



基于神经网络的 WiFi 睡眠呼吸暂停智能监测技术

余 鑫 杨小龙 周 牧 蒋 青

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘 要: 为了克服传统睡眠呼吸监测方案未考虑实际受测人员在测试区域可能存在呼吸暂停、正常呼吸或者离开测试区域的问题,设计一种基于家庭 WiFi 的睡眠呼吸暂停智能监测系统。利用线性拟合消除接收天线的信道状态信息(channel state information, CSI)相位误差,并利用小波变换去除信号幅值的噪声;结合短时傅里叶变换和滑动窗口法对信号进行分割;提取天线间相位差的方差等特征并利用神经网络模型对呼吸暂停进行识别,排除睡姿变化带来的干扰。实验结果表明,该系统对于呼吸暂停的检测率达到 95.6% 以上,能够作为日常的呼吸暂停监测方案并为用户提供健康参考。

关键词: WiFi; 信道状态信息; 呼吸暂停; 神经网络

中图分类号: TN 929.5

文献标志码: A

文章编号: 1673-825X(2020)05-0788-10

WiFi sleep apnea intelligent monitoring technology based on neural network

YU Xin, YANG Xiaolong, ZHOU Mu, JIANG Qing

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,
Chongqing 400065, P. R. China)

Abstract: In order to overcome the problem that the traditional approaches of breathing monitoring hardly consider that actual subject may be apnea, breathing normally or leaving in the test area, an intelligent sleep apnea monitoring system based on home WiFi is proposed in this paper. Firstly, linear fitting and wavelet transform are used to eliminate the phase errors of channel state information (CSI) of the receiving antennas and remove the noise of signal amplitude, respectively. Then, we segment the signal by combining the short-time Fourier transform and sliding window method. Finally, we extract the features such as the variance of the phase difference between antennas, and build the neural network model to identify apnea state to eliminate interference caused by changes in sleep postures. The experimental results show that the detection rate for apnea is over 95.6%. The proposed system can be a daily apnea monitoring approach and provide health reference for users.

Keywords: WiFi; channel state information; apnea; neural network

收稿日期: 2020-06-29 修订日期: 2020-09-18 通讯作者: 杨小龙 yangxl@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61771083, 61704015); 重庆市教委科技研究项目(KJQN201800625); 重庆市自然科学基金(cstc2019jcyj-msxmX0635)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61771083, 61704015); The Science and Technology Research Project of Chongqing Education Commission (KJQN201800625); The Chongqing Natural Science Foundation Project (cstc2019jcyj-msxmX0635)

©1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

0 引言

睡眠是人们日常生活的重要组成部分,因此,对睡眠质量检测显得尤为重要。目前针对睡眠质量检测的传统方案主要集中于检测睡眠过程中的脑电波和心跳^[1]这2种体征信息,但是呼吸这一体征信息也扮演着非常重要的角色。市场上一些商用设备,从用户携带的耳机或者佩戴的腕带^[2]中收集数据,从而对睡眠质量进行分析,或是利用嵌入床垫中的压力传感器阵列^[3]来监控睡眠障碍情况。但是这样的设备穿戴不舒适,不适合日常或是过于昂贵。

近年来,雷达因其具有非接触、隐私性高等特点,在对呼吸进行检测的相关研究工作中,得到广泛使用。文献[4]提出的 WiSpiro 是一种使用调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达的系统,该系统通过相位解调算法,分析运动对 2.4 GHz 定向天线发送的连续波信号造成的相位变化,重建胸腹部运动,并通过训练过程将其映射到呼吸过程中。但该系统需要定制的硬件,并且需要较长时间对受测者进行扫描,且扫描过程中,如果受测者频繁移动,则扫描过程会受到进一步的影响。文献[5]提出的 Vital-Radio 监测呼吸和心率的系统使用 5.46~7.25 GHz 的带宽,同时也需要额外定制的硬件设备,成本高,工作频率高。

与雷达系统相比,射频识别(radio frequency identification, RFID)标签结构简单,所需读取设备简单,因此也被用于生命体征监测。文献[6]提出的 Tagbreathe 系统将轻量级 RFID 标签附着在用户的衣服上,反向散射无线电波,通过分析 RFID 读取器得到的低电平数据,跟踪由于吸入和呼出气体,人体胸腹部引起的周期性身体运动,并利用相位信息来估计呼吸频率。但是 RFID 技术的安全性不够强,其标签信息容易被非法读取或者恶意篡改。

随着 WiFi 设备的普及且 WiFi 信号对人体几乎不产生任何影响,研究者们着手研究基于 WiFi 的呼吸检测技术。文献[7]提出的 Ubibreathe 系统,使用 WiFi 设备上的接收信号强度(received signal strength indication, RSSI)进行呼吸估计,利用截止频率为 0.1~0.5 Hz 的带通滤波器对接收 RSSI 信号进行滤波,通过离散小波变换去除信号中的噪声,利用快速傅里叶变换对呼吸频率进行估计。但是该系统只有当受测者将 WiFi 设备靠近胸部时,检测结果才是准确的。相比于 RSSI 提供的叠加能量信息,信

道状态信息(channel state information, CSI)不仅包含载波幅值信息,还能提供各载波的相位信息,细粒度更高,为更准确的呼吸检测研究提供了可能。文献[8]利用 CSI 振幅和相位差捕捉由呼吸和心跳引起的微小运动,通过 CSI 时域和频域信息对单人和双人的呼吸频率进行估计。文献[9]提出的 Phase-beat 系统利用小波变换分解和重构 CSI 信号中的呼吸信号和心率信号,从而监测生命体征。文献[10]提出的 TR-BREATH 系统将获取的 CSI 信息投影到时间反演共振强度特征空间,利用 Root-Music 等算法分析时间反演共振强度从而对呼吸频率进行估计。文献[11]提出的 Mo-Sleep 系统消除相位误差对呼吸影响,并利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)能够较好地提取呼吸信号。

