



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106936526 A

(43)申请公布日 2017. 07. 07

(21)申请号 201710201801.8

(22)申请日 2017.03.30

(71)申请人 西北工业大学

地址 710072 陕西省西安市友谊西路127号

(72)发明人 倪红波 李昊 周兴社 徐国兴

施向南 何明杰 王影 邵自强

张伟

(74)专利代理机构 西安铭泽知识产权代理事务

所(普通合伙) 61223

代理人 潘宏伟

(51)Int.Cl.

H04B 17/30(2015.01)

H04B 17/391(2015.01)

A61B 5/00(2006.01)

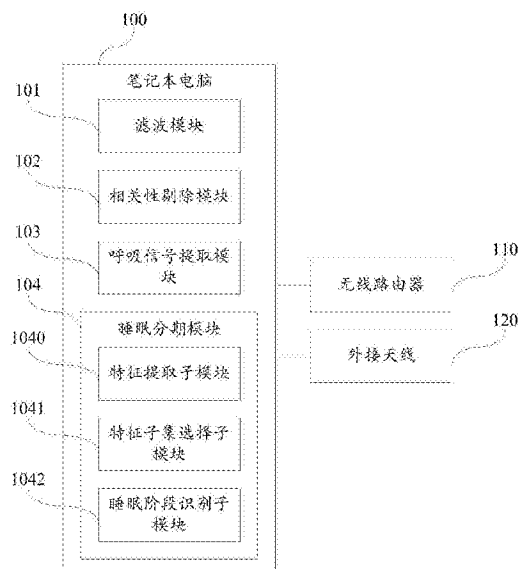
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法

(57)摘要

本发明提供了一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法,涉及睡眠监测技术领域,利用信道状态信息时间稳定性好、对动作敏感性强等固有特点,通过在室内环境下使用普通笔记本电脑与家用路由器采集信道状态信息,应用信号处理及小波分析方法提取呼吸信号,利用隐马尔科夫模型刻画呼吸特征与睡眠阶段的对应关系,实现日常环境下的非接触式睡眠状态感知。通过使用本发明提出的方法可以实现呼吸率识别的平均误差约为2bpm,睡眠阶段识别的准确率为73.52%,满足日常家庭睡眠监测的需求。



1. 一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置,其特征在于,所述装置包括笔记本电脑、无线路由器和外接天线,所述笔记本电脑安装有无线网卡以及CS1 Tool软件,所述无线网卡、外接天线和无线路由器依次通信连接,所述笔记本电脑利用CS1 Tool采集信道状态信息并保存;

所述笔记本电脑中具有滤波模块、相关性剔除模块、呼吸信号提取模块和睡眠分期模块;

所述滤波模块用于采用Hampel滤波器对所述信道状态信息进行滤波去噪,得到去噪后的信道状态信息;

所述相关性剔除模块用于使用主成分分析方法剔除去噪后的信道状态信息中不同信道之间的相关性,只保留CS1变化的最主要成分,得到信道状态信息主成分;

所述呼吸信号提取模块用于使用sym8对信道状态信息主成分进行多尺度分解,并采用第八层近似系数重构信号,获取呼吸信号;

所述睡眠分期模块包括特征提取子模块、特征子集选择子模块和睡眠阶段识别子模块;

所述特征提取子模块用于对呼吸信号进行呼吸特征提取,提取的特征包括时域特征、频域特征和非线性特征;

所述特征子集选择子模块用于利用信息增益在提取的呼吸特征中选择最优特征子集,以降低特征维数;

所述睡眠阶段识别子模块用于使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型。

2. 如权利要求1所述的装置,其特征在于,所述笔记本电脑中安装有Ubuntu操作系统,所述无线网卡的型号为Intel 5300。

3. 如权利要求1所述的装置,其特征在于,所述特征提取子模块对连续呼吸间期进行分析,提取特征,提取的特征中时域特征包括均值、方差、最大值、最小值、标准差、差值均方根、差值标准差和变异系数;频域特征包括频带总能量和低频频段与高频频段能量比值;非线性特征包括样本熵。

