



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 105615834 A

(43) 申请公布日 2016.06.01

(21) 申请号 201510975818.X

(22) 申请日 2015.12.22

(71) 申请人 深圳创达云睿智能科技有限公司

地址 518000 广东省深圳市前海深港合作区
前湾一路1号A栋201室(入驻深圳市
前海商务秘书有限公司)

(72) 发明人 张昇欢 贺超 傅曦平 黄志毅

(74) 专利代理机构 深圳市世纪恒程知识产权代
理事务所 44287

代理人 胡海国

(51) Int. Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0476(2006.01)

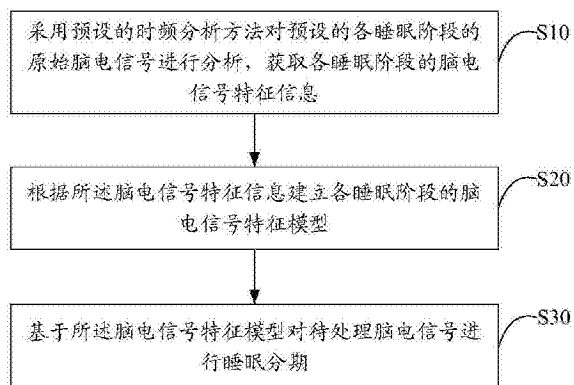
权利要求书2页 说明书12页 附图2页

(54) 发明名称

基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,包括以下步骤:采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。本发明还公开了一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置。本发明保证了利用该脑电信号特征模型进行睡眠分期的较高准确率,且能利用该脑电信号特征模型自动进行睡眠分期,无需人工分析脑电数据,提高了睡眠分期的效率。



1. 一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,其特征在于,所述方法包括以下步骤:

采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;

根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;

基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。

2. 如权利要求1所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,其特征在于,所述采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息的步骤包括:

对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息;

对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络;

对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

3. 如权利要求2所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,其特征在于,所述采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息的步骤还包括:

利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。

4. 如权利要求1、2或3所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,其特征在于,所述根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型的步骤包括:

基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用预设的学习向量量化神经网络算法进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

5. 如权利要求4所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,其特征在于,所述基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期的步骤包括:

提取待处理脑电信号的特征信息,将所述特征信息在各睡眠阶段的脑电信号特征模型中进行匹配,并根据匹配结果对待处理脑电信号进行睡眠分期。

6. 一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置,其特征在于,所述基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置包括:

获取模块,用于采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;

建模模块,用于根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;

睡眠分期模块,用于基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。

7. 如权利要求6所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置,其特征在于,所述获取模块还用于:

对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息;

对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络;

对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

8.如权利要求7所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置,其特征在于,所述获取模块还用于:

利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。

9.如权利要求6、7或8所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置,其特征在于,所述建模模块还用于:

基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用预设的学习向量量化神经网络算法进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

10.如权利要求9所述的基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置,其特征在于,所述睡眠分期模块还用于:

提取待处理脑电信号的特征信息,将所述特征信息在各睡眠阶段的脑电信号特征模型中进行匹配,并根据匹配结果对待处理脑电信号进行睡眠分期。

基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠分期技术领域,尤其涉及一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法及装置。

背景技术

[0002] 睡眠是人体必不可少的生理活动,是一种既重要又复杂的生理现象,在人类生命中大约占有三分之一的时间。睡眠是机体进行自我修复和完善的过程,对维持身心健康具有重要的调节作用。

[0003] 睡眠分期是根据人体在睡眠期间生理信号的不同变化而将睡眠过程分为不同的阶段。各个阶段的睡眠以一定的规律周期性的出现,并且都有各自特定的生理和行为特点。根据脑电图的不同特征及国际通用规则,主要将睡眠分为觉醒期、非眼球快速运动期(Non-rapid eye movement,简称NREM)和眼球快速运动期(Rapid eye movement,简称REM)。其中,NREM期又分为四个时期,NREM-1期为入睡期,NREM-2期为浅睡期,NREM-3期为中度睡眠期,NREM-4期为深度睡眠期。

[0004] 在现有的临床睡眠分析中,主要由专家根据R&K睡眠EEG(electroencephalogram)分期规则进行人工目测分析。而由于睡眠期间所记录的脑电数据非常庞大,因此由人工对睡眠进行分期这种方式非常繁琐、耗时,准确率及效率很低。

发明内容

[0005] 本发明的主要目的在于提供一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法及装置,旨在提高睡眠分期的准确率及效率。

[0006] 为实现上述目的,本发明提供了一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法,所述方法包括以下步骤:

[0007] 采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;

[0008] 根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;

[0009] 基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。

[0010] 优选地,所述采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息的步骤包括:

[0011] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息;

[0012] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络;

[0013] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

[0014] 优选地,所述采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行

分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息的步骤还包括:

[0015] 利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。

[0016] 优选地,所述根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型的步骤包括:

[0017] 基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用预设的学习向量量化神经网络算法进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0018] 优选地,所述基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期的步骤包括:

[0019] 提取待处理脑电信号的特征信息,将所述特征信息在各睡眠阶段的脑电信号特征模型中进行匹配,并根据匹配结果对待处理脑电信号进行睡眠分期。

[0020] 此外,为实现上述目的,本发明还提供一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置,所述基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置包括:

