



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110151169 A

(43)申请公布日 2019.08.23

(21)申请号 201910599870.8

(22)申请日 2019.07.04

(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 罗语溪 吴欣 曾令紫 吴舒淇  
张仰婷

(74)专利代理机构 广州粤高专利商标代理有限公司 44102

代理人 林丽明

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/0472(2006.01)

A61B 5/08(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

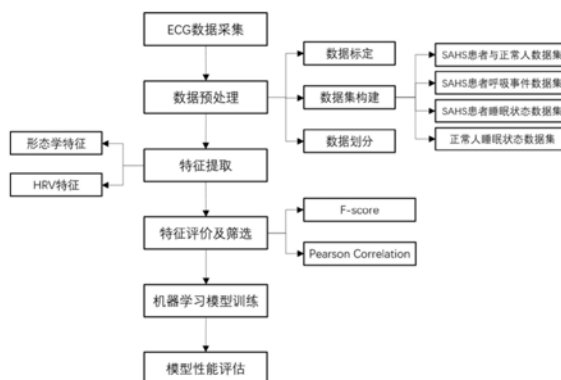
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

## (54)发明名称

一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法

## (57)摘要

本发明涉及一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,本发明在使用二分类多层神经网络对SAHS患者和健康个体进行识别分类之后,使用深层神经网络与二叉树的决策融合法将多分类问题分解为多个二分类问题,且对于每一个二分类模型,经特征筛选分别得到不同的最优特征组,从而更好地对两者的睡眠状态以及SAHS患者的睡眠模态进行识别。本发明利用心电波形的时域及心率变异性信息,进行SAHS筛查、呼吸模态及睡眠状态识别,心电信号波形稳定,生理意义明确,同时测量方便,极大减轻患者生理负荷,有利于实现便携式睡眠监测,具有广泛的应用范围。



1. 一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S1:从多导睡眠图PSG中导出SAHS患者和健康个体的心电数据,并对心电数据进行标定,分别将SAHS患者的呼吸模式以及睡眠状态、健康个体的呼吸模式以及睡眠状态构建为四类心电数据集;

步骤S2:将四类数据集中的每类数据集划分为训练集与测试集;

步骤S3:采用深层神经网络构建深度学习模型;

步骤S4:确定四类心电数据集中每一个数据集的心电波形关键点;

步骤S5:基于四类心电波形的关键点,分别提取心电形态学特征及HRV特征,构建成特征集;

步骤S6:分别对四类数据集的特征集进行评价打分,并筛选出四类数据集的最优特征组;

步骤S7:对每类数据集的最优特征组,利用该类数据集的训练集通过深层神经网络对深度学习模型进行训练,获得该组数据集的最佳的深度学习模型,并将最佳的深度学习模型应用于测试集中,从而对模型的性能进行评估;

步骤S8:对四类数据集的最佳的深度学习模型进行级联分类,得到最终的睡眠状态分类结果。

2. 根据权利要求1所述一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,所述步骤S1的具体过程包括以下步骤:

从多导睡眠图PSG中导出SAHS患者和健康个体的心电数据,将其保存为第一类数据集;根据SAHS患者的心电数据,对心电数据中的呼吸模式以及睡眠状态进行标定,呼吸模式包括正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件以及混合性呼吸事件5类数据,将这5类数据保存为第二类数据集;睡眠状态包括Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类数据,将这5类数据保存为第三类数据集;

对健康个体的心电数据中的睡眠状态进行标定,睡眠状态包括Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类信息5类数据,将这5类数据保存为第四类数据集。

3. 根据权利要求2所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,步骤S1中构建数据集的方法如下:

以60秒心电信号为一个数据,针对第一类数据集,区分患者和健康个体2种类型;针对第二类数据集,区分正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件、混合性呼吸事件5类呼吸模式;针对第三、第四类数据集,分别区分Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类睡眠状态。

4. 根据权利要求3所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,在步骤S2中,先对心电数据集进行0-1归一化处理,然后将每类数据集划分为训练集和测试集,并对训练集进行重采样使得样本平衡。

5. 根据权利要求3所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,在步骤S4中,确定心电波形关键点包括P波起始点、QRS波群起始点、R波峰值点、T波峰值点以及T波结束点。

6. 根据权利要求5所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,在步骤S5中,提取的心电形态学特征包括:相邻R峰间期平均值RRM、相邻R峰间期方差RRSD、P