4. 一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期方法,其特征在于,所述方法包括:

利用CS1 Tool采集信道状态信息并保存;

采用Hampel滤波器对信道状态信息进行滤波去噪,得到去噪后的信道状态信息;

使用主成分分析方法剔除去噪后的信道状态信息中不同信道之间的相关性,只保留CS1变化的最主要成分,得到信道状态信息主成分;

使用sym8对信道状态信息主成分进行多尺度分解,并采用第八层近似系数重构信号,获取呼吸信号;

对呼吸信号进行呼吸特征提取,提取的特征包括时域特征、频域特征和非线性特征;

利用信息增益在提取的呼吸特征中选择最优特征子集,以降低特征维数;

使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型。

5. 如权利要求4所述的方法,其特征在于,对呼吸信号进行呼吸特征提取时为对连续呼吸间期进行分析,提取特征,提取的特征中时域特征包括均值、方差、最大值、最小值、标准差、差值均方根、差值标准差和变异系数;频域特征包括频带总能量和低频频段与高频频段能量比值;非线性特征包括样本熵。

6. 如权利要求5所述的方法,其特征在于,使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型具体包括:

建立呼吸特征集合 $G = \{\text{均值}, \text{方差}, \text{最大值}, \text{最小值}, \text{标准差}, \text{差值均方根}, \text{差值标准差}, \text{变异系数}, \text{频带总能量}, \text{低频频段与高频频段能量比值}, \text{样本熵}\}$;

建立状态集合 $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$, 其中 S_1 、 S_2 、 S_3 和 S_4 为睡眠阶段,即 S_1 为清醒期, S_2 为快速眼动期, S_3 为浅睡期, S_4 为深睡期;

获取初始状态概率分布 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4\}$, 其中的取值为医疗权威机构提供的各个睡眠阶段所占比例, $\pi_1 = 0.07, \pi_2 = 0.23, \pi_3 = 0.55, \pi_4 = 0.15$;

根据呼吸特征集合 G 确定观测序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_t\}$, 其中 o_i 为呼吸特征集合 G ;

获取状态序列 $q = \{q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_t\}$, 其中 $q_i \in \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$;

使用训练集数据对睡眠阶段转换进行概率统计,得到状态转移概率矩阵 $A = \{a_{ij}\}$, 其中 $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i), 1 \leq i, j \leq 4$;

对睡眠阶段所对应的呼吸特征进行概率统计,得到观测概率分布矩阵 $B = \{b_j(k)\}$, $b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = S_j), 1 \leq j \leq 4, v_k$ 为观测序列 O 第 t 个特征 o_t 的实际值;

建立隐马尔科夫模型 $\lambda = (\pi, A, B)$;

采用隐马尔科夫模型解码过程的Viterbi算法,根据观测序列 O 与隐马尔科夫 $\lambda = (\pi, A, B)$,求解最有可能的隐状态序列,即睡眠阶段序列。

一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠监测技术领域,特别涉及一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法。

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将睡眠过程分为不同的阶段。人的睡眠,一夜中大约有4~6个睡眠周期出现,互相连接,周而复始,并且各个睡眠阶段都有各自特定的生理和行为特点。根据脑电图的不同特征,主要将睡眠分为非快速眼动期(Non-rapid eye movement,NREM)和快速眼动期(Rapid eye movement,REM),其中NREM期又分为两个时期,浅睡期和深睡期。浅睡期的特点是呼吸较浅,人体肌肉保持松弛状态,没有明显的眼球运动。深睡期的特点是,呼吸较深,均匀且有规律,没有明显的眼球运动。REM期的特点是呼吸稍快且不规则,眼球快速转动,这时的血压、体温、心率也有所升高。

