



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106361277 A

(43)申请公布日 2017.02.01

(21)申请号 201610735508.5

(22)申请日 2016.08.26

(71)申请人 中山大学

地址 510275 广东省广州市海珠区新港西路135号

(72)发明人 刘官正 李坤阳 蒋庆

(74)专利代理机构 广东世纪专利事务所 44216

代理人 刘卉

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法

(57)摘要

一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法,包括:采集夜间心电信号;对心电信号预处理,得到干净的心电信号;通过R波检测算法找到R波的峰值的位置,计算得到RR序列;对RR序列进行插值,使之达到相同的长度;将插值后的RR序列按样本分成三组:预训练组、微调组及测试组,预训练组与微调组用于构建及优化OSAS的识别模型,测试组用于获得该模型对于OSAS的评估结果。本发明采用无创采集的人体心电信号实现对于睡眠呼吸暂停综合征的评估,对原始心电信号所提取的RR序列能够通过稀疏自编码网络来进行特征的学习及OSAS识别模型的构建,同时通过微调来对网络参数进行优化,使模型具备更加优秀的识别能力,进而进行良好的评估,通过采集夜间的8小时心电信号,即可使用本发明的方法。



1. 一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法,其特征在于:该评估方法由两部分构成,其中

第一部分为训练过程,包括以下步骤:

1) 采集受试者夜间心电数据,将数据分成1分钟片段,并对呼吸暂停与否进行标记,即标记为N或A,N为正常片段,A为不正常片段,通过R波检测算法提取心跳间期,构成心率变异性序列 $\{RR_i, i=1, 2, \dots, N\}$,并对该序列进行插值,使每分钟序列达到相同的长度d;

2) 将心率变异性序列随机分成2组数据:预训练组数据 $X_1 = \{X_i, i = 1, 2, \dots, m_1\}$,微调组数据 $X_2 = \{X_i, i = 1, 2, \dots, m_2\}$;其中,各组间正常片段与不正常片段的比例应当一致;

3) 使用预训练组数据 X_1 来初步构建OSAS识别模型 M' ;

4) 通过微调组数据 X_2 对OSAS识别模型 M' 进行优化,得到OSAS识别模型 M ;

第二部分为测试过程,包括以下步骤:

1) 采集受试者夜间心电信号,将其分成1分钟片段,进行OSAS标记,并通过R波检测算法提取RR间期,构成带标签的测试组数据 $X_3 = \{X_i, i = 1, 2, \dots, m_3\}$,并插值使每分钟序列达到相同的长度d;

2) 将测试组数据 X_3 输入到OSAS识别模型 M 中,对片段进行OSAS识别;

3) 根据识别结果,完成对OSAS的评估。

2. 根据权利要求1所述基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法,其特征在于上述第一部分的步骤3)的具体操作方法如下:

31) 预训练第一层网络:设置第一层隐含层神经元个数 L_1 ,稀疏约束项因子 B_1 ,收敛因子 λ_1 ,稀疏约束项 P ,随机初始化神经元参数,将不带标签的预训练组数据 X_1 ($m_1 \times d$) 输入进行训练,求解出激活度 S_1 ($L_1 \times 1$) 以及输入层与第一层隐含层之间的参数 W_1 ($L_1 \times d$), b_1 ($L_1 \times 1$);其中, m_1 表示样本数, d 表示RR序列的长度;

32) 预训练第二层网络:设置第二层隐含层神经元个数 L_2 ,稀疏约束项因子 $B_2=1$,收敛因子 λ_2 ,稀疏约束项 P ,随机初始化神经元参数,将激活度 $S_1 = \text{Sigmoid}(W_2 \times X_1 + b_1)$ 作为第二层隐含层的输入,求解出第二层隐含层神经元的权值项 W_2 ($L_2 \times d$) 与偏置项 b_2 ($L_2 \times 1$);

33) 初步构建OSAS识别模型 M' :利用预训练组数据 X_1 以及上述求解出的 W_1 、 b_1 、 W_2 、 b_2 计算出激活度 $S_2 = \text{Sigmoid}(W_1 \times X_1 + b_1)$,即为深度网络从预训练组RR序列中学习到的二阶特征 F_1 ,接着计算出激活度 $S_3 = \text{Sigmoid}(W_2 \times S_2 + b_2)$,即为学习到的二阶特征 F_2 ;以 W_1 、 b_1 、 W_2 、 b_2 为初值,结合深度网络学习到的二阶特征 F_2 ,训练出一个分类器,即初步构成了OSAS识别模型 M' 。