针对上述检测系统存在需要额外硬件设备、隐私性低、受光影响大且未考虑实际睡眠可能出现的多种情况等问题,本文提出的针对睡眠状态的智能监测系统是更适用于日常的检测系统。通过设置 2 台商用 WiFi 设备作为数据包的发送机和接收机,构成了基于 WiFi 的检测系统,实现对受测者的睡眠状态检测。首先,对接收到的信号构建其信号模型并修正接收到的 CSI 相位信息。其次,消除修正后 CSI 信息的噪声、干扰以及信号中的异常值。接着,设计一种信号分割算法,首先选择对运动变化最明显的子载波,接着对 CSI 信号幅值进行修正,然后利用时域和频域信息对信号进行分割。最后,对分割后的片段提取特征,构造分类器进行检测与识别。本文设计的方案不需要受测者携带任何设备,也不需要修改相关的硬件设备即可实现对睡眠呼吸进行检测,成本低,隐私性高,适用于日常。实验结果表明,本方案不仅能够较好地消除干扰 CSI 信息,还能够达到 95.6% 以上的识别准确率。

1 系统模型及框架

为了模拟睡眠可能出现的呼吸状态,本文要求受测者在测试区域内进行正常呼吸,模拟呼吸存在状态;憋气时模拟呼吸暂停状态;起身后离开测试区域时模拟无人状态。本文提出的睡眠检测系统利用线条模拟受测者的胸腹部和 WiFi 在室内环境中的传播路径,如图 1。受测者呼吸产生的胸腹部起伏引起传播路径的变化,红色实线表示接收机和发射机之间的直射路径,绿色实线表示空间中的多径,蓝

色实线和虚线分别表示吸气和呼气的传播路径。基于 WiFi 的睡眠状态检测系统主要分为离线和在线 2 个阶段,系统框架结构如图 2。在离线阶段,分别采集无人状态、有人呼吸状态和呼吸暂停状态的 CSI 数据,接着对其进行预处理,消除相位误差和去除环境中的噪声干扰,选择最优子载波。最后,提取 3 种场景的特征,构建生成检测分类器。在线阶段,通过相同的方式采集数据、预处理信号和提取信号特征,利用离线阶段构建的分类器完成睡眠状态的检测,最后记录每个状态的时间节点。

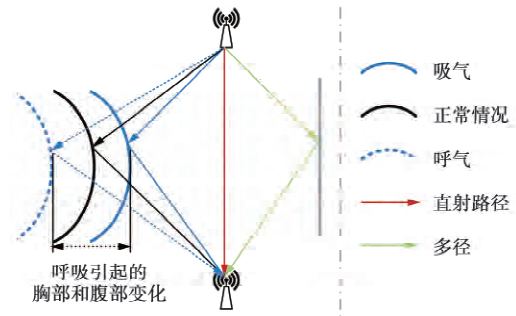


图 1 WiFi 在室内环境中的传播路径

Fig.1 WiFi signal propagation in indoor environments.

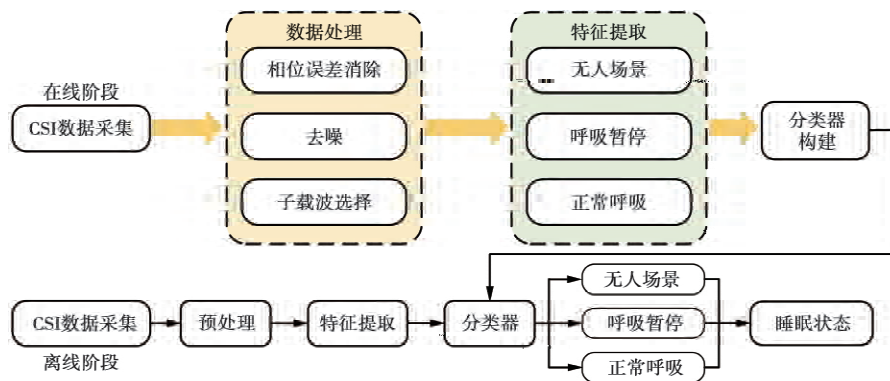


图 2 基于家庭 WiFi 的睡眠呼吸暂停监测方法的系统架构图

Fig.2 System architecture of a sleep apnea monitoring method based on home WiFi

2 预处理模块

2.1 信号模型及相位误差消除

在 IEEE 802.11n/ac 中,利用正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术从物理层对 CSI 进行测量和解析。在频域利用子载波的幅值和相位可以表征无线信道性能。假设在单根天线上有 K 个子载波,接收到 M 个数据包,则 CSI 可以表示为一个矩阵

$$CSI_{K \times M} = \begin{bmatrix} csi_{1,1} & csi_{1,2} & \cdots & csi_{1,M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ csi_{K,1} & csi_{K,2} & \cdots & csi_{K,M} \end{bmatrix} \quad (1)$$

(1) 式中 $csi_{k,m}$ ($k \in [1, K]$, $m \in [1, M]$) 表示第 k 个子载波在第 m 个数据包的所有路径的总和,可用幅值和相位表示为

$$csi_{k,m} = \| csi_{k,m} \| \cdot \exp(-j \cdot \angle csi_{k,m}) = \sum_{l=1}^L \alpha_{k,m}^l \cdot \exp(-j2\pi \cdot f_k \tau_{k,m}^l) \quad (2)$$

(2) 式中: $\| \cdot \|$ 表示幅值; $\angle \cdot$ 表示相位; L 表示环境中的传播路径总数; f_k 表示单根天线上的第 k 个