[0004] 信道状态信息(Channel state information,CSI),是通信链路的信道属性,它描述了信号在每条传输路径上的衰弱因子,即信道增益矩阵H中每个元素的值,如信号散射,环境衰弱,距离衰减等信息。信道状态信息有时间稳定性好、对动作敏感性强等优势,适合用在非接触式感知领域。

[0005] 目前,接触式睡眠状态检测的设备主要有医用多导睡眠检测仪(PSG),脑波检测带等,其共同特点是用户需要佩戴额外设备(电极、头带等),会对自然睡眠造成一定程度的侵扰,不适宜持续监测。非接触式睡眠状态检测的设备例如睡眠监测床垫,成本高不适宜家庭使用;智能手环,成本低廉但准确率不高。

发明内容

[0006] 本发明实施例提供了一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法,用以解决现有技术中存在的问题。

[0007] 一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置,所述装置包括笔记本电脑、无线路由器和外接天线,所述笔记本电脑安装有无线网卡以及CSI Tool软件,所述无线网卡、外接天线和无线路由器依次通信连接,所述笔记本电脑利用CSI Tool采集信道状态信息并保存;

[0008] 所述笔记本电脑中具有滤波模块、相关性剔除模块、呼吸信号提取模块和睡眠分期模块;

[0009] 所述滤波模块用于采用Hampel滤波器对所述信道状态信息进行滤波去噪,得到去噪后的信道状态信息;

[0010] 所述相关性剔除模块用于使用主成分分析方法剔除去噪后的信道状态信息中不

同信道之间的相关性,只保留CS1变化的最主要成分,得到信道状态信息主成分;

[0011] 所述呼吸信号提取模块用于使用sym8对信道状态信息主成分进行多尺度分解,并采用第八层近似系数重构信号,获取呼吸信号;

[0012] 所述睡眠分期模块包括特征提取子模块、特征子集选择子模块和睡眠阶段识别子模块;

[0013] 所述特征提取子模块用于对呼吸信号进行呼吸特征提取,提取的特征包括时域特征、频域特征和非线性特征;

[0014] 所述特征子集选择子模块用于利用信息增益在提取的呼吸特征中选择最优特征子集,以降低特征维数;

[0015] 所述睡眠阶段识别子模块用于使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型。

[0016] 优选地,所述笔记本电脑中安装有Ubuntu操作系统,所述无线网卡的型号为Intel 5300。

[0017] 优选地,所述特征提取子模块对连续呼吸间期进行分析,提取特征,提取的特征中时域特征包括均值、方差、最大值、最小值、标准差、差值均方根、差值标准差和变异系数;频域特征包括频带总能量和低频频段与高频频段能量比值;非线性特征包括样本熵。

[0018] 本发明还提供了一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期方法,所述方法包括:

[0019] 利用CS1 Tool采集信道状态信息并保存;

[0020] 采用Hampel滤波器对信道状态信息进行滤波去噪,得到去噪后的信道状态信息;

[0021] 使用主成分分析方法剔除去噪后的信道状态信息中不同信道之间的相关性,只保留CS1变化的最主要成分,得到信道状态信息主成分;

[0022] 使用sym8对信道状态信息主成分进行多尺度分解,并采用第八层近似系数重构信号,获取呼吸信号;

[0023] 对呼吸信号进行呼吸特征提取,提取的特征包括时域特征、频域特征和非线性特征;

[0024] 利用信息增益在提取的呼吸特征中选择最优特征子集,以降低特征维数;

[0025] 使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型。

[0026] 优选地,对呼吸信号进行呼吸特征提取时为对连续呼吸间期进行分析,提取特征,提取的特征中时域特征包括均值、方差、最大值、最小值、标准差、差值均方根、差值标准差和变异系数;频域特征包括频带总能量和低频频段与高频频段能量比值;非线性特征包括样本熵。

[0027] 优选地,使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型具体包括:

[0028] 建立呼吸特征集合 $G = \{\text{均值, 方差, 最大值, 最小值, 标准差, 差值均方根, 差值标准差, 变异系数, 频带总能量, 低频频段与高频频段能量比值, 样本熵}\}$;