3. 根据权利要求2所述基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法,其特征在于上述第一部分的步骤4)的具体操作方法如下:

将微调组数据 X_2 ($m_2 \times (d+1)$) 的不带标签的部分 X_2' ($m_2 \times d$) 与标签 $label_X_2$ ($m_2 \times 1$) 输入OSAS识别模型 M' 中,根据 L_1 、 L_2 层的参数 W_1 、 b_1 、 W_2 、 b_2 ,求解出激活度 $K_1 = \text{Sigmoid}[W_2 \times (W_1 \times X_2' + b_1) + b_2]$,设置阈值将 K_1 划分为两类,作为OSAS识别模型 M' 的预测值,将预测值与标签对比,使用梯度下降法来对OSAS识别模型 M' 进行优化,得到优化后的 L_1 层权值 W_1 、偏置 b_1 ,以及 L_2 层权值 W_2 、偏置 b_2 ,即得到优化后的OSAS识别模型 M 。

4. 根据权利要求2所述基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法,其特征在于

上述步骤31)和步骤32)中,稀疏约束项P的特征如下:

①作用于隐含层的稀疏约束项P能帮助网络提取RR间期所隐含的信息,控制激活的神经元数目:若神经元输出接近1,视作激活,反之视作未激活;

②加入稀疏约束项P后,代价函数则表示为: $C_{\text{sparse}}(W, b) = 1/n \sum 1/2 * ||H*(X) - Y||^2 + \beta p$,其中Y为输出,H为该层的响应,对应于 $W1 * X + b1$,通过求解最小化 $C_{\text{sparse}}(W, b)$ 的过程,即可求解出合适的W和b。

5.根据权利要求1所述基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法,其特征在于上述第二部分的步骤2)的具体操作方法如下:

21)将测试组数据 $X3(m3 \times (d+1))$ 的标签与样本分开,得到不带标签的样本 $X3'(m3 \times d)$ 与标签 $label_X3(m3 \times 1)$;

22)将 $X3'$ 输入到OSAS识别模型M当中,计算出激活度 $K2 = \text{Sigmoid}[W2 \times (W1 \times X3' + b1) + b2]$,设置阈值将K2划分为两类,作为OSAS识别模型M的输出,将其与测试组数据X3的标签进行对比,可以得到该模型的识别精度;

23)将输出的不正常样本归到受试者本身,当受试者不正常样本值 $u < 5$ 时,认定受试者为正常人; $5 \leq u < 15$ 时,认定受试者为轻度OSAS患者; $15 \leq u < 30$ 时,认定受试者为中度OSAS患者; $u \geq 30$ 时,认定受试者为重度OSAS患者。

一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合症的评估方法

技术领域

[0001] 本发明属于生物医学工程领域,具体是涉及一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征(OSAS)的评估方法。

背景技术

[0002] 阻塞性睡眠呼吸暂停综合征(OSAS)是一种病因不明的睡眠呼吸疾病,临床表现有夜间睡眠打鼾伴呼吸暂停和白天嗜睡。临床发现,OSAS患者常并发有与心率变异性异常密切相关的疾病:高血压、心律失常、心力衰竭、冠心病及夜间猝死。OSAHS的直接发病机制是上气道的狭窄和阻塞,但其发病并非简单的气道阻塞,实际是上气道塌陷,并伴有呼吸中枢神经调节因素障碍。引起上气道狭窄和阻塞的原因很多,包括鼻中隔弯曲、扁桃体肥大、软腭过长、下颌弓狭窄、下颌后缩畸形、颞下颌关节强直,少数情况下出现的两侧关节强直继发的小颌畸形,巨舌症,舌骨后移等。此外,肥胖、上气道组织黏液性水肿,以及口咽或下咽部肿瘤等也均可引起OSAHS。关于OSAHS的病因和发病机制,需进一步研究。

