



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114916913 B

(45) 授权公告日 2023. 01. 13

(21) 申请号 202210497820.0

CN 108135486 A, 2018.06.08

(22) 申请日 2022.05.09

CN 108567434 A, 2018.09.25

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 114287911 A, 2022.04.08

申请公布号 CN 114916913 A

CN 105725993 A, 2016.07.06

(43) 申请公布日 2022.08.19

CN 106943673 A, 2017.07.14

(73) 专利权人 东北大学

CN 108135486 A, 2018.06.08

地址 110819 辽宁省沈阳市和平区文化路
三巷11号

CN 111313971 A, 2020.06.19

CN 113607676 A, 2021.11.05

US 2021004714 A1, 2021.01.07

CN 111932091 A, 2020.11.13

(72) 发明人 杜宗霖 任颖歆 任颖桐 王骄

WO 2017198787 A1, 2017.11.23

(74) 专利代理机构 沈阳科苑专利商标代理有限公司 21002

CN 106899440 A, 2017.06.27

CN 110232448 A, 2019.09.13

专利代理师 王倩

CN 110929347 A, 2020.03.27

(51) Int. Cl.

刘振宇. 一种可用于分类型属性数据的多变量回归森林.《计算机科学》.2021,第49卷(第1期), (续)

A61B 5/00 (2006.01)

A61B 5/08 (2006.01)

A61B 5/113 (2006.01)

A61B 5/1455 (2006.01)

审查员 许珊

(56) 对比文件

CN 203468609 U, 2014.03.12

CN 203468609 U, 2014.03.12

权利要求书3页 说明书10页 附图4页

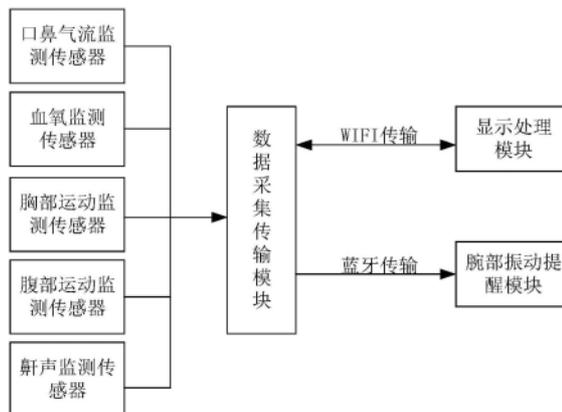
(54) 发明名称

一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统及方法

人工智能算法技术提高检测的准确性,实现较为全面准确地监测睡眠呼吸状态。

(57) 摘要

本发明属于电子医疗设备领域,具体说是一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统及方法。包括多个监测传感器、数据采集传输模块以及显示处理模块,其中:所述监测传感器,用于监测不同部位的生理数据,并发送给数据采集传输模块;所述数据采集传输模块,用于接收各个监测传感器采集的生理数据并通过WIFI发送给显示处理模块;所述显示处理模块,用于存储并显示多维生理数据,以及对多维生理数据进行处理分析,得到当前的睡眠呼吸状态。本发明装置采用多通道生理特征信号包括鼻气流信号、血氧信号和胸腹运动信号对睡眠呼吸状态进行监测,并利用人



CN 114916913 B

[接上页]

(56) 对比文件

Lyashevskaya O等.Long-term trends in herring growth primarily linked to temperature by gradient boosting regression trees.《ECOLOGICAL

INFORMATICS》.2020,第60卷

李晶皎,安冬等.CPSO聚类 and KMP相结合的话人识别方法.《小型微型计算机系统》.2013,第34卷(第7期),

1. 一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统,其特征在于,包括多个监测传感器、数据采集传输模块以及显示处理模块,其中:

所述监测传感器,用于监测不同部位的生理数据,并发送给数据采集传输模块;

所述数据采集传输模块,用于接收各个监测传感器采集的生理数据并通过WIFI发送给显示处理模块;

所述显示处理模块,用于存储并显示多维生理数据,以及对多维生理数据进行处理分析,得到当前的睡眠呼吸状态;

所述显示处理模块利用梯度均衡提升树算法对多维生理数据进行处理分析,包括以下步骤:

1) 构建梯度均衡提升树模型的第0棵CART树模型函数 $F_0(X)$:

$$F_0(X) = \log \frac{P(y = 1|X)}{P(y = 0|X)}$$

将生理数据的特征向量及其对应的标签作为训练样本,其中, $P(y = 1|X)$ 、 $P(y = 0|X)$ 表示训练样本中 $y = 1$ 、 $y = 0$ 的比例,且 $P(y = 0|X) \neq 0$, y 为标签, $y = 1$ 和 $y = 0$ 分别表示睡眠呼吸状态异常和睡眠呼吸状态正常;

2) 计算第0棵CART树的伪残差,作为第1棵CART树需要拟合的伪残差:

通过Logistic函数计算每个样本为睡眠呼吸状态异常的概率值,则第 i 个样本为睡眠呼吸状态异常的概率值为:

$$\hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-F_0(X_i)}}$$

$F_0(X_i)$ 表示样本 X_i 在第0棵CART树确定后通过梯度均衡提升树模型函数计算出的结果;

将损失函数 L 增加两个调节参数 α 、 β ,新的损失函数 $L(y_i, F_0(X_i))$ 表示为:

$$L(y_i, F_0(X_i)) = -\alpha(\beta - |\hat{y}_i - 1 + \beta|)^2 y_i \log \hat{y}_i - (1 - \alpha)(\beta - |\hat{y}_i - \beta|)^2 (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)$$

其中, α 、 β 为参数;

