



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110338797 A

(43)申请公布日 2019.10.18

(21)申请号 201910737567.X

(22)申请日 2019.08.12

(71)申请人 苏州小蓝医疗科技有限公司

地址 215000 江苏省苏州市吴江经济技术
开发区长安路东侧1号楼1层102室

(72)发明人 丁衍 张跃春 曾瑜

(51)Int.Cl.

A61B 5/08(2006.01)

A61B 5/145(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61F 5/56(2006.01)

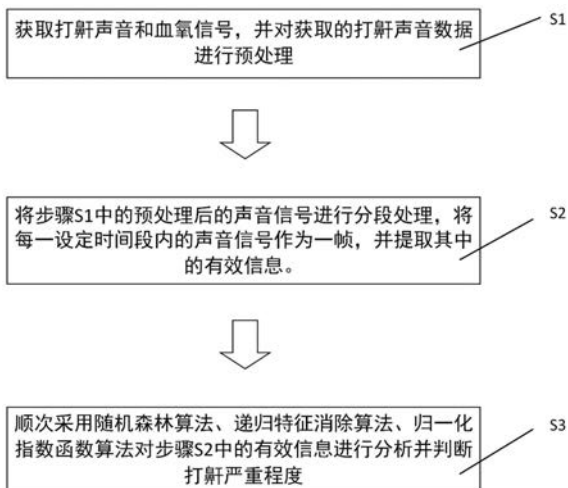
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其包括以下步骤:S1:获取打鼾声音和血氧信号,并对获取的打鼾声音数据进行预处理;S2:将步骤S1中的预处理后的声音信号进行分段处理,将每一设定时间段内的声音信号作为一帧,并提取其中的有效信息;S3:顺次采用随机森林算法、递归特征消除算法、归一化指数函数算法对步骤S2中的有效信息进行分析并判断打鼾严重程度。本发明的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法能够准确、快速判断打鼾程度,并能够对打鼾程度进行分类,能够自动识别出类别,以便于后续使用中频治疗进行诊断、治疗。



1. 一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于包括以下步骤:

S1: 获取打鼾声音和血氧信号,并对获取的打鼾声音数据进行预处理;

S2: 将步骤S1中的预处理后的声音信号进行分段处理,将每一设定时间段内的声音信号作为一帧,并提取其中的有效信息;

S3: 顺次采用随机森林算法、递归特征消除算法、归一化指数函数算法对步骤S2中的有效信息进行分析并判断打鼾严重程度。

2. 根据权利要求1所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:所述步骤S1中的对声音信号的预处理包括预先设定打鼾声音的采样频率和采样精度,然后对采集到的声音数据进行降噪处理,最后再对声音数据进行预加重处理。

3. 根据权利要求2所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:所述预先设定的打鼾声音的采样频率范围为8000-11025HZ,采样精度为16bit。

4. 根据权利要求2所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:所述降噪处理的方式为自适应滤波降噪,降噪过程包括:

输入信号序列 $x_i(n)$,期望输出信号 $d(n)$,定义误差信号为:

$$e(n) = d(n) - \sum_{i=1}^M \omega_i x_i(n)$$

S11: 设定滤波器的 $W(k)$ 初值:

$$W(0) = 0, \text{收敛因子 } 0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}$$

S12: 计算滤波器实际输出的估计值:

$$y(k) = W^T(k) X(k)$$

S13: 计算估算误差:

$$e(k) = d(k) - y(k)$$

S14: 更新 $k+1$ 时刻滤波器系数:

$$W(k+1) = W(k) + \mu e(k) X(k)$$

S15: 将 k 变为 $k+1$,重复步骤S12-S14;

其中 ω_i 为加权系数, W 为滤波器系数, k 为迭代次数, μ 为收敛因子, λ 为输入信号的自相关矩阵中最大特征值。

5. 根据权利要求2所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:所述预加重处理采用一阶FIR高通滤波器对数据进行预加重,其传输函数为:

$$H(Z) = 1 - bZ^{-1}$$

其中 b 为预加重系数,其范围为 $0.9 < b < 1$ 。

6. 根据权利要求1所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:步骤S2中的设定时间段为30秒,将每30秒分为一帧。