[0003] 高血压因高患病率和致残、致死率一直是国内外重点防治的心血管疾病和为全社会普遍关注的重大公共卫生问题。调查发现,高血压和睡眠呼吸暂停两个疾病有很高的共存性,大约50%的OSAS患者患有高血压,近30%的高血压患者同时存在OSAS,文献还报道高达83%的顽固性高血压患者合并OSA。据不完全统计,未经治疗的OSAS患者5年病死率在11%~13%,其中57%死于心血管疾病,由此可见OSAS对于人体的间接危害程度达到了一个非常高的级别。

[0004] 临床上,诊断OSAS是通过多导睡眠分析仪来采集受试者的呼吸信号,并对呼吸信号进行分析来进行。由于监护阶段当中受试者需要佩戴大量电极,可能产生不适或出现其他状况如电极脱落等,该方法需要专门的监护人员来实施,在医院当中,睡眠监护的收费大约在400-900元不等一晚,成本较为昂贵。综上,该方法耗费人力与费用较高,且不易于实施,对于患者的干扰也较大。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于针对上述存在问题和不足,提供一种低负荷、低成本、实施容易、对患者干扰小的基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合症的评估方法。

[0006] 本发明的技术方案是这样实现的:

本发明所述的基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合症的评估方法,其特点是:该评估方法由两部分构成,其中

第一部分为训练过程,包括以下步骤:

1)采集受试者夜间心电数据,将数据分成1分钟片段,并对呼吸暂停与否进行标记,即标记为N或A,N为正常片段,A为不正常片段,通过R波检测算法提取心跳间期,构成心率变异性序列 $\{RR_i, i=1, 2, \dots, N\}$,并对该序列进行插值,使每分钟序列达到相同的长度d;

2)将心率变异性序列随机分成2组数据:预训练组数据 $X_1=\{X_i, i=1, 2, \dots, m_1\}$,微

调组数据 $X_2 = \{ X_i, i = 1, 2, \dots, m_2 \}$; 其中, 各组间正常片段与不正常片段的比例应当一致;

3) 使用预训练组数据 X_1 来初步构建OSAS识别模型 M' ;

4) 通过微调组数据 X_2 对OSAS识别模型 M' 进行优化, 得到OSAS识别模型 M ;

第二部分为测试过程, 包括以下步骤:

1) 采集受试者夜间心电信号, 将其分成1分钟片段, 进行OSAS标记, 并通过R波检测算法提取RR间期, 构成带标签的测试组数据 $X_3 = \{ X_i, i = 1, 2, \dots, m_3 \}$, 并插值使每分钟序列达到相同的长度 d ;

2) 将测试组数据 X_3 输入到OSAS识别模型 M 中, 对片段进行OSAS识别;

3) 根据识别结果, 完成对OSAS的评估。

[0007] 其中, 上述第一部分的步骤3)的具体操作方法如下:

31) 预训练第一层网络: 设置第一层隐含层神经元个数 L_1 , 稀疏约束项因子 β_1 , 收敛因子 λ_1 , 稀疏约束项 P , 随机初始化神经元参数, 将不带标签的预训练组数据 $X_1 (m_1 \times d)$ 输入进行训练, 求解出激活度 $S_1 (L_1 \times 1)$ 以及输入层与第一层隐含层之间的参数 $W_1 (L_1 \times d)$, $b_1 (L_1 \times 1)$; 其中, m_1 表示样本数, d 表示RR序列的长度;

32) 预训练第二层网络: 设置第二层隐含层神经元个数 L_2 , 稀疏约束项因子 $\beta_2=1$, 收敛因子 λ_2 , 稀疏约束项 P , 随机初始化神经元参数, 将激活度 $S_1 = \text{Sigmoid}(W_2 \times X_1 + b_1)$ 作为第二层隐含层的输入, 求解出第二层隐含层神经元的权值项 $W_2 (L_2 \times d)$ 与偏置项 $b_2 (L_2 \times 1)$;

33) 初步构建OSAS识别模型 M' : 利用预训练组数据 X_1 以及上述求解出的 W_1 、 b_1 、 W_2 、 b_2 计算出激活度 $S_2 = \text{Sigmoid}(W_1 \times X_1 + b_1)$, 即为深度网络从预训练组RR序列中学习到的二阶特征 F_1 , 接着计算出激活度 $S_3 = \text{Sigmoid}(W_2 \times S_2 + b_2)$, 即为学习到的二阶特征 F_2 ; 以 W_1 、 b_1 、 W_2 、 b_2 为初值, 结合深度网络学习到的二阶特征 F_2 , 训练出一个分类器, 即初步构成了OSAS识别模型 M' 。

