

基于信道状态相位信息的生命体征监测算法



戴欢^{1,2} 蒋敬敬¹ 束沁冬¹ 石鹏展¹ 史文华¹

1 苏州科技大学电子与信息工程学院 江苏 苏州 215000

2 苏州大学计算机科学与技术学院 江苏 苏州 215000

摘要 随着无线通信技术的发展,基于无线的感知技术得到了广泛的研究。文中提出一种基于信道状态相位信息的生命体征监测算法。该算法使用传统 WiFi 设备获取信道状态相位信息;通过线性变换,减小因收发端不同步而引起的相移和时延干扰;采用 Hampel 滤波,滤除信号衰落和多径效应引入的直流分量和高频噪声;采用离散小波变换提取生命体征信息,进而根据呼吸和心跳频率的特点,分别采用多载波峰值融合算法估计呼吸频率和快速傅里叶算法估计心跳频率。实验结果表明,在多种场景下,所提算法能有效监测人员的呼吸和心跳频率。

关键词: 生命体征;信道状态相位信息;频率估计;细节系数

中图分类号 TP309.1

Vital Signs Monitoring Method Based on Channel State Phase Information

DAI Huan^{1,2}, JIANG Jing-jing¹, SHU Qin-dong¹, SHI Peng-zhan¹ and SHI Wen-hua¹

1 School of Electronic and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou, Jiangsu 215000, China

2 School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215000, China

Abstract With the development of wireless communication technology, wireless sensing technology has been widely studied. This paper proposes vital signs monitoring method based on CSI phase. The method employs commodity WiFi to obtain CSI phase information. The liner transformation is used to reduce phase shift and delay interference caused by un-synchronization of transmitter and receiver. Hampel filter is implemented to filter out DC component and high frequency noises influenced by signal fading and multipath effects. Discrete wavelet transform is utilized to realize vital signs extraction. According to the characterizes of breathing and heartbeat frequency, multi-subcarrier fusion and Fast Fourier Transform algorithms are respectively employed to estimate breathing and heart rates. Experimental results show that the method can effectively capture vital signs in multiple scenarios.

Keywords Vital signs, Channel state phase information, Frequency estimation, Detail coefficient

1 引言

生命体征监测在医疗健康领域有着广泛的应用。传统的生命体征监测方式主要采用专用穿戴设备,如 NEULOG 呼吸监测带记录器^[1]、腕带心率监测手表等,该方式需贴身穿戴,给被监测者带来诸多不便。近年来,随着无线通信技术的发展,利用无线感知技术进行生命体征监测成为研究热点,Adib 等提出 Vital-Radio 生命体征感知算法,该算法利用 FMCW(Frequency Modulated Continuous Wave)滤除静态对象的反射信号,采用相位变化跟踪胸部起伏来估计呼吸频率^[2]。Salmi 等利用超带宽探测人体心肺活动,根据回波信号

的多普勒效应,提取生命体征信息^[3],此类方式需要特殊/专用的无线设备进行监测。

基于传统 WiFi 设备,Patwari 等提出了基于接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)的呼吸频率估计算法,由于 RSS 信号易受环境干扰,该算法在复杂的室内环境中很难估计出呼吸频率^[4]。与 RSS 信号不同,信道状态信息(Channel State Information, CSI)是一种位于物理层的细粒度信号,对无线环境中的微弱变化更加敏感。CSI 在室内定位^[5]、跌倒检测^[6-7]、姿势识别^[8]、人体成像^[9]等领域已经得到了大量的研究。在生命体征监测研究领域, Liu 等^[10]、Lee 等^[11]在基于 Inter 5300 网卡的条件下,采用 CSI 幅度信息捕捉睡眠

到稿日期:2020-05-14 返修日期:2020-08-20 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61702354,61876121);苏州科技大学科研项目(XKZ2017004);江苏省物联网移动互联网技术工程重点实验室开放课题(JSWLW2017004);研究生科研创新计划项目(SKSJ18_012, SJCX19_0963)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61702354,61876121), Scientific Research Project of Suzhou University of Science and Technology (XKZ2017004), Key Laboratory of Mobile Interconnection Technology Engineering of Jiangsu Province (JSWLW2017004) and Graduate Research Innovation Project (SKSJ18_012, SJCX19_0963).

