之间不同。计算能量功率比而不是绝对能量功率以便在模块322中产生频谱功率的鲁棒且与受试者无关的量的测量。具有50%重叠的2s的时间移位窗口用于比较连续的时间段,其表示与过去和未来数据相关的分析中的当前时间的数据。使用快速傅里叶变换(FFT)沿着2s移位窗口提取频谱特征。通过在截止频带之间对功率谱求和来计算总功率谱:

$$[0048] \quad P_{total} = \sum_{f=F_{min}}^{F_{max}} P(f)$$

[0049] 其中 $P(f)$ 是频率 f 的幂, $F_{max}=48\text{Hz}$, $F_{min}=0.35\text{Hz}$ 。每个频带的功率比限定如下:

$$[0050] \quad Pr(i) = \frac{\sum_{f=f_{low}(i)}^{f_{high}(i)} P(i)}{P_{total}}$$

[0051] 其中 $f_{low}(i)$ 和 $f_{high}(i)$ 表示相应频谱功率带的范围。边界被表示为频带 $B=\{0.35, 2, 4, 8, 12, 16, 24, 48\}$ 的向量,从中可以获得任何带通限定,例如 $f_{low}(2)=2\text{Hz}$ 和 $f_{high}(2)=4\text{Hz}$ 。在多轮实验后选择向量 B 以便获得最佳设置,其与在不同睡眠阶段中起重要作用的频带(例如, δ (0.5–4Hz),纺锤(12–16Hz), β (12–30Hz), α (8–12Hz)等)良好匹配,如表1中所述。

[0052] 表1. 不同睡眠阶段中的EEG信号的特性

[0053]

阶段	EEG信号的特性
唤醒	β (12–30Hz), α (8–12Hz)
N1	α , θ (4–8Hz)
N2	α , θ , K复合, 纺锤波
N3	δ (0.5–4Hz), 纺锤 (12–16Hz)
REM	δ

[0054] 该步骤产生7个频谱功率比 $Pr=\{pr(i)\}; i=1..7$,其由模块324中的频谱包络特征提取进一步处理。

[0055] 在模块324中,生成频谱包络。频谱包络限定在模块322中获得的频谱功率比(例如,在连续时间段上确定的频谱功率比)的幅度。在形成频谱包络之后,提取限定频谱包络的频谱包络特征。频谱包络特征使分类时间序列的周期性并且在本情况下使在模块322中提取的随着时间的频谱功率比的变化周期性更明显。

[0056] 用于频谱分析的频谱包络的概念已被用于自动语音识别(ASR)。这样的特征用作探索具有最少信息丢失的分类时间序列的周期性的有效工具。本文中介绍了使用基于包络的频谱滤波的特征提取方法,旨在抑制频谱功率周期图中出现的颜色噪声。针对切比雪夫(Chebyshev)滤波器创建通带和阻带边缘频率, $\{0-0.5\}\text{Hz}$ 的具体限定的频谱空间在对数空间中进一步分为2个频带。切比雪夫II型滤波器应用于如上所述获取的7个频谱功率带,产

生另外14个参数用于频谱分析。

[0057] 其后,在模块326中使用高斯分布对频谱功率比进行建模并且提取高斯分布的参数以针对EEG上的连续窗口或时期形成睡眠特征空间。例如,提取参数的平均值和偏差(例如标准偏差)。

[0058] 根据AASM评分,标准睡眠分阶段窗口尺寸为30秒。在模块326中在每30秒的窗口中,沿着高斯分布中显示的2秒移位窗口能够提取21个参数。在模块328中提取参数的平均值和变化以形成具有42个特征的特征空间。与先前针对基于EEG的睡眠阶段检测开发的已建立的特征集比较,由频谱功率及其频谱导数组成的基于频谱包络的特征形成更好的代表性特征空间320。

[0059] 然后模块328统计地选择特定的特征以形成睡眠特征空间。该统计选择可以包括取决于其在限定相关频谱功率比所适用的特定睡眠阶段中的相对重要性来加权特定特征(例如,通过识别从其导出相应频谱功率比的EEG部分中的神经网络模式)。替代地或附加地,统计选择可以包括识别在特定睡眠阶段期间当与其他特征相比较时更加规则地或以更大幅度出现的特征。

[0060] 该统计分析导致睡眠特征空间320的创建,其每个向量表示特定睡眠阶段,并且未来EEG的睡眠特征空间可以与其比较以针对相应的未来EEG中的每个时期确定统计上最高概率的睡眠阶段。参考表2和图6进一步解释。

[0061] 在生成睡眠特征空间320之后,在睡眠特征建模模块336中构建计算模型。在模块338中,在训练数据(即,步骤202的睡眠特征空间从其导出的数据)中识别神经网络模式。在初始建模过程期间,必须对系统进行训练以识别EEG数据中的特定神经网络模式(即,识别特定睡眠阶段)。这可以通过在例如睡眠专家的注释之后输入用作智能分阶段特征生成过程的基础的EEG数据来实现。因此模块338可以将特定的睡眠阶段与特定的EEG特征关联,然后将特定的EEG特征与睡眠特征空间中的特征组关联。然后将那些特征组与从新的EEG测量导出的类似特征进行比较。因此在智能分阶段模型模块340中产生的模型将不同的睡眠阶段与睡眠特征空间中表示的特征关联,并且可以用于随后的睡眠分析。参考图4描述睡眠特征模型的细节。

[0062] 一旦建模,该模型可以应用于新的EEG测量以分析个体的睡眠模式。睡眠分析过程使用参考模块302、304、306、308、310、312和314解释的睡眠分阶段模型。在模块302中,使用诸如头带式EEG传感器的传感器来测量脑波谱。收集的数据被提供给睡眠特征生成模块304和睡眠特征映射模块306。值得注意的是,尽管可以使用帽式EEG装置(即,高度敏感的EEG装置)生成模型,但是在家中使用的EEG装置可能具有较低的敏感性或在读取时具有较大的噪声,原因是从使用家用装置测量的任何EEG提取的特征针对对于确定特定睡眠阶段重要的特征进行加权。