第1棵CART树需要拟合的伪残差 $r_{1,i}$ 表示为:

$$r_{1,i} = -\frac{\partial L(y_i, F_0(X_i))}{\partial F_0(X_i)};$$

3) 寻找CART树的最佳划分节点: 遍历每个特征的可能取值, 利用费尔德曼均方误差方法, 计算得到费尔德曼均方误差最小的节点, 完成该节点的分裂; 对下层节点采用相同方法进行迭代分裂, 直到树的深度达到指定阈值, 完成CART树的构建;

4) CART树的结构确定后, 计算第1棵树、第j个叶子的节点值 $\delta_{1,j}$:

$$\delta_{1,j} = \frac{\sum_{X_i \in R_{1,j}} r_{1,i}}{\sum_{X_i \in R_{1,j}} (y_i - r_{1,i})(1 - y_i + r_{1,i})}$$

其中, $R_{1,j}$ 表示第1棵树、第j个叶子节点的样本集合;

5) 计算第1棵树的模型函数 $F_1(X)$: 将第0棵树的模型函数 $F_0(X)$ 加上第1棵树的叶节点函数学习率的乘积, 即:

$$F_1(X) = F_0(X) + lr * \sum_{j=1}^J \delta_{1,j} I(X_i \in R_{1,j})$$

其中, X 表示训练样本集合, lr 表示学习率, $I(X_i \in R_{t+1,j})$ 表示指示函数, 符合条件时输出为1, 否则为0; j 表示叶子节点的个数;

6) 重复执行步骤2)至步骤5), 直到模型性能达到指定指标, 或增加树的数量而模型性能提升率小于阈值, 在已有模型的基础上构建 T -T棵CART树, 最终的强学习器表示为:

$$F_T(X) = F_0(X) + \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J \delta_{t,j} I(X \in R_{t,j})$$

其中, T 表示达到指定指标后, 除 F_0 外CART树的数量;

7) 对于需要进行分类预测的样本, 计算 $F_T(X)$ 的值, 并将该值通过Logistic函数转化为概率进行分类:

$$\hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-F_T(X_i)}}$$

若 $\hat{y}_i \geq A$, $A \in (0,1)$ 时, 判定该样本为睡眠呼吸状态异常, 否则判定为睡眠呼吸状态正常。

2. 根据权利要求1所述的一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统, 其特征在于, 所述监测传感器包括:

口鼻气流监测传感器, 用于通过粘贴在口鼻处的口鼻气流管将口鼻处气流导入至气压

传感器芯片,监测口鼻气流信息,并发送给数据采集传输模块;

血氧监测传感器,用于通过穿戴在手指上的指夹式血氧仪,测量血氧饱和度,并发送给数据采集传输模块;

胸部运动监测传感器,用于通过穿戴在胸部的压电传感器,监测胸部呼吸运动信号,并发送给数据采集传输模块;

腹部运动监测传感器,用于通过穿戴在腹部的压电传感器,监测腹部呼吸运动信号,并发送给数据采集传输模块;

鼾声监测传感器,用于通过粘贴在脖子上的鼾声麦克风,监测睡眠时发出的鼾声,并发送给数据采集传输模块。

3. 根据权利要求1所述的一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统,其特征在于,还包括腕部振动提醒模块,用于通过佩戴在腕部的振动马达电机,当睡眠呼吸状态异常时,根据显示处理模块通过数据采集传输模块发送的指令,进行振动提醒。

一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统及方法

技术领域

[0001] 本发明属于电子医疗设备领域,具体说是一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统及方法。

背景技术

[0002] 当前的睡眠呼吸状态监测装备存在的问题主要体现在如下几个方面:一是多数设备的睡眠监测模块应用单路传感器,如心电信号、鼾声信号或者血氧信号进行分析,利用人工智能算法研究睡眠呼吸状态分类,研究中选取的单一特征信号虽然与睡眠呼吸事件有一定关系,但是无法全面准确反映真实睡眠呼吸情况,仅能估计睡眠呼吸暂停的严重程度。二是多数设备对获取的生理信号处理方式较为简单,其生理信号的分类方法多局限于单一维度的经验统计或某个生理信号数据集的训练模型,未结合多维特征来对信号检测模型进行有效训练,导致对睡眠呼吸状态的判断不够准确。

发明内容

[0003] 针对上述现有技术的不足,本发明提供一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统及方法,实现睡眠呼吸状态的实时精准判定。

[0004] 本发明为实现上述目的所采用的技术方案是:

[0005] 一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统,包括多个监测传感器、数据采集传输模块以及显示处理模块,其中:

[0006] 所述监测传感器,用于监测不同部位的生理数据,并发送给数据采集传输模块;

[0007] 所述数据采集传输模块,用于接收各个监测传感器采集的生理数据并通过WIFI发送给显示处理模块;

[0008] 所述显示处理模块,用于存储并显示多维生理数据,以及对多维生理数据进行处理分析,得到当前的睡眠呼吸状态。

[0009] 所述监测传感器包括:

[0010] 口鼻气流监测传感器,用于通过粘贴在口鼻处的口鼻气流管将口鼻处气流导入至气压传感器芯片,监测口鼻气流信息,并发送给数据采集传输模块;

[0011] 血氧监测传感器,用于通过穿戴在手指上的指夹式血氧仪,测量血氧饱和度,并发送给数据采集传输模块;

[0012] 胸部运动监测传感器,用于通过穿戴在胸部的压电传感器,监测胸部呼吸运动信号,并发送给数据采集传输模块;

[0013] 腹部运动监测传感器,用于通过穿戴在腹部的压电传感器,监测腹部呼吸运动信号,并发送给数据采集传输模块;