7. 根据权利要求1所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:步骤S2中的有效信息包括呼吸音峰值、呼吸变动值、声音的频率和幅度、每一帧声音的主成分分析、每一帧声音段内的最高血氧值和平均血氧值。

8. 根据权利要求1所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:对

步骤S2中的有效信息采用随机森林算法和递归特征消除算法进行特征选择,然后再使用归一化指数函数算法进行分类判断,以判断打鼾程度。

9.根据权利要求1-8任一项所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于:采用随机森林算法和递归特征消除算法进行特征选择的方式为:首先构建随机森林分类器模型,计算每一个波段的重要性并进行排序;然后采用序列后向搜索的递归特征消除方法,每次从特征集合中去掉重要性最小的特征,将形成的新特征集代入算法,逐次进行迭代,并计算每次分类结果的精度;最后得到特征个数少、分类准确率高的特征集。

10.根据权利要求8所述的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其特征在于随机森林中特征 f_i 的重要性的计算方法为:首先根据带外数据OOB计算随机森林中每个决策树的OOB误差为 A_i ;然后随机地对OOB所有样本的特征 f_i 加入噪声干扰,得到新的训练集 Z_i^f ,计算其OOB误差为 A_i^f ,第 i 个特征 f_i 的重要性公式为

$$f_{i\text{imp}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - A_i^f) \text{。}$$

一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法

技术领域

[0001] 本发明涉及中频止鼾仪技术领域,特别是涉及一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法。

背景技术

[0002] 鼾声是一种异常的呼吸音,它是由病变或由睡眠姿势不对所引起,鼾声的频率范围在(200~800)Hz。临床研究发现,鼾症有时会引起呼吸暂停,机体必要的换气量受到限制,从而使得身体内的氧分压降低,二氧化碳分压升高,甚至会引起一系列严重的后果,直至窒息死亡。打鼾伴呼吸暂停综合征又称睡眠呼吸暂停综合症(OSAHS),是指睡眠时对口鼻气流中断持续10秒以上,并伴随着血氧饱和度的下降,患者在睡眠时打鼾,鼾声不均匀且时有中断,打鼾停止时伴随着呼吸动作但口腔及鼻腔没有气流进出,数秒钟或数分钟后又突然爆发出来恢复打鼾及口鼻通气。呼吸暂停时患者表情痛苦,严重时伴有面色紫绀、出汗或者躁动。现有的止鼾仪对采集的鼾声和血氧参数处理不够科学,难以精准、快速判断打鼾程度,进而影响了后续的止鼾治疗。

发明内容

[0003] 为此,本发明要解决的技术问题是克服现有的止鼾仪存在的上述不足,进而提供一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,以达到快速、精准判断打鼾程度目的。

[0004] 为实现上述目的,本发明采用以下技术方案:

[0005] 一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其包括以下步骤:

[0006] S1:获取打鼾声音和血氧信号,并对获取的打鼾声音数据进行预处理;

[0007] S2:将步骤S1中的预处理后的声音信号进行分段处理,将每一设定时间段内的声音信号作为一帧,并提取其中的有效信息;

[0008] S3:顺次采用随机森林算法、递归特征消除算法、归一化指数函数算法对步骤S2中的有效信息进行分析并判断打鼾严重程度。

[0009] 优选地,所述步骤S1中的对声音信号的预处理包括预先设定打鼾声音的采样频率和采样精度,然后对采集到的声音数据进行降噪处理,最后再对声音数据进行预加重处理。

[0010] 优选地,所述预先设定的打鼾声音的采样频率为8000-11025HZ,采样精度为16bit。

[0011] 优选地,所述降噪处理的方式为自适应滤波降噪,降噪过程包括:

[0012] 输入信号序列 $x_i(n)$,期望输出信号 $d(n)$,定义误差信号为:

$$[0013] \quad e(n) = d(n) - \sum_{i=1}^M \omega_i x_i(n)$$

[0014] S11:设定滤波器的 $W(k)$ 初值:

[0015] $W(0) = 0$, 收敛因子 $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}}$

[0016] S12: 计算滤波器实际输出的估计值:

[0017] $y(k) = W^T(k) X(k)$

[0018] S13: 计算估算误差:

[0019] $e(k) = d(k) - y(k)$

[0020] S14: 更新k+1时刻滤波器系数:

[0021] $W(k+1) = W(k) + \mu e(k) X(k)$

[0022] S15: 将k变为k+1, 重复步骤S12-S14;

[0023] 其中 ω_i 为加权系数, W为滤波器系数, k为迭代次数, μ 为收敛因子, λ 为输入信号的自相关矩阵中最大特征值。

[0024] 优选地, 所述预加重处理采用一阶FIR高通滤波器对数据进行预加重, 其传输函数为:

[0025] $H(Z) = 1 - bZ^{-1}$

[0026] 其中b为预加重系数, 范围为 $0.9 < b < 1$, 一般取0.94。

[0027] 优选地, 步骤S2中的设定时间段为30秒, 将每30秒分为一帧。

[0028] 优选地, 步骤S2中的有效信息包括呼吸音峰值、呼吸变动值、声音的频率和幅度、每一帧声音的主成分分析、每一帧声音段内的最高血氧值和平均血氧值。

[0029] 优选地, 对步骤S2中的有效信息采用随机森林算法和递归特征消除算法进行特征选择, 然后再使用归一化指数函数算法进行分类判断, 以判断打鼾程度。

[0030] 优选地, 采用随机森林算法和递归特征消除算法进行特征选择的方式为: 首先构建随机森林分类器模型, 计算每一个波段的重要性并进行排序; 然后采用序列后向搜索的递归特征消除方法, 每次从特征集合中去掉重要性最小的特征, 将形成的新特征集代入算法, 逐次进行迭代, 并计算每次分类结果的精度; 最后得到特征个数少、分类准确率高的特征集。

[0031] 优选地, 随机森林中特征 f_i 的重要性的计算方法为: 首先根据带外数据OOB计算随机森林中每个决策树的OOB误差为 A_i ; 然后随机地对OOB所有样本的特征 f_i 加入噪声干扰, 得到新的训练集 Z_i^f , 计算其OOB误差为 A_i^f , 第i个特征 f_i 的重要性公式为

[0032]
$$f_{i_{imp}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - A_i^f)。$$

[0033] 本发明的有益效果:

[0034] 本发明的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法能够准确、快速判断打鼾程度, 并能够对打鼾程度进行分类, 能够自动识别出类别, 以便于后续使用中频治疗进行诊断、治疗。并据此在睡眠结束后进行睡眠评估, 评估睡眠质量和是否患有阻塞性睡眠呼吸暂停低通综合征。

附图说明

[0035] 为了使本发明的内容更容易被清楚的理解, 下面结合附图, 对本发明作进一步详细的说明, 其中:

[0036] 图1是本发明的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法的原理框图。

具体实施方式

[0037] 参见图1,一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法,其包括以下步骤:

[0038] S1:获取打鼾声音和血氧信号,并对获取的打鼾声音进行预处理;

[0039] S2:将步骤S1中的预处理后的声音信号进行分段处理,将每一设定时间段内的声音信号作为一帧,并提取其中的有效信息;

[0040] S3:顺次采用随机森林算法、递归特征消除算法、归一化指数函数算法对步骤S2中的有效信息进行分析并判断打鼾严重程度。

[0041] 本发明的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法能够准确、快速判断打鼾程度,并能够对打鼾程度进行分类,能够自动识别出类别,以便于后续使用中频治疗进行诊断、治疗。并据此在睡眠结束后进行睡眠评估,评估睡眠质量和是否患有阻塞性睡眠呼吸暂停低通综合征。