通信作者:戴欢(daihuanjob@163.com)

时的生命体征及睡眠姿势。相较于幅度,敏感的 CSI 相位更易感知人员的生命体征^[12],Wang 等^[13]利用 CSI 相位差矫正相位来监测呼吸、心跳,但相位差易导致有效相位信息的缺失,直接影响生命体征监测的准确率^[14]。

针对上述问题,本文提出一种基于信道状态相位信息的生命体征监测算法。该算法首先通过线性变换重构相位,滤除接收端和发射端非同步引起的相移和时延,获取相较于 CSI 幅度和相位差更敏感、更全面的相位信息。然后,使用 Hampel 滤波器滤除数据中的噪声,减少环境噪声对生命体征信息的干扰,并采用离散小波变换进行时-频域变换来提取生命特征。最后,采用快速傅里叶算法估计心跳频率,基于假峰值过滤及多载波峰值融合算法估计出相较于单个子载波更具鲁棒性的呼吸频率。不同场景下的实验结果表明,本文算法能够有效、稳定地监测呼吸频率和心跳频率。此外,本文算法不仅可以应用于医疗方面,还可以在人员入侵、人员搜索等场景中发挥重要作用。

2 信道状态信息

IEEE802.11.n 标准协议采用正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)进行信号调制,OFDM 是一种多载波传输技术,将频谱分成若干个正交子载波,并将高速数据信号转换成并行的低速数据流,调制到每个子载波上进行传输。对于每一条子载波,可以使用 CSI 来描述无线信道的散射、衰落和功率衰减程度。子载波 h_k 可以表示为:

$$h_k = \text{real}_k + j * \text{imag}_k = |h_k| e^{j\angle h_k} \quad (1)$$

其中, $k=1, 2, \dots, K, K=56/114$, real_k 和 imag_k 是第 k 个子载波的实部和虚部, $|h_k|$ 和 $\angle h_k$ 是第 k 个子载波的幅度和相位。

呼吸运动是由呼气和吸气组成的一个过程,胸腔随着呼气和吸气形成周期性的扩张和收缩,正常呼吸时胸部前后位移 4.2~5.4 mm,深呼吸时位移达到 12.6 mm 左右。如图 1 所示,本文将胸腔横截面作为反射面,在无线信号从发射端发出,经由胸腔反射,再由接收端接收的这个过程中,呼吸引起胸腔周期性扩张和收缩,导致胸腔产生位移 Δd 。胸腔位移引起信号的反射路径最大不超过 $2\Delta d$,由于反射路径持续变化会导致波长为 λ 的信号相位发生 2π ^[15] 的变化。因此, Δd 与相位 $\angle h_k$ 之间的关系为:

$$\angle h_k = 2\pi * 2\Delta d / \lambda \quad (2)$$

同理,心室活动引起的与心跳周期同步的胸腔位移会导致信号相位变化。本文依据信道状态的相位变化实现呼吸和心跳频率监测。

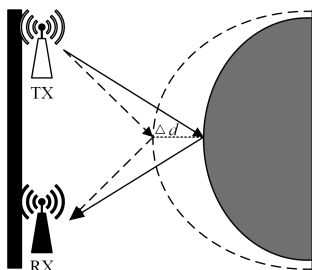


图1 无线信号与胸腔变化

Fig. 1 Wireless signals and chest changes

3 基于 CSI 相位的生命体征监测算法

本文所提算法主要包括两个部分:1)数据预处理,利用 CSI 相位矫正和 Hampel 滤波器算法滤除原始 CSI 数据中的相位误差、直流分量和高频噪声,提取具有呼吸、心跳特征的 CSI 数据;2)生命体征估计,采用假峰值过滤及多载波峰值融合算法估计呼吸频率,利用快速傅里叶算法(Fast Fourier Transform, FFT)估计心跳频率。本文整体的监测流程如图 2 所示。