[0063] 在模块304中,以与上述参考模块318所述相同的方式生成睡眠特征空间。由于来自一个EEG传感器的读数可能与通过另一个EEG传感器获得的用于相同脑活动的读数不同,因此先前的过程遭受从转移学习问题-使用应用于一个EEG信号的一个装置学到的结论不能容易地转移到其他装置。在本情况下,睡眠特征映射模块306插入睡眠特征生成模块304之后。在睡眠特征映射模块306中,进行自动特征映射,使得诸如在模块302中获得的信号的睡眠数据被映射到诸如在模块332确定的用于睡眠特征生成的帽式EEG数据的训练数据。如

上所述,映射可以例如由EEG测量中的归一化或幅度匹配产生。

[0064] 在睡眠特征模型模块310中使用在睡眠特征映射模块306中生成的映射特征空间308。在该轮中,由于EEG装置已被教导哪些睡眠阶段对应于EEG测量中显而易见的哪些特征,因此先前开发的模型可以被应用而无需睡眠专家的干预,以便自动地确定个体的特定睡眠阶段。由于用于产生模型的复杂处理已经发生,因此可以实时地进行该确定。而且,应用模型的过程可以仅包括基于已知描述特定睡眠阶段的特征的概率的计算。

[0065] 一旦将模型应用于映射特征空间308,由映射特征空间308表示的EEG的每个时期与特定睡眠阶段312关联。基于在睡眠特征模型模块310中产生的睡眠阶段312,产生睡眠状况314。睡眠状况314图形地表示在EEG的记录时段内的个体的睡眠阶段。因此,在该睡眠分析过程中实现更直观和详实的睡眠分析呈现。而且,由于可以实时地进行建模和分析,因此可以在比家中背景下容易获得的更短的时间内诊断和响应有问题的睡眠障碍等。

[0066] 自动睡眠阶段检测是多类别分类问题。开发了一种多层模式识别神经网络来建模该问题。网络包括映射到智能分阶段特征空间上的输入层,将输入空间映射到输出层的一个10节点隐藏层,以及输出层,其中多个输出节点的每一个与睡眠阶段关联。例如在模块336中在338开发的模式识别网络可以通过反向传播方式被训练以根据目标类别对输入进行分类。网络的目标数据可以由除了元素s中的1以外的所有零值的向量组成,其中s是睡眠阶段。网络的输入是表示在睡眠特征生成模块318中获得的功率谱的高斯分布及其包络特征的特征空间320。另外的输入可以是睡眠专家注释的EEG。

[0067] 图4示出了这样的睡眠阶段模式识别网络400的实施例。使用限定的输入402和输出408学习的模式识别神经网络是可以在未来EEG中进一步用于睡眠阶段检测312的智能分阶段模型336。

[0068] 智能分阶段模型340、310包含用于隐藏层404和输出层406的加权矩阵和偏置向量的参数(W_i, B_i, W_o, B_o),其用于从输入特征402推断睡眠阶段。睡眠阶段的计算可以通过以下实现:

[0069]
$$\text{Output} = \text{logsig}(W_o * (\text{tansig}(W_i * \text{Input} + B_i) + B_o)$$

[0070] 这些权重用于相对于其他特征强调睡眠特征空间中的特定特征,其中强调的特征比其他特征提供相关时期是个体处于特定睡眠阶段的时期的更大的统计确定性。

[0071] 在模式识别网络中使用的转移函数可以是对数双弯曲(logistic)和正切双弯曲,

其由以下公式给出: $\text{logsin}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 和 $\text{tansin}(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$,输出可以是包含4个值的向量,每个值表示睡眠阶段s的后验概率。

[0072] 将从帽式EEG传感器332学习的智能分阶段模型340应用于从新的EEG传感器获取信号的新场景(即,新的EEG测量)是如上所述的转移学习问题。为了解决该问题,提供了先前建议的特征范围映射方法,其将新信号自动映射到在模块306中用于智能分阶段模型开发的信号。映射的简单实现可以是将从头带EEG提取的特征空间对准从帽式EEG提取的相应特征空间的范围。

[0073] 作为专业人员分析睡眠模式的工具的睡眠图,为外行人理解他或她的睡眠状况提供了较不直观的信息。因此,更直观和信息丰富的睡眠分析呈现(如目前呈现的)对于基于家庭的睡眠监测是重要的。

[0074] 获得整夜记录的EEG数据并与从已建立和公开可获得的数据库标记的相应睡眠阶段进行比较。该数据库收集了61个PSG,伴随来自两个独立研究的睡眠图。整夜PSG睡眠记录包含双极EEG信号,(Fpz-Cz和Pz-Oz) (Fpz代表前额区,Cz代表中央区,Pz代表顶区,并且Oz代表枕区)EOG(水平)和EMG(颏)读数。睡眠图包含与睡眠阶段W、R、1、2、3、4、M(移动时间)和?(未评分)组成的PSG对应的睡眠模式的注释。数据库中的所有睡眠图已由受过良好训练的技术人员进行手动评分。PSG文件格式化为欧洲数据格式(EDF),而睡眠图为EDF+格式。从源文件提取Fpz-Cz EEG信号和相应的睡眠阶段以形成建模的地面实况数据。睡眠阶段W缺失的受试者的数据被去除,原因是对于他们仅记录夜间EEG。有39名受试者记录了他们的日间和夜间EEG,其中所有的睡眠阶段是可获得的。为了进一步清理数据,阶段M(移动)或?(未评分)的所有段可以被去除。图5示出了绘制一个对象504的EEG信号502和睡眠阶段的样本数据集。为了简化模型,将阶段S1和S2组合成“浅睡眠”阶段并且将阶段S3和S4组合成“深睡眠”阶段以区分睡眠阶段之间的每个特征的辨别力。

