

一种基于血氧饱和度与鼾声检测的呼吸暂停监测系统设计

谢运泉, 李 宏, 郭杨波, 谢建军*

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 长期打鼾严重的人往往都患有呼吸暂停综合征, 该症状对人的身体健康有着极大的危害. 针对用鼾声实现呼吸暂停检测技术准确度不够的问题, 设计了一种基于血氧饱和度与鼾声检测相结合的呼吸暂停监测系统, 利用微控制器结合外部的血氧检测电路以及鼾声检测电路实现血氧饱和度的实时监测与鼾声片段的识别, 当监测到用户睡眠时正在打鼾同时血氧饱和度在一定程度上下降, 系统便可以识别出该打鼾者的呼吸暂停症状. 而对于患有呼吸暂停症状的打鼾者, 后续可以对其进行止鼾, 从而一定程度上可以缓解呼吸暂停症状. 整个系统在准确实时的血氧饱和度监测以及鼾声识别基础上, 可以较为方便准确地识别出打鼾者的呼吸暂停症状, 为呼吸暂停综合征的实时监测提供了一种新的方法.

关键词: 呼吸暂停综合征; 血氧饱和度; 鼾声检测; 止鼾

中图分类号: TP311

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2021) 02-0009-08

睡眠呼吸暂停综合征(Sleep Apnea Syndrome, SAS)是一种常见的睡眠障碍性疾病, 严重影响人们的生活质量以及身体健康. SAS最常见的临床表现便是打鼾, 相比一般的打鼾, SAS的特有症状是呼吸暂停和低通气事件频繁发生. 所谓呼吸暂停是指夜间睡眠时呼吸气流完全停止10s以上, 而低通气是指睡眠期间的呼吸气流相对一般基础水平减少50%以上, 并伴有血氧饱和度减少4%以上^[1]. 血氧饱和度下降会产生更加严重的危害, 如高血压、低氧血症、冠心病等, 部分心血管疾病患者甚至会出现夜间猝死^[2-3]. 根据相关调查结果, 全球每天有3000多人发生与SAS相关的夜间死亡^[4], 且在中老年肥胖患者中更易出现^[5]. 因此, 对于打鼾者所患的SAS有必要进行监测和治疗.

多导睡眠仪(Polysomnography, PSG)是呼吸暂停症状的主要检测设备, 但其操作复杂, 价格昂贵, 给患者带来的负担较重, 不易在广大人群中推广^[6]. 通过动态脑电监测来进行SAS检测的方法应运而生, 但该方法在检测实施过程中需要专业医护人员进行实时操作, 不易在家庭中推广^[7]. 通过血氧

饱和度来独立判断SAS的发生可以作为一种方便有效的SAS初筛手段, 但单一的血氧饱和度监测会低估患病的严重程度^[8]. 目前, 基于动态心电图机监测的心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)检测法是替代PSG检测的主要方法之一, 但该方法需要病人长期佩戴心电电极, 容易造成皮肤过敏^[6]. 通过直接分析用户鼾声信号来进行SAS检测与筛选是一种简单且常见的方法^[9], 但该方法不易准确区分单纯打鼾者和患有呼吸暂停症状的打鼾者, 存在一定的误差, 准确度有待提高.

针对已有SAS检测方法准确度低的问题, 结合血氧饱和度与呼吸暂停症状的密切关系^[10], 本文提出了一种通过鼾声检测区分鼾声与非鼾声, 再通过监测其血氧饱和度的变化来检测呼吸暂停症状的方法, 该方法可以有效地识别出打鼾者的呼吸暂停症状, 明显提高检测SAS的准确度.

1 血氧与鼾声检测原理

1.1 血氧检测原理

血氧饱和度(SpO_2)用于表示血液中的血氧含

收稿日期: 2020-10-13.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.g.nbu.edu.cn/>

基金项目: 宁波市自然科学基金(2018A610401); 浙江省基础公益研究计划(LGF19B050003).

第一作者: 谢运泉(1994-), 男, 安徽寿县人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 嵌入式系统设计. E-mail: 83672311@qq.com

*通信作者: 谢建军(1974-), 男, 浙江余姚人, 工程师, 主要研究方向: 电路与系统. E-mail: xiejianjun@nbu.edu.cn

量, 定义为氧合血红蛋白(HbO_2)容量占全部血红蛋白($\text{HbO}_2 + \text{Hb}$)容量的百分比:

$$S = (C_{\text{HbO}_2} / C_{\text{HbO}_2 + \text{Hb}}) \times 100\%, \quad (1)$$

式中: S 为血氧饱和度, C 为血红蛋白容量.