[0042] 所述步骤S1中的对声音信号的预处理包括预先设定打鼾声音的采样频率和采样精度,然后对采集到的声音数据进行降噪处理,最后再对声音数据进行预加重处理。本实施例的所述预先设定的打鼾声音的采样频率为8000-11025HZ,采样精度为16bit,在其他实施例中该采样频率和采样精度还可选用其他适宜数值。

[0043] 本实施例的所述降噪处理的方式为LMS自适应滤波降噪,输入信号序列 $x_i(n)$,期望输出信号 $d(n)$,定义误差信号为:

$$[0044] \quad e(n) = d(n) - \sum_{i=1}^M \omega_i x_i(n)$$

[0045] 降噪步骤如下:

[0046] S11:设定滤波器的 $W(k)$ 初值:

[0047] $W(0) = 0$,收敛因子 $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}}$

[0048] S12:计算滤波器实际输出的估计值:

[0049] $y(k) = W^T(k) X(k)$

[0050] S13:计算估算误差:

[0051] $e(k) = d(k) - y(k)$

[0052] S14:更新 $k+1$ 时刻滤波器系数:

[0053] $W(k+1) = W(k) + \mu e(k) X(k)$

[0054] S15:将 k 变为 $k+1$,重复步骤S12-S14;

[0055] 其中 ω_i 为加权系数, W 为滤波器系数, k 为迭代次数, μ 为收敛因子, λ 为输入信号的自相关矩阵中最大特征值。

[0056] 本实施例的所述预加重处理采用一阶FIR高通滤波器对数据进行预加重,其传输函数为:

[0057] $H(Z) = 1 - bZ^{-1}$

[0058] 其中 b 为预加重系数, $0.9 < b < 1$,一般取0.94。

[0059] 本实施例的步骤S2中的设定时间段为30秒,将每30秒分为一帧,步骤S2中的有效信息包括呼吸音峰值、呼吸变动值、声音的频率和幅度、每一帧声音的主成分分析、每一帧(本实施例每一帧为30秒)声音段内的最高血氧值和平均血氧值,其中:

[0060] (1)呼吸音峰值的计算公式如下:

$$[0061] \quad Pk = \frac{1}{100} \sum Wc(t, \delta)_{\max}(1:100)$$

[0062] Pk代表呼吸音的幅值,t的值是30秒,窗函数的值也是30秒,移动速度为5秒, $\sum Wc(t, \delta)_{\max}(1:100)$ 代表在一个窗函数中幅值最大的100点的和;

[0063] (2)呼吸变动的计算公式如下:

$$[0064] \quad \text{RespVar} = \frac{1}{10} P$$

[0065] RespVar代表呼吸变动值,P是在一个窗函数30秒中幅值是平均幅值5倍点的个数,较大的呼吸变动代表鼾声,而较小的呼吸变动则代表正常的呼吸状态。

[0066] 对步骤S2中的有效信息采用随机森林算法(简称RF)和递归特征消除算法(简称RFE)进行特征选择,然后再使用归一化指数函数算法(Softmax模型)进行分类判断,以判断打鼾程度,具体方式如下:

[0067] RF-RFE特征选择方法为:首先构建随机森林分类器模型,计算每一个波段的重要性并进行排序;然后采用序列后向搜索的递归特征消除方法,每次从特征集合中去掉重要性最小的特征,将形成的新特征集代入算法,逐次进行迭代,并计算每次分类结果的精度;最后得到特征个数少、分类准确率高的特征集。

[0068] 随机森林中特征 f_i 的重要性的计算方法为:首先根据带外数据OOB计算随机森林中每个决策树的OOB误差为 A_i ;然后随机地对OOB所有样本的特征 f_i 加入噪声干扰,得到新的训练集 Z_i^f ,计算其OOB误差为 A_i^f ,第i个特征 f_i 的重要性公式为

$$[0069] \quad f_{i\text{imp}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - A_i^f)。$$

[0070] 若给某个特征随机加入噪声之后,带外数据的准确率大幅度降低,则说明这个特征对于样本的分类结果影响很大,也就是说它的重要性比较高,所以表达式

$f_{i\text{imp}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - A_i^f)$ 可以表示相应特征的重要性。

