



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108143409 B

(45) 授权公告日 2021.01.22

(21) 申请号 201611109883.5

A61B 5/389 (2021.01)

(22) 申请日 2016.12.06

A61B 5/398 (2021.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

A61B 5/372 (2021.01)

申请公布号 CN 108143409 A

A61B 5/397 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

(43) 申请公布日 2018.06.12

(56) 对比文件

(73) 专利权人 中国移动通信有限公司研究院

CN 104970773 A, 2015.10.14

地址 100053 北京市西城区宣武门西大街
32号

CN 104809434 A, 2015.07.29

专利权人 中国移动通信集团公司

CN 105105714 A, 2015.12.02

CN 103989472 A, 2014.08.20

(72) 发明人 吴娜 徐青青 方若洁 常耀斌

CN 106778865 A, 2017.05.31

许利群

CN 204581275 U, 2015.08.26

CN 104812300 A, 2015.07.29

(74) 专利代理机构 北京派特恩知识产权代理有
限公司 11270

US 5732696 A, 1998.03.31

CN 103690160 A, 2014.04.02

代理人 李梅香 张颖玲

审查员 张梅梅

(51) Int.Cl.

A61B 5/369 (2021.01)

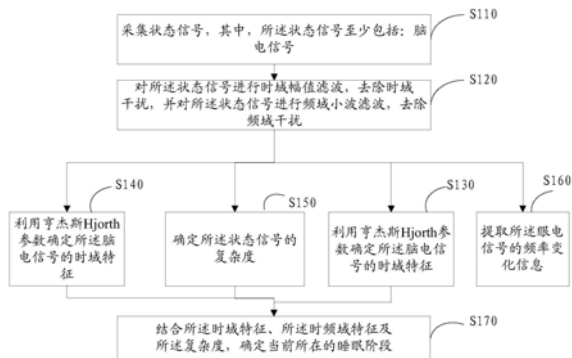
权利要求书3页 说明书13页 附图3页

(54) 发明名称

睡眠阶段分期方法及装置

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种睡眠阶段分期方法及装置,所述方法包括:采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;对所述脑电信号进行时频变换,获得所述睡眠信号的时频域特征;确定所述脑电信号的复杂度;提取所述眼电信号的频率变化信息;结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及所述频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段;将从多个维度提取状态信号的特征,从而增加了判断的精确性,同时相对于现有技术还具有计算复杂度低的特点。



1. 一种睡眠阶段分期方法,其特征在于,包括:
 - 采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;
 - 对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;
 - 利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;
 - 对所述脑电信号进行时频变换,获得所述脑电信号的时频域特征;
 - 确定所述脑电信号的复杂度;所述复杂度通过对所述脑电信号进行样本熵的提取而确定,或通过对所述脑电信号进行波分解中各个子波的系数而确定;
 - 提取所述眼电信号的频率变化信息;
 - 利用多级联规则,结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及所述频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段;所述多级联规则采用准确度高或识别度高的规则先执行,在无法判断时再采用准确度相对较低或识别度相对较低的规则进行判断。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,
 - 所述状态信号还包括:肌电信号;
 - 所述方法还包括:
 - 提取所述肌电信号的幅度信息;
 - 所述结合所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段,包括:
 - 结合所述幅度信息、时域特征、频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。
3. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,
 - 所述结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段,包括:
 - 根据所述时频域特征,确定所述脑电信号中是否出现预定类型的特征波;
 - 根据所述特征波,确定当前所在的睡眠阶段。
4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,
 - 所述结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段,还包括:
 - 利用学习模型及所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度的至少之一,确定当前所在的睡眠阶段;其中,所述学习模型预先确定了时域特征、时频域特征及复杂度的至少之一与睡眠阶段的对应关系。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,
 - 所述结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段,还包括:
 - 利用根据所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度,确定当前是否处于快速眼动REM期及清醒WEAK期的第一判断结果;
 - 根据眼电信号的频率变化信息和肌电信号的幅度信息,确定当前是否处于所述REM期和所述WEAK期的第二判断结果;
 - 综合所述第一判断结果和所述第二判断结果,确定当前是处于所述REM期还是所述WEAK期。

6. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,
所述对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,包括:
去除所述状态信号中幅度大于幅度阈值T11的部分; $T11 = \text{Mean} + \alpha * \text{var}$;所述Mean为所述状态信号的均值;所述var为所述状态信号的方差;所述 α 为正数;利用一阶导阈值T12对所述状态信号的一阶导数进行滤波,其中,所述T12等于所述状态信号的一阶导数的方差。
7. 根据权利要求1或2所述的方法,其特征在于,
所述确定所述脑电信号的复杂度,包括:
根据所述脑电信号在预定时间范围内的幅度标准差,确定样本熵的有效阈值;
利用所述有效阈值,计算所述脑电信号在预定时间范围内的每一次滑动的滑动时间窗内对应的样点的样本熵;
基于每个所述样本熵,确定所述预定时间范围内所述脑电信号的整体样本熵。
8. 一种睡眠阶段分期装置,其特征在于,包括:
采集单元,用于采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;
干扰去除单元,用于在利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征之前,对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;
第一确定单元,用于利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;
获得单元,用于对所述脑电信号进行时频变换,获得所述脑电信号的时频域特征;
第二确定单元,用于确定所述脑电信号的复杂度;所述复杂度通过对所述脑电信号进行样本熵的提取而确定,或通过对所述脑电信号进行波分解中各个子波的系数而确定;
第一提取单元,用于提取所述眼电信号的频率变化信息;
第三确定单元,用于利用多级联规则,结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及所述频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段;所述多级联规则采用准确度高或识别度高的规则先执行,在无法判断时再采用准确度相对较低或识别度相对较低的规则进行判断。
9. 根据权利要求8所述的装置,其特征在于,
所述状态信号还包括:肌电信号;
所述装置还包括:
第二提取单元,用于提取所述肌电信号的幅度信息;
所述第三确定单元,具体用于结合所述幅度信息、时域特征、频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。
10. 根据权利要求8或9所述的装置,其特征在于,
所述第三确定单元,具体用于根据所述时频域特征,确定所述脑电信号中是否出现预定类型的特征波;根据所述特征波,确定当前所在的睡眠阶段。
11. 根据权利要求10所述的装置,其特征在于,
所述第三确定单元,用于利用学习模型及所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度的至少之一,确定当前所在的睡眠阶段;其中,所述学习模型预先确定了时域特征、时频域特征及复杂度的至少之一与睡眠阶段的对应关系。
12. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,

所述第三确定单元,具体用于利用根据所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度,确定当前是否处于快速眼动REM期及清醒WEAK期的第一判断结果;根据眼电信号的频率变化信息和肌电信号的幅度信息,确定当前是否处于所述REM期和所述WEAK期的第二判断结果;综合所述第一判断结果和所述第二判断结果,确定当前是处于所述REM期还是所述WEAK期。