氧合血红蛋白与还原血红蛋白对波长为 940 和 660 nm 的入射光吸收系数差异最大^[11-13], 这两种光可以作为血氧饱和度测量的光源. 本文采用透射式方法, 如图 1 所示, 发射端是波长 $\lambda_1=660$ nm 的红光(Red)和波长 $\lambda_2=940$ nm 的红外光(IRed)发光二极管, 接收端是光电接收管, 光透过手指被接收管接收转换为电信号输出. 根据朗伯-比尔定律推导出血氧饱和度的标定公式:

$$S = A + B \cdot \frac{I_{AC}^{\lambda_1} / I_{DC}^{\lambda_1}}{I_{AC}^{\lambda_2} / I_{DC}^{\lambda_2}}, \quad (2)$$

式中: A 、 B 为常数; I_{AC} 、 I_{DC} 分别为脉搏信号的交流分量、直流分量. 为了提高测量精度, 对式(2)取泰勒级数展开的前两项, 得出实际设计应用中的血氧饱和度标定公式:

$$S = A + B \cdot \frac{I_{AC}^{\lambda_1} / I_{DC}^{\lambda_1}}{I_{AC}^{\lambda_2} / I_{DC}^{\lambda_2}} + C \cdot \left(\frac{I_{AC}^{\lambda_1} / I_{DC}^{\lambda_1}}{I_{AC}^{\lambda_2} / I_{DC}^{\lambda_2}} \right)^2, \quad (3)$$

式中, C 为常数. 由于动脉血液会随着心脏的搏动而产生节律性变化, 使得光透过手指末端时光强改变, 而其他组织相对静止, 最后只需要获取光经过人体组织后光强的变化量(I_{AC})与最大值(I_{DC})的比值, 便可以计算出血氧饱和度.

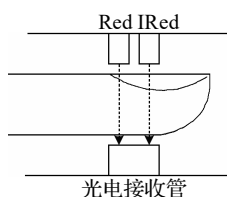


图1 透射式血氧检测原理

1.2 鼾声检测原理

鼾声的发声机制与语音信号类似, 都是在声道中形成的, 不过鼾声是由咽部振动而不是声带振动产生, 且产生在吸气阶段. 可以使用语音信号的常用特征来作为研究鼾声信号的依据, 如梅尔频率倒谱系数(Mel Frequency Cepstral Coefficients, MFCC)、共振峰等.

目前, 对于语音信号的研究已较为成熟, 但对于鼾声的识别研究相对较少. 对于鼾声的检测与识别, 主要分为监督与非监督两种方法, 两者的区

别在于是否需要训练数据. 本文采用监督学习的方法, 利用训练数据来识别出鼾声. 首先通过麦克风检测声音信号并采集到微控制器中, 然后进行信号处理, 主要包括预处理、端点检测、特征提取以及鼾声识别. 预处理过程主要是对采集的语音数据进行预加重、分帧、加窗, 是为了消除人类发声机制等因素给语音信号分析带来的影响. 端点检测主要是检测出有声段, 去除睡眠时的寂静段. 特征提取过程主要是提取与人耳感知特性相关的MFCC. 最后采用机器学习算法 K 近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)来识别出鼾声.

2 基于血氧饱和度与鼾声检测的呼吸暂停监测与识别

打鼾严重的人通常都患有睡眠呼吸暂停综合征. 在基于声学的分析中, 鼾声对区分单纯打鼾以及呼吸暂停症状具有很大的潜力. 分析整晚的鼾声信号特征, 可以初步判定是否患有呼吸暂停症状. 但研究发现, 呼吸暂停患者的正常打鼾时间间隔不定且振幅不稳定^[1], 通过分析鼾声信号特征并不能准确地检测出呼吸暂停症状, 但患有呼吸暂停症状的打鼾者睡眠时血氧饱和度会一定程度上降低, 可以对睡眠时的打鼾者监测其血氧饱和度的下降程度来判断是否患有呼吸暂停症状. 然而, 对于长期患有心血管疾病的患者, 在睡眠时也会因为呼吸不顺畅导致血氧饱和度下降, 单纯监测血氧饱和度并不能准确地检测出呼吸暂停症状. 本文的呼吸暂停监测系统主要是监测睡眠时打鼾者血氧饱和度的下降程度, 识别出打鼾者的呼吸暂停症状, 无需从鼾声信号特征上进行分析. 因为出现呼吸暂停的最基础症状便是打鼾, 系统首先需要检测出用户睡眠时是否在打鼾. 对于打鼾者, 监测其血氧饱和度的变化, 如果血氧饱和度明显下降, 则识别出用户是一名呼吸暂停症状患者, 后续可以对用户进行止鼾, 一定程度上缓解用户的呼吸暂停症状.

3 系统硬件设计

整个系统主要由血氧检测电路、鼾声采集电路及处理器外围相关电路 3 部分组成. 3 个部分协同工作, 当系统检测到睡眠用户打鼾的同时血氧饱

和度在一定范围内下降,便识别该打鼾者是呼吸暂停症状患者.系统硬件框图如图2所示.