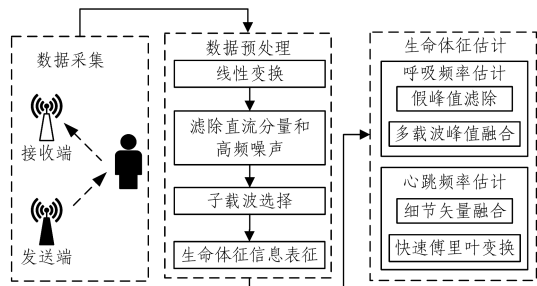


图2 基于 CSI 相位的生命体征监测流程

Fig. 2 Vital signs monitoring process based on CSI phase

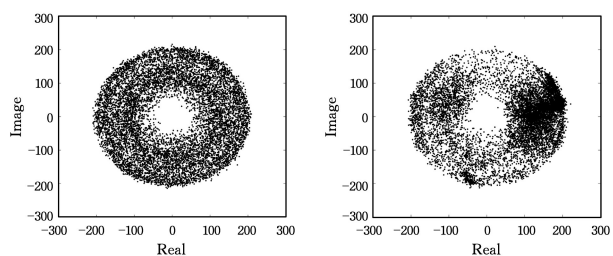
3.1 CSI 相位矫正

如图 3(a)所示,由于发射端和接收端非同步会引起相移和时间延迟^[16],原始 CSI 相位随机分布在 $(-\pi, \pi)$ 之间。本文利用线性变换算法重构相位,在尽可能保留有效相位信息的前提下,滤除因相移和时延引起的噪声。具体公式为:

$$\begin{cases} b = \frac{\angle h_{114} - \angle h_1}{f_{114} - f_1} \\ a = \frac{1}{114} \sum_{k=1}^{114} \angle h_k \\ \angle \bar{h}_k = \angle h_k - b f_k - a \end{cases} \quad (3)$$

其中, $k=1, 2, \dots, 114$ 为 114 个子载波序号, $f_k = -58, -57, \dots, -3, -2, 2, 3, \dots, 57, 58$ 为 OFDM 子载波频点序号。

图 3(b)表示经过线性变换矫正后的 CSI,矫正的 CSI 滤除了因时延和相移产生的噪声,分布成簇且保持恒定。在静态无线环境中,稳定的相位更有利于分析目标对象带来的信道变化。



(a)原始 CSI 分布

(b)相位矫正后的 CSI 分布

图3 原始 CSI 与相位矫正 CSI 的分布对比

Fig. 3 Comparison between original CSI and phase-corrected CSI distribution

3.2 Hampel 滤波

无线信号在传递过程中易受环境影响而产生各种衰落及多径效应等噪声^[12]。本文采用 Hampel 滤波算法,对矫正后的 CSI 相位进行滤波。对于每个子载波上的 CSI 相位

$(\angle \bar{h}_k(1), \angle \bar{h}_k(2), \dots, \angle \bar{h}_k(N))$ (其中 $N \in (1, n)$ 是滑动窗口系数), Hampel 滤波器将异常值定义为与中值的绝对差值大于阈值的数据, 并利用中位数将异常值替换。异常值的定义如下:

$$\begin{cases} \frac{|\angle \bar{h}_k(i) - \angle \bar{h}_k^*|}{1.4286 * m} > t, & \text{异常值} \\ \frac{|\angle \bar{h}_k(i) - \angle \bar{h}_k^*|}{1.4286 * m} \leq t, & \text{正常值} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $i \in (1, N)$, $\angle \bar{h}_k^*$ 代表长度为 N 的数据序列的排序样本的中位数, t 是定义的阈值, m 是绝对差的中位数。标准化因子 1.4286 保证了 m 的期望值等于高斯数据序列的标准差^[17]。构建 m 的表达式如式(5)所示:

$$m = \text{median}(\angle \bar{h}_k(i) - \angle \bar{h}_k^*) \quad (5)$$

如图 4(a) 所示, 由于环境的影响, 矫正后的 CSI 相位中存在大量的直流分量和高频噪声, 严重影响生命体征信号的提取。为降低噪声影响, 提取有效的生命特征信号, 首先应用窗口 N 为 300、阈值 t 为 0.01 的 Hampel 滤波器滤除数据中的异常值, 使用矫正后的 CSI 相位减去滤除异常值后的数据来滤除直流分量; 然后应用窗口 N 为 50、阈值 t 为 0.01 的 Hampel 滤波器滤除数据中的高频噪声。如图 4(b) 所示, Hampel 滤波后的 CSI 相位相较于线性变换后的相位, 滤除了直流分量和高频噪声, 呈现周期性变化。

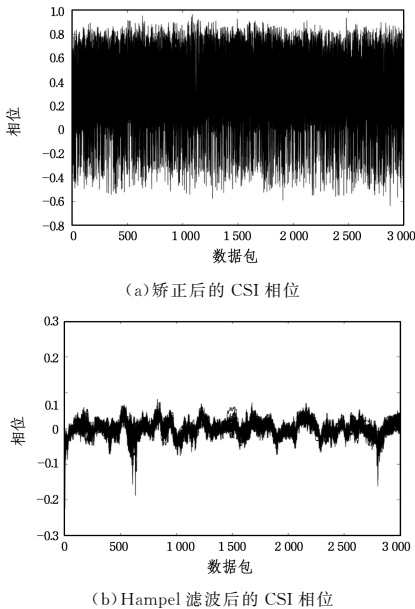


图 4 Hampel 滤波后的 CSI 相位与矫正后的 CSI 相位对比
Fig. 4 Comparison between Hampel filtered CSI phase and calibrated CSI phase

3.3 子载波选择

不同子载波对于呼吸、心跳的敏感性不同, 图 5(a) 是不同子载波的相位分布, 子载波(索引号在 50~70)的波动相较于其他子载波更大, 受呼吸、心跳引起的微弱运动的影响更大。为了得到更好的监测效果, 本文选取相位波动变化明显、对微弱运动更加敏感的有效子载波。如图 5(b) 所示, 子载波(索引号在 50~70)的方差明显大于其他子载波的方差, 本文

利用方差的大小来选择有效子载波, 如式(6)所示:

$$\begin{cases} \text{Var}(\angle \bar{h}_k) > \text{threshold}, & \text{有效子载波} \\ \text{Var}(\angle \bar{h}_k) \leq \text{threshold}, & \text{无效子载波} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\text{Var}(\angle \bar{h}_k)$ 是第 k 个子载波的方差, threshold 是判断方差大小的阈值。