13. 根据权利要求8或9所述的装置,其特征在于,

所述干扰去除单元,具体用于去除所述状态信号中幅度大于幅度阈值T11的部分; $T11 = \text{Mean} + \alpha * \text{var}$;所述Mean为所述状态信号的均值;所述var为所述状态信号的方差;所述 α 为正数;利用一阶导阈值T12对所述状态信号的一阶导数进行滤波,其中,所述T12等于所述状态信号的一阶导数的方差。

14. 根据权利要求8或9所述的装置,其特征在于,

所述第三确定单元,具体用于根据所述脑电信号在预定时间范围内的幅度标准差,确定样本熵的有效阈值;利用所述有效阈值,计算所述脑电信号在预定时间范围内的每一次滑动的滑动时间窗内对应的样点的样本熵;基于每个所述样本熵,确定所述预定时间范围内所述脑电信号的整体样本熵。

睡眠阶段分期方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及信息技术领域,尤其涉及一种睡眠阶段分期方法及装置。

背景技术

[0002] 随着人们对健康越来越重视,对睡眠质量的监测技术也随之产生,通过睡眠的监测,可以方便用户做出相应的健康策略。研究发现,在现有的睡眠监测中睡眠阶段的分期或睡眠状态的分期的方案中,要不存在着精确度低的问题,要不就存在计算复杂度高的问题。故提供一种精确度高且计算复杂度低的睡眠状态确定方法是现有技术亟待解决的问题。

发明内容

[0003] 有鉴于此,本发明实施例期望提供一种睡眠阶段分期方法及装置,以至少部分解决上述问题。

[0004] 为达到上述目的,本发明的技术方案是这样实现的:

[0005] 本发明实施例第一方面提供一种睡眠阶段分期方法,包括:

[0006] 采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;

[0007] 对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;

[0008] 利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;

[0009] 对所述脑电信号进行时频变换,获得所述睡眠信号的时频域特征;

[0010] 确定所述脑电信号的复杂度;

[0011] 提取所述眼电信号的频率变化信息;

[0012] 结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及所述频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段。

[0013] 基于上述方案,所述状态信号还包括:肌电信号;

[0014] 所述方法还包括:

[0015] 提取所述肌电信号的幅度信息;

[0016] 所述结合所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段,包括:

[0017] 结合所述幅度信息、时域特征、频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。

[0018] 基于上述方案,所述结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段,包括:

[0019] 根据所述时频域特征,确定所述脑电信号中是否出现预定类型的特征波;

[0020] 根据所述特征波,确定当前所在的睡眠阶段。

[0021] 基于上述方案,所述结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段,还包括:

[0022] 利用学习模型及所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度的至少之一,确定当前所在的睡眠阶段;其中,所述学习模型预先确定了时域特征、时频域特征及复杂度的至少之一与睡眠阶段的对应关系。

[0023] 基于上述方案,所述结合所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段,还包括:

[0024] 利用根据所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度,确定当前是否处于快速眼动REM期及清醒WEAK期的第一判断结果;

[0025] 根据眼电信号的频率变化信息和肌电信号的幅度信息,确定当前是否处于所述REM和所述WEAK期的第二判断结果;

[0026] 综合所述第一判断结果和所述第二判断结果,确定当前是处于所述REM期还是所述WEAK期。

[0027] 基于上述方案,所述对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,包括:

[0028] 去除所述状态信号中幅度大于幅度阈值T11的部分; $T11 = \text{Mean} + \alpha * \text{var}$;所述Mean为所述状态信号的均值;所述var为所述状态信号的方差;所述 α 为正数;利用一阶导阈值T12对所述状态信号的一阶导数进行滤波,其中,所述T12等于所述状态信号的状态信号的一阶导数的方差。

[0029] 基于上述方案,所述确定所述脑电信号的复杂度,包括:

[0030] 根据所述脑电信号在预定时间范围内的幅度标准差,确定样本熵的有效阈值;

[0031] 利用所述有效阈值,计算所述脑电信号在预定时间范围内的每一次滑动的滑动时间窗内对应的样点的样本熵;

[0032] 基于每个所述样本熵,确定所述预定时间范围内所述脑电信号的整体样本熵。

[0033] 本发明实施例第二方面提供一种睡眠阶段分期装置,包括:

[0034] 采集单元,用于采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;

[0035] 干扰去除单元,用于在进行所述利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征之前,对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;

[0036] 第一确定单元,用于利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;

[0037] 获得单元,用于对所述脑电信号进行时频变换,获得所述睡眠信号的时频域特征;

[0038] 第二确定单元,用于确定所述脑电信号的复杂度;

[0039] 第一提取单元,用于提取所述眼电信号的频率变化信息;

[0040] 第三确定单元,用于结合所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度及所述频率变化信息,确定当前所在的睡眠阶段。

[0041] 基于上述方案,所述状态信号还包括:肌电信号;

[0042] 所述装置还包括:

[0043] 第二提取单元,用于提取所述肌电信号的幅度信息;

[0044] 所述第三确定单元,具体用于结合所述幅度信息、时域特征、频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。

[0045] 基于上述方案,所述第三确定单元,具体用于根据所述时频域特征,确定所述脑电

信号中是否出现预定类型的特征波;根据所述特征波,确定当前所在的睡眠阶段。

[0046] 基于上述方案,所述第三确定单元,用于利用学习模型及所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度的至少之一,确定当前所在的睡眠阶段;其中,所述学习模型预先确定了时域特征、时频域特征及复杂度的至少之一与睡眠阶段的对应关系。

[0047] 基于上述方案,所述第三确定单元,具体用于利用根据所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度,确定当前是否处于快速眼动REM期及清醒WEAK期的第一判断结果;根据眼电信号的频率变化信息和肌电信号的幅度信息,确定当前是否处于所述REM和所述WEAK期的第二判断结果;综合所述第一判断结果和所述第二判断结果,确定当前是处于所述REM期还是所述WEAK期。

[0048] 基于上述方案,所述干扰去除单元,具体用于去除所述状态信号中幅度大于幅度阈值T11的部分; $T11 = \text{Mean} + \alpha * \text{var}$;所述Mean为所述状态信号的均值;所述var为所述状态信号的方差;所述 α 为正数;利用一阶导阈值T12对所述状态信号的一阶导数进行滤波,其中,所述T12等于所述状态信号的状态信号的一阶导数的方差。

[0049] 基于上述方案,所述第三确定单元,具体用于根据所述脑电信号在预定时间范围内的幅度标准差,确定样本熵的有效阈值;利用所述有效阈值,计算所述脑电信号在预定时间范围内的每一次滑动的滑动时间窗内对应的样点的样本熵;基于每个所述样本熵,确定所述预定时间范围内所述脑电信号的整体样本熵。

[0050] 本发明实施例提供的睡眠阶段分期方法,将采集状态信号,并将利用不同的算法,至少提取状态信号中脑电信号的时域特征、时频域特征及复杂度,至少提取眼电信号的频率变化信息,从多个信号及多个信号的多个维度获取特征信号,然后这些特征信号进行睡眠阶段的分期,进行睡眠,分期的特征多,且是不同维度的,从而确保了睡眠分期的结果的精确性。同时相对于现有精确度较高的算法来说,本申请实施例提供的技术方案,还具有计算复杂度低及计算量较少的特点。