子载波的频点; $\alpha_{k,m}^l$ 表示第 l 条路径的衰减系数; $\tau_{k,m}^l$ 表示第 l 条路径的传播时延。

然而,在实际操作中,由于 WiFi 网络中的收发双方时钟不同步,数据包存在检测时延和设备精度不够等原因会造成接收的数据存在载波频率偏移和采样频率偏移等问题,需要对接收到的 CSI 相位进行处理。实际接收的相位由真实相位值和偏移值组成,表示为

$$\hat{\phi}_k = \phi_k + \frac{2\pi}{K} k \delta + \rho \quad (3)$$

(3) 式中: $\hat{\phi}_k$ 和 ϕ_k 分别表示第 k 个子载波的测量相位和实际相位; δ 表示相位偏移量; ρ 代表常数误差。本文通过线性拟合方法^[11]对相位误差进行消除,结果对比如图 3。从图 3 中可以看出,通过线性校准后的相位比原始相位更加稳定,尽管处理后的相位并不完全等于真实相位,但是非常接近于真实值,且误差可以相对忽略。

2.2 消除噪声干扰

实测环境中,由于设备自身和环境的因素,接收的信号存在各种各样的噪声,往往导致需要的有用

信号被淹没在噪声中,无法提取出来进行后续的处理。因此,本文对CSI的幅值处理过程包括去除异常值和小波去噪2部分。因为一些偶发因素,接收的信号中总是会出现少数偏离原始信号轨迹的异常值,如图4a中黑框部分。利用基于中值绝对偏差的滤波器对处于 $[\mu-3\sigma, \mu+3\sigma]$ 外的样本值进行滤除,其中 μ 表示均值, σ 表示标准差,并用数据中值来代替,如图4b。

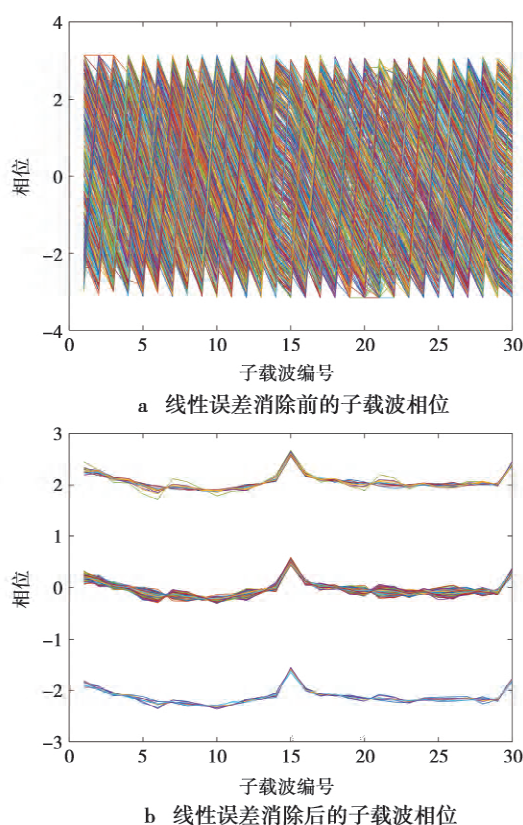


图3 子载波相位线性误差消除前后对比图

Fig.3 Comparison result before and after the subcarrier phase linearity error is eliminated

由于呼吸的频率范围一般为0.2~0.75 Hz,而实际接收数据中往往存在大量高频噪声,因此,在去除异常值造成的影响后,需要利用小波去噪法对CSI幅值进行处理。本文利用“db3”作为小波基对信号进行5层分解。去噪前后对比结果如图5a和图5b。去噪前,信号波动规律被淹没在噪声中;去噪后,波形变得光滑,反映出信道随呼吸变化产生的波动规律。去噪前后的信号频率累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)如图5c。去噪前,真实信号几乎被高频噪声覆盖;去噪后,信号频率集中在低频附近,能够得到较好的去噪效果。

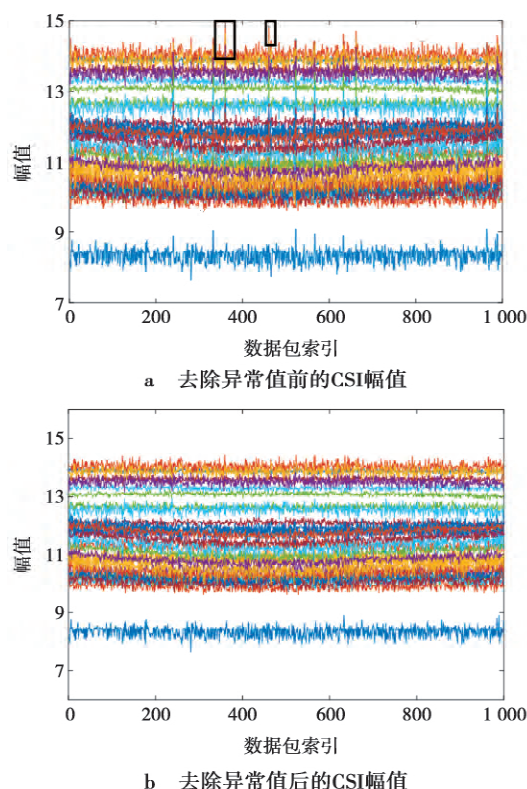


图4 异常值去除前后的CSI幅值对比图

Fig.4 Comparison of CSI amplitude outliers before and after removal

3 呼吸状态检测算法

3.1 子载波选择算法

由于子载波的频率不同,对有人呼吸、呼吸暂停和无人状态引起的变化敏感程度也不同。因此,需要滤除变化不明显的子载波。本文利用CSI幅值变化来量子载波对于睡眠状态的敏感程度。假设信号长度为 M ,计算第 k 个子载波CSI信号的方差 V_k 为

$$V_k = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M \left[csi_k(m) - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M csi_k(m) \right]^2 \quad (4)$$