[0021] 获取模块,用于采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;

[0022] 建模模块,用于根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;

[0023] 睡眠分期模块,用于基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。

[0024] 优选地,所述获取模块还用于:

[0025] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息;

[0026] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络;

[0027] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

[0028] 优选地,所述获取模块还用于:

[0029] 利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。

[0030] 优选地,所述建模模块还用于:

[0031] 基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用预设的学习向量量化神经网络算法进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0032] 优选地,所述睡眠分期模块还用于:

[0033] 提取待处理脑电信号的特征信息,将所述特征信息在各睡眠阶段的脑电信号特征模型中进行匹配,并根据匹配结果对待处理脑电信号进行睡眠分期。

[0034] 本发明提出的一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法及装置,对各睡眠阶段的原始脑电信号进行时频分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。由于是对原始脑电信号的时域和频域进行分析后建立的脑电信号特征模

型,能更加准确的反映出不同睡眠阶段中非平稳、非线性的脑电信号特征,保证了利用该脑电信号特征模型进行睡眠分期的较高准确率,且能利用该脑电信号特征模型自动进行睡眠分期,无需人工分析脑电数据,提高了睡眠分期的效率。

附图说明

[0035] 图1为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法一实施例的流程示意图;

[0036] 图2为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法一实施例中的希尔伯特变换示意图;

[0037] 图3为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法一实施例中利用希尔伯特变换求信号包络示意图;

[0038] 图4为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置一实施例的功能模块示意图。

[0039] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

具体实施方式

[0040] 应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0041] 本发明提供一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法。

[0042] 参照图1,图1为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法一实施例的流程示意图。

[0043] 在一实施例中,该基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法包括:

[0044] 步骤S10,采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;

[0045] 本实施例中,先对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。由于脑电信号是非平稳、非线性的信号,其统计特性随着时间的变化而变化,因此,本实施例采用时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析和处理,结合了非平稳信号的时域和频域分析,获取各睡眠阶段不同的特征信息。

[0046] 其中,时频分析即时频联合域分析(Joint Time-Frequency Analysis,简称JTFA)是一种分析时变非平稳信号的信号处理方法。时频分析方法提供了时间域与频率域的联合分布信息,能清楚地描述信号频率随时间变化的关系。时频分析的实现方式可以先设计时间和频率的联合函数,用它同时描述信号在不同时间和频率的能量密度或强度。时间和频率的这种联合函数简称为时频分布。利用时频分布来分析信号,能给出各个时刻的瞬时频率及其幅值,并且能够进行时频滤波和时变信号研究。

[0047] 本实施例中可采用短时傅立叶变换、Gabor变换、连续小波变换、Wigner-Ville分布、希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform,简称HHT)等时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号在时域、频域的多种特征信息。

[0048] 步骤S20,根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;

[0049] 根据获取的各睡眠阶段的脑电信号在时域、频域的多种特征信息后,可根据各睡眠阶段的多种脑电信号特征信息建立各睡眠阶段相对应的脑电信号特征模型,如可基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用神经网络算法等方式进行建模,建立各睡眠阶段的脑

电信号特征模型。

[0050] 步骤S30,基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。

[0051] 根据各睡眠阶段的多种脑电信号特征信息建立各睡眠阶段相对应的脑电信号特征模型后,即可利用建立的各睡眠阶段相对应的脑电信号特征模型进行睡眠自动分期。如当需要对待处理脑电信号进行睡眠自动分期时,可提取待处理脑电信号的特征信息,其中,该特征信息可包括该待处理脑电信号在时域、频域的多种特征信息。将提取的该待处理脑电信号的特征信息在各睡眠阶段的脑电信号特征模型中进行匹配,若该待处理脑电信号的特征信息在一睡眠阶段的脑电信号特征模型中的匹配度达到预设阈值且最高,则说明该待处理脑电信号与该脑电信号特征模型相匹配,从而将该待处理脑电信号自动分期为该脑电信号特征模型对应的睡眠阶段。

[0052] 本实施例对各睡眠阶段的原始脑电信号进行时频分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。由于是对原始脑电信号的时域和频域进行分析后建立的脑电信号特征模型,能更加准确的反映出不同睡眠阶段中非平稳、非线性的脑电信号特征,保证了利用该脑电信号特征模型进行睡眠分期的较高准确率,且能利用该脑电信号特征模型自动进行睡眠分期,无需人工分析脑电数据,提高了睡眠分期的效率。

[0053] 进一步地,在其他实施例中,上述步骤S10可以包括:

[0054] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息;

[0055] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络;

[0056] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

[0057] 本实施例中,在采用时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析时,可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号分别进行短时傅立叶变换、希尔伯特变换、高斯窗傅立叶变换等,获取各睡眠阶段的脑电信号在时域、频域的多种特征信息。