[0029] 建立状态集合 $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$,其中 S_1 、 S_2 、 S_3 和 S_4 为睡眠阶段,即 S_1 为清醒期, S_2 为快速眼动期, S_3 为浅睡期, S_4 为深睡期;

[0030] 获取初始状态概率分布 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4\}$,其中的取值为医疗权威机构提供的各个睡眠阶段所占比例, $\pi_1 = 0.07$, $\pi_2 = 0.23$, $\pi_3 = 0.55$, $\pi_4 = 0.15$;

[0031] 根据呼吸特征集合 G 确定观测序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_t\}$,其中 o_i 为呼吸特征集合

G;

[0032] 获取状态序列 $q = \{q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_t\}$, 其中 $q_i \in \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$;

[0033] 使用训练集数据对睡眠阶段转换进行概率统计, 得到状态转移概率矩阵 $A = \{a_{ij}\}$, 其中 $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$, $1 \leq i, j \leq 4$;

[0034] 对睡眠阶段所对应的呼吸特征进行概率统计, 得到观测概率分布矩阵 $B = \{b_j(k)\}$, $b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = S_j)$, $1 \leq j \leq 4$, v_k 为观测序列0第 t 个特征 o_t 的实际值;

[0035] 建立隐马尔科夫模型 $\lambda = (\pi, A, B)$;

[0036] 采用隐马尔科夫模型解码过程的Viterbi算法, 根据观测序列0与隐马尔科夫 $\lambda = (\pi, A, B)$, 求解最有可能的隐状态序列, 即睡眠阶段序列。

[0037] 本发明提供一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法, 利用信道状态信息时间稳定性好、对动作敏感性强等固有特点, 通过在室内环境下使用普通笔记本电脑与家用路由器采集信道状态信息, 应用信号处理及小波分析方法提取呼吸信号, 利用隐马尔科夫模型刻画呼吸特征与睡眠阶段的对应关系, 实现日常环境下的非接触式睡眠状态感知。通过使用本发明提出的方法可以实现呼吸率识别的平均误差约为2bpm, 睡眠阶段识别的准确率为73.52%, 满足日常家庭睡眠监测的需求。

附图说明

[0038] 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简单地介绍, 显而易见地, 下面描述中的附图仅仅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。

[0039] 图1为本发明实施例提供的一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置的功能模块图;

[0040] 图2为图1中非接触式睡眠分期装置的分期方法流程图。

具体实施方式

[0041] 下面将结合本发明实施例中的附图, 对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述, 显然, 所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例, 而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例, 本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例, 都属于本发明保护的范围。

[0042] 本发明提供了一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置, 该装置包括笔记本电脑100、无线路由器110和外接天线120, 笔记本电脑100安装有无线网卡以及CS1 Tool软件, 所述无线网卡、外接天线120和无线路由器110依次通信连接。在本实施例中, 笔记本电脑100中安装有Ubuntu操作系统, 无线网卡的型号为Intel 5300, 无线路由器110为TP-Link无线路由器。无线路由器110作为信号发射源AP, 笔记本电脑100通过无线网卡接收无线信号, 外接天线120作为信号接收机MP, 每一对AP和MP组成一条链路, 笔记本电脑100利用CS1 Tool以100Hz的频率采集信道状态信息并保存到笔记本电脑100中。

[0043] 笔记本电脑100中具有滤波模块101、相关性剔除模块102、呼吸信号提取模块103和睡眠分期模块104。

[0044] 信道状态信息容易受电磁干扰产生突变信号,且突变信号具有分布稀疏的特点,滤波模块101用于采用Hampel滤波器对所述笔记本电脑100中存储的信道状态信息进行滤波去噪,得到去噪后的信道状态信息。

[0045] 各个子载波、各对AP和MP上的信道状态信息具有相关性,相关性剔除模块102用于使用主成分分析方法剔除去噪后的信道状态信息中不同信道之间的相关性,只保留CS1变化的最主要成分,得到信道状态信息主成分,从而显著降低计算量。