附图说明

[0051] 图1为本发明实施例提供的第一种睡眠阶段分期方法的流程示意图;

[0052] 图2为本发明实施例提供的一种状态信号的示意图;

[0053] 图3为本发明实施例提供的一种睡眠阶段分期装置的结构示意图;

[0054] 图4为本发明实施例提供第二种睡眠阶段分期方法的流程示意图;

[0055] 图5为本发明实施例提供的一种多级联规则的睡眠阶段判定方法示意图;

[0056] 图6为本发明实施例提供的一种SVM模型的训练流程示意图。

具体实施方式

[0057] 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。

[0058] 如图1所示,本实施例提供一种睡眠阶段分期方法,包括:

[0059] 步骤S110:采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;

[0060] 步骤S120:对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;

[0061] 步骤S130:利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;

[0062] 步骤S140:对所述脑电信号进行时频变换,获得所述睡眠信号的时频域特征;

[0063] 步骤S150:确定所述脑电信号的复杂度;

[0064] 步骤S160:提取所述眼电信号的频率变化信息;

[0065] 步骤S170:结合所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。

[0066] 本实施例提供的睡眠阶段分期方法,可为应用于各种电子设备中方法,例如,应用于网络平台中的方法。采集终端采集用户睡眠状态下的状态信号,发送给位于网络侧的网络平台或服务器。这里的步骤S110可为控制采集终端的采集,从采集终端接收其采集的状态信号。在本实施例中所述状态信号至少可包括脑电信号。所述脑电信号又可称为EEG信号。图2所示的为一种状态信号的示意图。步骤S110中可为实时监控或周期性的监控采集所述脑电信号,在本实施例中优选为采集的模拟信号,采集的模拟信号在时域中会出现连续的波形,正如图2所示。在图2中的左侧还分别显示有当前采集的状态信号的命名以及该状态信号对应的幅度范围。

[0067] 在步骤S120中将进行干扰去除,在本实施例中可以采用阈值进行干扰去除。例如,利用幅度阈值去除高频干扰成分,利用幅度的一阶导数阈值去除脑电信号的幅度一阶导数的过大信号,从而从幅度变化维度,再次进行时域干扰。

[0068] 在步骤S130中将利用Hjorth参数,确定脑电信号的时域特征。这里的时域特征可包括方差、一阶导数方差及二阶导数方差。这里的方差表明的脑部的活动性,一阶导数方差可表明用户的脑活动的移动性;所述二阶导数方差可表明用户的脑活动的复杂性。

[0069] 在本实施例中将采集的脑电信号作为信号数据,输入到以Hjorth参数为计算参考量的数学模型中,通过上述方差、一阶导数方差及二阶导数方差,就提取了用户脑电信号在时域的特征。

[0070] 与此同时,还会利用时频变换获得时域和频域的混合特征,在本实施例中将该混合信号在本实施例中称为时频域信号。

[0071] 在本实施例中所述时频变换可为希尔伯特时频变换。这里的时频域信号可提取特定频带的信号能量、特定频带的波形。所述能量信号可用于表征在预定频带是否有产生波形,以及波形变化特征。这些可以作为特征波作为睡眠分期的判断。

[0072] 在步骤S150中会确定复杂度,在本实施例中可以对所述状态信号进行样本熵的计算,通过计算得到的熵来表征所述状态信号在一个时间段或多个时间段内信号的复杂度。不同的睡眠阶段,用户的人脑活动的复杂度是不同的,故在本实施例中还会确定所述复杂度,这一维度来提取当前睡眠的特征。在本实施例中复杂度的计算,除了所述样本熵的提取,还可以通过状态信号的波分解,然后根据波分解中各个子波的系数进行确定。若一个状态信号是有很强的规律性的,可能呈现的复杂度就低,此时进行波分解,得到的各个子波的系数可能也遵循一定的规律,或会确实很多子波。如果一个状态信号的复杂度很高,在进行波分解之后,得到的子波的系数可能呈现出随机性很高,无法很方便的找到变化规律,甚至没有变化规律,此时可以认为是复杂度很高。总之评价一个状态信号的复杂度高低的方式有很多种,在此就不一一举例了。

[0073] 在步骤S160中的眼电信号为采集的用户眼部运动形成的电信号,在本实施例中所述眼电信号,同样可以采用前述方法,去除时域干扰和频域干扰。

[0074] 在本实施例中会提取所述眼电信号的频率变化信息,将该频率变化信息与频域阈值的比较等处理,得到反映睡眠阶段特征的特征频率变化等频率变化信息,可与所述时域特征、频域特征及所述复杂度,共同用于判断当前的睡眠阶段。

[0075] 最后在步骤S170中将结合时域特征、时频域特征、复杂度及眼电信号的频率本变化信息,基于两种信号的至少这四个参量来进行睡眠阶段分期,以确保睡眠分期的精确性。

[0076] 值得注意的是:在本实施例中所述步骤S120、步骤S130、步骤S140及步骤S150的没有一定的先后顺序,仅需要确保步骤S120、步骤S130、步骤S140及步骤S150在步骤S120之后且在步骤S160之前完成即可。所述步骤S120、步骤S130、步骤S140及步骤S150之间可以同步执行,也可以按照随机顺序分先后执行,具体的先后次序的可选组合,在此就不一一举例了。

[0077] 在本实施例中还会进行脑电信号的小波分解,通过小波分解会将一个脑电波信号分解为多个子波;在利用阈值进行特定子波去除。例如,通过将特定子波的系数设置为0,实现该子波的去除,从而达到时域干扰去除。将子波系数变化后,再合成输出这些小波,输出后的波形,将不同于小波分解时输入的原始脑电信号,从而实现了时域干扰的去除。

[0078] 在本实施例中利用小波分解,可以去除基线漂移子波和高频子波的系数,从而分别去除了频域内高频干扰和低频干扰,实现两个维度的频率干扰的有效去除,从而可以提升睡眠阶段的判断精确度。

[0079] 在还有一些实施例中,所述状态信号还包括:肌电信号;

[0080] 所述方法还包括:

[0081] 提取所述肌电信号的幅度信息;

[0082] 所述步骤S170可包括:

[0083] 结合所述幅度信息、时域特征、频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。

[0084] 当然,这里的肌电信号可为用户睡眠时,检测头部的任意一个或多个肌肉的运动状态,产生的电信号。这里的肌电信号又可称为EMG信号,可为用户颌部肌肉的颌肌信号。

[0085] 在本实施例中,在执行所述幅度信息的提取之前,同样可以利用前述方法碱性时域干扰和频域干扰的去除,以提取的幅度信息的精确度。

[0086] 在本实施例中步骤S170进行睡眠阶段的判定时,可以根据各个特征分别判断。在本实施例中将采用多级联规则进行判断,一方面可以减少判断的重复操作,减少计算量,另一方面可以确保准确性。多级联规则采用准确度高或识别度高的规则先执行,再无法判断时,在采用准确度相对较低或识别度相对较低的规则进行判断。

[0087] 在一些实施例中,所述步骤S170可包括:

[0088] 根据所述时频域特征,确定所述脑电信号中是否出现预定类型的特征波;