[0008] 上述步骤31)和步骤32)中, 稀疏约束项 P 的特征如下:

①作用于隐含层的稀疏约束项 P 能帮助网络提取RR间期所隐含的信息, 控制激活的神经元数目: 若神经元输出接近1, 视作激活, 反之视作未激活;

②加入稀疏约束项 P 后, 代价函数则表示为: $C_{\text{sparse}}(W, b) = 1/n \sum 1/2 * ||H*(X) - Y||^2 + \beta p$, 其中 Y 为输出, H 为该层的响应, 对应于 $W_1 * X + b_1$, 通过求解最小化 $C_{\text{sparse}}(W, b)$ 的过程, 即可求解出合适的 W 和 b 。

[0009] 上述第一部分的步骤4)的具体操作方法如下:

将微调组数据 $X_2 (m_2 \times (d+1))$ 的不带标签的部分 $X_2' (m_2 \times d)$ 与标签 $\text{label_}X_2 (m_2 \times 1)$ 输入OSAS识别模型 M' 中, 根据 L_1 、 L_2 层的参数 W_1 、 b_1 、 W_2 、 b_2 , 求解出激活度 $K_1 = \text{Sigmoid}[W_2 \times (W_1 \times X_2' + b_1) + b_2]$, 设置阈值将 K_1 划分为两类, 作为OSAS识别模型 M' 的预测值, 将预测值与标签对比, 使用梯度下降法来对OSAS识别模型 M' 进行优化, 得到优化后的 L_1 层权值 W_1 、偏置 b_1 , 以及 L_2 层权值 W_2 、偏置 b_2 , 即得到优化后的OSAS识别模型 M 。

[0010] 上述第二部分的步骤2)的具体操作方法如下:

21) 将测试组数据 $X_3 (m_3 \times (d+1))$ 的标签与样本分开, 得到不带标签的样本 $X_3' (m_3 \times d)$ 与标签 $\text{label_}X_3 (m_3 \times 1)$;

22) 将 X_3' 输入到OSAS识别模型 M 当中, 计算出激活度 $K_2 = \text{Sigmoid}[W_2 \times (W_1 \times X_3' + b_1) +$

b2], 设置阈值将K2划分为两类, 作为OSAS识别模型M的输出, 将其与测试组数据X3的标签进行对比, 可以得到该模型的识别精度;

23) 将输出的不正常样本归到受试者本身, 当受试者不正常样本值 $u < 5$ 时, 认定受试者为正常人; $5 \leq u < 15$ 时, 认定受试者为轻度OSAS患者; $15 \leq u < 30$ 时, 认定受试者为中度OSAS患者; $u \geq 30$ 时, 认定受试者为重度OSAS患者。

[0011] 本发明与现有技术相比, 具有如下有益效果:

本发明采用无创采集的人体心电信号实现对于睡眠呼吸暂停综合症的评估, 对原始心电信号所提取的RR序列能够通过稀疏自编码网络来进行特征的学习及OSAS识别模型的构建, 同时通过微调来对网络参数进行优化, 使模型具备更加优秀的识别能力, 进而进行良好的评估, 通过采集夜间的8小时心电信号, 即可使用本发明的方法。而且, 通过无创的心电采集来进行OSAS的评估, 有效地解决了现有使用多导睡眠分析仪来进行OSAS评估所耗费的人力物力, 以及对患者的影响等问题。并且, 本发明提供的是一种智能的低负荷的睡眠呼吸暂停综合症的评估方法, 使用深度学习算法来进行特征的学习, 而不需要过多的专业知识来进行特征的提取、筛选和优化, 从而降低了评估算法对使用者在OSAS以及心率变异性分析方面专业知识的需求。相比现有的评估方法, 此方法简化了前期工作, 实施容易。

