



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110742585 A

(43)申请公布日 2020.02.04

(21)申请号 201910959247.9

(22)申请日 2019.10.10

(71)申请人 北京邮电大学

地址 100876 北京市海淀区西土城路10号
北京邮电大学

(72)发明人 高伟东 胡迪坤

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

代理人 王宇杨

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0205(2006.01)

A61B 5/11(2006.01)

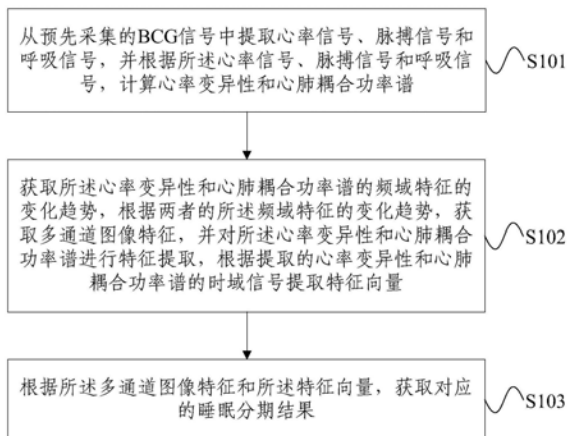
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

基于BCG信号的睡眠分期方法

(57)摘要

本发明提供一种基于BCG信号的睡眠分期方法,方法包括:从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号,并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性和心肺耦合功率谱;获取所述心率变异性和心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势信号,将两者的所述频域特征的变化趋势信号转化为多通道图像特征,并对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量;根据所述多通道图像特征和所述特征向量,训练出心率变异性和心肺耦合功率谱密度信号对应的睡眠分期结果。本发明实现联合心率变异性与心肺耦合功率谱判别睡眠分期,具有更强适应性和准确性。



1. 一种基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,包括:

从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号,并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性和心肺耦合功率谱;

获取所述心率变异性和心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势,根据两者的所述频域特征的变化趋势,获取多通道图像特征,并对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量;

根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取对应的睡眠分期结果。

2. 根据权利要求1所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性和心肺耦合功率谱的步骤包括:

根据所述脉搏信号和所述心率信号中的心率R峰周期确定所述心率信号中的心率峰值位置;

根据所述心率峰值位置确定所述心率信号中的心率RR间期,并得到整晚的心率RR间期的变化序列;

将所述心率RR间期的变化序列转化为心率变异性信号;

计算所述心率变异性信号和所述呼吸信号之间的互相关函数和互功率谱密度,以及各自的自功率谱;

根据所述互相关函数,以及所述心率变异性信号和呼吸信号各自的自功率谱,计算所述心率变异性信号和呼吸信号之间的相干性系数;

根据所述互功率谱密度和所述相干性系数,计算所述心率变异性信号与呼吸信号的耦合功率谱,将所述耦合功率谱作为所述心肺耦合功率谱。

3. 根据权利要求1所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,获取所述心率变异性性和心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势的步骤包括:

计算所述心肺耦合功率谱在每个滑动窗口内的心肺功率耦合特征和所述心率变异性在每个滑动窗口内的心率变异性特征;

其中,所述心肺功率耦合特征包括LFN、HFN和MF中的一种或多种,所述心率变异性特征包括LFPN、HFPN和MFP中的一种或多种;

所述LFN为第一预设低频范围内的功率占第一预设全频功率的百分比;

所述HFN为第一预设高频范围内的功率占第一预设全频功率的百分比;

所述MF为所述第一预设低频范围内的功率和所述第一预设高频范围内的功率之间的比值;

所述LFPN为第二预设低频范围内的功率占第二预设全频功率的百分比;

所述HFPN为第二预设高频范围内的功率占第二预设全频功率的百分比;

所述MFP为所述第二预设低频范围内的功率和所述第二预设高频范围内的功率之间的比值。

4. 根据权利要求1所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,根据两者的所述频域特征的变化趋势,获取所述BCG信号的多通道图像特征的步骤包括:

将所述心率变异性和心肺耦合功率谱的每种频域特征的变化趋势进行分段,并计算每段频域特征的变化趋势的Wigner分布图;

将所述心率变异性和心肺耦合功率谱对应时间段相同的所有分段的Wigner分布图作

为一个多通道图像特征;其中,所述多通道图像特征的通道数等于所述心率变异性的频域特征的总个数加上所述心肺耦合功率谱的频域特征的总个数。

5. 根据权利要求1所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量的步骤包括:

对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行分段,提取每段的特征值;

根据所述心率变异性所有段的特征值和所述心肺耦合功率谱所有段的特征值构成特征向量。

6. 根据权利要求1-5任一所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取所述BCG信号对应的睡眠分期结果的步骤包括:

将所述多通道图像特征和所述特征向量作为深度学习模型的输入,输出所述BCG信号对应的睡眠分期结果;

其中,所述深度学习模型通过BGG信号样本和预先获取的通用睡眠分期标签进行训练获取。

7. 根据权利要求6所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,将所述多通道图像特征和所述特征向量作为深度学习模型的输入,输出所述BCG信号对应的睡眠分期结果的步骤之前还包括:

将所有PSG睡眠分期标签和CAP睡眠分期标签任意聚类为多种预设类别;

基于t检验对每种聚类结果进行显著性和差异性检验,根据检验结果选取最优的聚类结果作为通用睡眠分期标签;