[0071] 本实施例的Softmax模型是基于梯度下降优化的softmax模型,对于样本集 $\{(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots, (x^m, y^m)\}$,其中 $x^i \in R^{n+1}$ (特征向量的维度为n+1,其中 $x_0=1$ 对应截距项), $y^i \in \{1, 2, 3, \dots, k\}$ 。概率值 $p(y=j|x)$ 为x的每一种分类结果出现的概率,其中出现概率最大的类别为输出值。假设函数为:

$$[0072] \quad h_{\theta}(x^{(i)}) = \begin{bmatrix} p(y^{(i)} = 1|x^{(i)}; \theta) \\ p(y^{(i)} = 2|x^{(i)}; \theta) \\ \vdots \\ p(y^{(i)} = k|x^{(i)}; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \begin{bmatrix} e^{\theta_1^T x^{(i)}} \\ e^{\theta_2^T x^{(i)}} \\ \vdots \\ e^{\theta_k^T x^{(i)}} \end{bmatrix}$$

[0073] $\frac{1}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}}$ 这一项对概率分布进行归一化,使得所有概率之和为1; $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}^{n+1}$ 为模型参数。

[0074] 用 θ 表示全部的模型参数,是一个 $k \times (n+1)$ 的矩阵。为了估算 $p(y=j|x)$, 首先应该计算 θ , 计算 θ 的代价函数为:

$$[0075] \quad J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k 1\{y^{(i)} = j\} \log \frac{e^{\theta_j^T x^{(i)}}}{\sum_{j=1}^k e^{\theta_j^T x^{(i)}}} \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=0}^n \theta_{ij}^2$$

[0076] 其中“ $1\{\}$ ”为示性函数,当括号中的表达式取值为真时,该函数取值为1,当括号中的表达式取值为假时,该函数取值为0。由于加号之前部分的原代价函数不是严格的凸函数,可能会出现多个最值,所以在后面加了一个权重衰减项。有了这个权重衰减项(对于任意的 $\lambda > 0$),代价函数就变成了严格的凸函数。

[0077] 通过梯度下降法对参数矢量 θ 进行调节,使代价函数 $J(\theta)$ 快速趋于极小值,从而达到提高分类精度的目的,经过推导之后得到梯度公式:

$$[0078] \quad \nabla_{\theta_j} J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [x^{(i)} (\{y^{(i)} = j\} - p(y^{(i)} = j|x^{(i)}; \theta))] + \lambda \theta_j$$

[0079] 参数的更新公式为: $\theta_j = \theta_j - \alpha \cdot \nabla_{\theta_j} J(\theta)$, 其中 α 为学习率,是预先设定的。在每次迭代中,均使模型权值向着最大程度减小代价函数的方向(梯度方向)移动,最后得到特征个数少、分类准确率高的特征集。

[0080] 本实施例通过随机森林算法(简称RF)和递归特征消除算法(简称RFE)进行特征选择,提取出冗余信息,使用基于阶梯下优化的归一化指数函数算法(Softmax)对打鼾严重程度进行判断,提高识别精度和速率。后续止鼾仪可根据上述数据判断的打鼾程度并采用不同模式进行治疗,在睡眠结束后可对患者进行睡眠评估,评估睡眠质量和是否患有阻塞性睡眠呼吸暂停低通综合征的风险。

[0081] 上述具体实施方式只是对本发明的技术方案进行详细解释,本发明并不只仅仅局限于上述实施例,本领域技术人员应该明白,凡是依据上述原理及精神在本发明基础上的改进、替代,都应在本发明的保护范围之内。