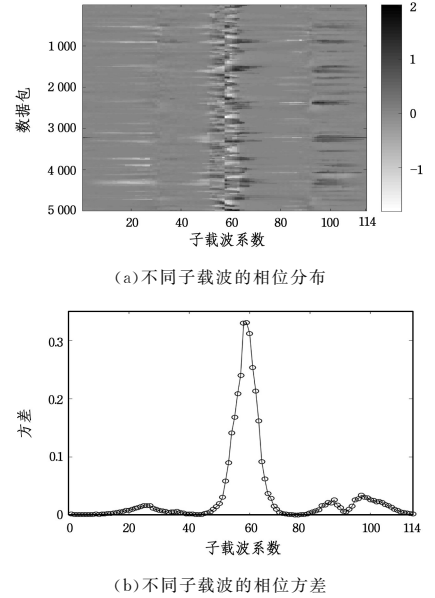


图 5 子载波选择
Fig. 5 Subcarrier selection

3.4 生命体征信息表征

呼吸、心跳引起的胸腔振动是一种微弱、低频的周期性运动, 成人正常的呼吸、心跳频率分别为 0.20~0.33 Hz 和 1~1.33 Hz^[11]。为从 CSI 数据中抽取呼吸、心跳特征, 本文采用离散小波变换将时域信号转换到时-频域, 将其分解成不同尺度下的各个分量。该变换将 CSI 相位分解成不同尺度下的近似系数和细节系数。相位 $\angle \bar{h}_k(n)$ 与近似系数 a^l 和细节系数 d^l 的关系如下:

$$\begin{cases} a^l_k(n) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} \angle \bar{h}_k(n) \phi'_{n-2^l k}, & L \in \mathbb{Z} \\ d^l_k(n) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} \angle \bar{h}_k(n) \psi'_{n-2^l k}, & l \in \{1, \dots, L\} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\angle \bar{h}_k(n)$ 是矫正后的相位差, L 是分解次数, n 是数据包, \mathbb{Z} 是整数, ϕ' 和 ψ' 是小波基。每次 DWT 分解都会使采样频率减半, 如图 6 所示。其中, 近似系数 a^1 和细节系数 d^1 的频率范围分别是 0~30 Hz 和 30~60 Hz, 近似系数 a^6 和细节系数 d^6 的频率范围分别是 0~0.9375 Hz 和 0.9375~1.875 Hz。近似系数表示相位 $\angle \bar{h}_k(n)$ 的大尺度特征即基本趋势变化, 细节系数表示细粒度的细节特征。为使采样后的信号尽可能包含规律和非规律的呼吸、心跳频率, 且使用 DWT 分解能滤除非呼吸、心跳引起噪声的频段, 本文选取近似系数 a^6 表征呼吸信息。又由于呼吸信号引入的谐波对心跳信号也有较强的干扰, 本文选取频率为 0.9375~3.75 的细节系数 $d^5 + d^6$ 来表征心跳信息。

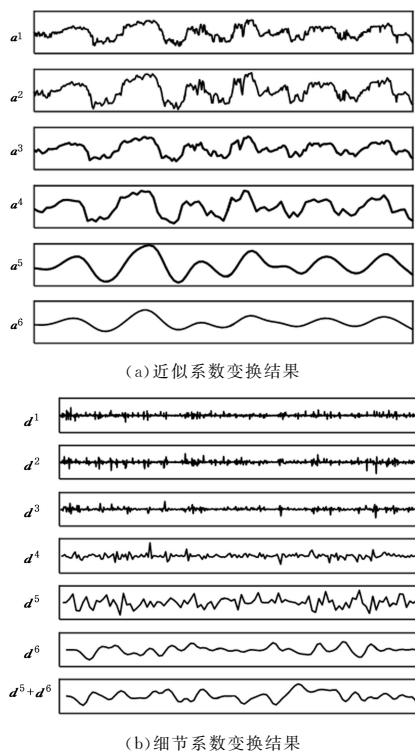


图6 近似系数与细节系数变换结果对比

Fig. 6 Comparison of approximation coefficient and detail coefficient transformation

3.5 呼吸频率估计

在经过数据预处理后,数据保留周期性变化。如图7所示,所选子载波呈现出周期性变化的趋势,这表明可以通过检测峰值确定呼吸周期。因此,本文算法通过计算多个子载波的峰值之间的时间间隔,获得相对于单个子载波更具有鲁棒性和准确性的呼吸频率。