根据所述BGG信号样本的多通道图像特征和特征向量,以及所述通用睡眠分期标签对所述深度学习模型进行训练。

8. 根据权利要求7所述的基于BCG信号的睡眠分期方法,其特征在于,根据所述BGG信号样本的多通道图像特征和特征向量,以及所述通用睡眠分期标签对所述深度学习模型进行训练的步骤之后还包括:

根据所述睡眠分期结果的先验概率对所述深度学习模型的正则化参数进行调整,以使用调整后的所述深度学习模型获取睡眠分期结果。

9. 一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至8任一项所述基于BCG信号的睡眠分期方法的步骤。

10. 一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至8任一项所述基于BCG信号的睡眠分期方法的步骤。

基于BCG信号的睡眠分期方法

技术领域

[0001] 本发明属于睡眠监测技术领域,尤其涉及一种基于BCG信号的睡眠分期方法。

背景技术

[0002] 随着生活水平的提升,人们对于健康的需求日益增加。睡眠作为人们日常生活中必不可少的活动,对人体健康至关重要,越来越多的人群需要监测并分析他们的睡眠状况。但是医用的睡眠监测仪器操作复杂设备昂贵,不适用于普通家庭使用,所以便携式睡眠分析设备得到广泛的普及。

[0003] 睡眠床垫作为一种常见家用睡眠分析设备,不需要接触测试者身体从而避免了侵入式给用户带来的不适感。微动床垫采集到的BCG (Ballistocardiogram,心冲击图) 信号是包含多种信号与噪声的混合信号,同时含有心跳、呼吸、脉搏等有用的信号成分。国内非接触式睡眠分期的方法分为两类,一类是从BCG信号中提取心率变异性 (Heart Rate Variability,HRV),再根据HRV频谱能量关系计算出与睡眠分期密切相关的高纬特征。通过去趋势波动分析法 (Detrended Fluctuation Analysis,DFA) 将心率变异性信号分段求波动函数的双对数曲线,根据曲线的区别进行睡眠分期识别,具有一定医学支撑的方法是利用心率变异性提取副交感神经兴奋程度的特征变化趋势,睡眠状态下睡眠的深度与副交感神经的兴奋程度大体上成反比从而对睡眠进行分期。另一类方法是利用ECG (Electrocardiograph,心电图) 信号提取高质量N-N心率间期信号,用ECG信号基线偏移的方法推导出呼吸时序信号。联合计算N-N时序与呼吸时序信号的互谱功率与相关度耦合 (CPC) 法。CPC (Cardiopulmonary Coupling,心肺耦合) 方法反映了睡眠期间的呼吸运动,针对CPC的不同频段能量可以反映睡眠状态下呼吸紊乱度来对睡眠进行分期。

[0004] HRV虽然具有一定的医学支撑,在大量实验数据验证下的判别与PSG的睡眠标签具有很高的一致性。但是HRV的多维特征之间具有太高的相关性,特征之间TP、VLF和LF区分度不高,用一维向量迷走神经趋势进行睡眠分期容易过拟合,正确率不高,而且只利用心率的变异性一种生理特征也很难客观科学的定义睡眠状态。CPC方法相比结合了心率和呼吸两种生理参数克服了单一信号的局限性,但是利用心肺耦合技术得到的特征对比CAP分期标签分辨率较差,目前直接使用CPC耦合分期方法只能针对清醒期 (W) 与非CAP (NC稳定睡眠期) 有较好的区分,但进一步分期效果却不理想。

发明内容

[0005] 为克服上述现有的睡眠分期方法正确率低,分期效果差的问题或者至少部分地解决上述问题,本发明实施例提供一种基于BCG信号的睡眠分期方法。

[0006] 根据本发明实施例的第一方面,提供一种基于BCG信号的睡眠分期方法,包括:

[0007] 从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号,并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性 and 心肺耦合功率谱;

[0008] 获取所述心率变异性 and 心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势,根据两者的所述

频域特征的变化趋势,获取多通道图像特征,并对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量;

[0009] 根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取对应的睡眠分期结果。

[0010] 优选地,根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取所述BCG信号对应的睡眠分期结果的步骤包括:

[0011] 将所述多通道图像特征和所述特征向量作为深度学习模型的输入,输出所述BCG信号对应的睡眠分期结果;

[0012] 其中,所述深度学习模型通过BGG信号样本和预先获取的通用睡眠分期标签进行训练获取。

[0013] 优选地,将所述多通道图像特征和所述特征向量作为深度学习模型的输入,输出所述BCG信号对应的睡眠分期结果的步骤之前还包括:

[0014] 将所有PSG睡眠分期标签和CAP睡眠分期标签任意聚类为多种预设类别;

[0015] 基于t检验对每种聚类结果进行显著性和差异性检验,根据检验结果选取最优的聚类结果作为通用睡眠分期标签;

[0016] 根据所述BGG信号样本的多通道图像特征和特征向量,以及所述通用睡眠分期标签对所述深度学习模型进行训练。

[0017] 根据本发明实施例的第二个方面,还提供一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器调用所述程序指令能够执行第一方面的各种可能的实现方式中任一种可能的实现方式所提供的基于BCG信号的睡眠分期方法。

[0018] 根据本发明实施例的第三个方面,还提供一种非暂态计算机可读存储介质,所述非暂态计算机可读存储介质存储计算机指令,所述计算机指令使所述计算机执行第一方面的各种可能的实现方式中任一种可能的实现方式所提供的基于BCG信号的睡眠分期方法。