[0058] 具体的,可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息。将各睡眠阶段的原始脑电信号定义为离散信号序列 $x(n)$,在 n 时刻的短时数据可被定义为 $x_s(n)=x(n)h(n-m)$,其中 $h(n-m)$ 为Hanning窗函数。短时离散傅立叶变换如下列公式(1)所示,它给出了信号在 $n=m$ 附近的一段时间内的时频信息。 $X_{STFT}(n, \omega)$ 即为各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息。

[0059] $X_{STFT}(n, \omega) = \sum_n x(n)h(n-m)e^{-jn\omega}$ (1)

[0060] 还可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络。希尔伯特变换也即Hilbert变换应用了离散序列进行傅里叶变换后的幅度和相位之间的关系,在Hilbert变换运算后,强化了瞬时振幅,提高信号的分辨能力。希尔伯特在频域的表现形式如下列公式(2)所示:

[0061]

$$F\{x(t)\} \longrightarrow \boxed{H(\omega) = -j\operatorname{sgn}(\omega)} \longrightarrow F\{\hat{x}(t)\} = -j\operatorname{sgn}(\omega)F\{x(t)\} \quad (2)$$

[0062] 在频域中,当频率小于0时,由 $F\{x(t)\}$ 与 j 相乘来获得结果,频率大于0时,由 $F\{x(t)\}$ 与 $-j$ 相乘来获得结果。如图2所示,图2为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法一实施例中利用希尔伯特变换求信号包络示意图;假定 $F\{x(t)\}$ 可用图2的左图表示,系统幅频响应 $H(f)$ 可用图2的中图表示,则滤波器的输出 $F\{\hat{x}(t)\}$ 可表示为图2的右图。由此,即可得到信号在频域的希尔伯特变换结果,若要得到时域的结果则可通过将频域的希尔伯特变换结果通过一次逆傅里叶变换就可以获得。然后,可将原始脑电信号进行Hilbert变换,再经过计算得到其信号包络,以此来表示信号在时域的能量特征。将信号表示为 $x(t)$, $x(t)$ 的解析信号则定义为下列公式(3):

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = A(t)e^{j\phi(t)} \quad (3)$$

[0064] 上述解析信号的实部是原始信号,而它的虚部则是原输入信号的Hilbert变换。公式(3)中的 $A(t)$ 是解析信号的模就是原信号 $x(t)$ 的包络,如下列公式(4)所示:

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \quad (4)$$

[0066] 如图3所示,图3为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法一实施例中利用希尔伯特变换求信号包络示意图。根据上述Hilbert变换求信号包络的计算过程及公式(2)、(3)、(4),原始脑电信号经过Hilbert变换,可提取时域信号包络 $A(t)$ 。

[0067] 还可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。高斯窗傅立叶变换即Gabor变换使用高斯窗对信号进行局部化,排除距离中心时间较远信号的影响,从而达到局部化频率分析的目的。对时间变量的采样会导致频域的周期性,而对频率的采样会导致时域的周期性。因此离散Gabor展开适合于离散时间的周期信号,设其周期为 L ,则离散Gabor展开为下列公式(5)、(6):

$$x_k = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} a_{mn} g(k - m\Delta_m) e^{i2\pi nk\Delta_n} \quad (5)$$

$$a_{mn} = \sum_{k=0}^{L-1} x_k \gamma^*(k - m\Delta_m) e^{-i2\pi nk\Delta_n} \quad (6)$$

[0070] 其中, Δ_m 和 Δ_n 分别表示时间和频率的采样间隔;而 M 和 N 分别表示时间和频率采样的样本个数。过采样率定义为 $\alpha = \frac{L}{\Delta_m \Delta_n}$,当 α 等于1时,离散Gabor变换是临界采样的。其展

开系数的个数与采样信号一致。当 α 大于1时,Gabor展开系数个数多于信号样本系数。对于过采样的情况,令 $L = \bar{N}M = \bar{M}N$,Gabor变换可以写为下列公式(7):

$$x_k = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} a_{mn} g_{mn}(k)$$

$$a_{mn} = \sum_{k=0}^{L-1} x_k \gamma_{mn}^*$$

[0073]

$$g_{mn}(k) = g(k - m\bar{N})e^{i\frac{2\pi nk}{N}}, \gamma_{mn}(k) = \gamma(k - m\bar{N})e^{i\frac{2\pi nk}{N}} \quad (7)$$

[0074] 其中, $g_{mn}(k)$ 和 $\gamma_{mn}(k)$ 需要满足以下双正交条件, 如下列公式(8)所示:

[0075]

$$\sum_{k=0}^{L-1} g^*(k + mN) e^{i\frac{2\pi nk}{N}} \gamma(k) = \frac{L}{MN} \delta(m) \delta(n), 0 \leq m < \bar{M} - 1, 0 \leq n < \bar{N} - 1 \quad (8)$$

[0076] 求解以上方程, 获得 γ 函数和 γ_{mn} , 从而得到Gabor展开系数, 该Gabor展开系数即为各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

[0077] 进一步地, 在其他实施例中, 上述步骤S10还可以包括:

[0078] 利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理, 获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。