波起始点到R波峰值点的间期平均值PRM及方差PRSD、QRS波群起始点到T波结束点的间期平均值QTM及方差QTSD、QTM的修正值的平均值QTcM及方差QTcSD、T波峰值点到T波结束点的间期平均值TpeM及方差TpeSD、及比值Tpe/QT的平均值TpeM/QTM及方差TpeSD/QTSD、比值Tpe/QTc的平均值TpeM/QTcM及方差TpeSD/QTcSD;RR间期的极低频频段的绝对功率值aVLFP、低频频段的绝对功率值aLFP、高频频段的绝对功率值aHFP、全频频段的绝对功率值aTP;极低频、低频、高频功率分别占全频频段功率的百分比pVLFP、pLFP、pHFP;低频、高频功率占高低频段功率和的百分比nLFP、nHFP以及低频功率与高频段功率的比值LF/HF,共2四个特征值。

7. 根据权利要求5所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,在步骤S6中,用F-score和Pearson Correlation算法对特征集进行打分和筛选。

8. 根据权利要求7所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,在步骤S6中,对SAHS筛查、呼吸模态识别采用深层神经网络,对睡眠期分类采用深层神经网络与二叉树的决策融合法,对每类数据集采用5次5折交叉验证,选择出最佳的深度学习模型,得到关于第一类数据集、第二类数据集、第三类数据集以及第四类数据集的四类最佳深度学习模型。

9. 根据权利要求8所述的一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,其特征在于,对睡眠期分类采用的深层神经网络与二叉树结合的决策融合法的具体步骤如下:

对于四类最佳深度学习模型的每一个模型,将睡眠期的数据重新划分为训练集与测试集进行训练;根据重新划分的类别,对所提取的特征集分别进行打分和筛选;最终通过二叉树的形式将训练完成的四类深层神经网络进行级联结合得到最终的睡眠状态分类结果。

## 一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及睡眠状态级联识别领域,更具体地,涉及一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法。

### 背景技术

[0002] 多导睡眠图 (PSG) 监测是睡眠评估的金标准,主要用于诊断睡眠呼吸障碍,包括睡眠呼吸暂停综合征、鼾症、上气道阻力综合征,也用于其它睡眠障碍的辅助诊断,如:发作性睡病、不宁腿综合征、失眠分类等。PSG检测的生理信号包含:脑电(分析睡眠结构)、眼电、下颌肌电、口鼻气流和呼吸动度、心电、血氧、鼾声、肢动、体位等多个参数。在睡眠监测过程中,专业技术人员进行整夜监控采集睡眠数据,采集到的睡眠数据则由专业的睡眠技师进行人工分析,可匹配个性化治疗方案。但是PSG需要受试者在特定的睡眠实验室进行睡眠监测,且需要专业人员整夜监护和睡眠技师的人工分析,耗时耗力;除此之外,为了检测呼吸气流信号以及各种电生理信号,PSG需要在受试者身上放置鼻吸管(或面罩)以及许多电极,不仅对受试者的睡眠动作要求大,还会给受试者造成一定的生理负荷,有很大可能会影响受试者的睡眠质量,不利于PSG监测的结果。

[0003] 心电图 (ECG) 指心脏在每个心动周期中,由起搏点、心房、心室相继兴奋,伴随着生物电的变化,通过心电描记器从体表引出多种形式的电位变化的图形。心电图是反映心脏兴奋的电活动过程,它对心脏基本功能及其病理研究方面,具有重要的参考价值。心电图波形的时域特征可以分析与鉴别各种心律失常、心肌受损的程度和心房、心室的功能结构情况等,而心率会随着睡眠的加深而变慢;同时RR间期序列的心率变异性 (HRV) 的研究较为广泛,是人体自主神经系统的有效评价指标之一,同时已有研究证明人体自主神经活动的调控会随着不同的睡眠状态而改变。心电图其稳定性、易获取性、生理意义明确性的特点,在指导心脏手术进行及指示必要的药物处理上有参考价值。

[0004] 虽然已有研究基于机器学习方法利用呼吸气流或血氧饱和度等监测睡眠呼吸障碍,但并不能同时监测呼吸事件和睡眠状态,而且所用的特征值也不能包含心电所有信息。

### 发明内容

[0005] 为了解决现有技术中利用机器学习监测睡眠呼吸障碍的方法不能同时监测呼吸事件和睡眠状态的信息,并且所用的特征值也没有包含心电所有信息的不足,本发明提供了一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法。

[0006] 为了达到上述技术效果,本发明的技术方案如下:

[0007] 一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤S1:从多导睡眠图PSG中导出SAHS患者和健康个体的心电数据,并对心电数据进行标定,分别将SAHS患者的呼吸模式以及睡眠状态、健康个体的呼吸模式以及睡眠状态构建为四类心电数据集;

[0009] 步骤S2:将四类数据集中的每类数据集划分为训练集与测试集;