[0014] 鼾声监测传感器,用于通过粘贴在脖子上的鼾声麦克风,监测睡眠时发出的鼾声,并发送给数据采集传输模块。

[0015] 还包括腕部振动提醒模块,用于通过佩戴在腕部的振动马达电机,当睡眠呼吸状

态异常时,根据显示处理模块通过数据采集传输模块发送的指令,进行振动提醒。

[0016] 一种便携式睡眠呼吸状态实时监测方法,包括以下步骤:

[0017] 监测传感器监测不同部位的生理数据,并发送给数据采集传输模块;

[0018] 数据采集传输模块接收各个监测传感器采集的生理数据并通过WIFI发送给显示处理模块;

[0019] 显示处理模块存储并显示多维生理数据,以及对多维生理数据进行处理分析,得到当前的睡眠呼吸状态。

[0020] 所述监测传感器为多个,分别执行以下步骤:

[0021] 口鼻气流监测传感器通过粘贴在口鼻处的口鼻气流管将口鼻处气流导入至气压传感器芯片,监测口鼻气流信息,并发送给数据采集传输模块;

[0022] 血氧监测传感器通过穿戴在手指上的指夹式血氧仪,测量血氧饱和度,并发送给数据采集传输模块;

[0023] 胸部运动监测传感器通过穿戴在胸部的压电传感器,监测胸部呼吸运动信号,并发送给数据采集传输模块;

[0024] 腹部运动监测传感器通过穿戴在腹部的压电传感器,监测腹部呼吸运动信号,并发送给数据采集传输模块;

[0025] 鼾声监测传感器通过粘贴在脖子上的鼾声麦克风,监测睡眠时发出的鼾声,并发送给数据采集传输模块。

[0026] 所述口鼻气流信息、胸部呼吸运动信号和腹部呼吸运动信号均包括幅度相对变化量Peak_Var和高频率分量能量占比EnergyProp,其中:

$$[0027] \quad \text{Peak_Var} = \frac{\text{CE}^{(i)} - \text{CE}^{(i,b)}}{\text{CE}^{(i,b)}}$$

[0028] 其中,将n秒时间内生理数据作为1个数据帧,CE⁽ⁱ⁾为第i个数据帧当前n秒时间内生理数据有效幅度值,CE^(i,b)为第i个数据帧前k秒时间内生理数据的参考幅度值,k>n;

$$[0029] \quad \text{EnergyProp} = \frac{\text{E1} + \text{E2}}{\text{E}}$$

[0030] 其中,E表示为当前生理数据波形总能量,E1和E2为当前生理数据波形高频率分量能量。

[0031] 所述血氧饱和度参数使用血氧饱和度下降值Decline_{SP02}表示,

$$[0032] \quad \text{Decline}_{\text{SP02}} = \text{UP}_{\text{SP02}} - \text{DN}_{\text{SP02}}$$

[0033] 其中,UP_{SP02}表示下降曲线段血氧饱和度最大值,DN_{SP02}表示下降曲线段血氧饱和度最小值。

[0034] 所述显示处理模块利用梯度均衡提升树算法对多维生理数据进行处理分析,包括以下步骤:

[0035] 1) 构建梯度均衡提升树模型的第0棵CART树模型函数F₀(X):

$$[0036] \quad F_0(X) = \log \frac{P(y = 1|X)}{P(y = 0|X)}$$

[0037] 将生理数据的特征向量及其对应的标签作为训练样本,其中, $P(y=1|X)$ 、 $P(y=0|X)$ 表示训练样本中 $y=1$ 、 $y=0$ 的比例,且 $P(y=0|X) \neq 0$, y 为标签, $y=1$ 和 $y=0$ 分别表示睡眠呼吸状态异常和睡眠呼吸状态正常;

[0038] 2) 计算第0棵CART树的伪残差,作为第1棵CART树需要拟合的伪残差:

[0039] 通过Logistic函数计算每个样本为睡眠呼吸状态异常的概率值,则第 i 个样本为睡眠呼吸状态异常的概率值为:

$$[0040] \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-F_0(X_i)}}$$

[0041] $F_0(X_i)$ 表示样本 X_i 在第0棵CART树确定后通过梯度均衡提升树模型函数计算出的结果;

[0042] 将损失函数 L 增加两个调节参数 α 、 β ,新的损失函数 $L(y_i, F_0(X_i))$ 表示为:

$$[0043] \quad L(y_i, F_0(X_i)) = -\alpha(\beta - |\hat{y}_i - 1 + \beta|)^2 y_i \log \hat{y}_i \\ - (1 - \alpha)(\beta - |\hat{y}_i - \beta|)^2 (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)$$

[0044] 其中, α 、 β 为参数;

[0045] 第1棵CART树需要拟合的伪残差 $r_{1,i}$ 表示为:

$$[0046] \quad r_{1,i} = -\frac{\partial L(y_i, F_0(X_i))}{\partial F_0(X_i)};$$

[0047] 3) 寻找CART树的最佳划分节点:遍历每个特征的可能取值,利用费尔德曼均方误差方法,计算得到费尔德曼均方误差最小的节点,完成该节点的分裂;对下层节点采用相同方法进行迭代分裂,直到树的深度达到指定阈值,完成CART树的构建;

[0048] 4) CART树的结构确定后,计算第1棵树、第 j 个叶子的节点值 $\delta_{1,j}$:

$$[0049] \quad \delta_{1,j} = \frac{\sum_{X_i \in R_{1,j}} r_{1,i}}{\sum_{X_i \in R_{1,j}} (y_i - r_{1,i})(1 - y_i + r_{1,i})}$$

[0050] 其中, $R_{1,j}$ 表示第1棵树、第 j 个叶子节点的样本集合;