(4) 式中 $csi_k(m)$ 表示第 k 个子载波在第 m 个数据包的值。通过计算 V_k 的最大值,可以提取一段时间内CSI幅值方差最大的子载波来进行后续的处理。

3.2 信号分割算法

由于采集的数据中可能含有受测者处于呼吸暂停或者受测者离开测试区域状态等情况,为了准确监测睡眠状态,需要将这些片段从数据中分割出来,并对其进行判断。因此,本文利用基于滑动窗口的方法对信号进行分段。

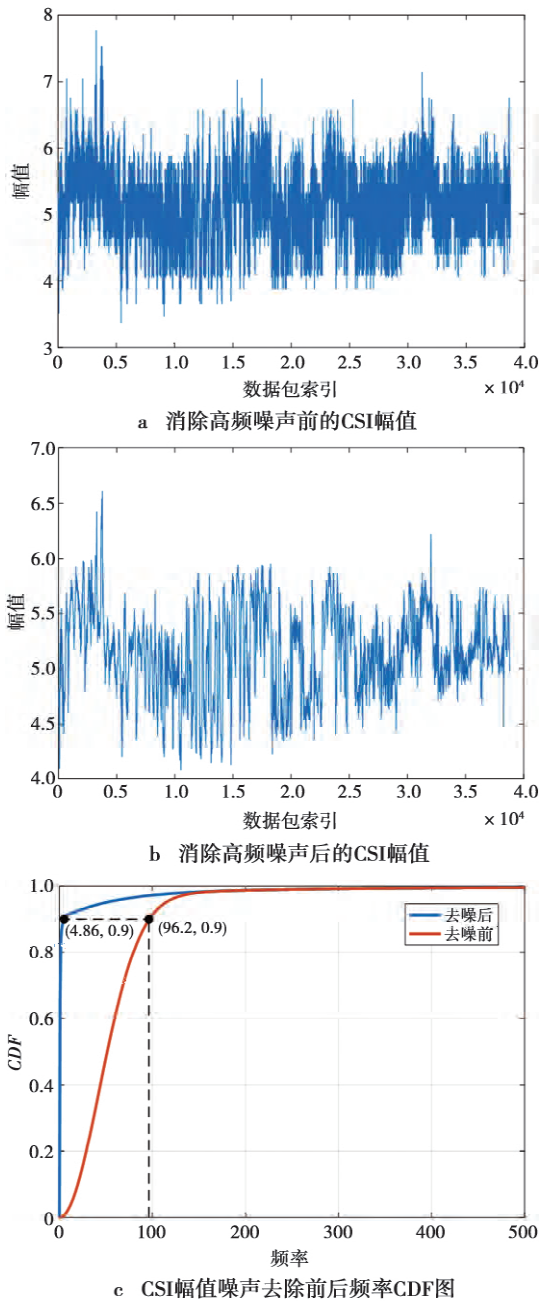


图 5 高频噪声消除前后的 CSI 幅值对比图

Fig.5 Comparison of CSI amplitude before and after high-frequency noise cancellation

如图 6, 当人体出现翻身或起身动作时, 其频率远大于呼吸的频率范围。因此, 利用短时傅里叶变换对信号进行处理, 首先将数据从高频处截断, 得到多个不含翻身和起床动作的片段。接着, 假设窗口长度为 N , 信号长度为 M , 计算相邻 2 个窗口 CSI 信号差值的方差 V_n 为

$$V_n = \frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N \{ [csi_n(m) - csi_{n-1}(m)] -$$

$$\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N [csi_n(m) - csi_{n-1}(m)] \}^2 \quad (5)$$

(5) 式中: n 表示窗口号, 取值范围为 $[1, \lfloor M/N \rfloor]$, 其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整; $csi_n(m)$ 表示第 n 个窗口在第 m 个数据包的值。接着对 V_n 进行规范化, 得到 V'_n

$$V'_i = \frac{V_i - \min(V_i)}{\max(V_i) - \min(V_i)}, 1 < i < n \quad (6)$$

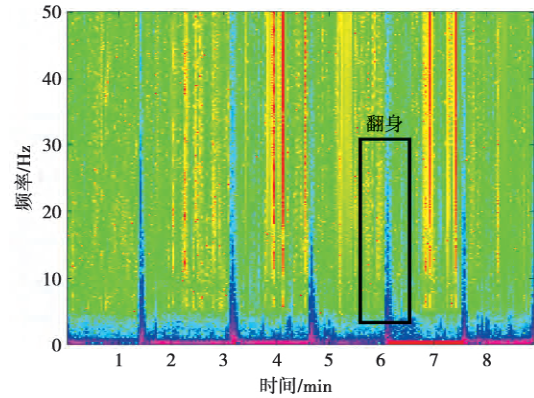


图 6 短时傅里叶变化后的 CSI 信号时频图

Fig.6 Time-frequency diagram of CSI signal after short-time Fourier transform.