- [0010] 步骤S3:采用深层神经网络构建深度学习模型;
- [0011] 步骤S4:确定四类心电数据集中每一个数据集的心电波形关键点;
- [0012] 步骤S5:基于四类心电波形的关键点,分别提取心电形态学特征及HRV 特征,构建特征集;
- [0013] 步骤S6:分别对四类数据集的特征集进行评价打分,并筛选出四类数据集的最优特征组;
- [0014] 步骤S7:对每类数据集的最优特征组,利用该类数据集的训练集通过深层神经网络对深度学习模型进行训练,获得该组数据集的最佳的深度学习模型,并将最佳的深度学习模型应用于测试集中,从而对模型的性能进行评估;
- [0015] 步骤S8:对四类数据集的最佳的深度学习模型进行级联分类,得到最终的睡眠状态分类结果。
- [0016] 优选的,所述步骤S1的具体过程包括以下步骤:
- [0017] 从多导睡眠图PS别导出SAHS患者和健康个体的心电数据,将其保存为第一类数据集;根据SAHS患者的心电数据,对心电数据中的呼吸模式以及睡眠状态进行标定,呼吸模式包括正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件以及混合性呼吸事件5类数据,将这5类数据保存为第二类数据集;睡眠状态包括Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类数据,将这5类数据保存为第三类数据集;
- [0018] 对健康个体的心电数据中的睡眠状态进行标定,睡眠状态包括Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类信息5类数据,将这5类数据保存为第四类数据集。
- [0019] 优选的,步骤S1中构建数据集的方法如下:
- [0020] 以60秒心电信号为一个数据,针对第一类数据集,区分患者和健康个体2 种类型;针对第二类数据集,区分正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件、混合性呼吸事件5类呼吸模式;针对第三、第四类数据集,分别区分Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类睡眠状态。
- [0021] 优选的,在步骤S2中,先对心电数据集进行0-1归一化处理,然后将每类数据集划分为训练集和测试集,并对训练集进行重采样使得样本平衡。
- [0022] 优选的,在步骤S四中,确定心电波形关键点包括P波起始点、QRS波群起始点、R波峰值点、T波峰值点以及T波结束点。
- [0023] 优选的,在步骤S5中,提取的心电形态学特征包括:相邻R峰间期平均值 RRM、相邻R峰间期方差RRSD、P波起始点到R波峰值点的间期平均值PRM 及方差PRSD、QRS波群起始点到T波结束点的间期平均值QTM及方差QTSD、QTM的修正值的平均值QTcM及方差QTcSD、T波峰值点到T波结束点的间期平均值TpeM及方差TpeSD、及比值Tpe/QT的平均值TpeM/QTM及方差TpeSD/QTSD、比值Tpe/QTc的平均值TpeM/QTcM及方差TpeSD/QTcSD;RR 间期的极低频频段的绝对功率值aVLFP、低频频段的绝对功率值aLFP、高频频段的绝对功率值aHFP、全频频段的绝对功率值aTP;极低频、低频、高频功率分别占全频频段功率的百分比pVLFP、pLFP、pHFP;低频、高频功率占高低频段功率和的百分比nLFP、nHFP以及低频功率与高频段功率的比值LF/HF,共2四个特征值。
- [0024] 优选的,在步骤S6中,用F-score和Pearson Correlation算法对特征集进行打分和筛选。

[0025] 优选的,在步骤S6中,对SAHS筛查、呼吸模态识别采用深层神经网络,对睡眠期分类采用深层神经网络与二叉树的决策融合法,对每类数据集采用5次5折交叉验证,选择出最佳的深度学习模型,得到关于第一类数据集、第二类数据集、第三类数据集以及第四类数据集的四类最佳深度学习模型。

[0026] 优选的,对睡眠期分类采用的深层神经网络与二叉树结合的决策融合法的具体步骤如下:

[0027] 对于四类最佳深度学习模型的每一个模型,将睡眠期的数据重新划分为训练集与测试集进行训练;根据重新划分的类别,对所提取的特征集分别进行打分和筛选;最终通过二叉树的形式将训练完成的四类深层神经网络进行级联结合得到最终的睡眠状态分类结果。

[0028] 与现有技术相比,本发明技术方案的有益效果是:

[0029] 本发明利用单导ECG信号形态学特征值和HRV特征值,进行SAHS筛查、呼吸模态及睡眠状态的级联识别,极大减轻受试者生理负荷,同时对ECG信号的信息进行极大程度挖掘,有效识别SAHS病症、呼吸事件类型、睡眠状态等丰富信息,并达到级联识别效果。

## 附图说明

[0030] 图1为ECG特征提取、机器学习模型训练流程图;

[0031] 图2为ECG波形关键点提取;

[0032] 图3为深层神经网络与二叉树的决策融合图;

[0033] 图4为呼吸事件分类图;

[0034] 图5为睡眠状态分类图;

[0035] 图6为级联识别效果图。

## 具体实施方式

[0036] 附图仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制;

[0037] 为了更好说明本实施例,附图某些部件会有省略、放大或缩小,并不代表实际产品的尺寸;