[0051] 5) 计算第1棵树的模型函数 $F_1(X)$:将第0棵树的模型函数 $F_0(X)$ 加上第1棵树的叶节点函数学习率的乘积,即:

$$[0052] \quad F_1(X) = F_0(X) + lr * \sum_{j=1}^J \delta_{1,j} I(X_i \in R_{1,j})$$

[0053] 其中 X 表示训练样本集合, lr 表示学习率, $I(X_i \in R_{t+1,j})$ 表示指示函数,符合条件时输出为1,否则为0; j 表示叶子节点的个数;

[0054] 6) 重复执行步骤2)至步骤5),直到模型性能达到指定指标,或增加树的数量而模型性能提升率小于阈值,在已有模型的基础上构建 $2-T$ 棵CART树,最终的强学习器表示为:

$$[0055] \quad F_T(X) = F_0(X) + \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J \delta_{t,j} I(X \in R_{t,j})$$

[0056] 其中T表示达到指定指标后,除 F_0 外CART树的数量;

[0057] 7) 对于需要进行分类预测的样本,计算 $F_T(X)$ 的值,并将该值通过Logistic函数转化为概率进行分类:

$$[0058] \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-F_T(X_i)}}$$

[0059] 若 $\hat{y}_i \geq A$, $A \in (0, 1)$ 时,判定该样本为睡眠呼吸状态异常,否则判定为睡眠呼吸状态正常。

[0060] 腕部振动提醒模块通过佩戴在腕部的振动马达电机,当睡眠呼吸状态异常时,根据显示处理模块通过数据采集传输模块发送的指令,进行振动提醒。

[0061] 本发明具有以下有益效果及优点:

[0062] 本发明装置采用多通道生理特征信号包括鼻气流信号、血氧信号和胸腹运动信号对睡眠呼吸状态进行监测,并利用人工智能算法技术提高检测的准确性,实现较为全面准确地监测睡眠呼吸状态。

附图说明

[0063] 图1为本实施方式的结构示意图;

[0064] 图2为本实施方式的流程示意图;

[0065] 图3为本实施方式基于增加均衡机制的梯度提升方法模型流程图;

[0066] 图4a~图4b为系数与呼吸正常样本概率关系。

具体实施方式

[0067] 下面结合附图及实施例对本发明做进一步的详细说明。

[0068] 图1为本实施方式一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统的结构示意图。

[0069] 如图1所示,所述一种便携式睡眠呼吸状态实时监测系统包括:

[0070] 口鼻气流监测传感器,用于监测口鼻气流信息;本实施方式的口鼻气流监测传感器采用的是内部集成霍尼韦尔气压传感器芯片(HSCDRRD006MD2A3),口鼻气流管粘贴在口鼻处获取口鼻处气流,导入至气压传感器芯片监测气流的大小变化。

[0071] 血氧监测传感器,用于测量血氧饱和度;本实施方式的血氧监测传感器采用的是指夹式血氧仪,具体是使用NONIN(燕牌)成人血氧探头及3012XPOD型转接线采集血氧饱和度数值信息;

[0072] 胸部运动监测传感器,用于检测胸部呼吸运动信号;

[0073] 腹部运动监测传感器,用于检测腹部呼吸运动信号;在本实施方式中,具体的胸部运动监测传感器和腹部运动监测传感器是利用ADXL327BCPZ型ACC重力加速度芯片及外围电路来实现的,通过在胸腹部位安置束带形式的压电传感器来检测胸腹呼吸运动信号;

[0074] 鼾声监测传感器,用于检测睡眠时发出的鼾声;本实施方式的鼾声监测传感器采用的是鼾声麦克风,具体是使用检测距离为30mm-700mm的PI-36型双硅麦克风DSP远距离拾取降噪模块,使用时粘贴在患者脖子附近。

[0075] 数据采集传输模块,上述传感器的监测数据经数据线传输至数据采集传输模块,

并通过WIFI发送给显示处理模块,同时接收显示处理模块发来的判定结果,并通过蓝牙方式发送动作指令给腕部振动提醒模块。

[0076] 腕部振动提醒模块,佩戴于腕部位置,用于呼吸状态异常发生时根据接收的动作指令产生较为强烈的振动,本实施方式的腕部振动提醒模块采用的是小型振动马达电机;

[0077] 显示处理模块,具体实现方式为手机App端或电脑客户端,通过WIFI接收数据采集传输模块发送的数据,如果是异地登陆手机App端或电脑客户端,数据可经过网络中继传输。显示处理模块实时存储数据。利用多维数据,基于人工智能算法分析当前的呼吸状态,将判定结果发送给数据采集传输模块,数据采集传输模块通过蓝牙方式发送动作指令给腕部振动提醒模块。实时保存整晚监测数据,并得出患者的睡眠分析报告。

[0078] 图2为本实施方式一种便携式睡眠呼吸状态实时监测方法的流程示意图。

[0079] 如图2所示,所述一种便携式睡眠呼吸状态实时监测方法,具体包括如下步骤:

[0080] 步骤1:数据采集传输模块实时采集多路传感器信号包括口鼻气流信号、血氧饱和度信号、胸腹运动信号、鼾声信号,从多维睡眠状态信息提取的特征值,具体如表1所示,较为全面体现睡眠状态。

[0081] 表1多维睡眠状态生理信息提取的特征值

类型	特征名称	特征描述
口鼻气流	$Peak_Var_{AF}$	气流幅度相对变化量, 反映当前气流相对正常范围的衰减情况
	$EnergyProp_{AF}$	气流高频率分量能量占比, 反映当前呼吸动作努力程度
胸部运动	$Peak_Var_{TE}$	胸部运动幅度相对变化, 反映当前胸部运动相对正常范围的衰减情况
	$EnergyProp_{TE}$	胸部运动高频率分量能量占比, 反映当前胸部运动努力程度
腹部运动	$Peak_Var_{AE}$	腹部运动幅度相对变化, 反映当前腹部运动相对正常范围的衰减情况
	$EnergyProp_{AE}$	腹部运动高频率分量能量占比, 反映当前腹部运动努力程度
血氧饱和度	$Decline_{SPO2}$	血氧饱和度最大下降值, 反映当前血氧饱和度的变化情况
鼾声	$MFCC_{SN}$	梅尔频率倒谱系数, 反映当前鼾声状态