[0019] 本发明实施例提供一种基于BCG信号的睡眠分期方法,该方法通过从BCG信号中提取心率变异性和心肺耦合功率谱特征,并提取CPC系数和HRV频谱特征的变化趋势和时域信号特征向量,将频谱变化趋势分段进行联合时频分析得到多通道图像特征,保留了更多特征信息,最后根据多通道图像特征和时域特征向量获取睡眠分期,从而实现联合心率变异性与心肺耦合功率谱判别睡眠分期,具有更强适应性和准确性;同时也解决了通用标签的问题,通过使用通用睡眠分期标签利用两种常规分期技术联合训练睡眠分期,增强了训练的鲁棒性。

附图说明

[0020] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0021] 图1为本发明实施例提供的基于BCG信号的睡眠分期方法流程示意图;

[0022] 图2为本发明又一实施例提供的基于BCG信号的睡眠分期方法流程示意图;

[0023] 图3为本发明实施例提供的电子设备整体结构示意图。

具体实施方式

[0024] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0025] 在本发明的一个实施例中提供一种基于BCG信号的睡眠分期方法,图1为本发明实施例提供的基于BCG信号的睡眠分期方法整体流程示意图,该方法包括:S101,从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号,并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性和心肺耦合功率谱;

[0026] 其中,BCG信号里面除了包含有心跳、呼吸、脉搏等有用的信号成分,同时也包含有大量的硬件噪声、信号伪差、体动和其它无用的人体信号干扰。运用时频变化、图像分割和凝聚层次聚类算法估算BCG信号中有用信号成分的时频特征,然后根据时频特征自适应调节分数阶带通时频滤波器参数得到精确的心跳信号与呼吸信号,避免了从ECG信号中通过基线偏移只能得到呼吸信号的周期估计。然后根据心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性HRV和心肺耦合功率谱CPC,本实施例对计算方法不进行限定。

[0027] S102,获取所述心率变异性和心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势,根据两者的所述频域特征的变化趋势,获取多通道图像特征,并对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱时域信号提取特征向量;

[0028] 可以利用滑动窗分别提取心率变异性和心肺耦合功率谱的一种或多种频域特征的变化趋势,但本实施例不限于这种提取方法。可以使用滑动窗大小5分钟,这是因为本实施例中BCG信号的范围一般为20~40分钟一段,这个时长的分段BCG信号在进行带通递归滤波器处理时,信号失真较小,甚至不会发生失真。所以本实施例是从一个20-40分钟信号中提取特征。睡眠分期特征是分析一段时间内心率呼吸状态。5分钟窗区域内信号相对稳定,而且信号越长频率分辨率越高,需要提取的频域特征精确度在0.01hz需要足够长的信号长度,而窗长越长滑动窗在有限的20-40分钟信号里面头尾部分损失的信号也就越多,信号太长特征也会过于平稳,所以窗长也不能太长,因此设置5分钟的滑动窗长。滑动窗的步长反映了特征变化的趋势,根据权威医学标签PSG与CAP,睡眠的分辨率在1分钟到30s左右比较合适。所以将滑动窗的步长控制在30秒至1分钟,可以每30s输出窗口区域内特征的变化情况。

[0029] 将心率变异性和心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势分段进行联合时频分析,得到多通道图像特征,其中多通道图像特征的通道数等于心率变异性的频域特征的总个数加上心率变异性的频域特征的总个数。此外,还对心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量。在提取特征向量时也是用滑动窗,滑动窗参数与之前频域特征提取用到的一致,如滑动窗大小设置为5min,滑动窗的步长设置为30s,来保证输出的特征尺寸的一致性。提取的特征包括能量大小、模糊熵、短势能量、频谱质和心均方差中的一种或多种。

[0030] S103,根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取对应的睡眠分期结果。

[0031] 最后,将多通道图像特征和构成的特征向量进行多模态深度学习训练处睡眠分期结果。

[0032] 现有睡眠分期算法,普遍算法单独运用HRV技术或CPC技术,受限于心率变异性,心肺耦合功能与睡眠分期的等级相关系数不是严格单调增减关系(-1或1),所以只用单一分期算法的准确率难以提高。并且常规算法大量运用阈值,经验模型和形态学模型具有局限性,在遇到不同设备,不同环境个体的特征差异较大时导致算法普适性和精确度差的问题。本实施例借鉴了HRV与CPC技术实现睡眠分期的原理,信号联合时频特征分布分析与深度学习图像识别,解决了常规的线性分类器有效信息少分割效果差的问题,提出了一种基于BCG信号下提取心率变异性与心肺耦合功率谱,结合两种睡眠分期技术的方法。新模型不依赖于形态学经验和阈值经验判别,得到的睡眠分期结果普适性强,准确度高。

[0033] 本实施例通过从BCG信号中提取心率变异性与心肺耦合功率谱特征,并提取CPC系数和HRV频谱特征的变化趋势和时域信号特征向量,将频谱变化趋势分段进行联合时频分析得到多通道图像特征,保留了更多特征信息,最后根据多通道图像特征和时域特征向量获取睡眠分期,从而实现联合心率变异性与心肺耦合功率谱判别睡眠分期,具有更强适应性和准确性。