[0079] 本实施例中, 可将获取的各睡眠阶段的脑电信号特征信息如所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息作为多维特征值进行空间滤波。可将以上特征数据用矩阵 M 来表示: $M = L \times S$, 其中, L 为特征维数, S 是所有特征的点数。因此, 特征数据的标准协方差可以用下列公式(9)获得:

$$C = \frac{MM'}{\text{trace}(MM')} \quad (9)$$

[0081] 其中, M' 是 M 的转置矩阵, 而 $\text{trace}(x)$ 函数的意义是取矩阵 x 的对角元素和的值, 可将实验数据的平均协方差表示为 $\bar{C}_x$, 对于两组待分类的睡眠阶段特征数据(比如清醒脑电与REM脑电), 可表示为: $\bar{C}_1$ 、 $\bar{C}_r$, 由下列公式(10)得到混合空间协方差:

$$C_c = \bar{C}_1 + \bar{C}_r \quad (10)$$

[0083] 而 C_c 又可分解为特征向量与特征值的乘积, 如下列公式(11)所示:

$$C_c = U_c \gamma_c U_c' \quad (11)$$

[0085] 其中, U_c 是矩阵的特征向量, γ_c 是特征值构成的对角矩阵。需要注意的是, 在这部分中, 特征值假设为按降序排列。白化变换可使方差均匀化, 设白化矩阵 P , 用下列公式(12)来表示:

$$P = \sqrt{\gamma_c^{-1}} U_c' \quad (12)$$

[0087] 如果 $\bar{C}_1$ 和 $\bar{C}_r$ 如下列公式(13)变换:

$$S_1 = P \bar{C}_1 P', \quad S_r = P \bar{C}_r P' \quad (13)$$

[0089] 其中, S_1 和 S_r 共享同样的特征向量, 设 $S_1 = B \gamma_1 B'$, 则可以推导出下列公式(14):

$$S_r = B \gamma_r B', \quad \gamma_1 + \gamma_r = I \quad (14)$$

[0091] 其中, I 是单位向量矩阵。由于对应的两个特征值之和总是1, 因此 $\bar{S}_1$ 和 $\bar{S}_r$ 之间, 总有一个有最大特征值, 一个有最小特征值。因为这样的特性, 使得特征向量 B 对于区分两类信号十分有用。最后, 经过CSP空间滤波的脑电特征数据可以表示为下列公式(15):

[0092] $Z=WM$ (15)

[0093] 其中, W 为投影矩阵,如下列公式(16)所示:

[0094] $W=(B'P)'$ (16)

[0095] 这样,本实施例中,利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理后,可获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息 Z ,以便于后续建模时调用。

[0096] 进一步地,在其他实施例中,上述步骤S20可以包括:

[0097] 基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用预设的学习向量量化神经网络算法(LVQ)进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0098] 本实施例中,将空间滤波后获得的各睡眠阶段的脑电信号特征信息 Z 送入LVQ建立睡眠各阶段脑电模型。本实施例使用学习向量量化神经网络算法之LVQ1算法来进行模型的睡眠各阶段脑电模型的创建。因为LVQ1算法简单,且运行时间短。LVQ1基本算法步骤如下:

[0099] 1、初始化学习速率 η 及输入层与竞争层之间的权系数 W^1 ;

[0100] 2、计算输入向量 $P_i(i \in [1, N])$ 与竞争层神经元的距离,

[0101] $P_i=(p_1, p_2, p_3, \dots, p_M)^T$,用下列公式(17)用来计算 P_i 与 W^1 的距离:

$$[0102] \quad d_j = \sqrt{\sum_{m=1}^M (p_m - W_{mj}^1)^2}, j = (1, 2, \dots, S^1) \quad (17)$$

[0103] 由公式(17)获得的结果,最小的就是获胜神经元,若 d_j 最小,则获胜的神经元为 j 。其中, W_{mj}^1 代表了输入层神经元 m 与竞争层神经元 j 之间的权值。将获得的分类与预先指定的分类相比较,若一致,则根据下列公式(18)调整权值:

[0104] $W_{mj_new}^1 = W_{mj_old}^1 + \eta(p_m - W_{mj_old}^1)$ (18)

[0105] 若分类错误,则根据下列公式(19)调整:

[0106] $W_{mj_new}^1 = W_{mj_old}^1 - \eta(p_m - W_{mj_old}^1)$ (19)

[0107] 判断是否已达到预设的精度要求或已达到最大迭代次数,只要有一个条件满足,就结束学习,否则进入下一轮学习。从以上步骤可以看出,学习向量量化神经网络算法LVQ的基本思想是首先通过计算距离来查找到相应的竞争层神经元,再通过此竞争层神经元找到相连接的输出层神经元,确定其分类。如果分类正确,那么则加大其对应的权系数,使它们的距离更短;若分类不正确,则减小其对应的权系数,加大它们之间的距离。LVQ过程很容易实现而且直观清晰。使用LVQ分类的基础就是距离测量,通常使用欧氏距离,然后对给定数据的相似性进行量化。因此,利用预设的学习向量量化神经网络算法进行建模,可高效快速地建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0108] 本实施例中采用了短时傅立叶变换、希尔伯特变换、高斯窗傅立叶变换这三种时频变换算法来处理非稳定、非线性脑电信号。并使用共空间模式滤波的方式对处理后的数据进行特征提取。最后使用学习向量量化神经网络建立各睡眠阶段模型。并将此模型应用于各阶段睡眠状态监测。本实施例能够精确地自动识别睡眠阶段,提高了睡眠分期的准确率及效率。