[0083] 各特征值详细解释如下

[0084] • 口鼻气流幅度相对变化量 $Peak_Var_{AF}$

[0085] 具体可表示为:

$$[0086] \quad Peak_Var_{AF} = \frac{CE_{AF}^{(i)} - CE_{AF}^{(i,b)}}{CE_{AF}^{(i,b)}}$$

[0087] 其中, $Peak_Var_{AF}$ 表示当前口鼻气流幅度相对变化量。人的呼吸频率一般情况下在每分钟12到22次左右, 为保证至少能够采集到2个完整的呼吸过程数据, 在本实施方式中将10秒时间内口鼻气流数据作为1个数据帧, $CE_{AF}^{(i)}$ 为第*i*个数据帧当前10秒时间内口鼻气流数据有效幅度值。为了获取口鼻气流的幅度变化, 首先对口鼻气流信号利用envelope函数取上下包络时间序列 $UP_{AF}^{(i)}(t)$ 和 $DN_{AF}^{(i)}(t)$, 口鼻气流传感器的采样率为10Hz, 即10秒钟(1个数据帧)内的采样点数为100; 然后对上包络时间序列和下包络时间序列延时作差, 差值

可作为10秒时间内口鼻气流幅度绝对变化量,在本实施方式中采用上下包络时间序列1秒延时作差,即第*i*帧当前10秒时间内口鼻气流幅度绝对变化量可写作:

$$[0088] \quad CE_{AF}^{(i)} = \frac{\sum_{t=1}^{t=90} UP_{AF}^{(i)}(t) - DN_{AF}^{(i)}(t + 10)}{90}$$

[0089] $CE_{AF}^{(i,b)}$ 为第*i*个数据帧前120秒时间内(本实施方式设定)口鼻气流幅度绝对变化量,与当前10秒口鼻气流数据类似,首先利用envelope函数取上下包络时间序列 $UP_{AF}^{(i,b)}(t)$ 和 $DN_{AF}^{(i,b)}(t)$,然后计算上包络时间序列和下包络时间序列1秒延时作差,最后对延时作差后的序列值从大到小排序,取其中前200个点的平均值作为口鼻气流幅度有效变化量,用来表征第*i*个数据帧前120秒时间内呼吸状态较好的口鼻气流幅度变化情况,写作:

$$[0090] \quad CE_{AF}^{(i,b)} = \frac{\sum_{t=1}^{t=200} AMP(t)}{200}$$

[0091] 其中,AMP(t)为内所有上下包络时间序列延时作差后从大到小排序后的序列值。

[0092] 以上1秒、10秒、120秒、200个点等参数值可以根据实际效果调整。

[0093] • 气流高频分量能量占比EnergyProp_{AF}

[0094] 首先对口鼻气流监测传感器采集的数据波形进行经验模态分解,取高频分量IMF1和IMF2进行希尔伯特变换,并计算变换结果振幅的平方和来反映高频分量能量,记为E1和E2,为了反映当前口鼻气流中呼吸动作在时频分量上的占比情况,可表示为:

$$[0095] \quad \text{EnergyProp}_{AF} = \frac{E1 + E2}{E}$$

[0096] 其中,E表示为当前口鼻气流波形总能量

[0097] • 胸部运动幅度相对变化Peak_Var_{TE}

[0098] 睡眠呼吸暂停监测过程中,口鼻处气流变化随着睡姿体位有较大波动,因此还需要胸腹运动的状态综合反映人体呼吸状态,胸部呼吸状态衰减可通过胸部运动幅度相对变化来体现,采样率与计算方式与口鼻气流类似;

[0099] • 胸部运动高频分量能量占比EnergyProp_{TE}

[0100] 采样率与计算方式与口鼻气流类似;

[0101] • 腹部运动幅度相对变化Peak_Var_{AE}

[0102] 腹部呼吸状态衰减可通过腹部运动幅度相对变化来体现,采样率与计算方式与口鼻气流类似;

[0103] • 腹部运动高频分量能量占比EnergyProp_{AE}

[0104] 采样率与计算方式与口鼻气流类似,不再赘述;

[0105] • 血氧饱和度下降值Decline_{SP02}

[0106] 血氧饱和度与睡眠呼吸暂停综合征有着密切的联系,可表示为:

$$[0107] \quad \text{Decline}_{SP02} = UP_{SP02} - DN_{SP02}$$

[0108] 具体方法为,利用差值法寻找第*i*帧后30秒内血氧数据中的下降曲线,血氧饱和度和

采样率为1Hz,前一数据与后一数据作差,若差值 >0 ,则标记为下降,计数加1,否则不标记;作差结束后对计数最大的区间段认定为下降曲线段, UP_{SP02} 表示下降曲线段血氧饱和度最大值, DN_{SP02} 表示下降曲线段血氧饱和度最小值。

[0109] • 鼾声梅尔频率倒谱系数 $MFCC_{SN}$

[0110] 梅尔频率倒谱系数声学信号处理领域中常用的特征,在信噪比降低时仍然具有较好的识别性能,因此可以用于反映鼾声与非鼾声片段的差异。具体计算过程为对语音信号进行预处理、端点检测、离散傅里叶变换、语音信号功率谱计算、梅尔尺度滤波器平滑化、对数变换、离散余弦变换,最终求得鼾声信号的梅尔频率倒谱系数 $MFCC_{SN}$ 。