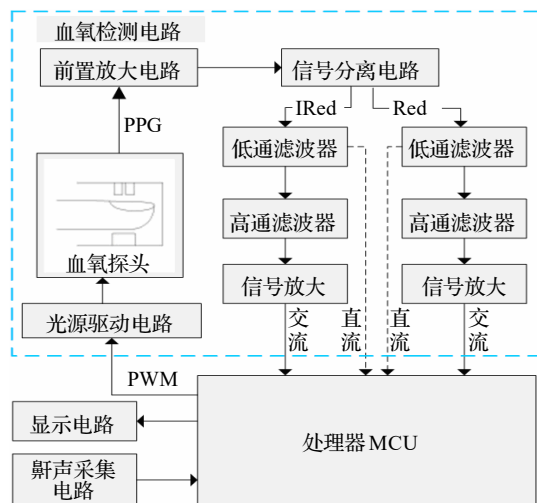


图 2 系统硬件框图

3.1 血氧检测电路设计

血氧检测电路以 STM32F407 单片机为核心,由指夹式脉搏血氧探头、光源驱动电路以及信号调理电路构成。血氧探头采集人体手指末端的光电容积脉搏波(Photoplethysmographic, PPG), 由于探头输出的原始脉搏波信号微弱, 且干扰较多, 对其进行前置放大、信号分离以及滤波等信号调理电路的处理, 再经过模数转换, 由单片机采集原始的脉搏波信号, 处理器内部对 PPG 信号处理, 显示实时的血氧饱和度值。

3.1.1 光源驱动电路设计

光源驱动电路主要是驱动血氧探头正常工作,如图3所示,为了使血氧探头内部的红光与红外光发光二极管交替点亮^[14],利用H桥电路,通过四路PWM波对信号进行分时驱动.

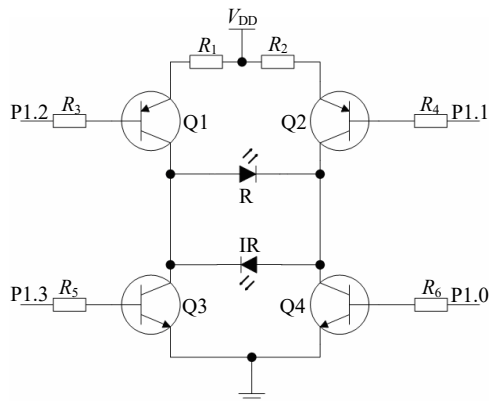


图 3 光源驱动电路

工作时红光与红外光交替点亮, Q1、Q4 导通, Q2、Q3 截止, 红光发光二极管点亮, 流过的电流为 15 mA, 满足驱动红光二极管的要求; Q2、Q3 导通, Q1、Q4 截止, 红外发光二极管点亮, 流过的电流为 17 mA, 满足红外发光二极管工作的要求. 电路通过分时交替发光来驱动血氧探头正常工作.

3.1.2 前置放大及信号分离电路设计

由血氧探头产生的原始脉搏波信号微弱,且极易受到干扰,为了提升电路的抗干扰能力,需要加入前置放大电路,而前置放大电路的性能会对电路抗干扰能力产生重大影响,因此在选择前置放大器时要求运放具有高共模抑制比、低噪声电压、高信噪比等特点^[15]. 经对比,本文采用 INA128 仪表运算放大器. P1 和 P2 是血氧探头正常工作时的输出端,与前置放大电路相连,经前置放大电路后输出的是红光与红外光混合信号,需要将两路信号进行分离以便后续处理. 本文采用模拟电子开关 CD4066 芯片来实现,其内部由 4 个双向电子开关组成. 需要注意的是,为了将两路波长信号成功分离,该芯片的分离控制信号必须与光源驱动电路的导通时序保持一致. 具体电路如图 4 所示.

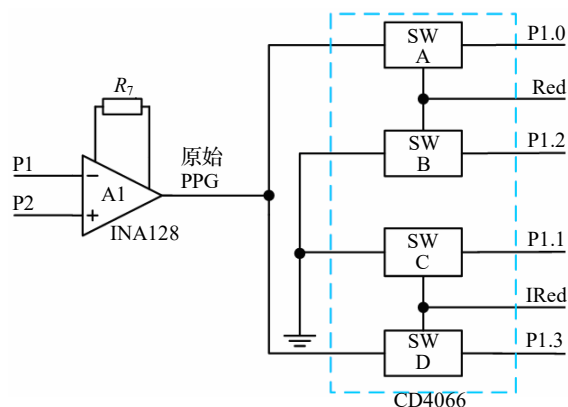


图 4 前置放大及信号分离电路

在INA128的1脚与8脚之间外接一个电阻 R_7 ,可以对前置放大电路的增益进行设置,公式如下,

$$G = 1 + 50 \text{ k}\Omega / R_7. \quad (4)$$

3.1.3 滤波电路设计

滤波电路主要是为了得到计算血氧饱和度的交流分量以及直流分量, 两路信号各自处理. 以红外光信号为例, 将信号通过一个截止频率为 31.2 Hz 的低通滤波器, 滤去信号中的杂波, 此时的信号可以看成是原信号的直流分量, 而交流分量需

要通过高通滤波器来获得, 脉搏波频率很低, 将高通滤波器截止频率设为 0.159 Hz, 信号经高通滤波器后直流分量被滤除, 得到的便是交流分量, 信号所呈现的形态便是生理学上的脉搏波信号. 具体电路如图 5 所示.