[0012] 下面结合附图对本发明作进一步的说明。

附图说明

[0013] 图1为本发明的系统框图。

[0014] 图2为本发明提供的OSAS评估模型的一个实施例的方法流程图。

[0015] 图3 为正常与不正常片段的RR序列波形图。

[0016] 图4为本发明所提供的实例涉及的深度网络结构图。

具体实施方式

[0017] 本发明使用夜间采集的受试者的心电信号数据, 训练具有两个隐含层的稀疏自编码模型(d-L1-L2-2, 第一层是输入层, 中间两层是隐含层, 最后是输出层, 正常片段或不正常片段), 下面结合附图, 对本发明实例中的技术方案进行清楚, 完整的描述, 显然, 所描述的实例仅仅是本发明的一部分实施项, 而不是全部的实例项。

[0018] 参见图1, 可以看到本发明的系统框图。

[0019] 图2为本发明的实例的实施流程图。

[0020] 训练过程具体步骤:

步骤1, 训练样本数据准备

1.1 采集受试者夜间心电信号, 将其分成1分钟片段, 并对呼吸暂停与否进行标记, 即标记为N或A, N为正常片段, A为不正常片段, 通过R波检测算法提取心跳间期, 构成心率变异性序列 $\{RR_i, i=1, 2, \dots, N\}$, 并对该序列进行插值, 使每分钟序列达到相同的长度d;

1.2 将心率变异性序列随机分成2组数据: 预训练组数据X1和微调组数据X2; 其中, 预训练组数据 $X1 = \{X_i, i = 1, 2, \dots, m1\}$, 微调组数据 $X2 = \{X_i, i = 1, 2, \dots, m2\}$, 且各组间正常片段与不正常片段的比例应当一致;

参见图3, 即可看到本实例当中所涉及的两种不同的RR序列的片段。

[0021] 步骤2,使用预训练组数据X1来构建OSAS识别模型M'

2.1预训练第一层网络:设置第一层隐含层神经元个数L1,稀疏约束项因子 β_1 ,收敛因子 λ_1 ,稀疏约束项P,随机初始化神经元参数,将不带标签的预训练组数据X1($m_1 \times d$)输入,其中, m_1 表示样本数, d 表示RR序列的长度。通过梯度下降法以及稀疏约束项P求解出第一层隐含层神经元的权值项W1与偏置项b1:令网络的输出端与输入端为镜像,即输入X1后,尽可能使得 $W1 \times X1 + b1 = X1$,得到权值矩阵W1($L1 \times d$)与偏置项b1($L1 \times 1$),作为输入层与第一层隐含层之间的参数;

2.2预训练第二层网络:设置第二层隐含层神经元个数L2,稀疏约束项因子 $\beta_2=1$,收敛因子 λ_2 ,稀疏约束项P,随机初始化神经元参数,将激活度 $S1 = \text{Sigmoid}(W2 \times X1 + b1)$ 作为第二层隐含层的输入,通过梯度下降法以及稀疏约束项P求解第二层隐含层神经元的权值项W2与偏置项b2:令网络的输出端与输入端为镜像,即输入S1后,尽可能使得 $W2 \times S1 + b2 = S1$,得到权值矩阵W2($L1 \times d$)与偏置项b2($L2 \times 1$),作为隐含层L1与隐含层L2之间的神经元参数;

2.3构建OSAS识别模型M':利用预训练组数据X1,以及上述求解出的W1、b1、W2、b2计算出激活度 $S2 = \text{Sigmoid}(W1 \times X1 + b1)$,即为深度网络从预训练组RR序列中学习到的二阶特征F1,接着计算出激活度 $S3 = \text{Sigmoid}(W2 \times S2 + b2)$,即为学习到的二阶特征F2。以W1、b1、W2、b2为初值,结合深度网络学习到的二阶特征F2,训练出一个分类器,即初步构成了OSAS识别模型M'。

[0022] 其中,2.1和2.2所包含的稀疏约束项P的特征如下:

定义 $a_j(x)$ 为隐藏层j的激活度,对于输入X1,隐含层激活度 $a = \text{sigmoid}(W \times X + b)$,则其平均激活度为 $\rho = 1/n \sum [a_j(x(i))]$,我们希望 ρ 接近于0,也就是希望大多数神经元都处于未激活状态,因此加入稀疏约束项 $P = \sum \text{KL}(\rho || \rho_j)$,其中 $\sum \text{KL}(\rho || \rho_j) = \rho \log \rho / \rho_j + (1-\rho) \log (1-\rho) / (1-\rho_j)$ 。当神经元单位的激活度 ρ 偏离 ρ_j 时,KL单调递增,由于约束项P的存在,则神经元激活度会受到约束。加入稀疏约束项后,代价函数则表示为: $C_{\text{sparse}}(W, b) = 1/n \sum 1/2 * ||H*(X) - Y||^2 + \beta P$ 。通过BP算法结合随机梯度下降准则最小化 $C_{\text{sparse}}(W, b)$,即可求解出合适的W和b。

[0023] 步骤3,使用微调组数据X2来优化得到OSAS识别模型M

将微调组数据X2($m_2 \times (d+1)$)的不带标签的部分X2'($m_2 \times d$)与标签label_X2($m_2 \times 1$)输入OSAS识别模型M'中,根据L1、L2层的参数W1、b1、W2、b2,求解出激活度 $K1 = \text{Sigmoid}[W2 \times (W1 \times X2' + b1) + b2]$,设置阈值将K1划分为两类,作为OSAS识别模型M'的预测值。将预测值与标签对比,使用梯度下降法来对OSAS识别模型M'进行优化,得到优化后的L1层权值W1、偏置b1,以及L2层权值W2、偏置b2,即得到优化后的OSAS识别模型M。测试过程具体步骤:

步骤1',测试样本数据准备

采集受试者夜间心电信号,将其分成1分钟片段,进行OSAS标记,并通过R波检测算法提取RR间期,构成带标签的测试组数据X3,且 $X3 = \{ X_i, i = 1, 2, \dots, m_3 \}$,并插值使每分钟序列达到相同的长度d;

步骤2',获取OSAS评估结果

2.1将测试组数据X3($m_3 \times (d+1)$)的标签与样本分开,得到不带标签的样本X3'($m_3 \times d$)与标签label_X3($m_3 \times 1$);

2.2将 $X3'$ 输入到修正后的OSAS识别模型M当中,计算出激活度 $K2 = \text{Sigmoid}[W2(W1 \times X3' + b1) + b2]$,设置阈值将s划分为两类,作为OSAS识别模型M的输出,将其与测试组 $X3$ 的标签进行对比,可以得到该模型的识别精度;

2.3将输出结果中的不正常样本归到受试者本身,当受试者不正常样本值 $u < 5$ 时,认定受试者为正常人; $5 \leq u < 15$ 时,认定受试者为轻度OSAS患者; $15 \leq u < 30$ 时,认定受试者为中度OSAS患者; $u \geq 30$ 时,认定受试者为重度OSAS患者。

[0024] 图4为该发明所提供的的一个实例的深度网络结构图。

[0025] 本发明是通过实施例来描述的,但并不对本发明构成限制,参照本发明的描述,所公开的实施例的其他变化,如对于本领域的专业人士是容易想到的,这样的变化应该属于本发明权利要求限定的范围之内。