[0111] 步骤2:利用梯度均衡提升树算法进行实时分析,判断是否发生呼吸异常事件。分析判断识别过程参照图3,利用梯度均衡提升树算法将睡眠状态划分为两类,第一类为呼吸正常,第二类为呼吸异常。

[0112] 本发明提出一种改进的梯度均衡提升树算法,在梯度提升树的基础上增加均衡机制,提升少数类样本在损失函数中的作用,同时增加系数提升困难样本的分辨能力,并抑制离群点样本的干扰。梯度提升使用CART(Classification and Regression Tree,分类与回归)树作为每一轮训练的基学习器,每个基分类器在上一轮基分类器的残差基础上进行训练。

[0113] 输入数据可定义为:全体样本集为 $S = \{(y_1; X_1), (y_2; X_2), \dots, (y_n; X_n)\}$,其中 $y_i \in \{0, 1\}$ 表示每个样本的标签,其中0表示呼吸正常,1表示呼吸异常; X_i 表示特征向量,本实施例中,该特征向量包含8维数据,即 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}, \dots, x_{i,8})$,分别表示表1中的气流幅度相对变化 $Peak_Var_{AF}$ 、气流高频分量能量占比 $EnergyProp_{AF}$ 、胸部运动幅度相对变化 $Peak_Var_{TE}$ 、胸部运动高频分量能量占比 $EnergyProp_{TE}$ 、腹部运动幅度相对变化 $Peak_Var_{AE}$ 、腹部运动高频分量能量占比 $EnergyProp_{AE}$ 、血氧饱和度下降值 $Decline_{SP02}$ 、鼾声梅尔频率倒谱系数 $MFCC_{SN}$;样本的总数量为 n 。

[0114] 构建梯度均衡提升树的步骤包括:

[0115] 步骤2.1,构建梯度均衡提升树模型的第0棵CART树模型函数 $F_0(X)$:

$$[0116] \quad F_0(X) = \log \frac{P(y = 1|X)}{P(y = 0|X)}$$

[0117] 其中 $P(y = 1|X)$ 、 $P(y = 0|X)$ 表示训练样本中 $y = 1$ 、 $y = 0$ 的比例,且 $P(y = 0|X) \neq 0$ 。对于 $F_0(X)$ 来说,训练样本确定后, $P(y = 1|X)$ 、 $P(y = 0|X)$ 都是确定值,因此 $F_0(X)$ 只需要计算一次。

[0118] 步骤2.2,计算第0棵CART树的伪残差,作为第1棵CART树需要拟合的伪残差。

[0119] 通过Logistic函数计算每个样本是呼吸异常概率值,则第 i 个样本是呼吸异常概率值为:

$$[0120] \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-F_0(X_i)}}$$

[0121] $F_0(X_i)$ 表示 X_i 这个样本,在第0棵CART树确定后通过梯度均衡提升树模型函数计算出的结果,用来计算该样本呼吸异常概率值。

[0122] 损失函数 L 增加两个调节参数 α 、 β ,新的损失函数 $L(y_i, F_0(X_i))$ 可表示为:

$$[0123] \quad L(y_i, F_0(X_i)) = -\alpha(\beta - |p_i - 1 + \beta|)^2 y_i \log \hat{y}_i \\ - (1 - \alpha)(\beta - |p_i - \beta|)^2 (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)$$

[0124] 其中,参数 α 、 β ,其取值可根据样本分布情况进行调整。 $\alpha \in (0, 1)$,用于调节不平衡样本的权重,对于少数类样本增加 α 的值,使其在梯度均衡提升树模型训练过程中占据较大的权重,本例中取 $\alpha = 0.75$; β 用于调整易分样本与难分样本的损失权重,越容易区分的样本在整体损失中占据越小的比重,越难区分的样本在整体损失中占据越大的比重,然而对极难区分的样本也不应该给予最大的关注,防止过度关注离群点样本造成性能下降。本例中取 $\beta = 0.8$,则系数 $(0.8 - |p_i - 0.8|)$ 用于降低标签为0的离群点样本噪声干扰,如图4(a)所示,表示系数 $(0.8 - |\hat{y}_i - 0.8|)$ 与呼吸正常(标签为0)样本概率关系;系数 $(0.8 - |\hat{y}_i - 0.2|)$ 用于降低标签为1的离群点样本噪声干扰,如图4(b)所示,表示系数 $(0.8 - |\hat{y}_i - 0.2|)$ 与呼吸异常(标签为1)样本概率关系。

[0125] 其中,横坐标 p 表示样本的分类概率,纵坐标 w 表示系数值。

[0126] 将系数 $(0.8 - |\hat{y}_i - 0.8|)$ 和系数 $(0.8 - |\hat{y}_i - 0.2|)$ 看作常数,第1棵CART树需要拟合的伪残差 $r_{1,i}$ 可表示为:

$$[0127] \quad r_{1,i} = -\frac{\partial L(y_i, F_0(X_i))}{\partial F_0(X_i)} \\ = \alpha(0.8 - |p_i - 0.2|)^2 y_i - (1 - \alpha)(0.8 - |\hat{y}_i - 0.8|)^2 \hat{y}_i \\ + ((1 - \alpha)(0.8 - |\hat{y}_i - 0.8|)^2 - \alpha(0.8 - |\hat{y}_i - 0.2|)^2) y_i \hat{y}_i$$

[0128] 步骤2.3,寻找CART树的最佳划分节点,遍历每个特征的可能取值,利用费尔德曼均方误差方法,计算得到费尔德曼均方误差最小的节点,完成该节点的分裂;对下层节点采用相同方法进行迭代分裂,直到树的深度达到指定阈值,完成CART树的构建。