[0075] 表2描述了使用图3的智能分阶段特征生成318中描述的方法从Fpz-Cz双极EEG信号提取的特征。21个特征的第一集合是平均值,并且21个特征的最后集合是滤波器频带功率的标准偏差及其相应的包络特征。

[0076] 表2.特征列表(特征选择之前)

[0077]

特征	特征的描述
1-7	30 秒内的 7 个频带的平均频带功率比

[0078]

8-14	30 秒内的 7 个频带的平均低带频谱包络特征
15-21	30 秒内的 7 个频带的平均高带频谱包络特征
22-28	30 秒内的 7 个频带的频带功率比的标准偏差
29-35	30 秒内的 7 个频带的低带频谱包络特征的标准偏差
36-42	30 秒内的 7 个频带的高带频谱包络特征的标准偏差

[0079] 为了说明每个特征的辨别力,进行了四组样本的双样本T测试,即:

[0080] -唤醒vs.其他阶段602,

[0081] -浅睡眠vs.其他阶段604,

[0082] -深睡眠vs.其他阶段606,以及

[0083] -REM vs.其他阶段608,

[0084] 如图6中所示。在24小时时期内来自30秒段的大样本量引起多重比较问题。可以用Bonferroni校正来调节T测试的p值(α)，例如 $\alpha^* = \frac{\alpha}{C_2^N}$ ，其中N是测试的大小， $\alpha = 0.05$ ， α^* 是统计显著性的调节阈值。

[0085] 图6示出了4组统计测试中的每个特征的显著性水平。y轴是 $-\log(p\text{值})$ ，因此条越高，p值越低，并且特征在分离两组样本中越有用。水平线是通过Bonferroni校正调节的统计显著性阈值，即 $-\log(\alpha^*)$ 。特征1-7(平均频带功率比)常常是最重要的特征。特征22-42(频带功率比和包络特征的标准偏差)遵循相关性并且也表现出强辨别力。然而，功能8-21(相应包络特征的平均值)在所有四个测试中都不显示辨别力，并且因此可以从特征空间去除。因此最终的特征空间包含28个特征。

[0086] 为了验证智能分阶段模型的有用性，对具有24小时EEG数据的39个受试者进行留一交叉验证。对于39个受试者的每一个，使用来自所有其他受试者的数据的模型在留下的一个受试者上被构建和测试。3层模式识别网络被限定为具有10个隐藏节点，70%的数据用于训练702，15%的数据用于验证704并且15%用于测试706。图7示出了使用来自受试者中的一个的数据构建模型的结果。各种数据集的混淆矩阵给出睡眠阶段预测的准确性，其中1表示清醒阶段，2表示浅睡眠阶段，3表示深睡眠阶段，并且4表示REM阶段。

[0087] 计算每个睡眠阶段的敏感性和特异性，并且确定所有阶段的总体准确性。对于阶段s，睡眠阶段S的敏感性(sensitivity)和特异性(specificity)限定为：

$$[0088] \quad \text{Sensitivity} = \frac{TP_s}{TP_s + FN_s}, \quad \text{Specificity} = \frac{TN_s}{TN_s + FP_s}$$

[0089] 其中 TP_s 和 FN_s 表示睡眠阶段S检测的真阳性和假阴性的数量，并且 TN_s 和 FP_s 表示睡眠阶段S检测的真阴性和假阳性的数量。总体准确性(accuracy)为：

$$[0090] \quad \text{Accuracy} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^4 \frac{TP_s + TN_s}{TP_s + TN_s + FP_s + FN_s}$$

[0091] 在所有39个留一交叉验证测试的结果中，平均总体测试准确性为85.5%。浅睡眠的平均敏感性只有69.5%，其是影响总体准确性的主要因素。最准确地检测的睡眠阶段是清醒阶段，其中敏感性和特异性都高于94%。

[0092] 构建智能分阶段模型的目的是在轻量级头带EEG系统中使用它进行自动睡眠阶段检测。所以，该模型需要适应从头带传感器302收集的EEG数据。如前面的段落中所述，在导出的移植模型中固有地存在从受控实验室条件下由睡眠专家使用的敏感和准确的装置到家中、不太准确和可能误用的装置的转移学习问题。该问题可以通过在模块306中进行的智能分阶段映射方法来解决。在进行的实验中在持续1小时的小睡期间收集EEG数据。结果与获得的睡意得分非常吻合。由于实验在白天进行，其中受试者进行1小时的小睡，因此不会发生深睡眠阶段。REM阶段的频谱特征显示与浅睡眠阶段相似的特性，因此存在浅睡眠错误检测为REM，其可以使用考虑到睡眠结构的平滑方法进行校正。

[0093] 总之，提供了一种用于睡眠分析的特征生成和特征映射机构及其系统。另外，也提供了一种基于功率谱和包络的特征的高斯分布的高度准确的睡眠阶段检测方法。也提供了一种使用EEG传感器进行自动实时特征映射的方法以及一种在基于EEG的睡眠分阶段的基础上产生睡眠状况的方法。

[0094] 尽管在本发明的前面的详细描述中已呈现了示例性实施例,但是应当领会存在大量的变型。

[0095] 还应当领会,示例性实施例仅是示例并且不旨在以任何方式限制本发明的范围、适用性、操作或配置。而是,前面的详细描述将为本领域技术人员提供用于实现本发明的示例性实施例的方便的路线图,应当理解可以在示例性实施例中所述的元件的功能和布置以及操作方法中进行各种变化,而不脱离如附带的权利要求中阐述的本发明的范围。