[0109] 本发明进一步提供一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置。

[0110] 参照图4,图4为本发明基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置一实施例的功能模块示意图。

[0111] 在一实施例中,该基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置包括:

[0112] 获取模块01,用于采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;

[0113] 本实施例中,先对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。由于脑电信号是非平稳、非线性的信号,其统计特性随着时间的变化而变化,因此,本实施例采用时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析和处理,结合了非平稳信号的时域和频域分析,获取各睡眠阶段不同的特征信息。

[0114] 其中,时频分析即时频联合域分析(Joint Time-Frequency Analysis,简称JTFA)是一种分析时变非平稳信号的信号处理方法。时频分析方法提供了时间域与频率域的联合分布信息,能清楚地描述信号频率随时间变化的关系。时频分析的实现方式可以先设计时间和频率的联合函数,用它同时描述信号在不同时间和频率的能量密度或强度。时间和频率的这种联合函数简称为时频分布。利用时频分布来分析信号,能给出各个时刻的瞬时频率及其幅值,并且能够进行时频滤波和时变信号研究。

[0115] 本实施例中可采用短时傅立叶变换、Gabor变换、连续小波变换、Wigner-Ville分布、希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform,简称HHT)等时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析,获取各睡眠阶段的脑电信号在时域、频域的多种特征信息。

[0116] 建模模块02,用于根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;

[0117] 根据获取的各睡眠阶段的脑电信号在时域、频域的多种特征信息后,可根据各睡眠阶段的多种脑电信号特征信息建立各睡眠阶段相对应的脑电信号特征模型,如可基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用神经网络算法等方式进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0118] 睡眠分期模块03,用于基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。

[0119] 根据各睡眠阶段的多种脑电信号特征信息建立各睡眠阶段相对应的脑电信号特征模型后,即可利用建立的各睡眠阶段相对应的脑电信号特征模型进行睡眠自动分期。如当需要对待处理脑电信号进行睡眠自动分期时,可提取待处理脑电信号的特征信息,其中,该特征信息可包括该待处理脑电信号在时域、频域的多种特征信息。将提取的该待处理脑电信号的特征信息在各睡眠阶段的脑电信号特征模型中进行匹配,若该待处理脑电信号的特征信息在一睡眠阶段的脑电信号特征模型中的匹配度达到预设阈值且最高,则说明该待处理脑电信号与该脑电信号特征模型相匹配,从而将该待处理脑电信号自动分期为该脑电信号特征模型对应的睡眠阶段。

[0120] 本实施例对各睡眠阶段的原始脑电信号进行时频分析,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息;根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型;基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。由于是对原始脑电信号的时域和频域进行分析后建立的脑电信号特征模型,能更加准确的反映出不同睡眠阶段中非平稳、非线性的脑电信号特征,保证了利用该脑电信号特征模型进行睡眠分期的较高准确率,且能利用该脑电信号特征模型自动进行睡眠分期,无需人工分析脑电数据,提高了睡眠分期的效

率。

[0121] 进一步地,在其他实施例中,上述获取模块01还可以用于:

[0122] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息;

[0123] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络;

[0124] 对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

[0125] 本实施例中,在采用时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析时,可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号分别进行短时傅立叶变换、希尔伯特变换、高斯窗傅立叶变换等,获取各睡眠阶段的脑电信号在时域、频域的多种特征信息。

[0126] 具体的,可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行短时傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息。将各睡眠阶段的原始脑电信号定义为离散信号序列 $x(n)$,在 n 时刻的短时数据可被定义为 $x_s(n)=x(n)h(n-m)$,其中 $h(n-m)$ 为Hanning窗函数。短时离散傅立叶变换如下列公式(1)所示,它给出了信号在 $n=m$ 附近的一段时间内的时频信息。 $X_{STFT}(n, \omega)$ 即为各睡眠阶段的原始脑电信号的频域特征信息。

[0127] $X_{STFT}(n, \omega) = \sum_n x(n)h(n-m)e^{-jn\omega}$ (1)

[0128] 还可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行希尔伯特变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号的时域信号包络。希尔伯特变换也即Hilbert变换应用了离散序列进行傅里叶变换后的幅度和相位之间的关系,在Hilbert变换运算后,强化了瞬时振幅,提高信号的分辨能力。希尔伯特在频域的表现形式如下列公式(2)所示:

[0129]

$$F\{x(t)\} \longrightarrow \boxed{H(\omega) = -j\operatorname{sgn}(\omega)} \longrightarrow F\{\hat{x}(t)\} = -j\operatorname{sgn}(\omega)F\{x(t)\} \quad (2)$$

[0130] 在频域中,当频率小于0时,由 $F\{x(t)\}$ 与 j 相乘来获得结果,频率大于0时,由 $F\{x(t)\}$ 与 $-j$ 相乘来获得结果。由此,即可得到信号在频域的希尔伯特变换结果,若要得到时域的结果则可通过将频域的希尔伯特变换结果通过一次逆傅里叶变换就可以获得。然后,可将原始脑电信号进行Hilbert变换,再经过计算得到其信号包络,以此来表示信号在时域的能量特征。将信号表示为 $x(t)$, $x(t)$ 的解析信号则定义为下列公式(3):