首先, 令开始判断的标签为 False, 当标签处于 False 条件时, 将每个 V'_i 与阈值 τ 进行比较, 若 $V'_i \geq \tau$, 令开始时间点 $T_{\text{begin}} = (i-1) \cdot N$, 并将判断标签更改为 True; 当开始标签处于 True 条件时, 若 $V'_i < \tau$, 令中间节点 $V'_{\text{test}} = \omega \cdot V'_i + (1-\omega) \cdot V'_{i+1}$, 对 V'_{test} 进行判断, 当 $V'_{\text{test}} < \beta \cdot V'_{i+1}$ 时, 令结束时间节点 $T_{\text{end}} = i \cdot N$ 。遍历所有 V'_n 后, 即可得到所有片段的开始时间节点和结束时间节点。经过多次实验调节参数, 在本文中, 阈值 τ 设置为 0.65, 加权参数 ω 和 β 分别设置为 0.85 和 3 时能够较好地对信号进行分段。综上所述, 详细流程可以总结为算法 1。

算法 1 信号分割算法。

输入: V'_n , 阈值 τ , 加权参数 ω 和 β ;

输出: 开始时间节点 T_{begin} 和结束时间节点 T_{end} ;

```

1  初始化: 开始标签=False;
2  for  $i=1$  至  $n$ 
3    if 开始标签=False 且  $V'_i \geq \tau$  时;
4      令开始节点  $T_{\text{begin}} = (i-1) \cdot N$ ;
5      此时开始标签=True;
6    else 开始标签=True 且  $V'_i < \tau$  时;
7      令中间节点  $V'_{\text{test}} = \omega \cdot V'_i + (1-\omega) \cdot V'_{i+1}$ ;
8      if 中间节点  $V'_{\text{test}} < \beta \cdot V'_{i+1}$ ;
9        令结束节点  $T_{\text{end}} = i \cdot N$ ;

```

```

10      break;
11      end;
12      end;
13      end;
14      return  $T_{\text{begin}}$  和  $T_{\text{end}}$ ;

```

3.3 特征提取与构建分类器

本文利用人体存在呼吸、呼吸暂停和无人情况下对天线间相位差的差异来对受测者睡眠状态进行检测。通过计算天线间相位差 D , 并计算其均值 E_D 、方差 V_D 、极差 R_D 以及四分位矩 Q_D 为

$$\begin{cases} E_D = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M D(m) \\ V_D = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1}^M [D(m) - E_D]^2 \\ R_D = \max(D) - \min(D) \\ Q_D = D'((M+1)/2), D' = \text{sort}(D) \end{cases} \quad (7)$$

(7) 式中, $\text{sort}(\cdot)$ 表示按照从小到大进行排序。假设天线数为 X , 子载波数为 K , 采集的样本数量为 Y , 则分类器的输入特征维度为 $\frac{4X \cdot (X-1) \cdot K}{2} \cdot Y$ 。

本文采用 BP (Back-propagation) 神经网络对特征集进行学习映射, 其结构如图 7, 包含输入层、隐含层和输出层 3 个部分。其中, $[F(1), F(2), \dots, F(I)]$ 表示输入的特征, $[w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,H}]$ 表示神经元之间连接的权重, 本文 H 设置为 10, 也就是隐含层神经元个数为 10; $[O(1), O(2), O(3)]$ 表示输出标签。

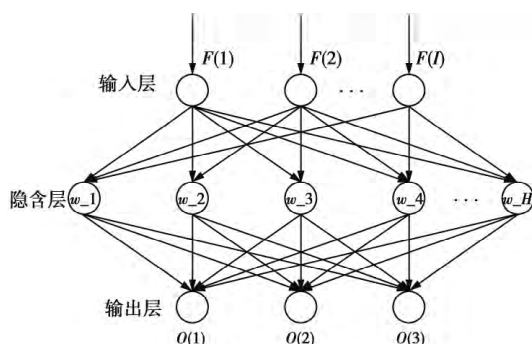


图7 BP神经网络结构图

Fig.7 BP neural network structure diagram

4 算法验证与实验结果

4.1 实验环境

本文使用 2 台配置了 Intel 5300 无线网卡的微星 ProBox23 mini 主机作为发射机和接收机, 如图

8a; 典型会议办公室的实验场景布置如图 8b; 模拟卧室较为空旷的实验场景如图 8c。办公室场景中, 实验人员平躺在桌上进行模拟睡眠状态; 空旷场景中, 实验人员平躺在行军床上模拟真实睡眠状态。发射机和接收机分别放置在实验人员身体两侧。文献[13]实验证明室内视线 (line of sight, LoS) 环境下接收机、发射机和人体胸腹部切面符合电波传播的菲涅尔区; 当人体平躺时, 胸腹部随呼吸起伏变化最明显。因此, 本文设置收发距离为 90 cm。



图8 实验场景和设备图

Fig.8 Experimental scene and equipment

发射机装置定向天线发送数据, 接收机装置 3 根天线用于接收信号, 其参数设置如表 1。选择中心频点为 5.749 GHz 的信道 149 来进行数据收发, 发包速率设置为 500 个/s, 数据采用手机定时的形式进行采集, 训练数据持续时间设置为每组 10 s, 在线数据模拟睡眠状态分别采集 3 min, 5 min 和 10 min 各 3 组。期间, 受测者起身和呼吸暂停的时间段利用手机计时进行记录。

表 1 接收机/发送机参数设置

Tab.1 Receiver / transmitter parameter settings

参数	接收机/发送机
信道	149
中心频点/GHz	5.749
发包速率/(个/s)	500
子载波数量	30
子载波编号	-58, -54, ..., 54, 58
发送功率/dBm	15

在近一个月的时间中,对多名高矮胖瘦不同的实验人员分别采集无人、呼吸暂停和有人呼吸 3 种状态的数据,共采集 450 组数据作为离线数据,提取特征构成离线阶段的训练数据集;在线阶段,经过信号分割后,提取分割片段的特征构成在线阶段的测试数据集。实际采集过程中会存在一定程度的丢包现象,经过测试,丢包率较低,对于算法的检测结果不会造成影响,因此,可以忽略丢包对实验结果造成的影响。

4.2 算法性能分析

对于验证分割算法的性能部分,本文在实验采集过程中,当受测者停止呼吸模拟呼吸暂停或起身翻身时,实验人员记录下开始的时间节点,当受测者重新开始恢复呼吸状态时,实验人员记录下结束的时间节点,以便和算法分割结果进行比较。