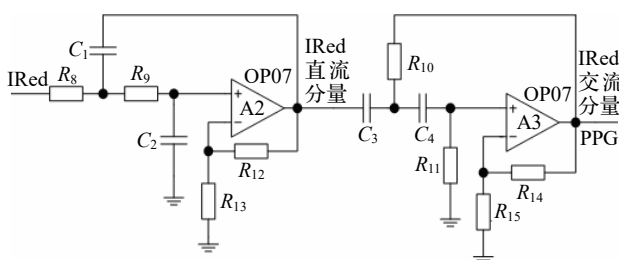


图 5 滤波电路

滤波器的截止频率为

$$f = 1 / (2\pi\sqrt{R_8 R_9 C_1 C_2}) \quad (5)$$

当 $R_8=R_9=R$, $C_1=C_2=C$ 时, 式(5)可化为

$$f = 1 / (2\pi RC) \quad (6)$$

设置 R_8 、 R_9 为 51 k Ω , R_{10} 、 R_{11} 为 1 M Ω , C_1 、 C_2 为 0.1 μ F, C_3 、 C_4 为 1 μ F, 可得低通滤波器、高通滤波器的截止频率分别为 31.2、0.159 Hz.

通过高通滤波器后的信号即为原始脉搏波信号, 但是信号十分微弱, 需进一步放大才能进行后续处理. 同时, 需要一个加法器将信号抬升到 0 V 以上, 以便于控制器的采集, 保证信号采集完整.

3.2 鼾声采集电路设计

鼾声检测的电路主要由鼾声采集电路以及主控芯片 STM32F407 组成. 采用 MAX9814 作为鼾声采集电路, 如图 6 所示, MAX9814 是一款低成本高性能麦克风放大器, 具有自动增益控制(AGC), 能够设置 40、50、60 dB 3 种增益, 电源电压范围 2.7~5.5 V, 内置 2 V 低噪声麦克风偏置. 麦克风用于采集声音, 输出(OUTPUT)接入控制器.

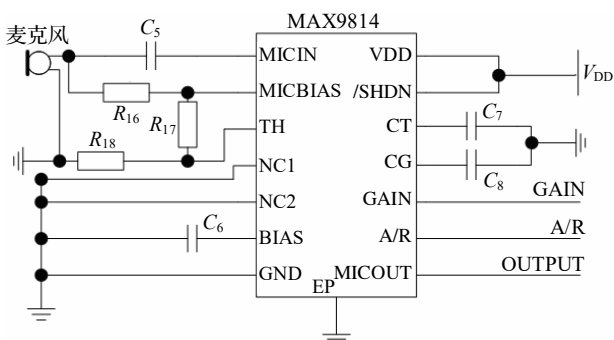


图 6 鼾声采集电路

通过鼾声采集电路采集睡眠时的声音, 通过微控制器对采集声音进行相关算法处理, 从而检测出鼾声.

4 血氧及鼾声信号处理算法设计

4.1 PPG 信号去噪及峰值点提取

监测血氧饱和度最重要的是对脉搏波进行消噪以及峰值点提取, 两者的结果会影响血氧饱和度监测的准确度. 对脉搏波消噪算法的研究主要针对的是基线漂移等低频噪声. 环境干扰等高频噪声可以通过低通滤波器滤除, 而基线漂移会改变信号的形态和幅值, 影响血氧饱和度计算的准确度, 需要对其滤除. 本文利用小波变换方法予以滤除, 小波变换在处理非平稳低频信号时优势较大, 很适合文中脉搏波基线漂移的滤除. 基于小波变换的脉搏波基线漂移滤除步骤如下:

(1)小波基选取. 根据各个小波基的形态, 通过实验比较, 选取 db4 作为基线校准的小波基.

(2)分解层数选取. 根据采样率、采样点数、脉搏波低频特性, 通过实验选取 5 层分解最为合适.

(3)噪声估计. 利用 5 层分解得到第 5 层上的近似分量来估计 PPG 信号中的低频噪声.

(4)信号重构. 从 PPG 信号中直接去除第 5 层的近似分量进行重构, 得出去除基线漂移的信号.

通过以上步骤, 基本消除了原始脉搏波的基线漂移, 如图 7 所示.