[0131] $z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = A(t)e^{j\varphi(t)}$ (3)

[0132] 上述解析信号的实部是原始信号,而它的虚部则是原输入信号的Hilbert变换。公式(3)中的 $A(t)$ 是解析信号的模就是原信号 $x(t)$ 的包络,如下列公式(4)所示:

[0133] $A(t) = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)}$ (4)

[0134] 根据上述Hilbert变换求信号包络的计算过程及公式(2)、(3)、(4),原始脑电信号经过Hilbert变换,可提取时域信号包络 $A(t)$ 。

[0135] 还可对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行高斯窗傅立叶变换,获取各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。高斯窗傅立叶变换即Gabor变换使

用高斯窗对信号进行局部化,排除距离中心时间较远信号的影响,从而达到局部化频率分析的目的。对时间变量的采样会导致频域的周期性,而对频率的采样会导致时域的周期性。因此离散Gabor展开适合于离散时间的周期信号,设其周期为L,则离散Gabor展开为下列公式(5)、(6):

$$[0136] \quad x_k = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} a_{mn} g(k - m\Delta_m) e^{i2\pi nk\Delta_N} \quad (5)$$

$$[0137] \quad a_{mn} = \sum_{k=0}^{L-1} x_k \gamma^*(k - m\Delta_m) e^{-i2\pi nk\Delta_N} \quad (6)$$

[0138] 其中, Δ_m 和 Δ_n 分别表示时间和频率的采样间隔;而M和N分别表示时间和频率采样的样本个数。过采样率定义为 $\alpha = \frac{L}{\Delta_m \Delta_n}$, 当 α 等于1时,离散Gabor变换是临界采样的。其展开系数的个数与采样信号一致。当 α 大于1时,Gabor展开系数个数多于信号样本系数。对于过采样的情况,令 $L = \bar{M}\bar{N} = \bar{M}\bar{N}$, Gabor变换可以写为下列公式(7):

$$[0139] \quad x_k = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} a_{mn} g_{mn}(k)$$

$$[0140] \quad a_{mn} = \sum_{k=0}^{L-1} x_k \gamma_{mn}^*$$

[0141]

$$g_{mn}(k) = g(k - m\bar{N}) e^{i\frac{2\pi nk}{N}}, \gamma_{mn}(k) = \gamma(k - m\bar{N}) e^{i\frac{2\pi nk}{N}} \quad (7)$$

[0142] 其中, $g_{mn}(k)$ 和 $\gamma_{mn}(k)$ 需要满足以下双正交条件,如下列公式(8)所示:

[0143]

$$\sum_{k=0}^{L-1} g^*(k + mN) e^{i\frac{2\pi nk}{N}} \gamma(k) = \frac{L}{MN} \delta(m) \delta(n), 0 \leq m < \bar{M} - 1, 0 \leq n < \bar{N} - 1 \quad (8)$$

[0144] 求解以上方程,获得 γ 函数和 γ_{mn} ,从而得到Gabor展开系数,该Gabor展开系数即为各睡眠阶段的原始脑电信号在预设频率上的局部频域特征信息。

[0145] 进一步地,在其他实施例中,上述获取模块01还可以用于:

[0146] 利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理,获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息。

[0147] 本实施例中,可将获取的各睡眠阶段的脑电信号特征信息如所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息作为多维特征值进行空间滤波。可将以上特征数据用矩阵M来表示: $M = L \times S$, 其中, L为特征维数, S是所有特征的点数。因此,特征数据的标准协方差可以用下列公式(9)获得:

$$[0148] \quad C = \frac{MM'}{\text{trace}(MM')} \quad (9)$$

[0149] 其中, M' 是M的转置矩阵,而 $\text{trace}(x)$ 函数的意义是取矩阵x的对角元素和的值,可将实验数据的平均协方差表示为 $\bar{C}_x$, 对于两组待分类的睡眠阶段特征数据(比如清醒脑电

与REM脑电),可表示为: $\bar{C}_1$ 、 $\bar{C}_r$,由下列公式(10)得到混合空间协方差:

$$[0150] \quad C_c = \bar{C}_1 + \bar{C}_r \quad (10)$$

[0151] 而 C_c 又可分解为特征向量与特征值的乘积,如下列公式(11)所示:

$$[0152] \quad C_c = U_c \gamma_c U_c' \quad (11)$$

[0153] 其中, U_c 是矩阵的特征向量, γ_c 是特征值构成的对角矩阵。需要注意的是,在这部分中,特征值假设为按降序排列。白化变换可使方差均匀化,设白化矩阵 P ,用下列公式(12)来表示:

$$[0154] \quad P = \sqrt{\gamma_c^{-1}} U_c' \quad (12)$$

[0155] 如果 $\bar{C}_1$ 和 $\bar{C}_r$ 如下列公式(13)变换:

$$[0156] \quad S_1 = P \bar{C}_1 P', \quad S_r = P \bar{C}_r P' \quad (13)$$

[0157] 其中, S_1 和 S_r 共享同样的特征向量,设 $S_1 = B \gamma_1 B'$,则可以推导出下列公式(14):

$$[0158] \quad S_r = B \gamma_r B', \quad \gamma_1 + \gamma_r = I \quad (14)$$

[0159] 其中, I 是单位向量矩阵。由于对应的两个特征值之和总是1,因此 $\bar{S}_1$ 和 $\bar{S}_r$ 之间,总有一个有最大特征值,一个有最小特征值。因为这样的特性,使得特征向量 B 对于区分两类信号十分有用。最后,经过CSP空间滤波的脑电特征数据可以表示为下列公式(15):

$$[0160] \quad Z = WM \quad (15)$$

[0161] 其中, W 为投影矩阵,如下列公式(16)所示:

$$[0162] \quad W = (B'P)' \quad (16)$$

[0163] 这样,本实施例中,利用预设的空间滤波器对所述频域特征信息、时域信号包络、局部频域特征信息进行共空间模式滤波处理后,可获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息 Z ,以便于后续建模时调用。

[0164] 进一步地,在其他实施例中,上述建模模块02可以用于:

[0165] 基于各睡眠阶段的脑电信号特征信息,利用预设的学习向量量化神经网络算法(LVQ)进行建模,建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0166] 本实施例中,将空间滤波后获得的各睡眠阶段的脑电信号特征信息 Z 送入LVQ建立睡眠各阶段脑电模型。本实施例使用学习向量量化神经网络算法之LVQ1算法来进行模型的睡眠各阶段脑电模型的创建。因为LVQ1算法简单,且运行时间短。LVQ1基本算法步骤如下:

[0167] 1、初始化学习速率 η 及输入层与竞争层之间的权系数 W^1 ;

[0168] 2、计算输入向量 $P_i (i \in [1, N])$ 与竞争层神经元的距离,

[0169] $P_i = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_M)^T$,用下列公式(17)用来计算 P_i 与 W^1 的距离:

$$[0170] \quad d_j = \sqrt{\sum_{m=1}^M (p_m - W_{mj}^1)^2}, j = (1, 2, \dots, S^1) \quad (17)$$

[0171] 由公式(17)获得的结果,最小的就是获胜神经元,若 d_j 最小,则获胜的神经元为 j 。其中, W_{mj}^1 代表了输入层神经元 m 与竞争层神经元 j 之间的权值。将获得的分类与预先指定的分类相比较,若一致,则根据下列公式(18)调整权值:

$$[0172] \quad W_{mj_new}^1 = W_{mj_old}^1 + \eta(p_m - W_{mj_old}^1) \quad (18)$$

[0173] 若分类错误,则根据下列公式(19)调整:

$$[0174] \quad W_{mj_new}^1 = W_{mj_old}^1 - \eta(p_m - W_{mj_old}^1) \quad (19)$$

[0175] 判断是否已达到预设的精度要求或已达到最大迭代次数,只要有一个条件满足,就结束学习,否则进入下一轮学习。从以上步骤可以看出,学习向量量化神经网络算法LVQ的基本思想是首先通过计算距离来查找到相应的竞争层神经元,再通过此竞争层神经元找到相连接的输出层神经元,确定其分类。如果分类正确,那么则加大其对应的权系数,使它们的距离更短;若分类不正确,则减小其对应的权系数,加大它们之间的距离。LVQ过程很容易实现而且直观清晰。使用LVQ分类的基础就是距离测量,通常使用欧氏距离,然后对给定数据的相似性进行量化。因此,利用预设的学习向量量化神经网络算法进行建模,可高效快速地建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型。

[0176] 本实施例中采用了短时傅立叶变换、希尔伯特变换、高斯窗傅立叶变换这三种时频变换算法来处理非稳定、非线性脑电信号。并使用共空间模式滤波的方式对处理后的数据进行特征提取。最后使用学习向量量化神经网络建立各睡眠阶段模型。并将此模型应用于各阶段睡眠状态监测。本实施例能够精确地自动识别睡眠阶段,提高了睡眠分期的准确率及效率。

[0177] 上述本发明实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。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上述实施例方法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,但很多情况下前者是更佳的实施方式。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(如ROM/RAM、磁碟、光盘)中,包括若干指令用以使得一台终端设备(可以是手机,计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述的方法。