[0034] 在上述实施例的基础上,本实施例根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性与心肺耦合功率谱的步骤包括:根据所述脉搏信号和所述心率信号中的心率R峰周期确定所述心率信号中的心率峰值位置;根据所述心率峰值位置确定所述心率信号中的心率RR间期,并得到整晚的心率RR间期的变化序列;将所述心率RR间期的变化序列转化为心率变异性信号;

[0035] 具体地,根据脉搏信号和心率R峰周期信号确定心率信号峰值位置。利用脉搏信号的包络和心率信号峰值位置联合确定心跳R峰精确时间,从而确定心率RR间期。将RR间期序列 x 变化转化为心率变异性HRV时间序列信号 $x(t)$ 。HRV此时表示时间序列的信号,是连续的,所以与 t 有关;序列是不连续的,与时间 t 不直接相关。

[0036] 计算所述心率变异性时间序列中的心率变异性信号和所述呼吸信号之间的互相关函数和互功率谱密度,以及各自的自功率谱;根据所述互相关函数,以及所述心率变异性信号和呼吸信号各自的自功率谱,计算所述心率变异性信号和呼吸信号之间的相干性系数;根据所述互功率谱密度和所述相干性系数,计算所述心率变异性信号与呼吸信号的耦合功率谱,将所述耦合功率谱作为所述心肺耦合功率谱。

[0037] 计算心率变异性时序信号 $x(t)$ 和呼吸时序信号 $y(t)$ 之间的互相关函数为:

$$[0038] \quad R_{xy}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)y(t+\tau)dt;$$

[0039] 其中, T 为BCG信号的长度, t 为时间, τ 为时间间隔。

[0040] $x(t)$ 和 $y(t)$ 之间的互功率谱密度为:

$$[0041] \quad S_{xy}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_{xy}(\tau)e^{-j\omega\tau}d\tau;$$

[0042] 其中, j 为虚数,表示相位, ω 为BCG信号的角速度。

[0043] 心率变异性时序信号的自相关函数为:

$$[0044] \quad R_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau)dt;$$

[0045] 心率变异性时序信号的自功率谱函数为:

$$[0046] \quad S_{xx}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau$$

[0047] 呼吸时序信号的自相关函数为:

$$[0048] \quad R_{yy}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T y(t)y(t+\tau)dt;$$

[0049] 呼吸时序信号的自功率谱函数为:

$$[0050] \quad S_{yy}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{yy}(\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau$$

[0051] 心率变异性信号和呼吸信号之间的时序信号相干性系数为:

$$[0052] \quad C_{xy}(\omega) = [S_{xy}(\omega)]^2 / [S_{xx}(\omega) * S_{yy}(\omega)];$$

[0053] 心肺耦合功率谱为:

$$[0054] \quad CPC(\omega) = C_{xy}(\omega) * [S_{xy}(\omega)]^2。$$

[0055] 本实施例从呼吸信号中得到呼吸 (EDR) 序列以及利用心跳信号提取呼吸能量周期,一方面RR间期可以得到心率变异性信号 (HRV), 另一方面RR间期序列与呼吸信号求互功率谱和互相干性系数得到CPC的系数。

[0056] 在上述实施例的基础上,本实施例中获取所述心率变异性的心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势的步骤包括:计算所述心肺耦合功率谱在每个滑动窗口内的心肺功率耦合特征和所述心率变异性在每个滑动窗口内的心率变异性特征;其中,所述心肺功率耦合特征包括LFN、HFN和MF中的一种或多种,所述心率变异性特征包括LFPN、HFPN和MFP中的一种或多种;所述LFN为第一预设低频范围内的功率占第一预设全频功率的百分比;所述HFN为第一预设高频范围内的功率占第一预设全频功率的百分比;所述MF为所述第一预设低频范围内的功率和所述第一预设高频范围内的功率之间的比值;所述LFPN为第二预设低频范围内的功率占第二预设全频功率的百分比;所述HFPN为第二预设高频范围内的功率占第二预设全频功率的百分比;所述MFP为所述第二预设低频范围内的功率和所述第二预设高频范围内的功率之间的比值。

[0057] 具体地,为了区分将心肺耦合部分基础特征LF、TP、HF加上C,而心率变异性的LF、TP、HF加上P。例如将心肺耦合功率谱设定5分钟的滑动窗口,滑动步长为30秒,计算每个滑动窗口内的心肺功率耦合特征。定义各个频段心肺耦合值频率范围与相对值比,如TPC为频率0-0.4Hz内的总功率大小,LFC为0.04-0.1Hz低频范围内的功率,LFN为低频段占全频功率百分比,即 $LFN = LFC / (TPC) * 100$;HFC为0.1-0.4Hz高频范围内的功率,HFN为高频段占全频功率百分比,即 $HFN = HFC / (TPC) * 100$;MF为低频高频功率比,即 $MF = LFC / HFC$ 。将所有滑动窗口内的心肺功率耦合特征的集合作为其变化趋势。

[0058] 按照上述心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势的计算方法,计算每个滑动窗口内心率变异性时序信号的频域特征。LFP为0.04-0.15Hz低频范围内的功率,HFP为0.15-0.4Hz高频范围内的功率,TPP为0.0033-0.4Hz的总功率大小,LFPN为低频段占全频功率百分比,HFPN为高频段占全频功率百分比,MFP为低频高频功率比。将所有滑动窗口内的心率变异性时序特征的集合作为其变化趋势。