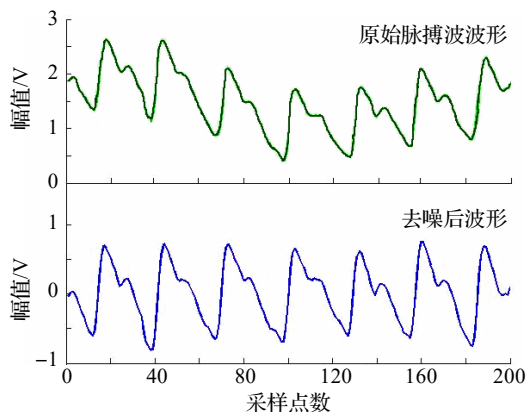


图 7 原始波形及去除基线漂移后波形

对于脉搏波峰值点的提取, 主要是提取脉搏波的波峰以及波谷, 根据波峰与波谷的差值得出计算血氧饱和度的交流分量. 本文利用微分阈值法来提取脉搏波的波峰波谷, 步骤如下:

(1) 获取一段原始脉搏波去噪后的数据, 对其进行一阶差分.

(2) 找出差分结果中的最大值 M , 根据 M 设定一个阈值, 阈值系数为 k , 即阈值为 kM , 通过实验测得 k 取 0.9 最为合适.

(3) 在差分结果中寻找大于阈值的点, 可以得出此点左边第一个过零点以及右边第一个过零点, 对应于原始数据中便是需要提取的波谷与波峰点.

通过以上步骤, 可以准确地识别出脉搏波的波峰波谷点, 如图 8 所示.

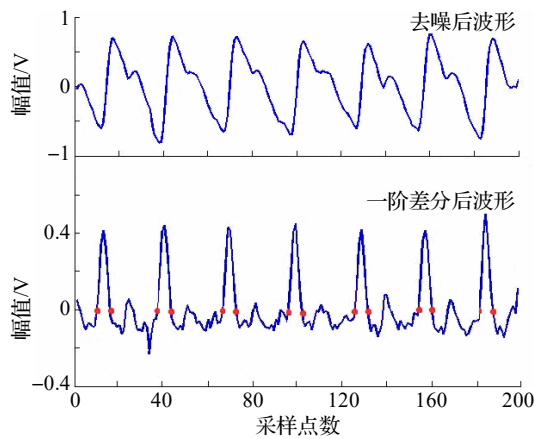


图 8 脉搏波波峰波谷识别

差分结果中每个周期内的最大值左右两边的第一个过零点对应于原始脉搏波的波谷与波峰. 利用微分阈值法, 提取脉搏波的波峰与波谷, 波峰与波谷的均值为计算血氧饱和度的直流分量, 差值为交流分量. 得到 PPG 信号的直流分量以及交流分量, 经定标后可以计算出血氧饱和度.

通过小波变换消除原始脉搏波的基线漂移, 微分阈值法提取脉搏波主波的波峰波谷, 经数据处理后, 便可以实时地监测血氧饱和度.

4.2 鼾声检测算法设计

目前语音信号处理技术较为成熟, 但对于鼾声检测与识别却很少, 鼾声信号的检测是指对传感器采集的语音数据进行分析, 检测和识别出其中的鼾声. 根据语音信号的处理过程, 对鼾声信号进行处理主要分为 4 个步骤: 预处理、端点检测、特征提取以及鼾声识别.

4.2.1 预处理

对语音信号进行预处理, 以消除因人类发声机制给语音分析带来的影响, 预处理过程主要分

为预加重和分帧加窗, 预加重就是对语音信号的高频部分进行增强补偿, 实现方式如下:

$$H(z) = 1 - \mu z^{-1}. \quad (7)$$

语音信号在长时间上是一个非平稳过程, 但是在短时间内(10~30 ms)近似为一个稳定过程, 即短时相对稳定, 可以将语音信号分为一小段一小段来处理, 即进行分帧操作. 而分帧操作通常是通过窗函数来截取, 本文采用汉明窗进行截取, 汉明窗具有更好的低通特性, 能更好地保留鼾声信号.

4.2.2 端点检测

从传感器采集到的用户睡眠声音, 除鼾声以外, 还可能存在呼吸声、关门声、空调声等噪声, 这些都属于有声段, 而环境寂静声属于无声段, 需要很好地区分出有声段与无声段, 检测出有声段便是端点检测的目的. 本文采用较为简单的双门限法进行检测. 基于短时能量与短时过零率的双门限法如图 9 所示. 通过设置短时能量的门限 a_{th} , 初步判断出有声段范围在 a_1 左边以及 a_2 右边, 在 a_1 左边和 a_2 右边搜索. 设置短时过零率的门限 z_{th} , 即可判断出有声段的范围在 z_1 和 z_2 之间. 对每帧数据的短时能量和短时过零率判断, 一旦满足其中一个条件就被视为有声段. 需要注意的是, 文中需要以环境声的短时能量和短时过零率作为参考来设定门限阈值.