[0089] 根据所述特征波,确定当前所在的睡眠阶段。

[0090] 不同的睡眠阶段有不同的脑特征波,在本实施例中将利用时频域特征,提取出脑电信号中的特征波,通过特征波的提取,可以判断出部分睡眠阶段。

[0091] 在还有一些实施例中,所述步骤S170,还包括:

[0092] 利用学习模型及所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度的至少之一,确定当前所在的睡眠阶段;其中,所述学习模型预先确定了时域特征、时频域特征及复杂度的至

少之一与睡眠阶段的对应关系。

[0093] 在本实施例中,当没有办法直接根据时频域特征对应的特征波,确定出睡眠阶段时,可以利用大数据处理,例如利用向量机SVM进行模型训练,从而得到利用所述时域特征、时频域特征及所述复杂度与对应睡眠阶段的判断,利用训练得到的识别模型进行睡眠阶段的识别。在本实施中识别模型的训练出了所述向量机,还可包括神经网络等学习训练模型,在此就不一一举例了。

[0094] 对于有些睡眠阶段也许特征不是特别明显,在本实施例中引入了学习模型,利用学习模型的学习性,得到上述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度与睡眠阶段之间的对应关系,然后在进行睡眠阶段分期时,再利用这种对应关系,把提取的时域特征、所述时频域特征及所述复杂度输入到学习模型中,通过学习模型的处理,由学习模型输出相应的判断结果,这样一方面提升了可识别的程度,且通常学习模型是采用大数据进行学习处理的,一般情况下可以确保识别的精确性。

[0095] 进一步地,所述步骤S170可包括:

[0096] 利用根据所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度,确定当前是否处于快速眼动REM期及清醒WEAK期的第一判断结果;

[0097] 根据眼电信号的频率变化信息和肌电信号的幅度信息,确定当前是否处于所述REM和所述WEAK期的第二判断结果;

[0098] 综合所述第一判断结果和所述第二判断结果,确定当前是处于所述REM期还是所述WEAK期。

[0099] 在本实施中的综合判断有多种方法,以下提供几种可选方式:

[0100] 可选方式一:

[0101] 所述综合判断,可包括:

[0102] 分别获取第一判断结果和第二判断结果的第一权值和第二权值;

[0103] 利用所述第一权值和第二权值,分别调整第一判断结果和第二判断结果的判断参数,得到综合判断参数;

[0104] 根据所述综合判断参数与睡眠阶段的对应关系,确定当前是处于REM期还是WEAK期。

[0105] 可选方式二:

[0106] 分别获取第一判断结果和第二判断结果的置信度参数;

[0107] 比较置信度参数,选择置信度参数高的判断结果作为最终判断结果。

[0108] 这里的置信度参数可为根据第一判断结果和第二判断结果的处理过程确定的。例如,当一个判断结果生成过程中出现了多个数据的约等于或近似等于的赋值,而另一个判断结果没有出现约等于或近似等于的赋值,则此时没有出现近似赋值的判断结果的置信度参数可设置的相对较高。当然以上仅是举例,具体实现时,可以采用任意一种,在此不进行限定。

[0109] 所述步骤S120具体可包括:去除所述状态信号中幅度大于幅度阈值T11的部分; $T11 = \text{Mean} + \alpha * \text{var}$;所述Mean为所述状态信号的均值;所述var为所述状态信号的方差;所述 α 为正数;

[0110] 利用一阶导阈值T12对所述状态信号的一阶导数进行滤波,其中,所述T12等于所

述状态信号的状态信号的一阶导数的方差。

[0111] 在本实施例中进行时域幅度滤波时,不仅会直接对时域信号直接进行幅度的滤波,将大于所述T11的干扰成分去除,还会通过一阶导数的滤波,去除掉幅度变化过大的成分,从而从多个维度实现了时域干扰去除,干扰去除之后得到的剩余信号能够更加精确的反映用户当前的睡眠状态。

[0112] 在一些实施例中,所述步骤S150可包括:

[0113] 根据所述脑电信号在预定时间范围内的幅度标准差,确定样本熵的有效阈值;

[0114] 利用所述有效阈值,计算所述脑电信号在预定时间范围内的每一次滑动的滑动时间窗内对应的样点的样本熵;

[0115] 基于每个所述样本熵,确定所述预定时间范围内所述脑电信号的整体样本熵。

[0116] 确定所述有效阈值时,可利用乘积因子与所述幅度标准差相乘,得到所述有效阈值,所述乘积因子可为证书,通常可为小于1的整数。

[0117] 然后将每一个滑动的滑动时间窗内样点够将矢量,确定相邻两次滑动时间窗构建的矢量之间的距离,将距离小于所述有效阈值的两个滑动时间窗对应的矢量,计算所述样本熵。然后综合每一个计算得到的样本熵,确定所述整体样本熵。这里的整体样本熵为反映所述复杂度的一个参数之一。当然具体实现时,不局限于该方法。

[0118] 如图3所示,本实施例提供了一种睡眠阶段分期装置,包括:

[0119] 采集单元110,用于采集状态信号,其中,所述状态信号至少包括:脑电信号及眼电信号;

[0120] 干扰去除单元120,用于在进行所述利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征之前,对所述状态信号进行时域幅值滤波,去除时域干扰,并对所述状态信号进行频域小波滤波,去除频域干扰;

[0121] 第一确定单元130,用于利用亨杰斯Hjorth参数确定所述脑电信号的时域特征;

[0122] 获得单元140,用于对所述脑电信号进行时频变换,获得所述睡眠信号的时频域特征;

[0123] 第二确定单元150,用于确定所述脑电信号的复杂度;第一提取单元,用于提取所述眼电信号的频率变化信息;

[0124] 第三确定单元170,用于结合所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。

[0125] 本实施例提供一种睡眠阶段分期装置,可应用于各种具有信息处理能力的电子设备中,例如,各种服务器、服务平台或计算机群等。在本实施例中所述睡眠阶段分期装置可为应用于各种网络平台中。采集终端可以将采集的状态信号,通过互联网发送给网络侧的网络服务器或网络平台中。所述采集单元110可对应于通信接口,该通信接口可用于从采集终端接收其采集的状态信号。当然,所述采集单元110还可以直接对应于采集传感器,用于对用户进行本地或远程的状态信号的采集。

[0126] 所述干扰去除单元120、第一确定单元130、获得单元140、第二确定单元150、第一提取单元160及第三确定单元170都可以对应于处理器或处理电路。所述处理器可包括中央处理器、微处理器、数字信号处理器、应用处理器或可编程阵列等。所述处理电路可包括专用集成电路。所述处理器或处理电路可通过可执行代码的执行,执行对应的操作,从而完成

睡眠分期。

[0127] 在本实施例中引入了干扰去除单元120,干扰去除单元120可以通过各种滤波的方式,从时域和频域这两个维度去除状态信号中的干扰成分,通过干扰成分的去除,在进行时域特征的提取、时频域特征及复杂度的提取,可以减少干扰成分对这些特征的干扰,从而确保提取的特征的精确性,从而确保根据特征进行睡眠分期的精确性。