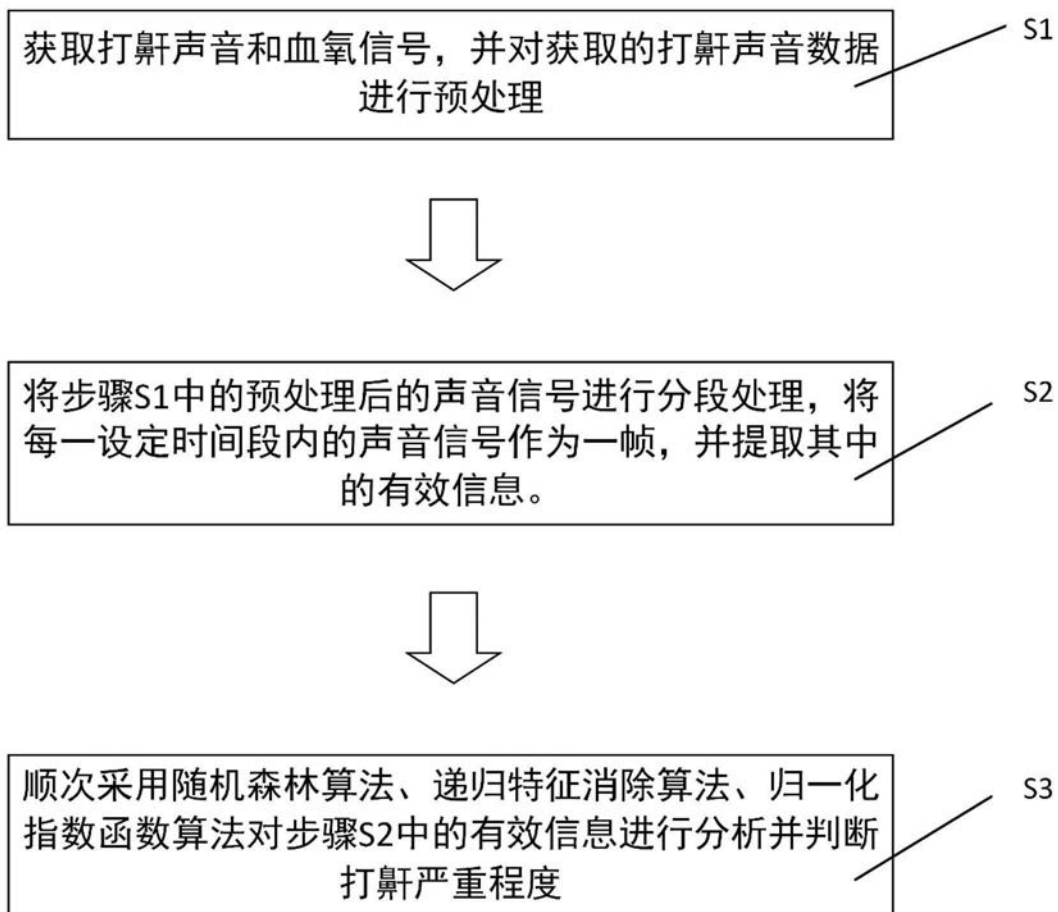


图1

专利名称(译)	一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法		
公开(公告)号	CN110338797A	公开(公告)日	2019-10-18
申请号	CN201910737567.X	申请日	2019-08-12
[标]发明人	丁衍 张跃春 曾瑜		
发明人	丁衍 张跃春 曾瑜		
IPC分类号	A61B5/08 A61B5/145 A61B5/00 A61F5/56		
CPC分类号	A61B5/0826 A61B5/14542 A61B5/4803 A61B5/4809 A61B5/4815 A61B5/4818 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7267 A61F5/56		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法，其包括以下步骤：S1：获取打鼾声音和血氧信号，并对获取的打鼾声音数据进行预处理；S2：将步骤S1中的预处理后的声音信号进行分段处理，将每一设定时间段内的声音信号作为一帧，并提取其中的有效信息；S3：顺次采用随机森林算法、递归特征消除算法、归一化指数函数算法对步骤S2中的有效信息进行分析并判断打鼾严重程度。本发明的基于鼾声和血氧的中频止鼾仪数据处理方法能够准确、快速判断打鼾程度，并能够对打鼾程度进行分类，能够自动识别出类别，以便于后续使用中频治疗进行诊断、治疗。