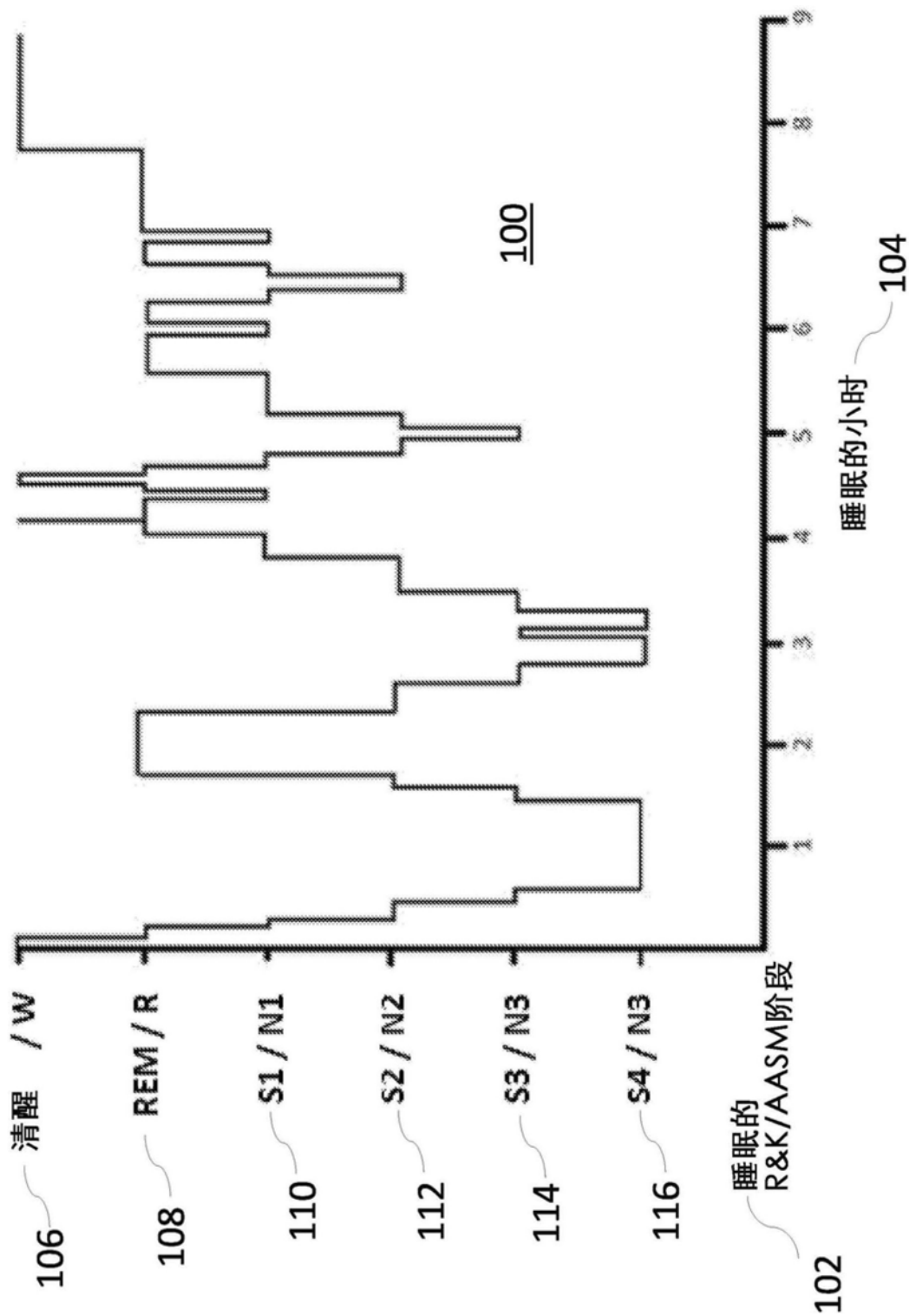


图1

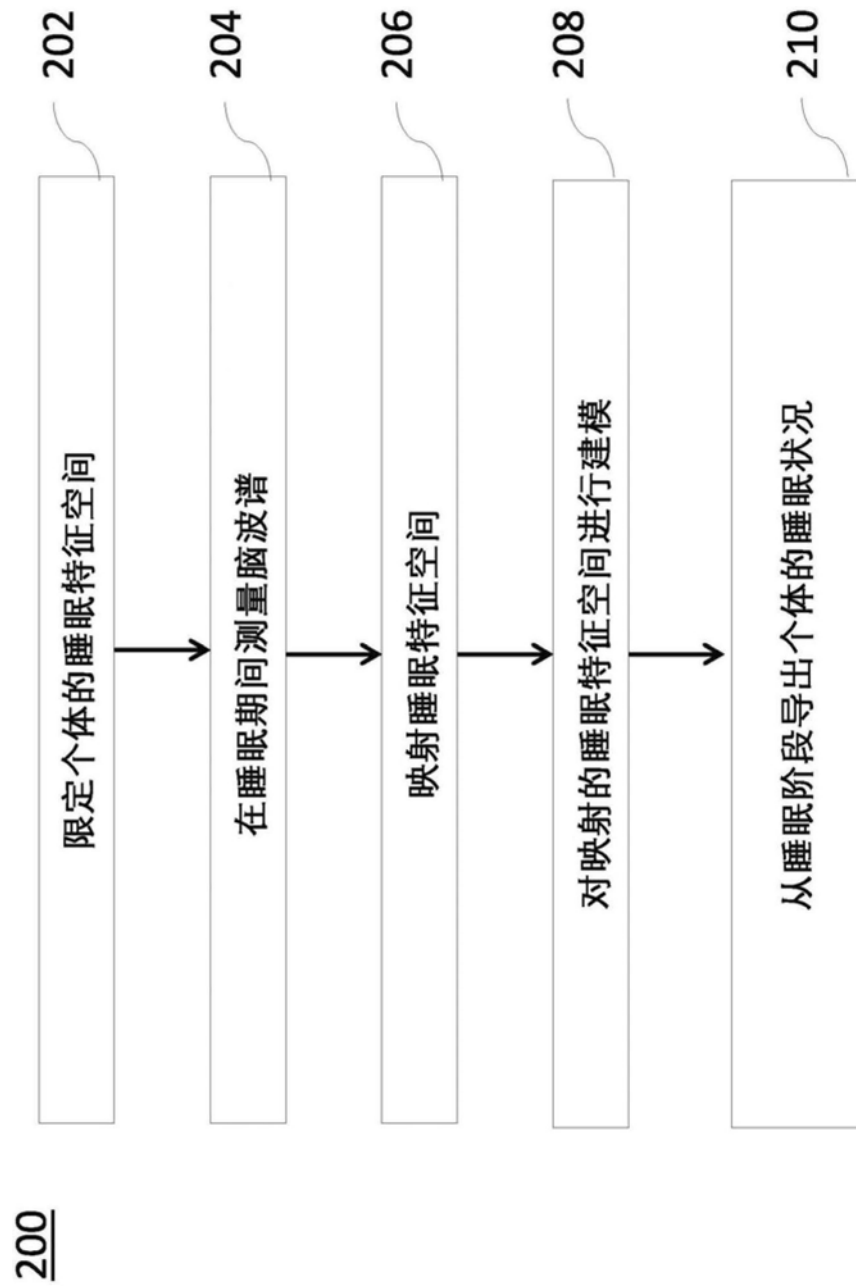


图2A

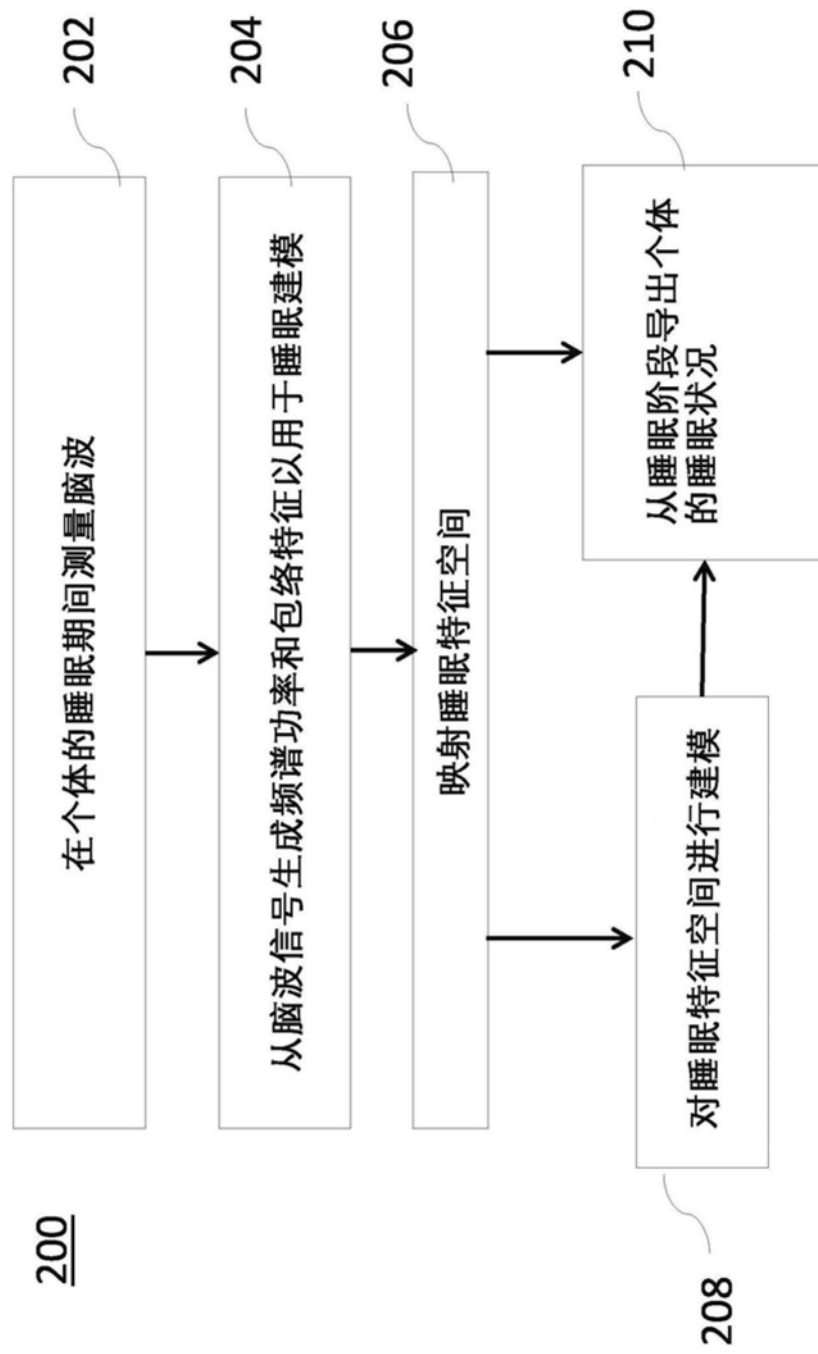


图2B

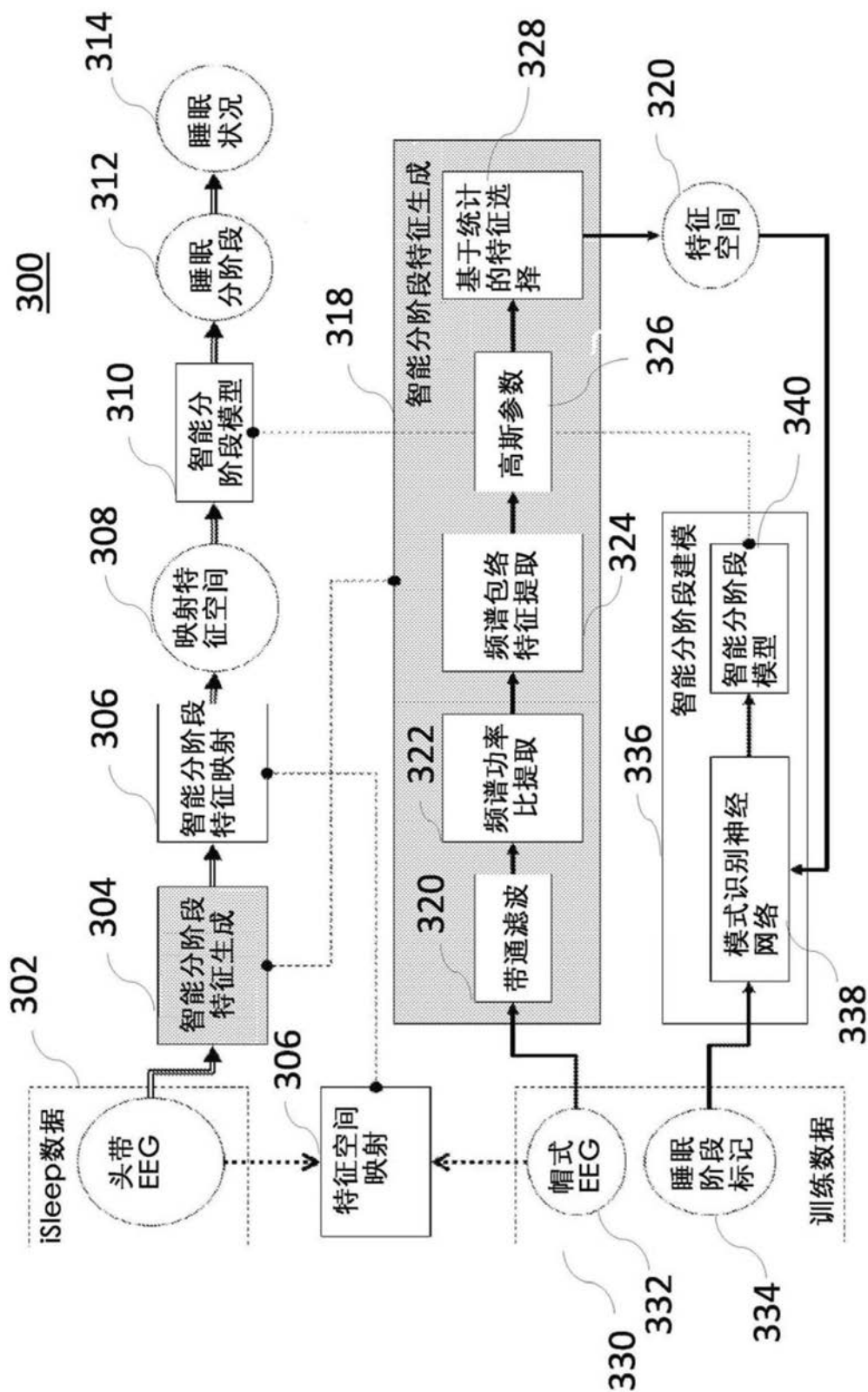


图3

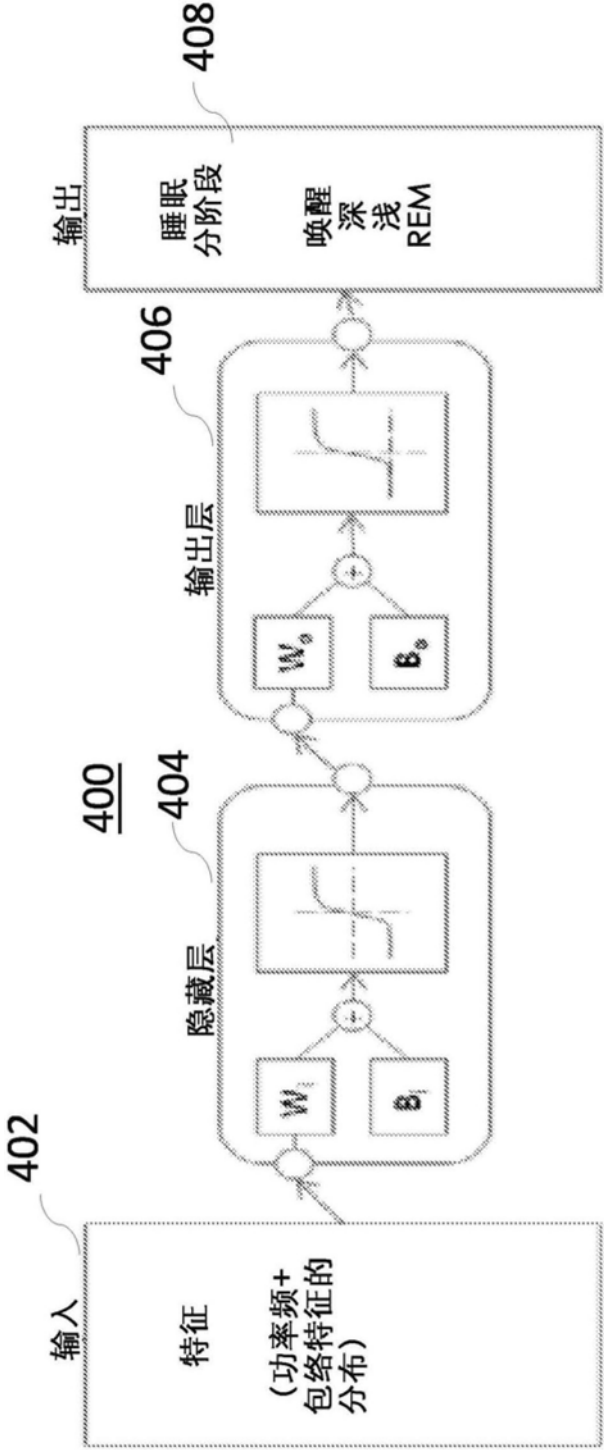