[0128] 眼电信号为对用于眼部状态进行采集形成的电信号。所述频率变化信息可以通过眼电信号的导数的求解等方式来获得,获得方式有很多种,在此就不一一举例了。

[0129] 总之,在本实施例中还通过眼电信号的引入,与脑电信号一通进行睡眠分期的判断,以提高睡眠分期的精确性。

[0130] 在有些实施例中,所述状态信号还包括:肌电信号;

[0131] 所述装置还包括:

[0132] 第二提取单元,用于提取所述肌电信号的幅度信息;

[0133] 所述第三确定单元170,具体用于结合所述幅度信息、时域特征、频域特征及所述复杂度,确定当前所在的睡眠阶段。

[0134] 在本实施例中所述装置还包括第二提取单元,这里的第二提取单元可用于肌电信号的幅度信息。这里的幅度信息可包括最高幅度、平均幅度或幅度的中位值等信息。通过幅度信息的提取,从而获得更多的特征,与脑电信号的特征及眼电信号的特征中的一个或多个进行组合判断,进行睡眠阶段的确定。再次提升了睡眠分期的精确性。

[0135] 这里的所述第二提取单元对应的硬件结构,可同样对应于处理器或处理电路。

[0136] 在有些实施例中,所述第三确定单元170,具体用于根据所述时频域特征,确定所述脑电信号中是否出现预定类型的特征波;根据所述特征波,确定当前所在的睡眠阶段。

[0137] 在本实施例中所述第三确定单元170,首先会根据时频域特征,提取预定类型的特征波,这里的特征波仅会在某些睡眠阶段出现,故可以根据特征波与睡眠阶段之间的这种对应关系,通过时频域特征达到特征波,然后根据特征波进行睡眠阶段的判断。

[0138] 在有些实施例中,所述第三确定单元170,用于利用学习模型及所述时域特征、所述时频域特征及所述复杂度的至少之一,确定当前所在的睡眠阶段;其中,所述学习模型预先确定了时域特征、时频域特征及复杂度的至少之一与睡眠阶段的对应关系。

[0139] 在本实施例中所述第三确定单元170可对应于运行所述学习模型的处理器或处理电路,可利用学习模型进行睡眠阶段的分期判断,且具有睡眠分期的识别范围大,识别程度高及识别精确度高的特点。

[0140] 在有些实施例中,所述第三确定单元170,具体用于利用根据所述时域特征、所述时频域特征、所述复杂度,确定当前是否处于快速眼动REM期及清醒WEAK期的第一判断结果;根据眼电信号的频率变化信息和肌电信号的幅度信息,确定当前是否处于所述REM和所述WEAK期的第二判断结果;综合所述第一判断结果和所述第二判断结果,确定当前是处于所述REM期还是所述WEAK期。

[0141] 在本实施例中所述第三确定单元170时利用多级联规则进行睡眠阶段的判断,在本实施例中还将结合至少两个判断结果进行综合判断,从而确定当前是处于REM期还是WEAK期,以确保判断的准确性。

[0142] 所述干扰去除单元120,具体用于去除所述状态信号中幅度大于幅度阈值T11的部

分; $T11 = \text{Mean} + \alpha * \text{var}$; 所述Mean为所述状态信号的均值; 所述var为所述状态信号的方差; 所述 α 为正数; 利用一阶导阈值T12对所述状态信号的一阶导数进行滤波, 其中, 所述T12等于所述状态信号的状态信号的一阶导数的方差。

[0143] 本实施例提供的所述干扰去除单元120可对应于各种计算器, 通过阈值计算, 再通过差值计算就可以实现干扰成分的去。

[0144] 在有些实施例中, 所述第三确定单元170, 具体用于根据所述脑电信号在预定时间范围内的幅度标准差, 确定样本熵的有效阈值; 利用所述有效阈值, 计算所述脑电信号在预定时间范围内的每一次滑动的滑动时间窗内对应的样点的样本熵; 基于每个所述样本熵, 确定所述预定时间范围内所述脑电信号的整体样本熵。

[0145] 以下结合上述实施例中的一个或多个, 提供几个具体示例:

[0146] 示例一:

[0147] 如图4所示, 本示例提供一种睡眠分期的智能判定方法, 包括:

[0148] 首先, 获取信号源, 这里的信号源包括脑电信号EEG、眼动信号EOG及肌电信号EMG等。

[0149] 其次, 信号预处理, 这里的预处理包括时域幅度阈值滤波, 频域小波阈值滤波以及眼电和肌电的去伪迹。

[0150] 再次, 对预处理之后的信号进行特征提取。这里的特征提取可博阿凯利用Hjorth参数进行时域特征提取, 提取时频域特征及非线性特征的提取。这里的时频域特征至少包括: 频带能量比; 所述非线性特征至少包括样本熵。

[0151] 最后, 睡眠分期识别。在本示例中采用多连接规则及SVM模型进行识别。在进行SVM模型识别之前, 需要进行SVM建模, 然后利用SVM建模得到的SVM模型进行SVM分类。

[0152] 以下分别介绍上述各个步骤:

[0153] 时域幅值滤波:

[0154] 设置第一阈值向量T1: 这里的T1包括两个分别使用的阈值, 分别是T11和T12; 所述T11为幅度阈值, 是对应状态信号的均值与 α 倍该信号方差之和, 用于进行幅度滤波, 以去除幅度大于T11的成分。所述T12为一阶导数阈值, 用于对状态信号的一阶导数进行滤波。在使用T12时, 首先将求取对应状态信号的幅度的导数, 将求取的导数值与该T12比较, 将大于T12的成分去除。不同的睡眠阶段, 状态信号的幅度都有其对应的范围, 故可以采用这种方式进行幅度滤波。这里的状态信号至少包括: 脑电信号。

[0155] 因不同睡眠阶段, 脑电信号幅值不同, 因此设置阈值向量T1包括阈值T11 ($\text{Mean} + \alpha * \text{var}$), 阈值T12 (var一阶导数)

[0156] 对于眼电信号和肌电信号引起的伪迹, 采用幅值阈值和频率阈值进行去除。

[0157] 频域小波滤波:

[0158] 对脑电新一号、眼电和肌电使用小波阈值滤波方法进行去噪, 首先进行小波分解, 将分解后得到的子波进行基线漂移信号和高频干扰频率分量的系数去除, 后将剩余分量基于阈值向量T2进行局部阈值滤波。这里的基于T2进行局部阈值滤波, 主要是修正幅度大于T2部分的波。

[0159] 脑电小波分解系数及频带范围如下:

细节系数 (D)	频带范围 Hz	近似系数 (A)	频带范围 Hz
D8	0.48828125~0.9765625 Hz	A8	0~0.48828125Hz
D7	0.9765625~1.953125 Hz	A7	0~0.9765625Hz
D6	1.953125~3.90625 Hz	A6	0~1.953125Hz
D5	3.90625~7.8125 Hz	A5	0~3.90625Hz
D4	7.8125~15.625 Hz	A4	0~7.8125Hz
D3	15.625~31.25 Hz	A3	0~15.625Hz
D2	31.25~62.5 Hz	A2	0~31.25Hz
D1	62.5~125 Hz	A1	0~62.5Hz