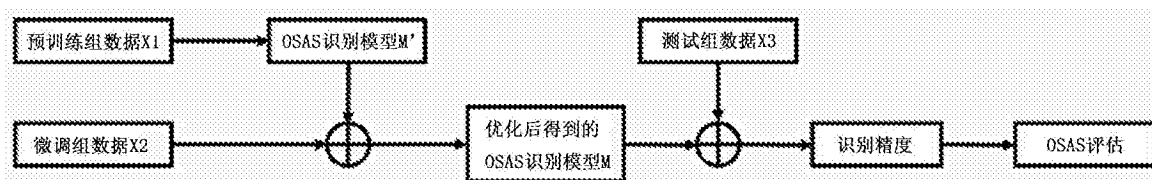


图1

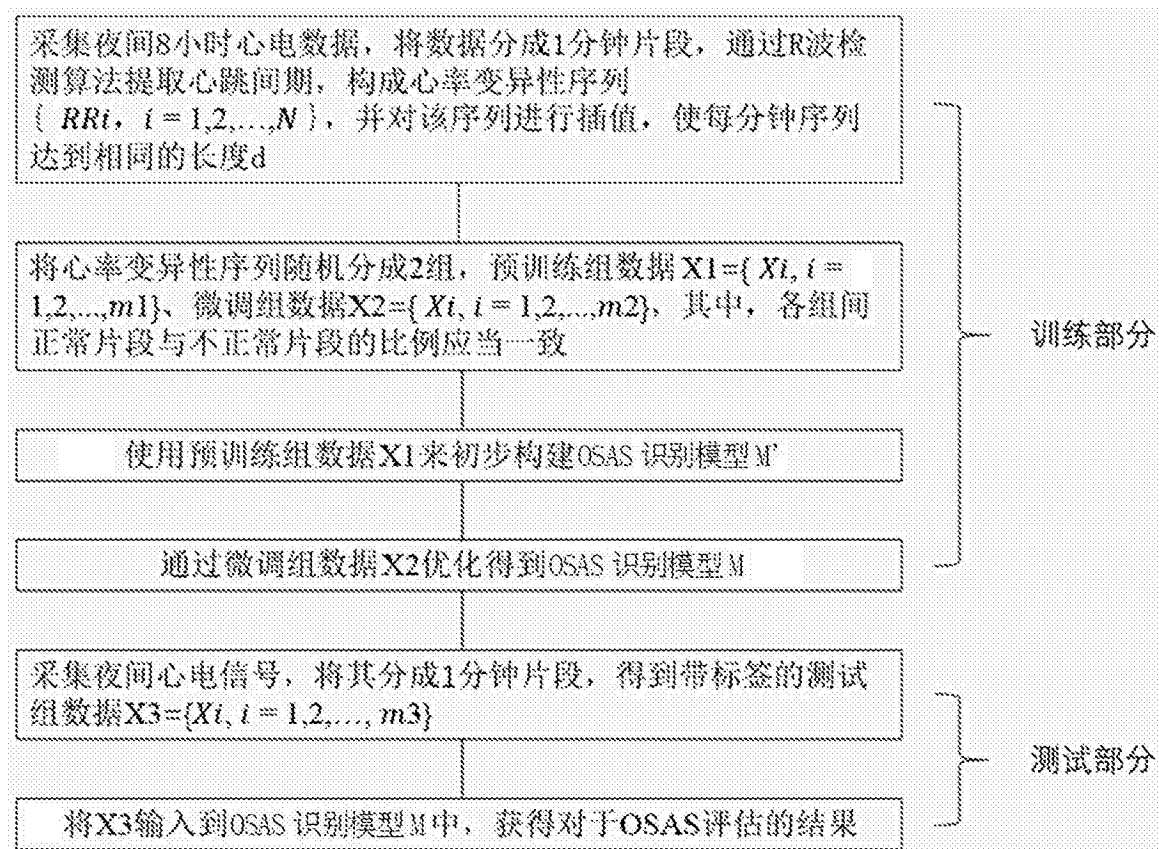


图2

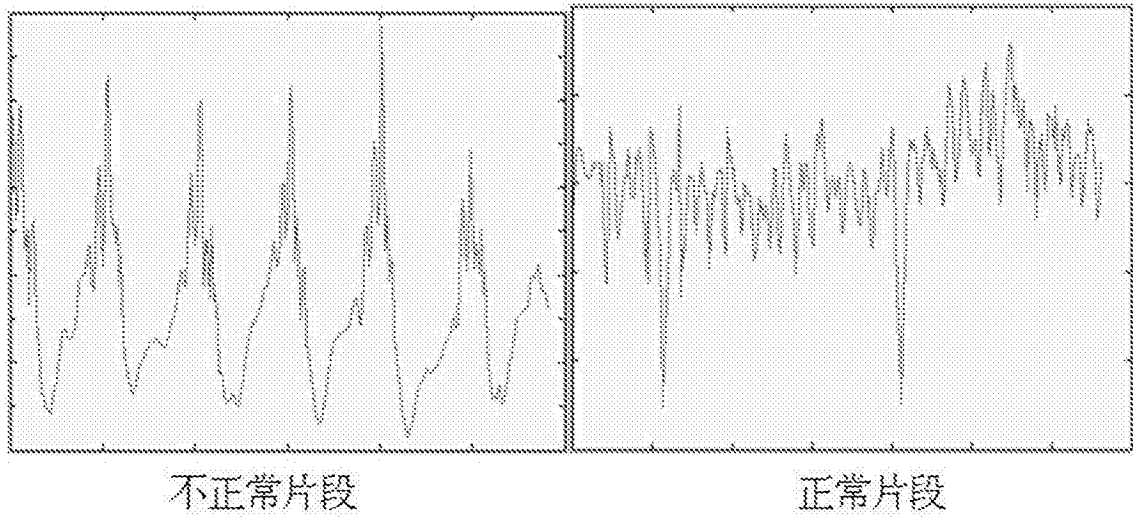


图3

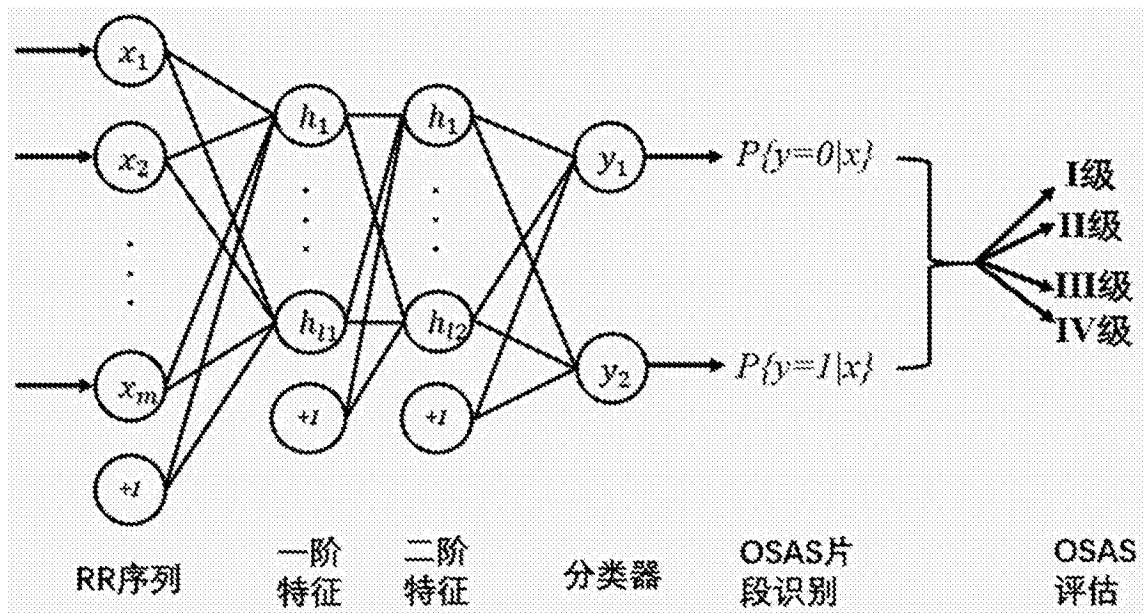


图4

专利名称(译)	一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法		
公开(公告)号	CN106361277A	公开(公告)日	2017-02-01
申请号	CN201610735508.5	申请日	2016-08-26
[标]申请(专利权)人(译)	中山大学		
申请(专利权)人(译)	中山大学		
当前申请(专利权)人(译)	中山大学		
[标]发明人	刘官正 李坤阳 蒋庆		
发明人	刘官正 李坤阳 蒋庆		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/0402		
CPC分类号	A61B5/4818 A61B5/0402		
代理人(译)	刘卉		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于心电信号的睡眠呼吸暂停综合征的评估方法，包括：采集夜间心电信号；对心电信号预处理，得到干净的心电信号；通过R波检测算法找到R波的峰值的位置，计算得到RR序列；对RR序列进行插值，使之达到相同的长度；将插值后的RR序列按样本分成三组：预训练组、微调组及测试组，预训练组与微调组用于构建及优化OSAS的识别模型，测试组用于获得该模型对于OSAS的评估结果。本发明采用无创采集的人体心电信号实现对于睡眠呼吸暂停综合征的评估，对原始心电信号所提取的RR序列能够通过稀疏自编码网络来进行特征的学习及OSAS识别模型的构建，同时通过微调来对网络参数进行优化，使模型具备更加优秀的识别能力，进而进行良好的评估，通过采集夜间的8小时心电信号，即可使用本发明的方法。