[0059] 由于心率变异性的各频域特征的变化与其对应的睡眠分期标准的曲线成正相关, 心肺耦合功率谱的各频域特征的变化与其对应的睡眠分期标准的曲线成负相关, 因此心率变异性的各频域特征的变化和心肺耦合功率谱的各频域特征的变化与睡眠分期相关。本实施例联合这两种特征得到更精确的睡眠分期结果。

[0060] 在上述实施例的基础上, 本实施例中根据两者的所述频域特征的变化趋势, 获取所述BCG信号的多通道图像特征的步骤包括: 将所述心率变异性和心肺耦合功率谱的每种频域特征的变化趋势进行分段, 并计算每段频域特征的变化趋势的Wigner分布图; 将所述心率变异性和心肺耦合功率谱对应时间段相同的所有分段的Wigner分布图作为一个多通道图像特征; 其中, 所述多通道图像特征的通道数等于所述心率变异性的频域特征的总个数加上所述心肺耦合功率谱的频域特征的总个数。

[0061] 具体地, 第一步: 建立瞬时自相关函数

$$[0062] \quad r_x(t, \tau) = x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2);$$

[0063] 第二步: 得到瞬时自功率谱密度两种表示方式

$$[0064] \quad \int_{-\infty}^{+\infty} r(t, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) e^{-j\omega\tau} d\tau;$$

[0065] 令 $X(\omega) \Leftrightarrow x(t)$ 为傅里叶频域到时域的变化

$$[0066] \quad \int_{-\infty}^{+\infty} r(t, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \tau/2) e^{-j\omega\tau} x^*(t - \tau/2) e^{j\omega\tau} e^{j\omega\tau} d\tau = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega + \tau/2) X^*(\omega - \tau/2) e^{-j\pi\tau} d\tau$$

[0067] 第三步: 计算瞬时自功率谱边缘特性

[0068] (1) 时间边缘性质

$$[0069] \quad \begin{aligned} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} r(t, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau d\omega &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) e^{-j\omega\tau} d\tau d\omega \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\pi} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) \left[\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j\omega\tau} d\omega \right] \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) \delta(\tau) d\tau = |x(t)|^2 \Big|_{\tau=0} \end{aligned}$$

[0070] 为该信号 t 时间下信号瞬时能量。

[0071] (2) 频率边缘性质

$$[0072] \quad \begin{aligned} \iint r(t, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau dt &= \frac{1}{2\pi} \int X(\omega + \tau/2) X^*(\omega - \tau/2) d\tau \int e^{j\pi\tau} dt \\ &= \int X(\omega + \tau/2) X^*(\omega - \tau/2) \delta(\tau) d\tau \\ &= |X(\omega)|^2 \Big|_{\tau=0} \end{aligned}$$

[0073] 为该信号 ω 角速度 (频率 f) 下, 信号瞬时能量。

[0074] 为了体现信号瞬时自功率谱密度和边缘功率特性, 采用Wigner分布, Wigner反映了信号瞬时功率谱密度和自相关函数。任意一个频域特征信号 $x(t)$ 的自Wigner分布为:

$$[0075] \quad W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) e^{-j\omega\tau} d\tau。$$

[0076] 将每种频域特征的变化趋势进行分段,如将6种频域特征MF、MFP、LFN、LFPN、HFN和HFPN按分钟分段,将每分钟的频域特征变化趋势转化为Wigner分布图,将相同时间段的所有频域特征的Wigner分布图作为一个多通道图像特征,从而对于每分钟的信号得到6通道的图像特征。本实施例通过Wigner-Ville联合时频分析CPC与HRV频域特征的变化趋势得到图像特征。

[0077] 在上述实施例的基础上,本实施例中对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量的步骤包括:对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行分段,提取每段的特征值;根据所述心率变异性所有段的特征值和所述心肺耦合功率谱所有段的特征值构成特征向量。

[0078] 具体地,按照与频域特征变化趋势相同的分段方法,将心率变异性与心肺耦合功率谱信号分段,提取每段信号中的多种特征值构成特征向量。其中,将心率变异性中每段信号的特征值和心肺耦合功率谱中每段信号的特征值一起构成一个特征向量。

[0079] 在上述各实施例的基础上,本实施例中根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取所述BCG信号对应的睡眠分期结果的步骤包括:将所述多通道图像特征和所述特征向量作为深度学习模型的输入,输出所述BCG信号对应的睡眠分期结果;其中,所述深度学习模型通过BGG信号样本和预先获取的通用睡眠分期标签进行训练获取。

[0080] 其中,深度学习模型可以为VGG16/VGG19(Visual Geometry Group,计算机视觉组)模型。根据获取的多通道图像特征和特征向量使用深度学习模型获取睡眠分期结果。通常PSG睡眠标签适用于基于心率变异性的睡眠分期,而CAP睡眠标签适用于基于心肺耦合功率谱的睡眠分期。由于本申请联合心率变异性和心肺耦合功率谱判别睡眠分期,因此使用的是在PSG睡眠标签和CAP睡眠标签的基础上获取的通过睡眠分期标签。

[0081] 本实施例利用VGG深度学习网络与新的分类标签进行模型融合,利用多模态融合的方法联合分期训练,防止单分期算法带来的局限性,提高了精准性,并利用特征趋势的图像进行深度学习训练,使得模型包含更多信息且不依赖于形态经验和阈值经验。