[0161] 在本示例中所述基带漂移信号的系数去除,可包括使D8的取值为0;所述高频干扰频率分量的系数去除可为使D1为0

[0162] 3、特征提取:

[0163] 3.1,时域特征:

[0164] 利用Hjorth参数反映脑电的动态时域特性。Hjorth参数分别计算输入信号的方差、一阶导数方差及二阶导数的方差,从而得出活动性(Activity)即脑电信号的平均功率的方差;移动性(Mobility)即脑电信号斜率均方根与振幅均方根的比率,是估算均数频率的一种参数;复杂度(Complexity)是一种斜率变化与理想的曲线比率的均方根的测算方法,用于估算信号的带宽。

[0165] 具体采用以下函数关系进行上述参数的提取:

[0166] $Activity = \text{var}(x)$

[0167] $Mobility = \sqrt{\text{var}(x') / \text{var}(x)}$

[0168] $Complexity = \sqrt{\text{var}(x'') / \text{var}(x) / \text{var}(x')^2}$

[0169] 其中,所述 $\text{var}(x)$ 表示输入信号 x 的方差;所述 x' 为输入信号的一阶导数;所述 x'' 为二阶导数。在本实施例中所述输入信号至少包括状态信号中的脑电信号。

[0170] 3.2,时频域特征:

[0171] 基于睡眠脑电重要波形特征,将睡眠脑电信号的频带进行划分。经过希尔伯特变换HHT方法,能够获得瞬时频率的能量,再根据睡眠脑电信号频率划分和睡眠脑电特征能量比参数求出相应的睡眠脑电分期的时频特征,从而判读特征波在各30s分布的情况。

[0172]

频带 (hz)	名称
---------	----

0.5-1.56	K复合波+δ波
1.56-3.2	δ波
3.2-8.0	θ波
8.0-13	α节律
13-15.5	梭形波
15.5-30	β波

	频带能量比	特征
	$(E1+E2) / E7$	δ波
	$E3/E7$	θ波
[0173]	$E4/E7$	α节律
	$E6/E7$	β波
	$E4/E3$	α / θ
	$(E1+E2) / E3$	δ / θ
[0174]	$(E1+E5) / E7$	K复合波+梭形波

[0175] 在本示例中所述E1为K复合波+δ波的能量值；所述E2为δ波的能量值；所述E3为θ波的能量值；所述E4为α节律的能量值；所述E5为梭形波的能量值；所述E6为β波的能量值；所述E7为E1到E6之和，频带能量比的计算相当于进行了各个波的能量归一化处理。

[0176] 3.3, 非线性动力学特征：

[0177] 采用如下公式进行样本熵的计算，以判断各30s时域信号变化的复杂度。

$$[0178] \quad SampEn(m, r, N) = -\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}$$

[0179] 其中，所述r为样本熵的有效阈值；所述m为所述滑动时间窗滑动的步长；所述N为一个所述滑动时间窗包括的样本点数。在本实施例中所述N的取值可为500, 1000或1500等。所述m可等于2。

[0180] 以下解释所述 $B^{m+1}(r)$ 及所述 $B^m(r)$ 的计算方式。

[0181] 设置有N样点，分别记录为 $x(1), x(2) \dots x(N)$ ；

[0182] 按排列顺序连续取m个样点，形成一个m位矢量 $x(i) = [x(i), x(i+1) \dots, x(i+m-1)]$ 其中，所述i的取值为1到N-m+1；

[0183] 定义矢量 $x(i)$ 和 $x(j)$ 之间的距离 $d_{x(i), x(j)}$ ，其中， $d_{x(i), x(j)} = \max(|x(i+k) - x(j+k)|)$ ；所述k的取值为0到m-1。

[0184] 在所述r给定的情况下，对于每一个i的 $d_{x(i), x(j)}$ 小于r的数目进行统计，得到统计数据；并计算该统计数目与N-m+1的比值，则得到所述 $B_i^m(r)$ 。

[0185] 所述 r 为 $0.02sd$ 、 $0.04sd$ 、 $0.08sd$ 、 $0.1sd$ 、 $0.12sd$ 、 $0.15sd$ 到、 $0.18sd$ 、 $0.2sd$ 、 $0.25sd$ 、 $0.3sd$ 、 $0.35sd$ 。 sd 为脑电信号的幅度标准差。以根据具体情况获得较好效能。

[0186] 4、多级联规则：

[0187] 如图6所示，这里的多连接规则可包括：

[0188] 规则一：根据提取的时频域特征，判断特征波是否出现，每一个睡眠阶段有相应的特征波，例如，如果出现K复合波或梭形波，判读为N2期，不进行下一步的SVM模式识别，直接标注为特征波对应的睡眠阶段；

[0189] 规则二：如果无法通过特征波判断睡眠阶段，判断眼电信号EOG的变化频率，设置第三阈值 $T3$ ，

[0190] 规则三：判断EMG的幅度，设置阈值 $T4$ ，根据规则二和三判断是否为W期及REM期，该判断结果加权 β_1 与SVM分类结果加权 β_2 ，作为最后的分期结果REM期或Weak期。

[0191] 执行流程可以参照图6所示。

[0192] 在本实施例中所述N1, N2, N3, REM及Weak都表示的睡眠的不同阶段，这些阶段的描述可以参见现有技术，在此就不重复了。这里的Weak期为前述的WEAK期。

[0193] 5、SVM建模：

[0194] 将提取的特征归一化处理，然后将这些特征对应的睡眠阶段和特征都输入到SVM的空白模型中进行训练。

[0195] 将提取的多维特征进行归一化。

[0196] 采用径向基核函数(RBF)进行模型训练，应用该函数需要设置 γ 和误差惩罚参数 c 。 γ 是RBF系数，取值影响能否找到一个能将多类数据分开的最优超平面； c 是惩罚系数， c 的大小影响模型与实际结果的拟合程度。

[0197] 在训练模型过程中，使用在睡眠实验室通过多导睡眠仪采集的真实数据，包括多维生理信号，并有专业医生对睡眠分期进行标注。

[0198] 采用10-折交叉验证法选取最优参数，基于最优参数进行SVM建模。因为采用10交叉验证法，故将使用的是10个 $(k * (k-1) / 2)$ 对一的SVM。这里的 k 表示 k 个类别。在本示例中，睡眠阶段总共包括5个，故所述 k 等于5，所述 $k-1$ 等于4。

[0199] 假设有四类且分别是A, B, C, D。在训练的时候选择A, B; A, C; A, D; B, C; B, D; C, D所对应的向量作为训练集，然后得到六个训练结果，在测试的时候，把对应的向量分别对六个结果进行测试，然后采取投票形式，最后得到一组结果。