[0178] 以上仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

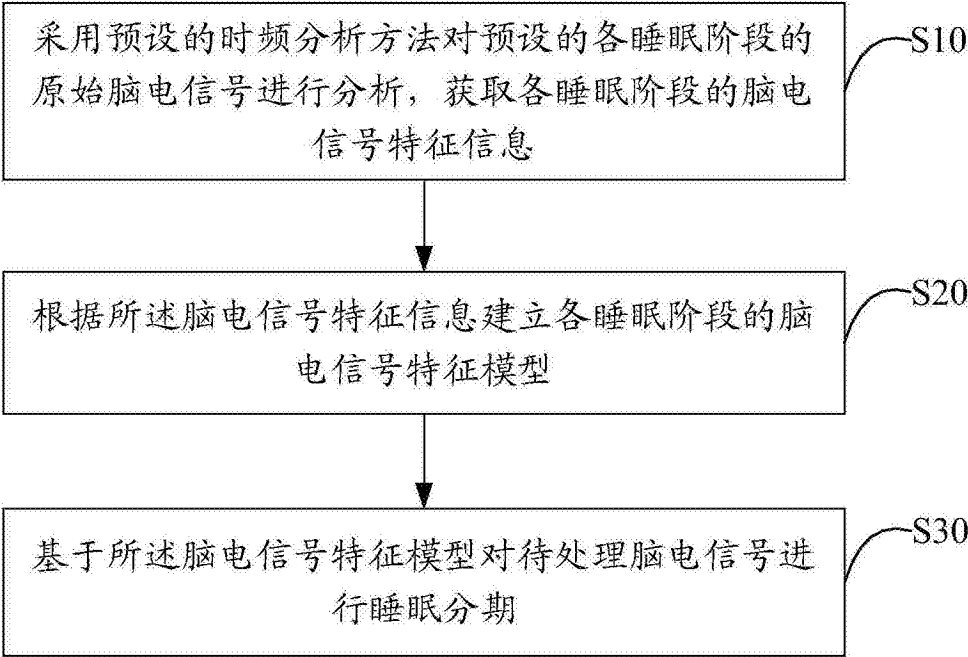


图1

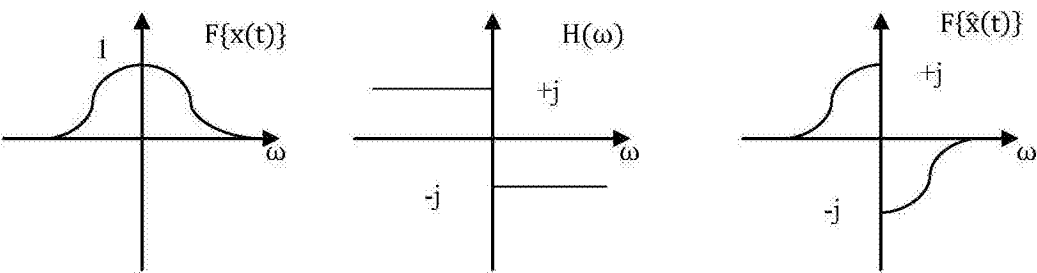


图2

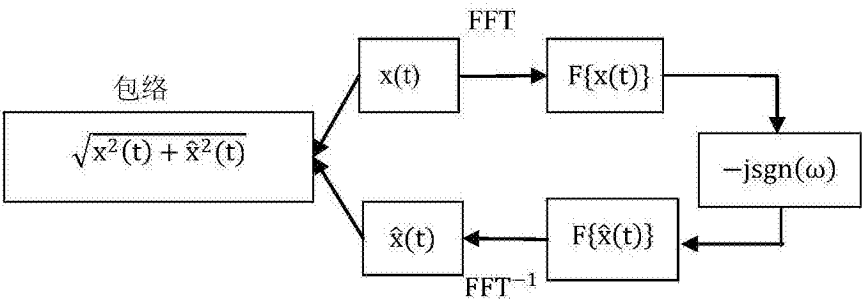


图3

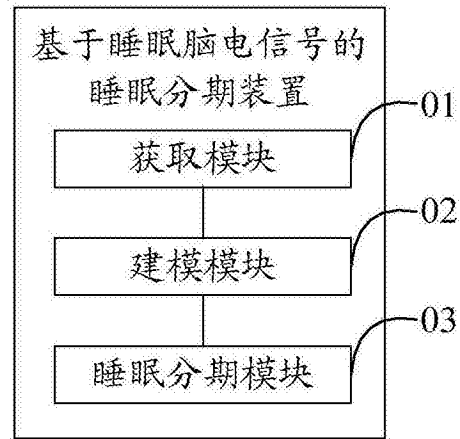


图4

专利名称(译)	基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法及装置		
公开(公告)号	CN105615834A	公开(公告)日	2016-06-01
申请号	CN201510975818.X	申请日	2015-12-22
[标]申请(专利权)人(译)	深圳创达云睿智能科技有限公司		
申请(专利权)人(译)	深圳创达云睿智能科技有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	深圳创达云睿智能科技有限公司		
[标]发明人	张昇欢 贺超 傅曦平 黄志毅		
发明人	张昇欢 贺超 傅曦平 黄志毅		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/4812 A61B5/0476		
代理人(译)	胡海国		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期方法，包括以下步骤：采用预设的时频分析方法对预设的各睡眠阶段的原始脑电信号进行分析，获取各睡眠阶段的脑电信号特征信息；根据所述脑电信号特征信息建立各睡眠阶段的脑电信号特征模型；基于所述脑电信号特征模型对待处理脑电信号进行睡眠分期。本发明还公开了一种基于睡眠脑电信号的睡眠分期装置。本发明保证了利用该脑电信号特征模型进行睡眠分期的较高准确率，且能利用该脑电信号特征模型自动进行睡眠分期，无需人工分析脑电数据，提高了睡眠分期的效率。