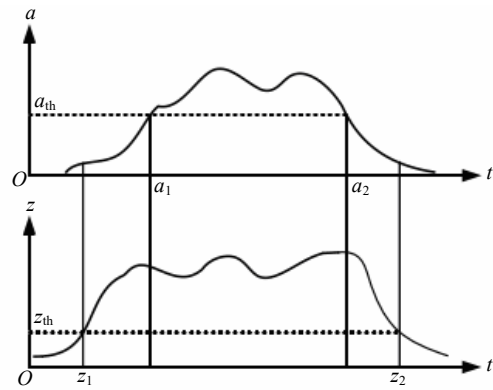


图 9 双门限法示意

4.2.3 特征提取

端点检测之后, 获取语音信号的有声段, 有声段中包含鼾声以及非鼾声. 从有声段中找出鼾声片段, 首先需要做的便是特征提取, 选择一个特征来区分这些声音. 本文提取的是 MFCC, MFCC 可以更好地反映鼾声与非鼾声片段的差异^[16], 通过

将语音信号的线性频率转为人耳感知的梅尔频率,就可以更加贴合人耳对语音信号的听觉感知机制.特征提取步骤如图 10 所示.



图 10 提取 MFCC 基本步骤

4.2.4 鼾声识别

提取了特征参数,就可以对有声段语音数据进行分类,也就有了将鼾声信号识别出的手段.鼾声识别方法主要有隐马尔科夫模型、K 近邻算法以及 K 均值算法等^[17].对比 3 种方法,并考虑到本系统需要实时监测呼吸暂停症状,采用 K 近邻(KNN)较为简单,其他两种方法不能做到实时监测. K 近邻算法的实现如图 11 所示.

```

1. //KNN 分类
2. Algorithm KNN
3. Input: dataSet.data,feature_vector//训练集样本类型及特征向量,测试样本特征向量
4. Output: rSet.dist,rSet.type,鼾声,非鼾声
5. //计算距离
6. For i<-0 to 100 step +1
7.   For j<-0 to 12 step +1
8.     t<- dataSet[i].data[j] - feature_vector[j] //训练样本 MFCC 减去测试样本 MFCC
9.     dist <- t*t+dist
10.   Next j
11.   rSet[i].dist <- sqrt(dist) //欧氏距离
12.   rSet[i].type <- dataSet[i].type;//类型
13. Next i
14. //距离排序
15. qsort(rSet,100) //对距离升序排序,类型随距离变化
16. //选取距离最小的 K 个点,统计 K 个点中类型出现最多的作为新样本预测类型
17. For k<-0 to 3 step +1
18.   A[rSet[k].type] <- A[rSet[k].type] + 1 //统计前 k 个距离中对应类型个数
19. Next k
20. If(A[1]>a[0])
21. then 鼾声
22. Else(A[1]<a[0])
23. then 非鼾声
24. End If
  
```

图 11 K 近邻算法

K 近邻算法应用于鼾声识别首先需要确定训练集样本,且每个样本的特征参数以及所属类别需要给出,为了准确识别,训练集样本需要多样性,除了鼾声,还需要电视声音、呼吸声、关门声等,样本种类越多识别的准确率越高.确定完训练集样本,便可以对新样本特征参数与训练集样本特征

参数进行分类识别,具体步骤是首先测试新样本与训练集样本特征参数的欧氏距离,然后按距离排序,选取与新样本特征参数距离最近的 K 个训练集样本,确定最近的 K 个训练集样本中类别出现最多的样本,并将其作为新样本的预测类别,这样便可以将每一帧的语音数据类别识别出来,从而识别出鼾声片段.

5 系统软件设计

系统软件设计主要包括血氧饱和度检测软件设计以及鼾声检测软件设计,整个系统软件设计流程如图 12 所示.

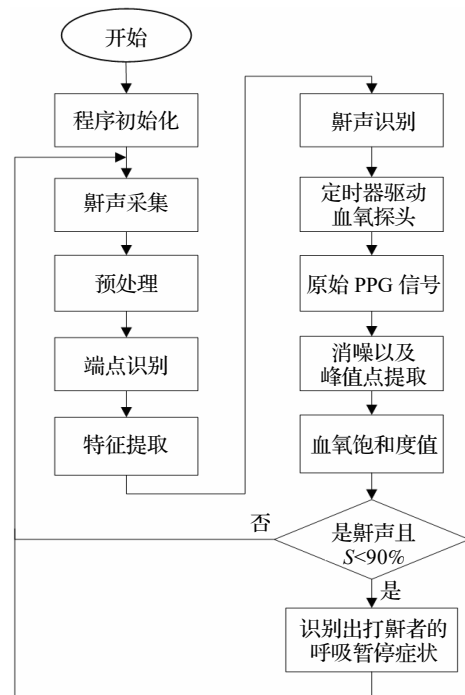


图 12 系统软件流程

系统实现的功能是先检测出鼾声,再对打鼾者进行血氧饱和度的监测,血氧饱和度低于临界值,系统识别出该打鼾者患有呼吸暂停症状.各个部分协同工作,对血氧饱和度正常的单纯打鼾者,系统便不会识别出呼吸暂停症状.