[0129] 步骤2.4,CART树的结构确定后,计算第1棵树、第 j 个叶子的节点值 $\delta_{1,j}$:

$$[0130] \quad \delta_{1,j} = \frac{\sum_{X_i \in R_{1,j}} r_{1,i}}{\sum_{X_i \in R_{1,j}} (y_i - r_{1,i})(1 - y_i + r_{1,i})}$$

[0131] 其中 $R_{1,j}$ 表示第1棵树、第 j 个叶子节点的样本集合。

[0132] 步骤2.5,计算第1棵树的模型函数 $F_1(X)$,将第0棵树的模型函数 $F_0(X)$ 加上第1棵树的叶节点函数学习率的乘积,即:

$$[0133] \quad F_1(X) = F_0(X) + lr * \sum_{j=1}^J \delta_{1,j} I(X_i \in R_{1,j})$$

[0134] 其中 X 表示训练样本集合; lr 表示学习率,本实施例设置学习率为一个固定数值,取值为0.1; $I(X_i \in R_{t+1,j})$ 是指示函数,符合条件时输出为1,否则为0; j 表示叶子节点的个数。

[0135] 步骤2.6,按照相似的操作,重复执行步骤2.2至步骤2.5,在已有模型的基础上构

建CART树,直到模型性能达到指定指标(准确率超过90%),或增加树的数量而模型性能没有明显提升(如增加10棵树,准确率提升小于0.2%),在已有模型的基础上构建2-T棵CART树,最终的强学习器可表示为:

$$[0136] \quad F_T(X) = F_0(X) + \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J \delta_{t,j} I(X \in R_{t,j})$$

[0137] 其中T表示达到指定指标后,除 F_0 外CART树的数量。

[0138] 步骤2.7,以上步骤完成对梯度均衡提升树模型的构建,对于需要进行分类预测的样本,计算 $F_T(X)$ 的值,并将该值通过Logistic函数转化为概率进行分类:

$$[0139] \quad \hat{y}_i = \frac{1}{1 + e^{-F_T(X_i)}}$$

[0140] 若 $\hat{y}_i \geq 0.5$,判定该样本为呼吸异常,否则判定为呼吸正常。

[0141] 上述对本发明的一个实施例进行了详细说明。显然,上述实施例仅仅是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例;上述实施例仅用于解释本发明,并不构成对本发明保护范围的限定。基于上述实施例,本领域技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例,也即凡在本申请的精神和原理之内所作的所有修改、等同替换和改进等,均落在本发明要求的保护范围内。