[0046] 呼吸信号提取模块103用于使用sym8对信道状态信息主成分进行多尺度分解,并采用第八层近似系数重构信号,获取呼吸信号。

[0047] 睡眠分期模块104包括特征提取子模块1040、特征子集选择子模块1041和睡眠阶段识别子模块1042。

[0048] 特征提取子模块1040用于对呼吸信号进行呼吸特征提取,提取的特征包括时域特征、频域特征和非线性特征。在本实施例中,特征提取子模块1040对连续呼吸间期(RR间期)进行分析,提取特征。提取的特征中时域特征包括均值(Mean)、方差(Var)、最大值(Max)、最小值(Min)、标准差(SDNN)、差值均方根(RMSSD)、差值标准差(SDSD)和变异系数(CV);频域特征包括频带总能量(TF)和低频频段与高频频段能量比值(LF/HF);非线性特征包括样本熵。

[0049] 特征子集选择子模块1041用于利用信息增益在提取的呼吸特征中选择最优特征子集,以降低特征维数。

[0050] 睡眠阶段识别子模块1042用于使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型。具体地,睡眠阶段识别子模块1042通过如下方法构建睡眠阶段识别模型:

[0051] 建立呼吸特征集合 $G = \{\text{均值, 方差, 最大值, 最小值, 标准差, 差值均方根, 差值标准差, 变异系数, 频带总能量, 低频频段与高频频段能量比值, 样本熵}\}$;

[0052] 建立状态集合 $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$,其中 S_1 、 S_2 、 S_3 和 S_4 为睡眠阶段,即 S_1 为清醒期, S_2 为快速眼动期, S_3 为浅睡期, S_4 为深睡期。

[0053] 获取初始状态概率分布 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4\}$,其中的取值为医疗权威机构提供的各个睡眠阶段所占比例, $\pi_1 = 0.07$, $\pi_2 = 0.23$, $\pi_3 = 0.55$, $\pi_4 = 0.15$ 。

[0054] 根据呼吸特征集合G确定观测序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_t\}$,其中 o_i 为呼吸特征集合G;

[0055] 获取状态序列 $q = \{q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_t\}$,其中 $q_i \in \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$;

[0056] 使用训练集数据对睡眠阶段转换进行概率统计,得到状态转移概率矩阵 $A = \{a_{ij}\}$,其中 $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$, $1 \leq i, j \leq 4$;

[0057] 对睡眠阶段所对应的呼吸特征进行概率统计,得到观测概率分布矩阵 $B = \{b_j(k)\}$, $b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = S_j)$, $1 \leq j \leq 4$, v_k 为观测序列O第t个特征 o_t 的实际值;

[0058] 建立隐马尔科夫模型 $\lambda = (\pi, A, B)$;

[0059] 采用隐马尔科夫模型解码过程的Viterbi算法,根据观测序列O与隐马尔科夫 $\lambda = (\pi, A, B)$,求解最有可能的隐状态序列,即睡眠阶段序列。

[0060] 基于同一发明构思,本发明还提供了一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期方法,该方法的实施参照上述装置的实施,重复之处不再赘述。

[0061] 步骤200,利用CS1 Tool以100Hz的频率采集信道状态信息并保存到笔记本电脑

100中;

[0062] 步骤210,采用Hampel滤波器对信道状态信息进行滤波去噪,得到去噪后的信道状态信息;

[0063] 步骤220,使用主成分分析方法剔除去噪后的信道状态信息中不同信道之间的相关性,只保留CS1变化的最主要成分,得到信道状态信息主成分;

[0064] 步骤230,使用sym8对信道状态信息主成分进行多尺度分解,并采用第八层近似系数重构信号,获取呼吸信号;