6 系统测试结果

6.1 血氧饱和度测试结果

10 名受试者保持静坐姿势 10 s,佩戴血氧探头进行 5 次测量,得出平均值.为了模拟睡眠时缺氧,采用屏息的方法使血氧饱和度下降,屏息 20 s,佩

戴血氧探头进行 5 次测量, 得出平均值. 结果对比见表 1. 受实验条件限制, 采用华为手环 FDS-B19 作为标定仪器, 对本文设计的系统和手环测量的血氧饱和度进行对比, 两者具有很好的一致性. 由于个体的差异, 误差会有一定范围的波动, 但总体而言, 本文系统的测量误差在正常范围内, 测量较为精确.

表 1 血氧饱和度对比测试实验结果 %

编号	静坐 10 s 血氧饱和度			屏息 20 s 血氧饱和度		
	系统结果	手环结果	误差	系统结果	手环结果	误差
1	98.4	98	0.4	89.6	89	0.6
2	98.7	99	0.3	90.3	89	1.3
3	97.2	96	1.2	88.8	88	0.8
4	96.5	96	0.5	87.6	88	0.4
5	98.2	98	0.2	89.4	89	0.4
6	98.7	98	0.7	90.5	90	0.5
7	99.1	99	0.1	91.2	90	1.2
8	98.1	98	0.1	89.3	89	0.3
9	96.1	95	1.1	87.6	87	0.6
10	96.3	95	1.3	86.4	85	1.4

6.2 鼾声识别测试结果

在实验室环境中, 利用真实睡眠环境下的含有 1 min 鼾声片段的录音进行鼾声识别测试. 而对于鼾声的标定, 采用人工对录音进行鼾声数量统计, 可以得出最终的鼾声识别准确率. 具体测试结果见表 2.

表 2 鼾声识别测试结果

编号	人工标定鼾声数	系统测得鼾声数	识别率/%
1	38	36	94.74
2	42	39	92.86
3	40	37	92.50
4	37	35	94.59
5	41	38	92.68

从采集的 5 份录音样本的识别率来看, 鼾声识别达到了较好的水平. 但本文的重点并不是识别鼾声数, 而是能准确识别出用户打鼾. 由于运行在微控制器上, 不能采用较为复杂的算法, 而且处理器处理速度有限, 训练集样本也不能太多, 这样会导致最终的识别率略低于一些复杂算法的识别结果. 总体而言, 本文系统已经取得了较好的识别效果, 满足通常的需求.

6.3 伴有呼吸暂停症状的鼾声识别结果

为了模拟实际睡眠环境, 受试者佩戴血氧探头进行实时的血氧饱和度监测, 同时利用含有鼾声片段的录音以及非鼾声片段录音进行鼾声识别, 测试结果见表 3.

表 3 伴有呼吸暂停的鼾声患者测试结果

编号	血氧饱和度/%		打鼾识别	识别结果
	正常	屏息 20 s		
1	96.1	86.6	正在打鼾	呼吸暂停症状的打鼾者
2	98.7	91.2	正在打鼾	单纯打鼾者
3	96.5	87.5	未打鼾	其他疾病
4	98.1	89.1	正在打鼾	呼吸暂停症状的打鼾者
5	96.3	90.5	正在打鼾	单纯打鼾者
6	97.2	88.5	未打鼾	其他疾病
7	98.5	92.2	正在打鼾	单纯打鼾者
8	95.6	87.6	未打鼾	其他疾病

根据鼾声检测结果以及血氧饱和度监测结果, 当系统检测到用户睡眠时在打鼾, 同时血氧饱和度下降, 系统便可以自动识别出该打鼾者患有呼吸暂停症状. 而对于未打鼾的用户, 当监测到其血氧饱和度下降时, 可能是患有心血管或者高血压等疾病, 这些由其他疾病引起的血氧饱和度下降并不是本文研究的重点, 系统不作识别.

7 结论

本文提出了一种基于血氧饱和度及鼾声检测的呼吸暂停监测系统, 将血氧饱和度与睡眠时的鼾声相结合, 对传统的用鼾声来检测呼吸暂停症状方法进行了改进, 增加了血氧饱和度的监测, 通过血氧饱和度来检测 SAS 的准确率相比于单纯鼾声检测提高了 2% 左右. 采集用户睡眠时的语音数据, 识别出其中的鼾声部分, 便可以检测出用户的打鼾状态. 对正在打鼾的用户, 同时监测其血氧饱和度下降的程度来识别呼吸暂停症状. 识别出用户患有呼吸暂停症状后可以对其进行一定的刺激, 从而在一定程度上缓解呼吸暂停症状. 该系统可以实时地监测血氧饱和度以及鼾声, 工作稳定, 检测方便, 无创伤, 具有一定的应用前景.