[0038] 对于本领域技术人员来说,附图中某些公知结构及其说明可能省略是可以理解的。

[0039] 下面结合附图和实施例对本发明的技术方案做进一步的说明。

[0040] 实施例1

[0041] 如图1所示,一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法,包括以下步骤:

[0042] 步骤S1:从多导睡眠图PSG中导出SAHS患者和健康个体的心电数据,并对心电数据进行标定,分别将SAHS患者的呼吸模式以及睡眠状态、健康个体的呼吸模式以及睡眠状态构建为四类心电数据集;

[0043] 步骤S2:将四类数据集中的每类数据集划分为训练集与测试集;

[0044] 步骤S3:采用深层神经网络构建深度学习模型;

[0045] 步骤S4:确定四类心电数据集中每一个数据集的心电波形关键点;

[0046] 步骤S5:基于四类心电波形的关键点,分别提取心电形态学特征及HRV特征,构建

成特征集；

[0047] 步骤S6: 分别对四类数据集的特征集进行评价打分, 并筛选出四类数据集的最优特征组；

[0048] 步骤S7: 对每类数据集的最优特征组, 利用该类数据集的训练集通过深层神经网络对深度学习模型进行训练, 获得该组数据集的最佳的深度学习模型, 并将最佳的深度学习模型应用于测试集中, 从而对模型的性能进行评估；

[0049] 步骤S8: 对四类数据集的最佳的深度学习模型进行级联分类, 得到最终的睡眠状态分类结果。

[0050] 作为一个优选的实施例, 所述步骤S1的具体过程包括以下步骤:

[0051] 从多导睡眠图PSG分别导出SAHS患者和健康个体的心电数据, 保存为第一类数据集; 根据患者的心电数据, 标定不同的呼吸模式以及睡眠状态, 呼吸模式包括正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件、混合性呼吸事件5类信息, 将这5类信息保存为第二类数据集; 睡眠状态包括 Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类信息, 将这5类信息保存为第三类数据集;

[0052] 对健康个体的心电数据标定不同睡眠状态, 同样包括包括Weak期、REM 期、N1期、N2期、N3期5类信息5类, 将这5类保存为第四类数据集。

[0053] 作为一个优选的实施例, 步骤S1中构建数据集的方法如下:

[0054] 以60秒心电信号为一个数据, 针对第一类数据集, 区分患者和健康个体2 种类型; 针对第二类数据集, 区分正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件、混合性呼吸事件5类呼吸模式; 针对第三、第四类数据集, 分别区分Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类睡眠状态。

[0055] 作为一个优选的实施例, 在步骤S2中, 先对心电数据集进行0-1归一化处理, 然后将每类数据集划分为训练集和测试集, 并对训练集进行重采样使得样本平衡。

[0056] 作为一个优选的实施例, 在步骤S四中, 确定心电波形关键点包括P波起始点、QRS波群起始点、R波峰值点、T波峰值点以及T波结束点。

[0057] 作为一个优选的实施例, 在步骤S5中, 提取的心电形态学特征包括: 相邻 R峰间期平均值RRM、相邻R峰间期方差RRSD、P波起始点到R波峰值点的间期平均值PRM及方差PRSD、QRS波群起始点到T波结束点的间期平均值 QTM及方差QTSD、QTM的修正值的平均值QTcM及方差QTcSD、T波峰值点到T波结束点的间期平均值TpeM及方差TpeSD、及比值Tpe/QT的平均值 TpeM/QTM及方差TpeSD/QTSD、比值Tpe/QTc的平均值TpeM/QTcM及方差 TpeSD/QTcSD; RR间期的极低频频段的绝对功率值aVLFP、低频频段的绝对功率值aLFP、高频频段的绝对功率值aHFP、全频频段的绝对功率值aTP; 极低频、低频、高频功率分别占全频频段功率的百分比pVLFP、pLFP、pHFP; 低频、高频功率占高低频段功率和的百分比nLFP、nHFP以及低频功率与高频段功率的比值LF/HF, 共2四个特征值。

[0058] 作为一个优选的实施例, 在步骤S6中, 用F-score和Pearson Correlation算法对特征集进行打分和筛选。

[0059] 作为一个优选的实施例, 在步骤S6中, 对SAHS筛查、呼吸模态识别采用深层神经网络, 对睡眠期分类采用深层神经网络与二叉树的决策融合法, 对每类数据集采用5次5折交叉验证, 选择出最佳的深度学习模型, 得到关于第一类数据集、第二类数据集、第三类数据

集以及第四类数据集的四类最佳深度学习模型。

[0060] 作为一个优选的实施例,对睡眠期分类采用的深层神经网络与二叉树结合的决策融合法的具体步骤如下:

[0061] 对于四类最佳深度学习模型的每一个模型,将睡眠期的数据重新划分为训练集与测试集进行训练;根据重新划分的类别,对所提取的特征集分别进行打分和筛选;最终通过二叉树的形式将训练完成的四类深层神经网络进行级联结合得到最终的睡眠状态分类结果。

[0062] 实施例2

[0063] 如图1-图5所示,在本实施例中,包括以下步骤:

[0064] (1) 构建数据集,从多导睡眠图PSG导出SAHS患者和健康个体心电数据,为第一类数据集;对于患者的心电数据,标定不同呼吸模式,包括正常呼吸、阻塞性呼吸事件、低通气呼吸事件、中枢性呼吸事件、混合性呼吸事件5类,为第二类数据集;从患者中的心电数据,标定不同睡眠状态,包括Weak期、REM期、N1期、N2期、N3期5类,为第三类数据集;从健康个体中的心电数据,标定不同睡眠状态,同样包括上述5类,为第四类数据集;呼吸事件分类及睡眠状态分类如图4、5所示;

[0065] (2) 如图1所示,对步骤(1)中四类数据集进行划分,随机划分数据集的80%为训练集与20%为测试集以及每个模式对应的标签集,随机划分5次,并对划分的训练集进行重采样使样本平衡,;

[0066] (3) 如图2所示,确定心电波形关键点有P波起始点、QRS波群起始点、R波峰值点、T波峰值点、T波结束点;

[0067] (四) 对心电波形提取的特征有,相邻R峰间期平均值RRM、相邻R峰间期方差RRSD、P波起始点到R波峰值点的间期平均值PRM及方差PRSD、QRS波群起始点到T波结束点的间期平均值QTM及方差QTSD、QTM的修正值的平均值QTcM及方差QTcSD、T波峰值点到T波结束点的间期平均值TpeM及方差TpeSD、及比值Tpe/QT的平均值TpeM/QTM及方差TpeSD/QTSD、比值Tpe/QTc的平均值TpeM/QTcM及方差TpeSD/QTcSD;RR间期的极低频频段的绝对功率值aVLFP、低频频段的绝对功率值aLFP、高频频段的绝对功率值aHFP、全频频段的绝对功率值aTP;极低频、低频、高频功率分别占全频频段功率的百分比pVLFP、pLFP、pHFP;低频、高频功率占高低频段功率和的百分比nLFP、nHFP;低频功率与高频段功率的比值LF/HF,一共24个特征值;

[0068] (四) 用训练集对深度学习模型进行训练,用测试集算出模型预测的准确率、灵敏度、特异性得出ROC曲线,用F-score和Pearson Correlation算法对特征集进行打分和筛选;得出四类最优特征组;深层神经网络采用的层数是3层,对睡眠期分类的深层神经网络与二叉树的决策融合,主要用四个BP神经网络组成,如图3所示;

[0069] (5) 根据四类特征组,用对应四类数据集,进行深度学习模型训练,采用5次5折交叉验证,得到四类最优模型;

[0070] (6) 对睡眠期分类采用的深层神经网络与二叉树结合的决策融合法,具体如下:对于每个子模型,使用部分或者全部睡眠期的数据,并将数据重新划分为两个类别进行训练;根据重新划分的类别,对所提取的特征集分别进行打分和筛选;最终通过二叉树的形式将训练完成的四个深层神经网络模型进行级联结合得到最终的睡眠状态分类结果。

[0071] (7) 利用训练好的四类最优模型,按照图4组合成级联分类器,得到最终级联分类效果。

[0072] 本发明利用单导ECG信号形态学和HRV特征值,进行SAHS筛查、呼吸模态及睡眠状态的级联识别,其易获得性极大减轻受试者生理负荷,同时对心电的信息进行极大程度挖掘,具有生理意义明确性;能有效识别SAHS病症、呼吸事件类型、睡眠状态等丰富信息,并达到级联识别效果。

[0073] 相同或相似的标号对应相同或相似的部件;

[0074] 附图中描述位置关系的用于仅用于示例性说明,不能理解为对本专利的限制;

[0075] 显然,本发明的上述实施例仅仅是为清楚地说明本发明所作的举例,而并非是对本发明的实施方式的限定。对于所属领域的普通技术人员来说,在上述说明的基础上还可以做出其它不同形式的变化或变动。这里无需也无法对所有的实施方式予以穷举。凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明权利要求的保护范围之内。