[0065] 步骤240,对呼吸信号进行呼吸特征提取,提取的特征包括时域特征、频域特征和非线性特征;具体地,对连续呼吸间期进行分析,提取特征,提取的特征中时域特征包括均值(Mean)、方差(Var)、最大值(Max)、最小值(Min)、标准差(SDNN)、差值均方根(RMSSD)、差值标准差(SDSD)和变异系数(CV);频域特征包括频带总能量(TF)和低频频段与高频频段能量比值(LF/HF);非线性特征包括样本熵。

[0066] 步骤250,利用信息增益在提取的呼吸特征中选择最优特征子集,以降低特征维数;

[0067] 步骤260,使用隐马尔科夫模型构建睡眠阶段识别模型。具体地,该步骤包括:

[0068] 建立呼吸特征集合 $G = \{\text{均值, 方差, 最大值, 最小值, 标准差, 差值均方根, 差值标准差, 变异系数, 频带总能量, 低频频段与高频频段能量比值, 样本熵}\}$;

[0069] 建立状态集合 $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$,其中 S_1 、 S_2 、 S_3 和 S_4 为睡眠阶段,即 S_1 为清醒期, S_2 为快速眼动期, S_3 为浅睡期, S_4 为深睡期;

[0070] 获取初始状态概率分布 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \pi_3, \pi_4\}$,其中的取值为医疗权威机构提供的各个睡眠阶段所占比例, $\pi_1 = 0.07$, $\pi_2 = 0.23$, $\pi_3 = 0.55$, $\pi_4 = 0.15$;

[0071] 根据呼吸特征集合 G 确定观测序列 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_t\}$,其中 o_i 为呼吸特征集合 G ;

[0072] 获取状态序列 $q = \{q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_t\}$,其中 $q_i \in \{S_1, S_2, S_3, S_4\}$;

[0073] 使用训练集数据对睡眠阶段转换进行概率统计,得到状态转移概率矩阵 $A = \{a_{ij}\}$,其中 $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$, $1 \leq i, j \leq 4$;

[0074] 对睡眠阶段所对应的呼吸特征进行概率统计,得到观测概率分布矩阵 $B = \{b_j(k)\}$, $b_j(k) = P(o_t = v_k | q_t = S_j)$, $1 \leq j \leq 4$, v_k 为观测序列 O 第 t 个特征 o_t 的实际值;

[0075] 建立隐马尔科夫模型 $\lambda = (\pi, A, B)$;

[0076] 采用隐马尔科夫模型解码过程的Viterbi算法,根据观测序列 O 与隐马尔科夫 $\lambda = (\pi, A, B)$,求解最有可能的隐状态序列,即睡眠阶段序列。

[0077] 本领域内的技术人员应明白,本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0078] 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序

指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0079] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0080] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0081] 尽管已描述了本发明的优选实施例,但本领域内的技术人员一旦得知了基本创造性概念,则可对这些实施例作出另外的变更和修改。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明范围的所有变更和修改。

[0082] 显然,本领域的技术人员可以对本发明进行各种改动和变型而不脱离本发明的精神和范围。这样,倘若本发明的这些修改和变型属于本发明权利要求及其等同技术的范围之内,则本发明也意图包含这些改动和变型在内。