参考文献:

[1] 杨贺. 基于 AHI 指数的 OSAHS 筛查系统的研究与实现[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.

- [2] van Maanen J P, de Vries N. Long-term effectiveness and compliance of positional therapy with the sleep position trainer in the treatment of positional obstructive sleep apnea syndrome[J]. *Sleep*, 2014, 37(7):1209-1215.
- [3] 王辉, 施恋, 王玉梅. 51例睡眠打鼾患者应用多导睡眠监测系统监测的临床分析[J]. *中国医学工程*, 2019, 22(12):55.
- [4] Farishta F, Hadi M S, Srinivas V. Obstructive sleep apnea hypopnea syndrome (OSAHS): A case review[J]. *International Journal of Pharmaceutics*, 2018, 3(3):15-16.
- [5] 胡嫵. 肥胖打鼾患者睡眠监测及中医病机分析[J]. *内蒙古中医药*, 2019, 36(6):144.
- [6] Tuncer A T, Bilgen M. A viable snore detection system: Hardware and software implementations[J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 2020, 28(2):1059-1069.
- [7] Hassan A R, Haque M A. An expert system for automated identification of obstructive sleep apnea from single-lead ECG using random under sampling boosting[J]. *Neuro-computing*, 2017, 235:122-130.
- [8] Pathinarupothi R K, Dhara P J, Rangan E S, et al. Single sensor techniques for sleep apnea diagnosis using deep learning[C]. 2017 IEEE International Conference on Healthcare Informatics, 2017:524-529.
- [9] Pevernagie D, Aarts R M, de Meyer M. The acoustics of snoring[J]. *Sleep Medicine Reviews*, 2010, 14(2):131-144.
- [10] Liu Y, Huang W, Zou J, et al. Sea level nocturnal minimal oxygen saturation can accurately detect the presence of obstructive sleep apnea in a population with high pretest probability[J]. *Sleep and Breathing*, 2020, 10(10):1007-1010.
- [11] 黎圣峰, 庞宇, 高小鹏. 便捷式血氧信号检测装置设计[J]. *传感器与微系统*, 2017, 36(3):111-113.
- [12] 王倩, 丁虹霞, 张元亭. EMD在消除光电容积脉搏波中运动伪迹的应用[J]. *先进技术研究通报*, 2010, 4(6):2-6.
- [13] 陈帝良, 方震, 赵湛. 集成多生理参数监测的终端设计[J]. *传感器与微系统*, 2016, 35(1):95-97.
- [14] 卢蒙蒙. 实现与血氧光谱分离的脉搏色素谱测量方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
- [15] 康华光, 陈大钦, 张林. 电子技术基础 模拟部分[M]. 5版. 北京: 高等教育出版社, 2005:228-266.
- [16] Jiang Y, Peng J, Zhang X. Automatic snoring sounds detection from sleep sounds based on deep learning[J]. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 2020, 43(2):679-689.
- [17] Vesperini F, Romeo L, Principi E. Convolutional Recurrent Neural Networks and Acoustic Data Augmentation for Snore Detection[M]//Esposito A, Faundez-Zanuy M, Morabito F C, et al. *Neural Approaches to Dynamics of Signal Exchanges*. Singapore: Springer Singapore, 2019: 35-46.

Design of an apnea monitoring system by combining blood oxygen saturation and snoring detection

XIE Yunquan, LI Hong, WU Yangbo, XIE Jianjun*

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: People with chronic snoring often suffer from obstructive sleep apnea syndrome (SAS), which is extremely harmful to their health. To tackle the issue of inaccuracy with the conventional technique of using snoring for apnea detection, an apnea monitoring system based on the combination of blood oxygen saturation and snoring detection is proposed. A microcontroller is used in combination with external blood oxygen detection circuit and snoring detection circuit to realize real-time monitoring of blood oxygen saturation and identification of snoring spells. When the system finds that the user is snoring while the blood oxygen saturation decreases to a certain level, it can recognize the apnea symptoms of the snorer. For snorers suffering from apnea symptoms, it can help them stop further snoring, so as to mitigate the apnea symptoms to a certain extent. On the basis of accurate and real-time monitoring of blood oxygen saturation and snoring recognition, the whole system can detect the apnea symptoms of snorers more conveniently and more accurately, which provides a new method for real-time monitoring of apnea syndrome.

Key words: SAS; blood oxygen saturation; snoring detection; stop snoring

(责任编辑 韩 超)