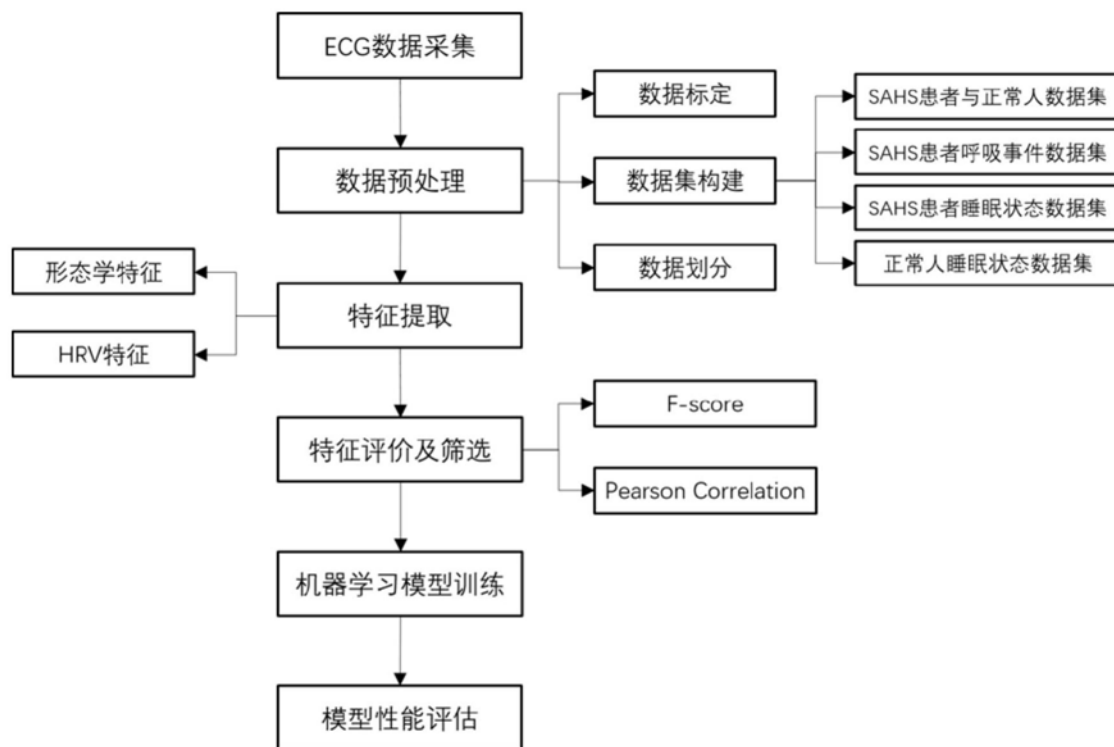


图1

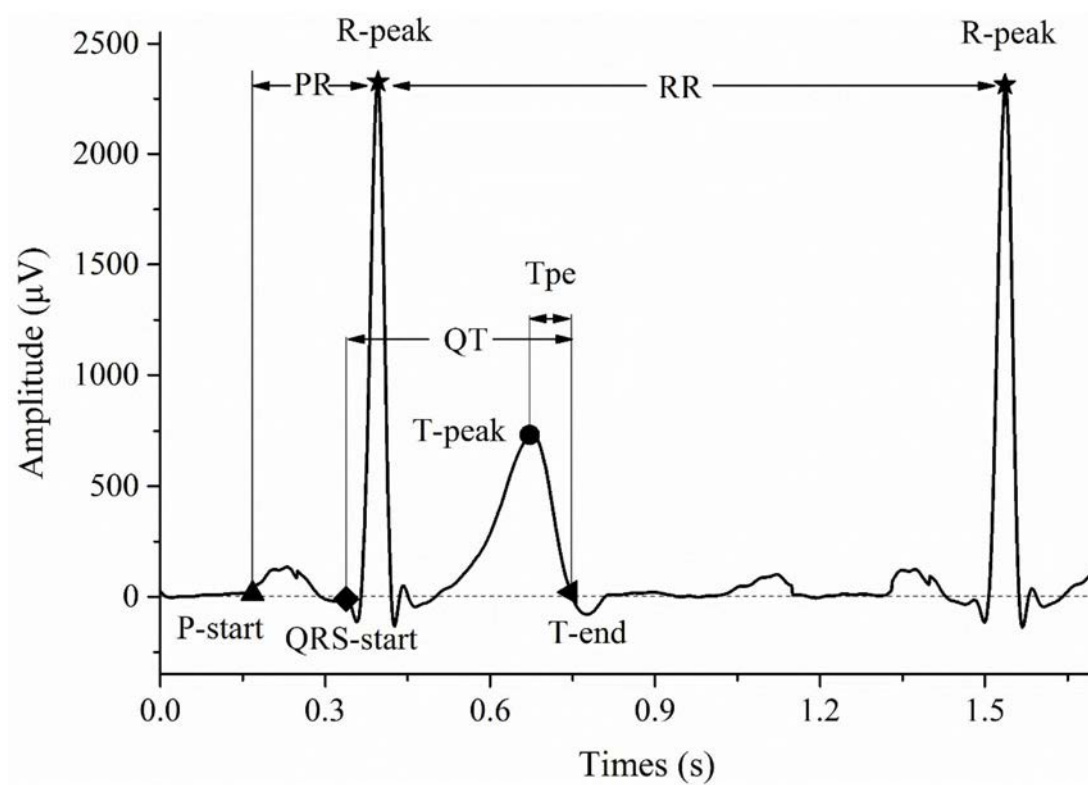


图2

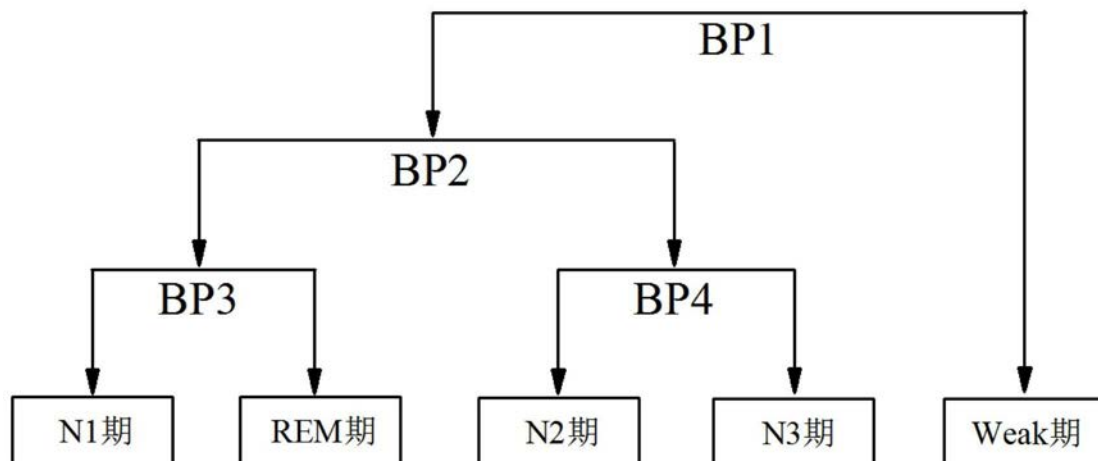


图3

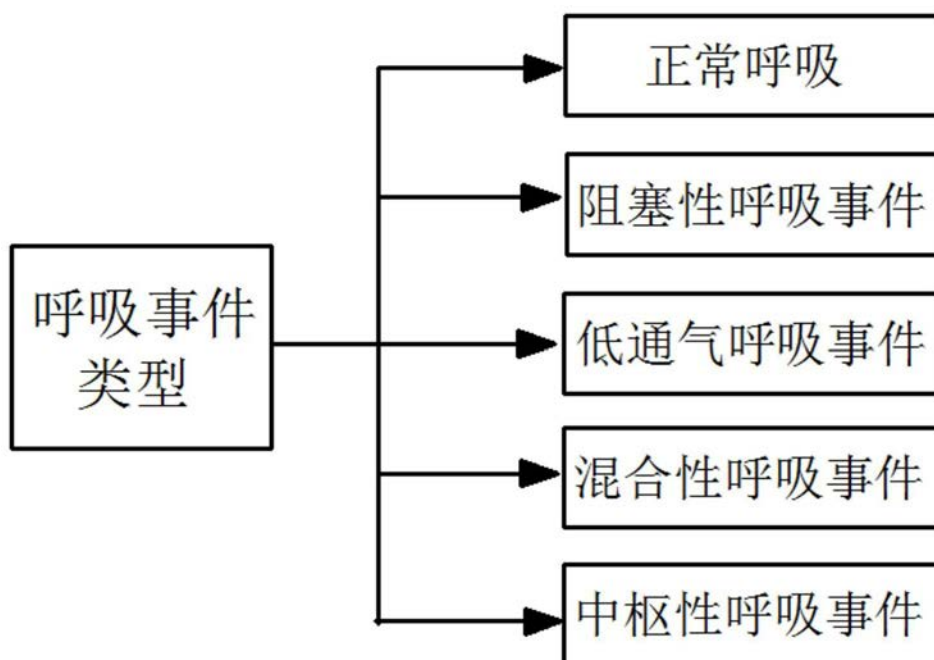


图4

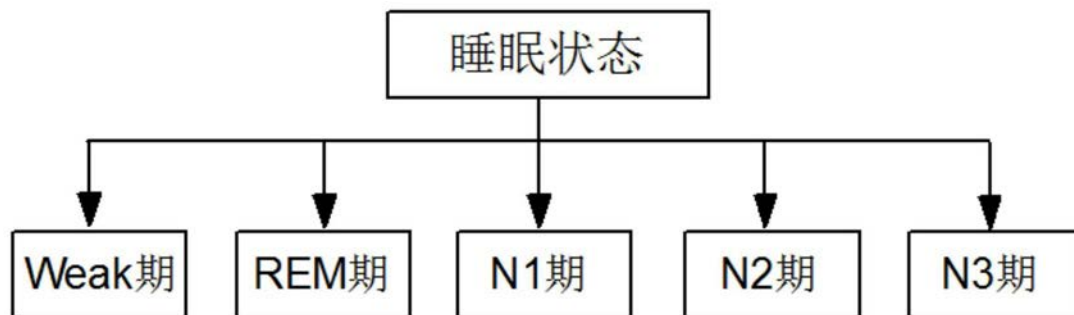


图5

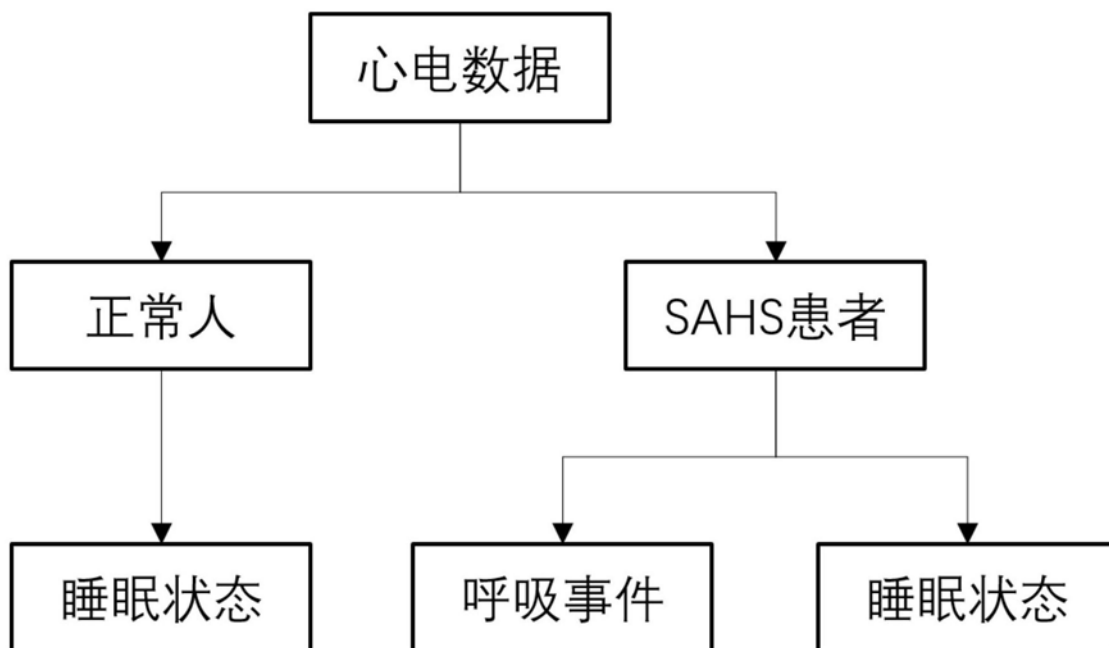


图6

|                |                                                                                       |         |            |
|----------------|---------------------------------------------------------------------------------------|---------|------------|
| 专利名称(译)        | 一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法                                                                   |         |            |