[0082] 在上述实施例的基础上,本实施例中将所述多通道图像特征和所述特征向量作为深度学习模型的输入,输出所述BCG信号对应的睡眠分期结果的步骤之前还包括:将所有PSG睡眠分期标签和CAP睡眠分期标签任意聚类为多种预设类别;基于t检验对每种聚类结果进行显著性和差异性检验,根据检验结果选取最优的聚类结果作为通用睡眠分期标签;根据所述BGG信号样本的多通道图像特征和特征向量,以及所述通用睡眠分期标签对所述深度学习模型进行训练。

[0083] 具体地,虽然CAP睡眠分期标签与PSG睡眠分期标签不同,但均是针对睡眠事件专业的临床分类方法。虽然具体的分类结果差异性较大,但对于睡眠程度模糊的分类界限的变化趋势是一致的。

[0084] 第一步:在测试数据中将CAP与PSG睡眠分期标签聚类,其中预设类别按照睡眠深度情况大致模糊分为浅睡眠时期、中度睡眠时期与深度睡眠时期。列出CAP和PSG睡眠分期标签与预设类别所有可能分类映射情况。对PSG标签与CAP标签进行通用化处理,PSG与CAP都是医学上对睡眠分期的权威分类,能客观反映人睡眠状态。通过构建一个关于睡眠深度的模糊概念,将PSG和CAP标签分类映射到模糊集上,也就是映射到睡眠深度关系上。对于同一个原始数据得到的PSG与CAP标签映射结果一致性越高,那么新的分期方法的适应性就越

好。

[0085] 第二步:通过配对t检验检测分类显著差异度来选取效果最佳的分期方法。测试数据选取n足够大,例如n=500。对于CAP标签测试数据的重新聚类结果为 $l_1, l_2, l_3, \dots, l_{500}$ 。对于PSG标签测试数据的重新聚类结果为 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_{500}$ 。将CAP与PSG重分类后分类差值作为检验差异性指标 $d_i = l_i - m_i$ 。

[0086] 样本均数 $\bar{d} = \sum d_i / n$, 总理理论均值为分类结果完全一致 $\mu_0 = 0$ 。标准差

$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - \mu_0)^2}$, 标准t离差 $t = \frac{\bar{d} - \mu_0}{S / \sqrt{n}}$ 。查t界值表中n=500或者n=∞时判断发生概率

$P = P(|t| \geq t_{\alpha_1, 500}) = \alpha_1$ 。

[0087] 第三步:选择最优的分类方案,分类结果差异性越小,发生概率越大,分类效果越好。为统一联合判别的准则,选取显著性与一致性最好的分类模式为新的分类标准,同时适用于CPC和HRV睡眠分期方法。

[0088] 第四步:将之前提取的频域多通道图像特征和对应的时域多维向量特征作为训练的特征,重定义通用分类准则后的分类结果作为训练标签,训练VGG16的深度学习模型学习特征到分期的映射关系。

[0089] 本实施例克服了CAP睡眠分期标签和HRV睡眠分期标签判别准则的差异性,CPC睡眠分期判别是基于其与CAP分期的相关性,而HRV睡眠分期判别则基于其与PSG分期的相关性,为统一联合判别的准则,对两种分类技术判别结果进行重聚类,分析新分类模式下的显著性、匹配检验性能与分类差异性,从而确定同时适用于CPC和HRV睡眠分期的最佳分类标准。

[0090] 在上述实施例的基础上,本实施例中根据所述BGG信号样本的多通道图像特征和特征向量,以及所述通用睡眠分期标签对所述深度学习模型进行训练的步骤之后还包括:根据所述睡眠分期结果的先验概率对所述深度学习模型的正则化参数进行调整,以使用调整后的所述深度学习模型获取睡眠分期结果。

[0091] 具体地,睡眠分期具有很强的连续性与周期性,例如已经确定一个分期时段(如1分钟)前后分期一致的情况下,该段分期大概率与前后具有一致性或较小程度的波动。利用睡眠分期的先验概率对深度学习模型的正则化参数调参,可以对异常的局部数据微调,从而进一步提高模型准确率。本实施例中睡眠分期的详细流程图如图2所示。

[0092] 图3示例了一种电子设备的实体结构示意图,如图3所示,该电子设备可以包括:处理器(processor) 301、通信接口(Communications Interface) 302、存储器(memory) 303和通信总线304,其中,处理器301,通信接口302,存储器303通过通信总线304完成相互间的通信。处理器301可以调用存储器303中的逻辑指令,以执行如下方法:从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号,并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性 and 心肺耦合功率谱;获取所述心率变异性 and 心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势,根据两者的所述频域特征的变化趋势,获取多通道图像特征,并对所述心率变异性 and 心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性 and 心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量;根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取对应的睡眠分期结果。

[0093] 此外,上述的存储器303中的逻辑指令可以通过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取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0094] 本实施例提供一种非暂态计算机可读存储介质,非暂态计算机可读存储介质存储计算机指令,计算机指令使计算机执行上述各方法实施例所提供的方法,例如包括:从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号,并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号,计算心率变异性和心肺耦合功率谱;获取所述心率变异性和心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势,根据两者的所述频域特征的变化趋势,获取多通道图像特征,并对所述心率变异性和心肺耦合功率谱进行特征提取,根据提取的心率变异性和心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量;根据所述多通道图像特征和所述特征向量,获取对应的睡眠分期结果。