图4

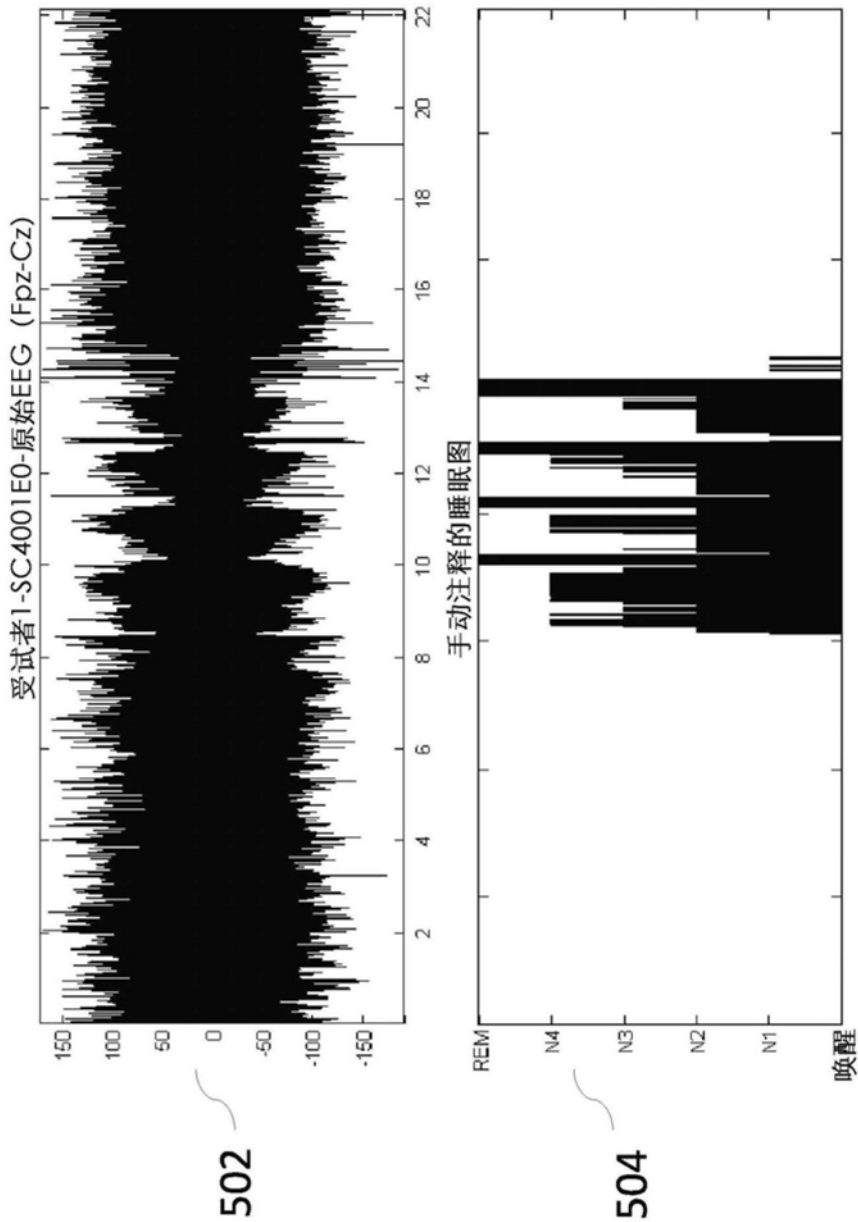


图5

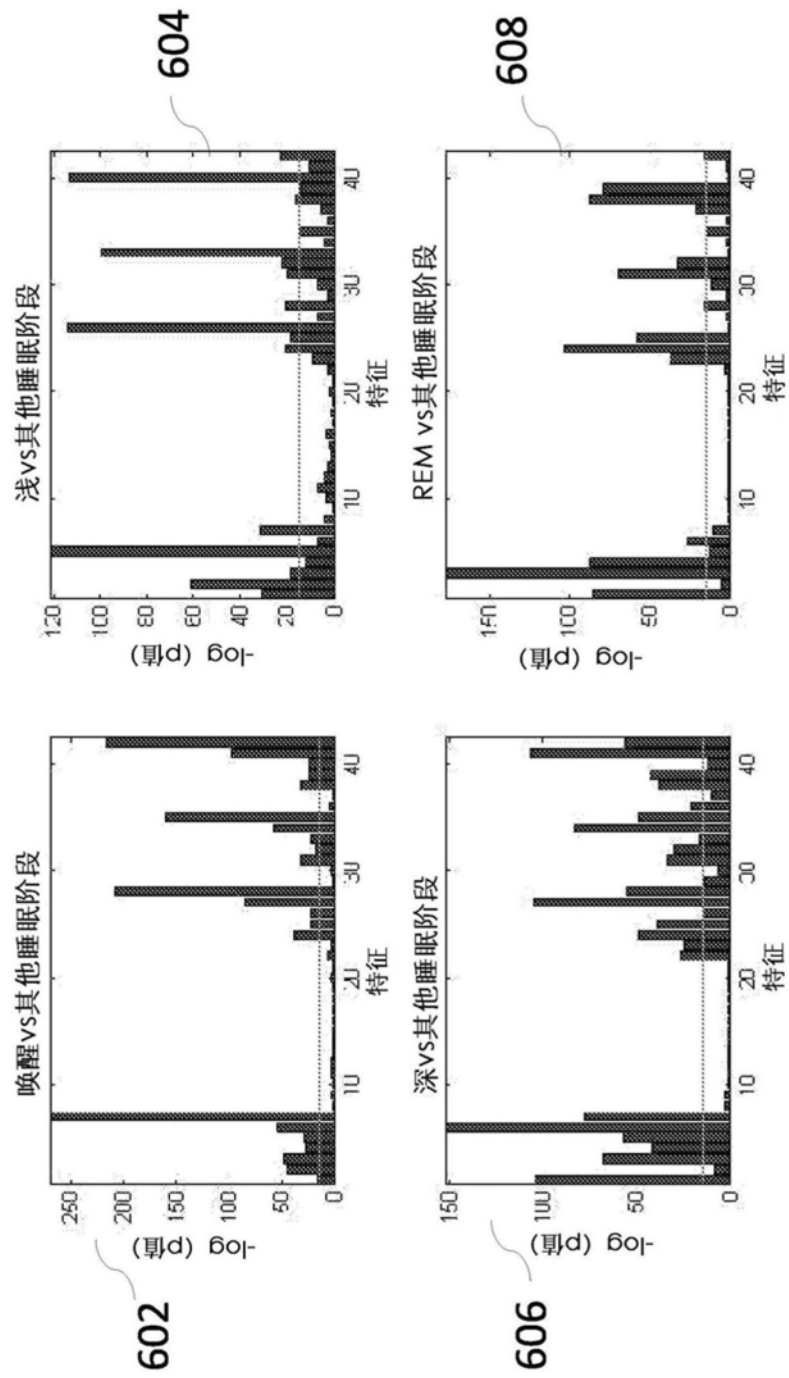


图6

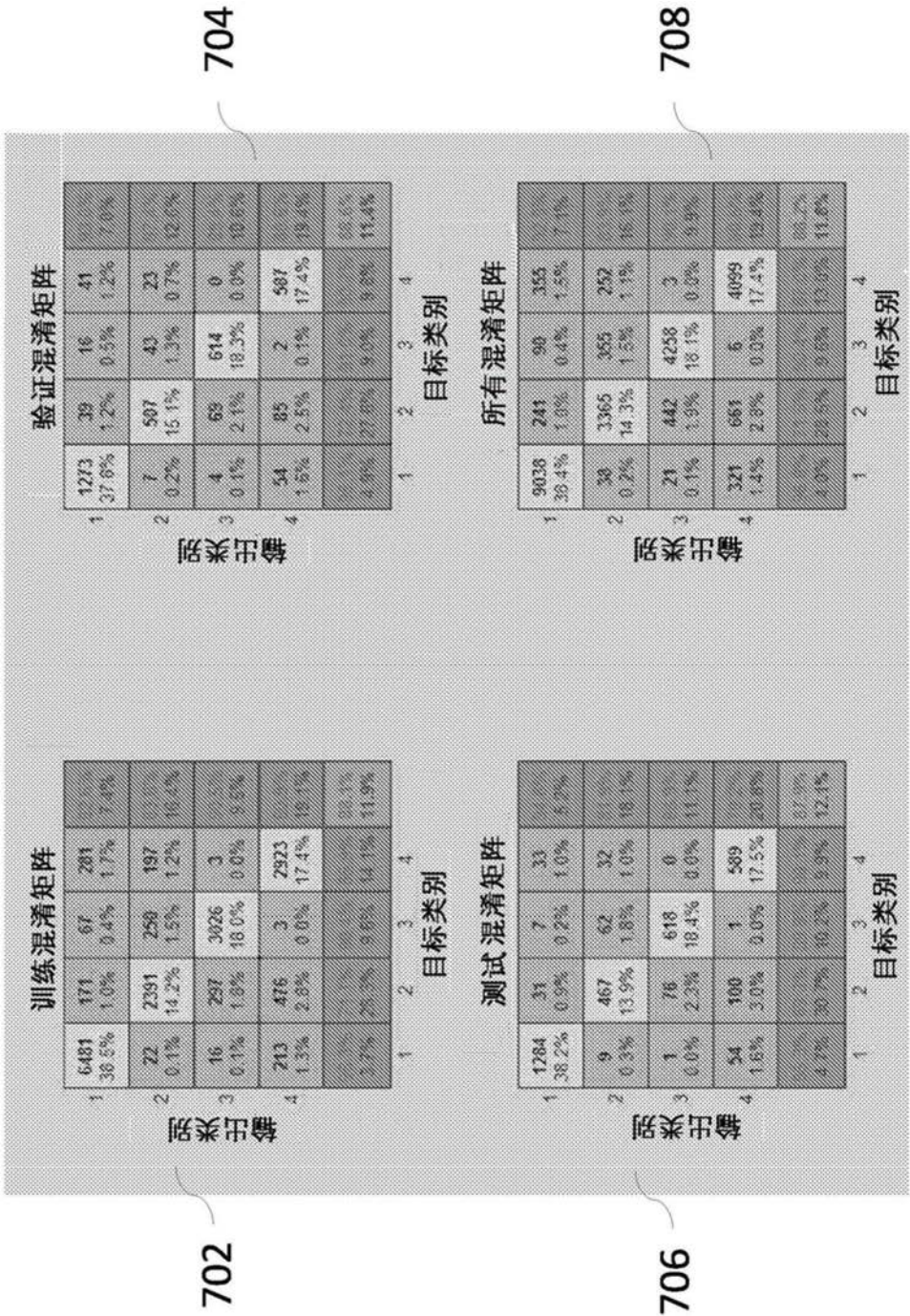


图7

专利名称(译)	具有特征生成和自动映射的睡眠分析系统		
公开(公告)号	CN107205652A	公开(公告)日	2017-09-26
申请号	CN201580075565.9	申请日	2015-12-07
[标]申请(专利权)人(译)	新加坡科技研究局		
申请(专利权)人(译)	新加坡科技研究局		
当前申请(专利权)人(译)	新加坡科技研究局		
[标]发明人	张卓 关存太 张海宏 杨慧娟		
发明人	张卓 关存太 张海宏 杨慧娟		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476 A61B5/048		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4812 A61B5/7267 G16H50/70 A61B5/04012 A61B5/7264		
优先权	10201408145X 2014-12-05 SG		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

提供了一种用于分析个体的睡眠的方法。所述方法包括限定个体的睡眠特征空间，在个体的睡眠期间测量个体的脑波，以及响应所述脑波和用于限定所述睡眠特征空间的先前脑波测量的比较来映射所述睡眠特征空间。所述脑波可以包括脑波谱。所述睡眠特征空间可以包括频谱功率和包络测量或由其组成。所述方法也包括响应识别的神经网络模式对映射的睡眠特征空间进行建模，所述识别的神经网络模式与从睡眠特征空间识别神经网络模式而导出的多个睡眠阶段的每一个相对应，以及从响应建模的映射睡眠特征空间和个体的脑波确定的睡眠阶段导出个体的睡眠状况。