[0200] 投票及投票数的统计如下：

[0201] 初始值 $A=B=C=D=0$ ；

[0202] (A, B) 输入分类器进行投票，如果是A投票胜利，则 $A=A+1$ ，否则 $B=B+1$ ；

[0203] (A, C) 输入分类器进行投票，如果是A投票胜利，则 $A=A+1$ ，否则 $C=C+1$ ；

[0204] (C, D) 输入分类器进行投票，如果是A投票胜利，则 $C=C+1$ ，否则 $D=D+1$ 。

[0205] A投票胜利表示分到了A类。

[0206] 利用 $\text{Max}(A, B, C, D)$ 取调整后的4个分类中的最大值。

[0207] 如图6所示，在进行训练时可以采用二分类器进行首先的分类，然后生成1对2, 1对3, 2对3及 $(k-1)$ 对 k 的训练结果，最终进行测试样本的票数统计，得到1类得票数、2类得票数、3类得票数及 k 类得票数，最终输出测试样本的最终分类结果。上述操作即为得票数的统

计。

[0208] 基于构建的模型,再随机选取与寻优数据不重复的数据集进行泛化测试。

[0209] 基于机器学习的SVM分类方法

[0210] 基于构建的SVM模型,对特征集进行分类,获得睡眠分期。

[0211] 对于REM期和W期判断结合多级联规则判断,对于未经规则判读出N2期的帧,通过SVM确定N1/N2/N3期。

[0212] 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、或通信连接可以是通过一些接口,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。

[0213] 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。

[0214] 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。

[0215] 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(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。