[0095] 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:ROM、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0096] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0097] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,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发明各实施例技术方案的精神和范围。

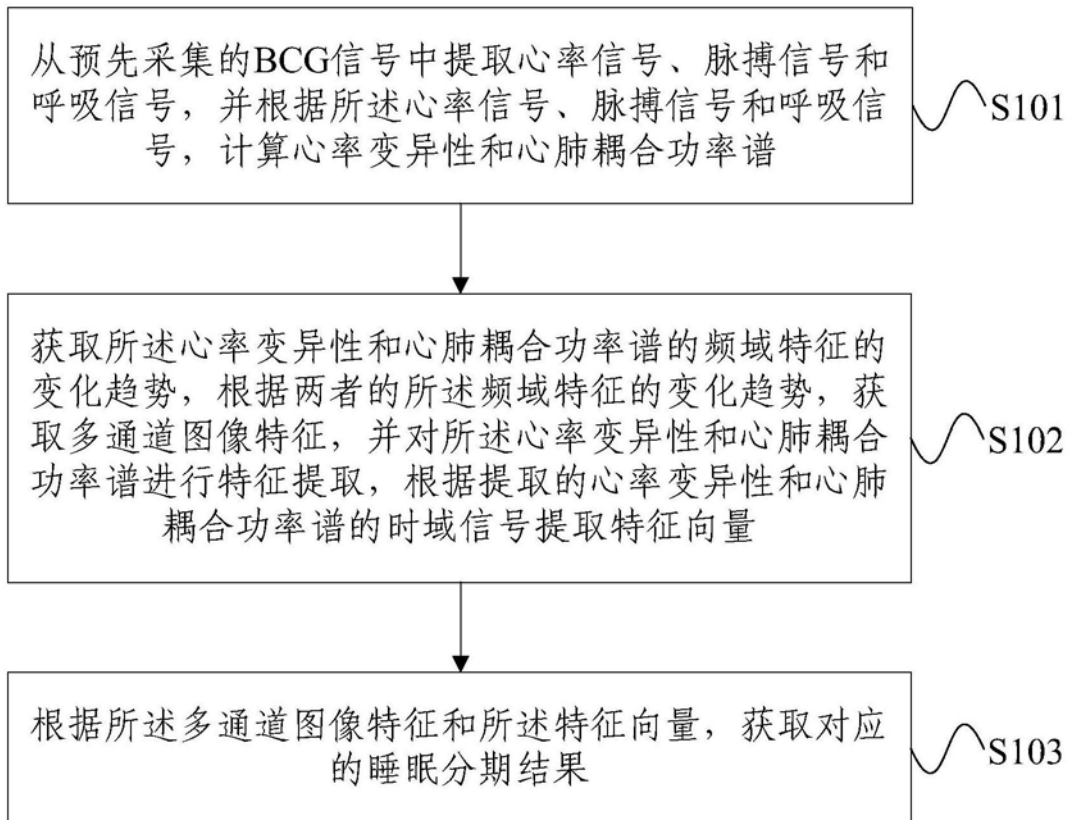


图1

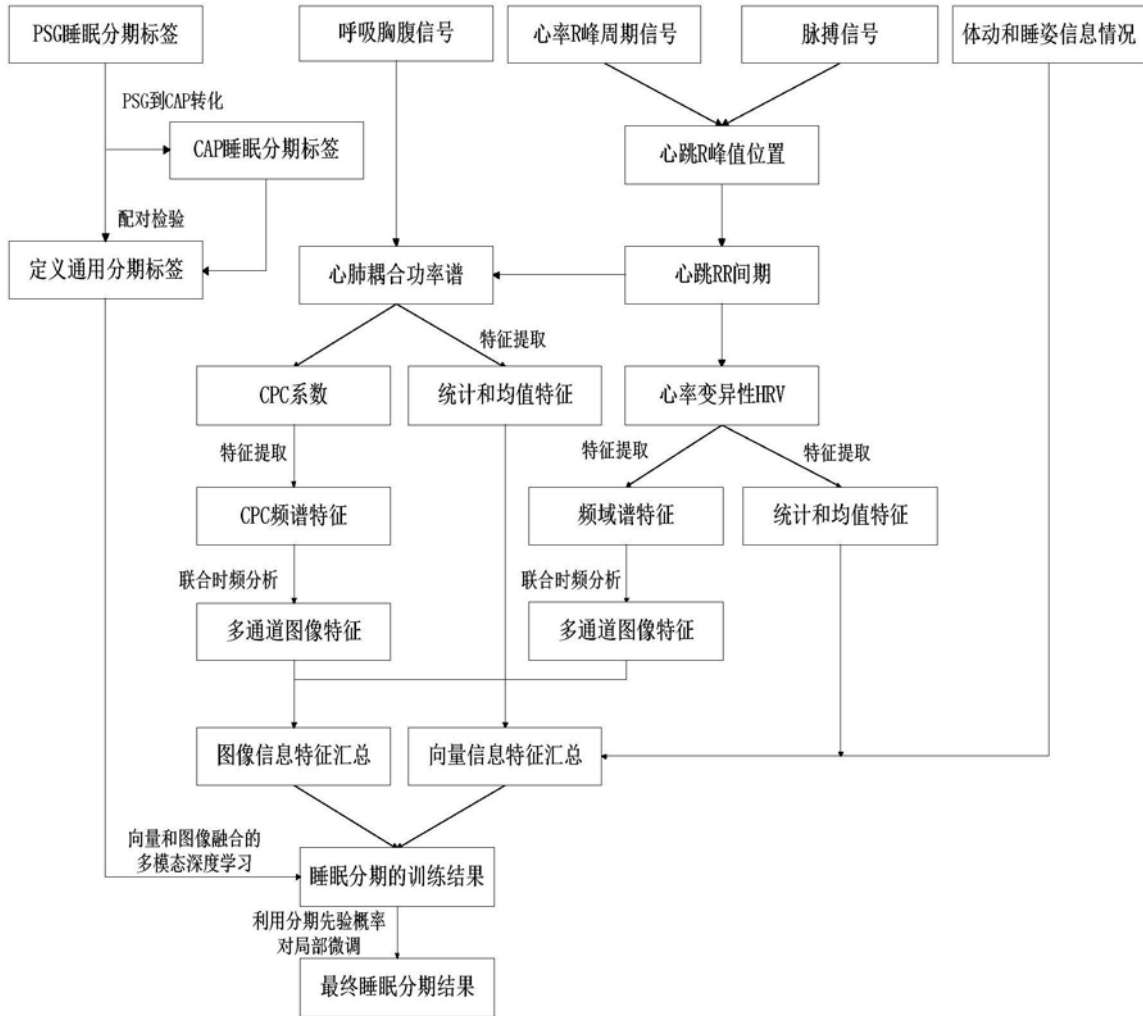


图2

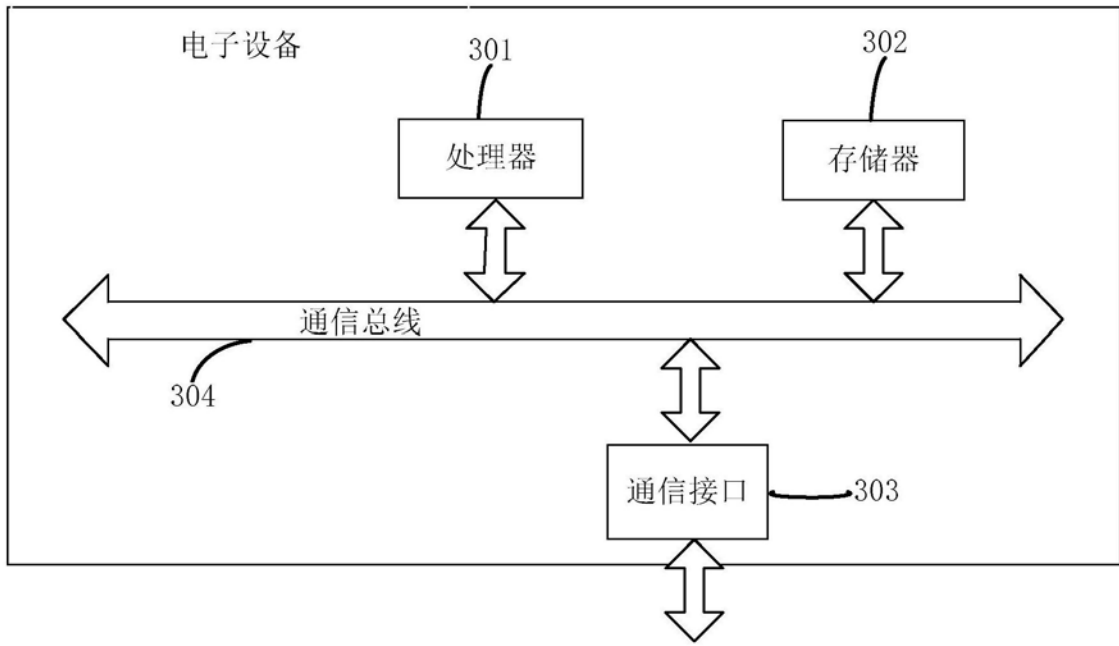


图3

专利名称(译)	基于BCG信号的睡眠分期方法		
公开(公告)号	CN110742585A	公开(公告)日	2020-02-04
申请号	CN201910959247.9	申请日	2019-10-10
[标]申请(专利权)人(译)	北京邮电大学		
申请(专利权)人(译)	北京邮电大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京邮电大学		
[标]发明人	高伟东		
发明人	高伟东 胡迪坤		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0205 A61B5/11		
CPC分类号	A61B5/0205 A61B5/1102 A61B5/4812 A61B5/6891 A61B5/7267		
代理人(译)	王宇杨		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供一种基于BCG信号的睡眠分期方法，方法包括：从预先采集的BCG信号中提取心率信号、脉搏信号和呼吸信号，并根据所述心率信号、脉搏信号和呼吸信号，计算心率变异性 and 心肺耦合功率谱；获取所述心率变异性 and 心肺耦合功率谱的频域特征的变化趋势信号，将两者的所述频域特征的变化趋势信号转化为多通道图像特征，并对所述心率变异性 and 心肺耦合功率谱进行特征提取，根据提取的心率变异性 and 心肺耦合功率谱的时域信号提取特征向量；根据所述多通道图像特征和所述特征向量，训练出心率变异性 and 心肺耦合功率谱密度信号对应的睡眠分期结果。本发明实现联合心率变异性与心肺耦合功率谱判别睡眠分期，具有更强适应性和准确性。