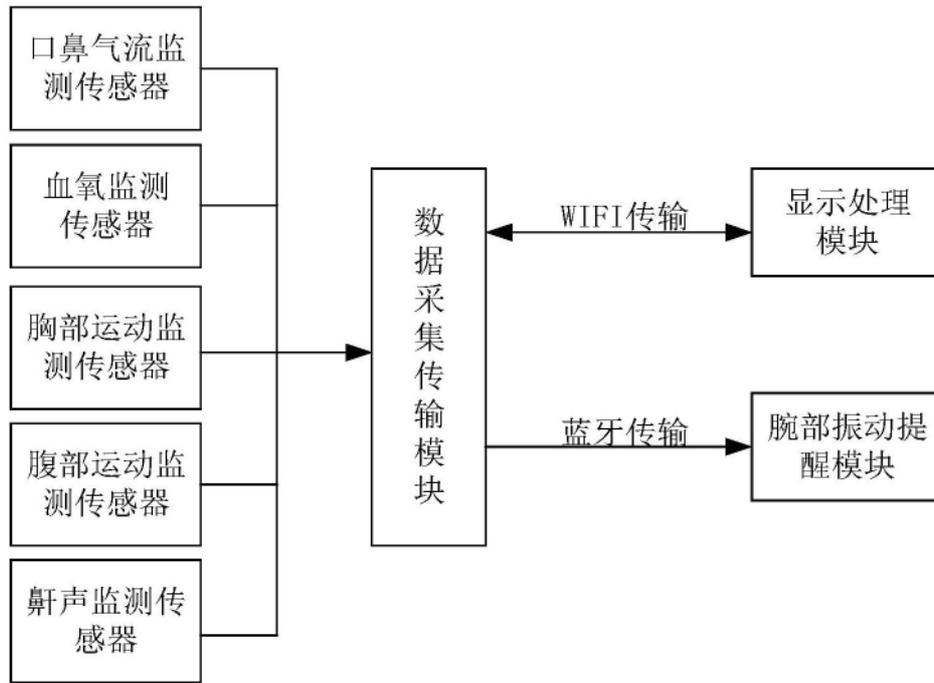


图1

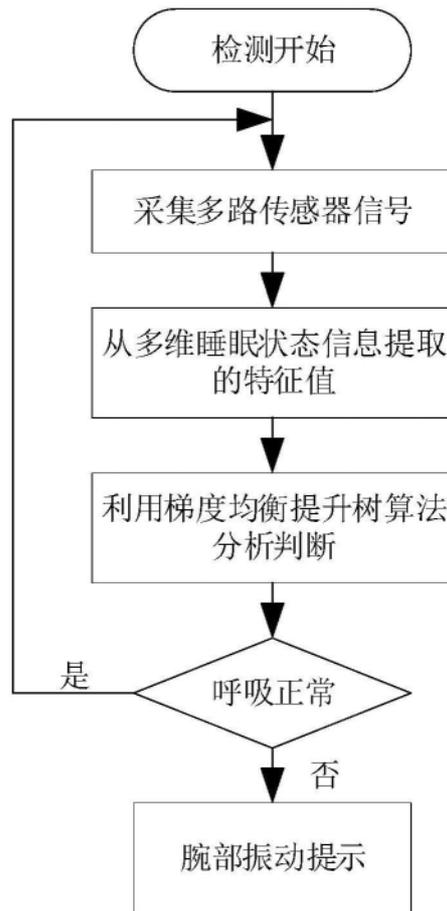


图2

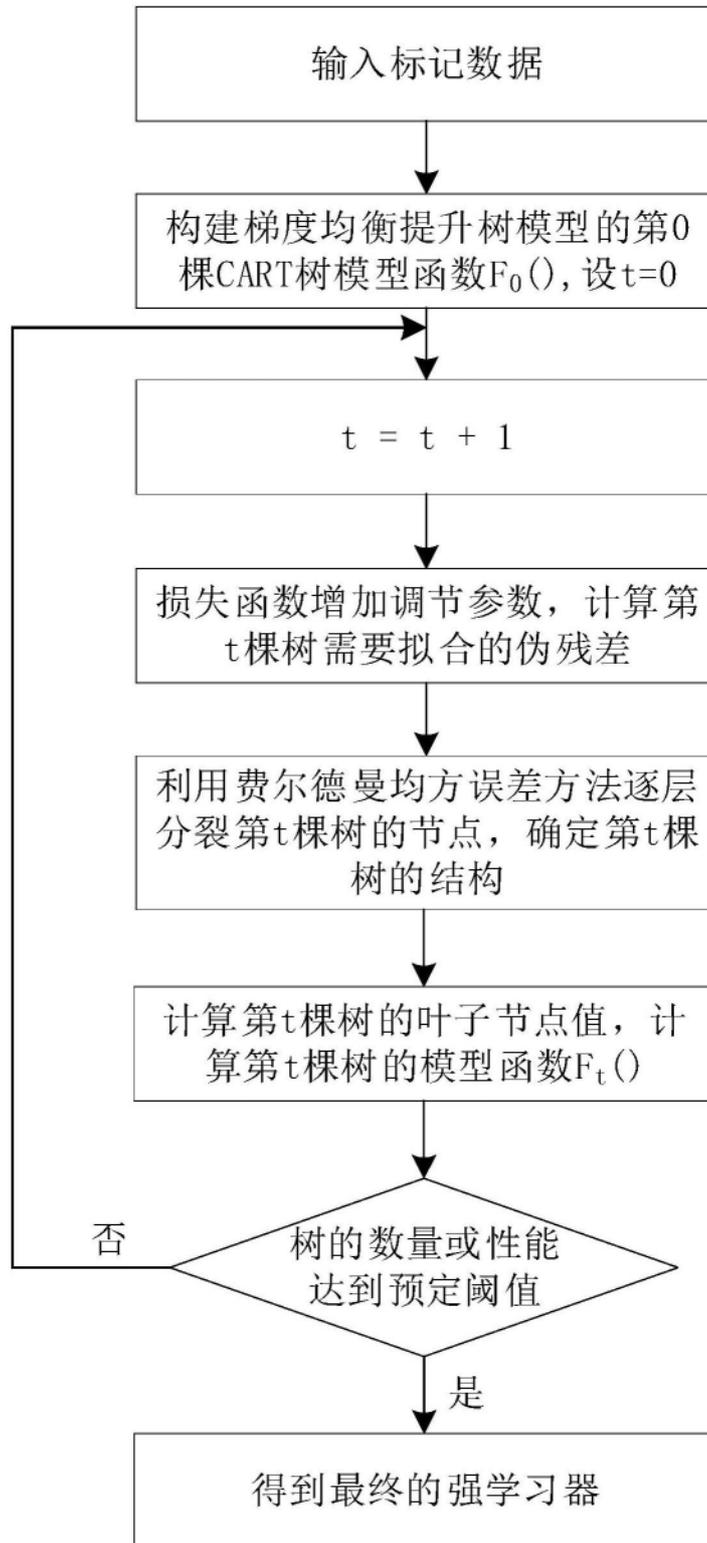


图3

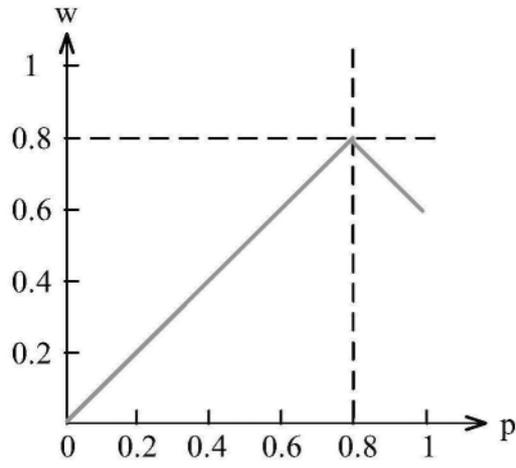


图4a

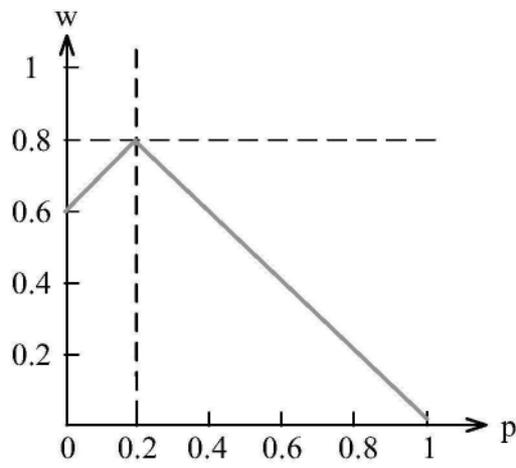


图4b