如图 9a,当受测者出现呼吸暂停时,其 CSI 信号波形不会出现较大变化;当起身翻身状态时,如图 9b,其波形出现较大的变化,而算法能够较好地记录状态发生改变的开始时间节点和结束时间节点。

对于提取特征进行分类部分,通过特征的分布图观察提取信号特征的表现,任意取其中 2 个特征绘制特征分布散点图,如图 10。从图 10a 中可以看出,由于呼吸暂停和无人状态比较相似,因此,第 1 特征和第 3 特征存在少量的杂糅,但是从图 10b 中可以看出,第 1 特征和第 2 特征几乎没有杂糅,具有明显的分布区域,能够较好地对呼吸存在、无人、呼吸暂停状态进行区分。

分类结束后得到的混淆矩阵如图 11。计算其精确率(Precision)和召回率(Recall)为

$$\begin{cases} Precision = \frac{TP}{TP + FP} \\ Recall = \frac{TP}{TP + FN} \end{cases} \quad (8)$$

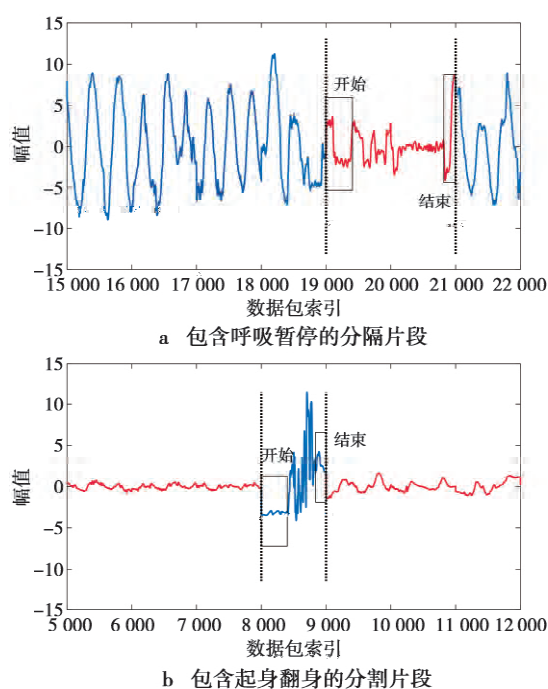


图 9 不同状态的分割片段图

Fig.9 Segmentation of different states

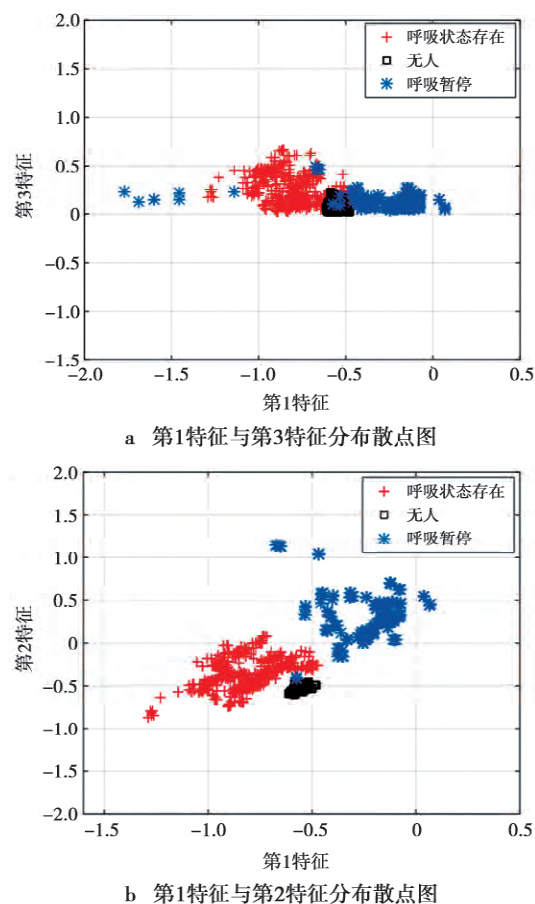


图 10 特征分布散点图

Fig.10 Scatterplot of feature distribution

	呼吸存在	呼吸暂停	无人
呼吸存在	99.1%	0.7%	0.2%
呼吸暂停	4.0%	95.6%	0.4%
无人	0.0%	0.4%	99.6%

图 11 3 种状态分类混淆矩阵

Fig.11 Classification confusion matrix of three states

(8) 式中, TP 定义是“预测值为正, 实际值也为正”, FP 定义是“预测值为正, 实际值为负”, FN 定义是“预测值为负, 实际值为正”。

结合图 11 和 (8) 式得到呼吸存在、呼吸暂停、无人的 Precision 值分别为 96.12%, 98.85%, 99.33%; Recall 值分别为: 99.11%, 95.56%, 99.56%。利用 macro F1-Score 作为衡量指标, 对其进行加权平均

$$\begin{aligned} \text{macro } F_1\text{-Score} &= 2 \times \\ &\frac{\frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \text{Precision}(j) \times \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \text{Recall}(j)}{\frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \text{Precision}(j) + \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 \text{Recall}(j)} \end{aligned} \quad (9)$$

根据(9) 式计算得到 macro F1-Score 值约为 0.98。macro F1-Score 综合模型中的精确率和召回率, 其值越大, 说明分类模型质量更高。

为了比较不对信号进行分割和不区分睡眠状态对呼吸频率产生的影响, 本文以图 12 为例, 这是一段采集的包含呼吸暂停的睡眠呼吸 CSI 信号, 受测者在约 90~110 s 区间停止呼吸, 胸腹部几乎不存在起伏。