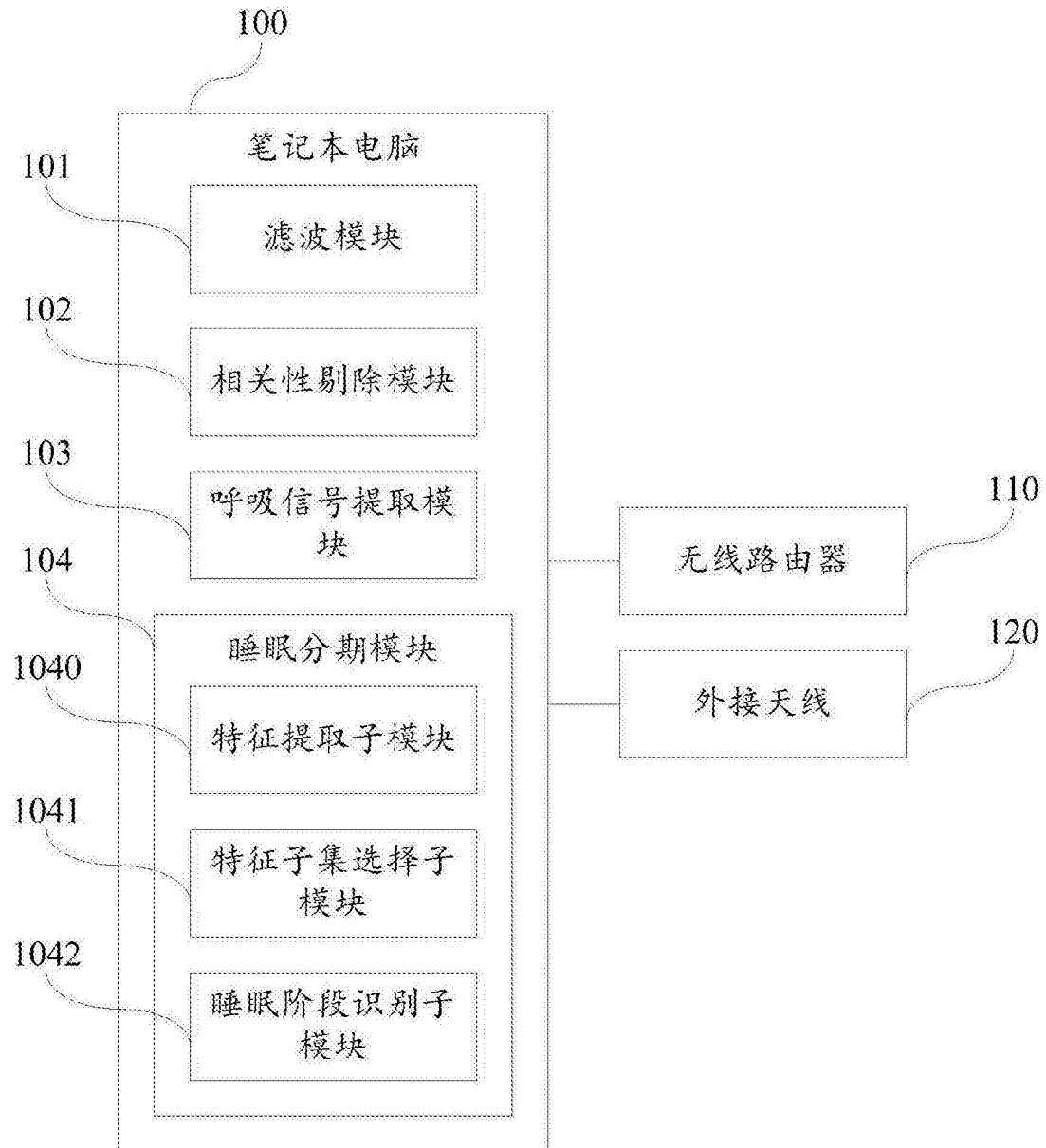


图1

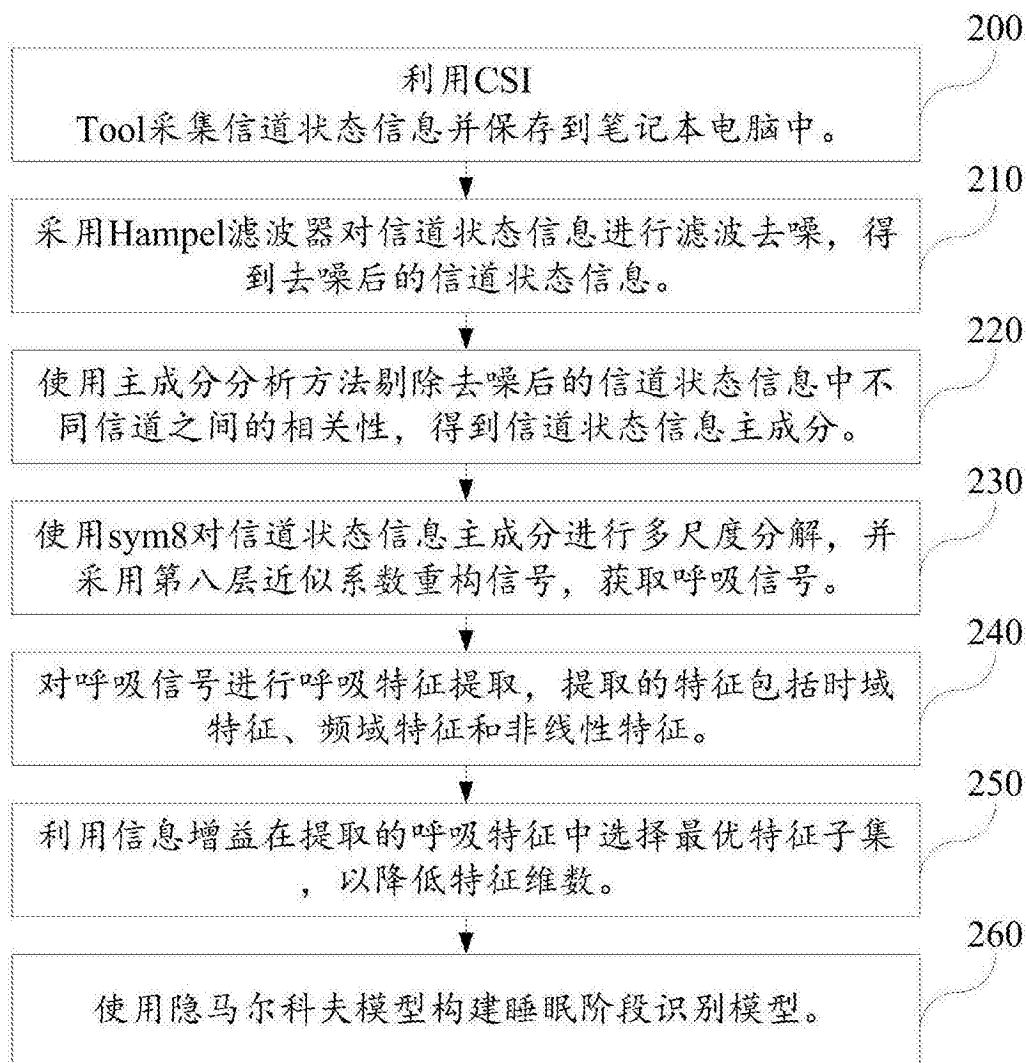


图2

专利名称(译)	一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法		
公开(公告)号	CN106936526A	公开(公告)日	2017-07-07
申请号	CN201710201801.8	申请日	2017-03-30
[标]申请(专利权)人(译)	西北工业大学		
申请(专利权)人(译)	西北工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	西北工业大学		
[标]发明人	倪红波 李昊 周兴社 徐国兴 施向南 何明杰 王影 邵自强 张伟		
发明人	倪红波 李昊 周兴社 徐国兴 施向南 何明杰 王影 邵自强 张伟		
IPC分类号	H04B17/30 H04B17/391 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/4812 H04B17/30 H04B17/391		
代理人(译)	潘宏伟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了一种基于信道状态信息的非接触式睡眠分期装置及方法，涉及睡眠监测技术领域，利用信道状态信息时间稳定性好、对动作敏感性强等固有特点，通过在室内环境下使用普通笔记本电脑与家用路由器采集信道状态信息，应用信号处理及小波分析方法提取呼吸信号，利用隐马尔科夫模型刻画呼吸特征与睡眠阶段的对应关系，实现日常环境下的非接触式睡眠状态感知。通过使用本发明提出的方法可以实现呼吸率识别的平均误差约为2bpm，睡眠阶段识别的准确率为73.52%，满足日常家庭睡眠监测的需求。