[0216] 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。

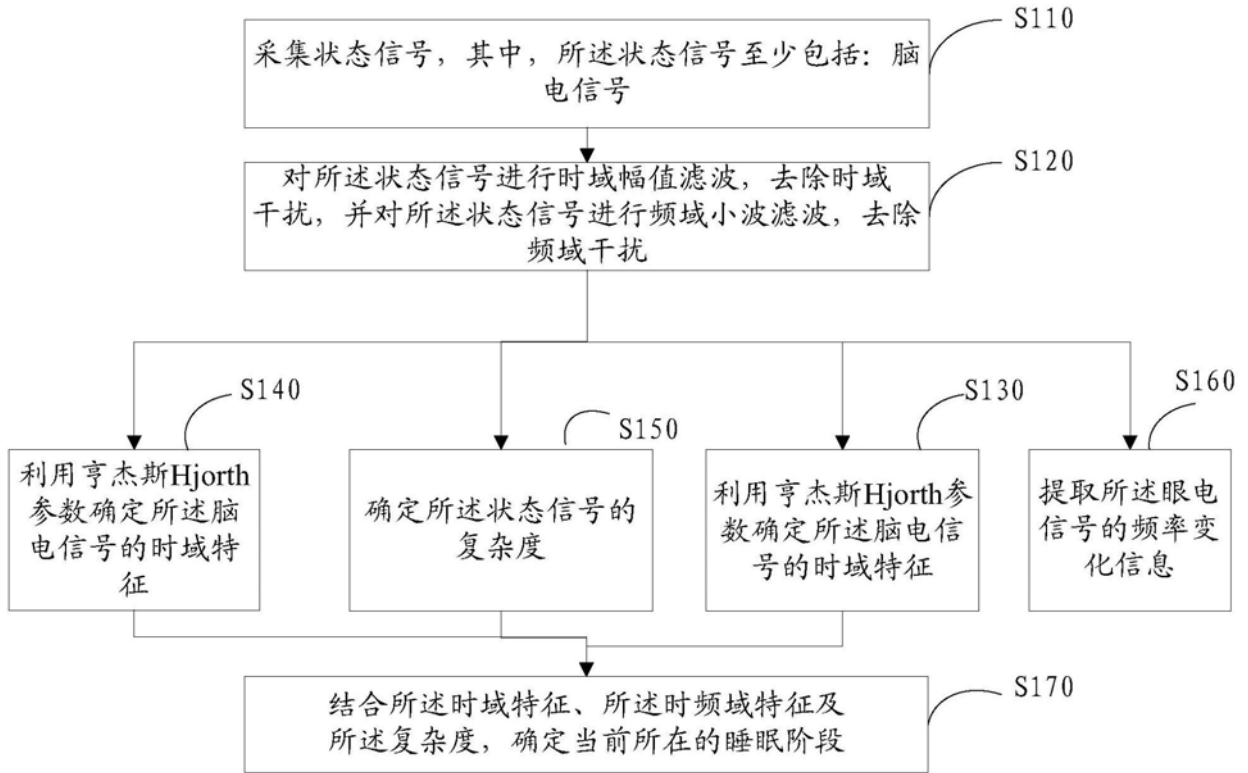


图1

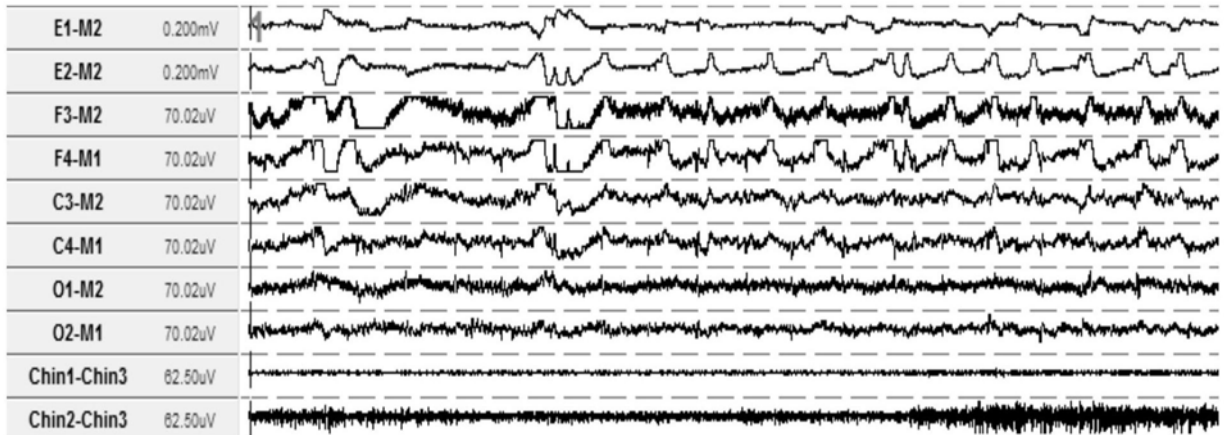


图2

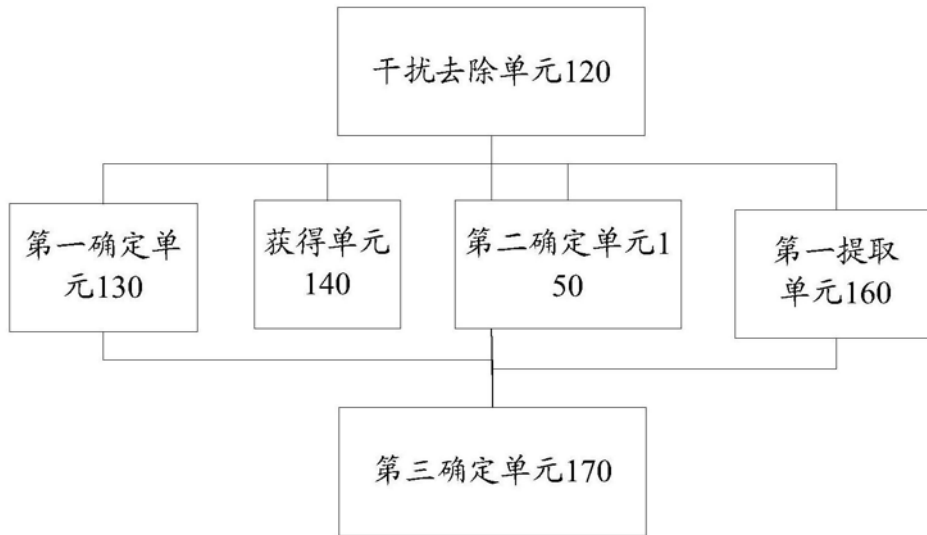


图3

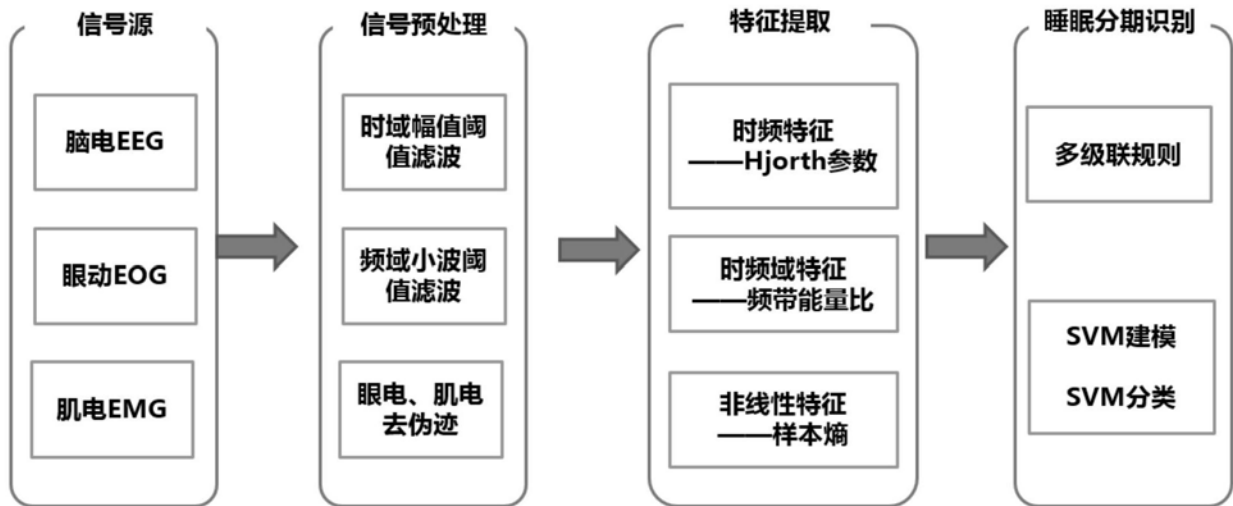


图4

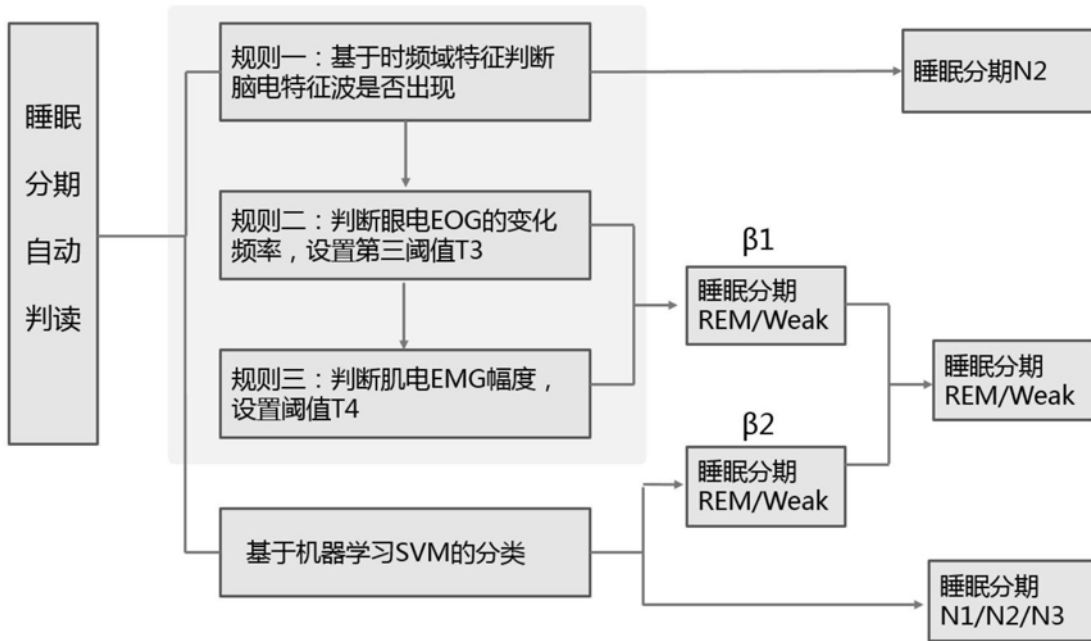


图5

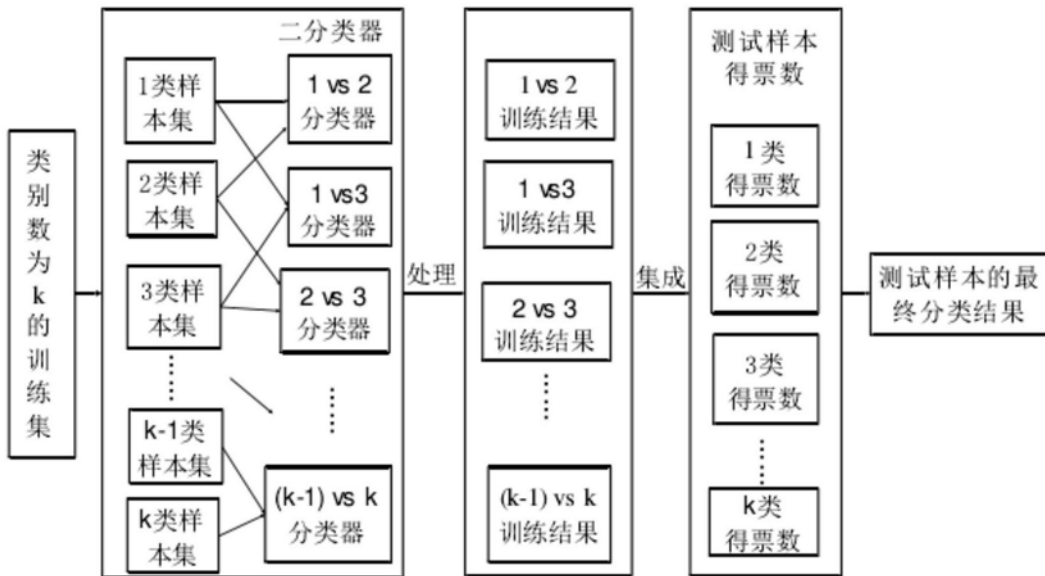


图6