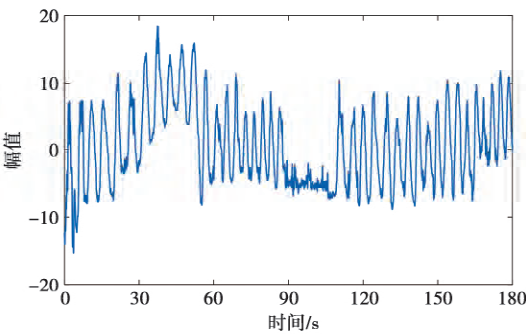


图 12 包含呼吸暂停的信号幅值图

Fig.12 Signal contains a period of apnea

利用傅里叶变换计算其频率成分, 得到的结果如图 13 所示, 可以看到在频率接近零时, 存在一个较大

的峰值, 而成年人呼吸约 12~20 次/min, 小孩子可以达到 30 次/min, 新生婴儿可达 44 次/min 左右。综上, 正常呼吸的频率区间应在 0.2~0.73 Hz 左右。但是当呼吸数据中存在呼吸暂停数据时, 其真实的呼吸频率无法得到体现。

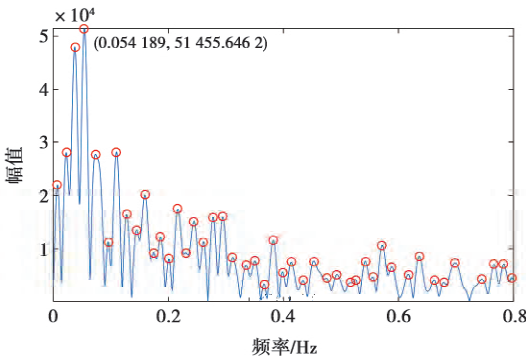
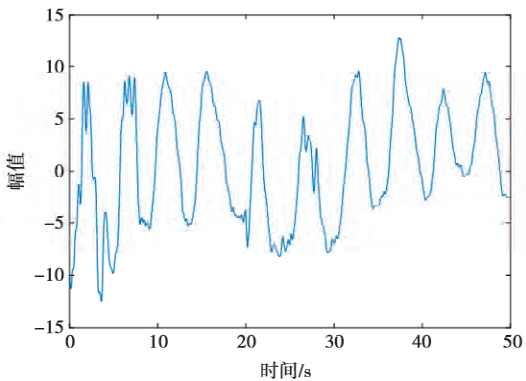
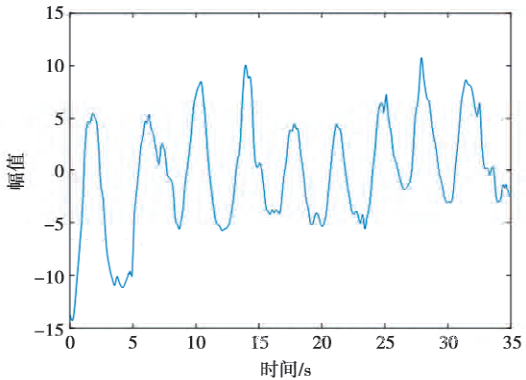


图 13 信号包含呼吸暂停的频率成分图

Fig.13 Signal contains the frequency component diagram of apnea



a 信号分割后的呼吸片段1



b 信号分割后的呼吸片段2

图 14 分割后得到的部分呼吸片段数据

Fig.14 Part of the respiratory segment data obtained after segmentation

在时长 50 s 的片段 1 和 35 s 的片段 2 中, 受测者分别约呼吸了 10 次和 9.5 次, 计算其频率分别为

0.2 Hz 和 0.271 Hz。利用傅里叶变换得到的呼吸频率如图 15a 和图 15b, 在零频附近不存在一个极大的峰值, 真实的频率体现出来, 其值分别约为 0.195 Hz 和 0.289 Hz, 与实际的频率相差仅 0.005 Hz 和 0.018 Hz, 因此, 误差仅在每分钟 1 次左右。

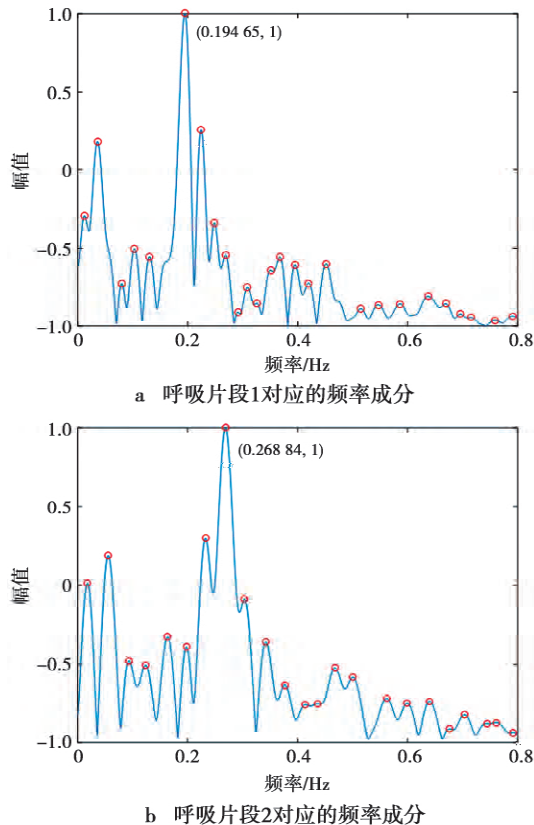


图 15 分割后得到的部分呼吸片段的频率成分
Fig.15 Frequency components of partial breathing segments obtained after segmentation

与常见的基于 CSI 的呼吸检测系统相比, 本文充分考虑到实际睡眠时出现的呼吸暂停、起身和翻身等情况对呼吸频率会造成影响, 因此, 将其从信号中分离出来, 并且对于呼吸暂停的检测准确率能够达到 95.6% 以上, 呼吸频率计算误差在每分钟 1 次左右。与现有的呼吸检测方案相比, 本文提出的方案更具有实际应用价值。