| 公开(公告)号        | <a href="#">CN110151169A</a>                                                          | 公开(公告)日 | 2019-08-23 |
| 申请号            | CN201910599870.8                                                                      | 申请日     | 2019-07-04 |
| [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         | 罗语溪<br>吴欣<br>曾令紫<br>吴舒淇                                                               |         |            |
| 发明人            | 罗语溪<br>吴欣<br>曾令紫<br>吴舒淇<br>张仰婷                                                        |         |            |
| IPC分类号         | A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/08 A61B5/00                                               |         |            |
| CPC分类号         | A61B5/0402 A61B5/0472 A61B5/08 A61B5/0826 A61B5/4809 A61B5/4812 A61B5/4815 A61B5/7267 |         |            |
| 代理人(译)         | 林丽明                                                                                   |         |            |
| 外部链接           | <a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>                                        |         |            |

#### 摘要(译)

本发明涉及一种基于心电数据的睡眠状态识别分类方法，本发明在使用二分类多层神经网络对SAHS患者和健康个体进行识别分类之后，使用深层神经网络与二叉树的决策融合法将多分类问题分解为多个二分类问题，且对于每一个二分类模型，经特征筛选分别得到不同的最优特征组，从而更好地对两者的睡眠状态以及SAHS患者的睡眠模态进行识别。本发明利用心电波形的时域及心率变异性信息，进行SAHS筛查、呼吸模态及睡眠状态识别，心电信号波形稳定，生理意义明确，同时测量方便，极大减轻患者生理负荷，有利于实现便携式睡眠监测，具有广泛的应用范围。