4.3 环境变动对实验结果的影响

当检测环境从图 8b 的环境移动到图 8c 的环境后, 对于呼吸暂停的检测准确率为 95.1%。通过移动图 8b 环境的桌椅布置, 对其位置进行了较大的改动后, 准确率仍可达 94.8%。可以表明环境的变动未对本文提出算法造成较大的影响, 证明了本文所提方案的稳健性。其原因在于, 本文提取的信号特征是基于信道在不同情况下天线间相位差的特征,

这是一种动态的特征, 而室内环境差异或室内家具摆放位置仅影响信道衰减系数或多径的传播时延等绝对参数, 对本文的实验结果不会造成较大的影响。

5 总 结

本文提出的一种基于家用 WiFi 的睡眠呼吸暂停智能监测系统, 仅利用商用的 WiFi 设备, 即可完成对睡眠状态进行检测。本文首先对接收到的信号构建其信号模型并进行预处理。接着, 结合时域和频域信息设计一种分割算法, 首先选择最优子载波, 然后对信号进行分割。最后, 提取分割后片段的特征, 构造分类器进行检测以识别睡眠状态下的呼吸存在、呼吸暂停和无人状态。实验表明, 本方案能够较好地消除干扰的 CSI 信息, 同时对无人、呼吸暂停、呼吸状态存在进行识别能够达到 95.6% 以上的识别准确率, 将非呼吸状态的片段剔除后能够得到较为准确的呼吸频率。由于本文是针对单人进行检测, 当测试区域内存在多人情况或当人体处于非平躺姿势时, 信号传播路径会发生变化, 对检测准确率会造成影响, 这将是我们的下一步研究内容。

参考文献:

- [1] 张先文, 张丽岩, 丁力超, 等. 基于心冲击信号的心率检测[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2017, 57(7): 763-767.
ZHANG X W, ZHANG L Y, DING L C, et al. Heartbeat detection based on ballistocardiograms[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2017, 57(7): 763-767.
- [2] 刘绵诗. 基于心率和腕动信号的睡眠监测系统[J]. 电信快报: 网络与通信, 2017(8): 36-38.
LIU M S. Sleep monitoring system based on heart rate and wrist movement signals[J]. Telecommunication express: network and communication, 2017(8): 36-38.
- [3] 余新明, 许志, 杨宜婧, 等. 一种基于薄膜压电传感器的床垫式无负荷睡眠监测系统[J]. 航天医学与医学工程, 2019, 32(2): 144-149.
YU X M, XU Z, YANG Y J, et al. A Mattress Sleep Monitoring System without Workload Based on Thin-film Piezoelectric Sensor[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2019, 32(2): 144-149.
- [4] NGUYEN P, ZHANG X, HALBOWER A, et al. Continuous and fine-grained breathing volume monitoring from afar using wireless signals[C]//IEEE International Conference on Computer Communications, San Francisco, CA, USA: IEEE, 2016: 1-9.

- [5] ADIB F, MAO H, KABELAC Z, et al. Smart Homes that Monitor Breathing and Heart Rate [C]//Proceedings of ACM Conference on Human Factors in Computing Systems. Seoul, South Korea: ACM, 2015: 837-846.
- [6] HOU Y, WANG Y, ZHENG Y. TagBreathe: Monitor Breathing with Commodity RFID Systems [C]//International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Atlanta GA, USA: IEEE, 2017: 404-413.
- [7] ABDELNASSER H, HARRAS K A, YOUSSEF M. Ubi-breathe: A Ubiquitous non-Invasive WiFi-based Breathing Estimator [C]//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Hangzhou, China: ACM, 2015: 277-286.
- [8] LIU J, WANG Y, CHEN Y, et al. Tracking Vital Signs During Sleep Leveraging Off-the-shelf WiFi [C]//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Hangzhou, China: ACM, 2015: 267-276.
- [9] WANG X, YANG C, MAO S. PhaseBeat: Exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity WiFi devices [C]//IEEE International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), Atlanta GA, USA: IEEE, 2017: 1230-1239.
- [10] CHEN C, HAN Y, CHEN Y, et al. TR-BREATH: Time-Reversal Breathing Rate Estimation and Detection [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 2017, 65 (3): 489-501.
- [11] LI F, XU C, LIU Y, et al. Mo-sleep: Unobtrusive sleep and movement monitoring via Wi-Fi signal [C]//IEEE International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC). Las Vega, NV, USA: IEEE, 2016: 1-8.
- [12] WU X, CHU Z, YANG P, et al. TW-See: Human Activity Recognition Through the Wall With Commodity Wi-Fi Devices [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 306-319.
- [13] ZHANG D, WANG H, WU D. Toward Centimeter-Scale Human Activity Sensing with Wi-Fi Signals [J]. Computer, 2017, 50(1): 48-57.

作者简介:



余鑫 (1996-), 女, 重庆人, 硕士研究生, 2018年毕业于重庆邮电大学, 获学士学位, 研究方向为基于 WLAN 呼吸检测。E-mail: 958886273@qq.com。



杨小龙 (1987-), 男, 四川安岳人, 讲师, 博士, 2017年至今在重庆邮电大学任教, 研究方向为 WiFi 穿墙雷达目标检测、无线感知和室内定位。E-mail: yangxiaolong@cqupt.edu.cn。



周牧 (1984-), 男, 四川遂宁人, 教授, 博士生导师, 2012年至今在重庆邮电大学任教, 研究方向为无线定位与导航技术、机器学习与信息融合技术等。E-mail: zhoulmu@cqupt.edu.cn。



蒋青 (1965-), 女, 重庆人, 教授, 硕士, 1990年至今在重庆邮电大学任教, 研究方向为无线通信技术、宽带网络技术和信息论。E-mail: Jiangq@cqupt.edu.cn。

(编辑: 陈文星)