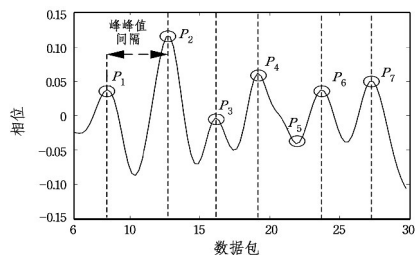


图7 降噪后的呼吸信号

Fig. 7 Breathing signals after noise removal

预处理后的数据中存在假峰值,会降低估计结果的准确率,图7信号中存在假峰值 P_5 。为消除假峰值的影响,本文设计假峰值过滤算法,对数据作进一步处理。通过将每个峰值与以其为中心的验证窗口中的多个数据样本进行比较,来确认正确的峰值。假峰值过滤算法的流程如图8中虚线框所示,只有当所识别的峰值大于验证窗口中的所有数据样本值时,算法才会保留该峰值。

当捕获到所选子载波的局部峰值后,由于不同子载波对于微弱运动存在感知差异,为提高估计的精确率,本文通过融合所选子载波的峰间间隔来估计呼吸频率,呼吸周期 E 为:

$$E = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^k \left(\frac{1}{m} \sum_{m=1}^m l_k(m) \right) \quad (8)$$

其中, $l_k(m)$ 是第 k 个子载波第 m 个峰值间隔。最终的呼吸频率 R 为 $60/E$ 。

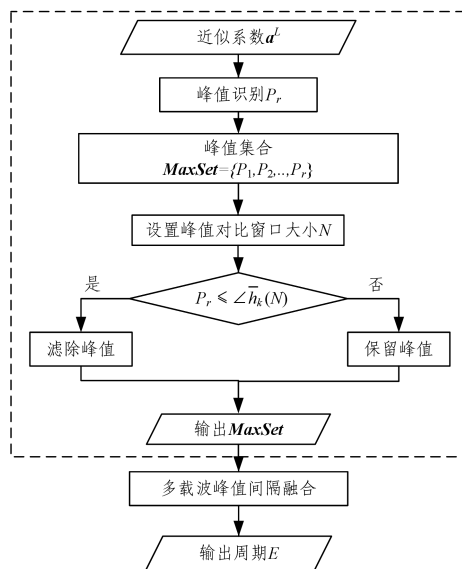


图8 呼吸频率估计的流程图

Fig. 8 Flow chart of breathing rates estimation

3.6 心跳频率估计

如图6(b)所示,细节系数 $d^5 + d^6$ 无法直接表征心跳频率,为提取有效的心跳频率特征信息,本文基于FFT提取心跳信号的频率,公式如下:

$$d_k^l(\mu) = \sum_{n=0}^{\lambda-1} d_k^l(n) e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} n \mu}, \mu=0, 1, \dots, \lambda-1 \quad (9)$$

其中, $d_k^l(n)$ 是第 k 个子载波第 l 次DWT变换的细节系数, λ 是 $d_k^l(n)$ 的数据长度。在FFT变换后,利用峰值检测法获取FFT幅度峰值,该峰值所对应的频率即为心跳频率 R_H 。图9是基于FFT算法的心跳频率估计结果,虚线对应峰值,该峰值所对应的频率即心跳频率 R_H ,为1.239 Hz。

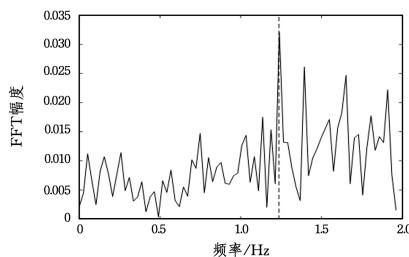


图9 基于FFT算法的心跳频率估计

Fig. 9 Heart rate estimation based on FFT

4 实验评估

4.1 实验设置

在实验过程中,采用两台3天线的TP-link 4700v2无线路由器,一台作为发射端,一台作为接收端,无线信道频率选择5GHz频段。如图10所示,实验分别在普通办公室环境和走廊进行。在不同人不同的姿势、朝向、与设备的距离以及视距(Line of sight)和非视距(Non line of sight)的情况下,分别采集25000条数据。测试人员的特征信息如表1所列,包含性别、年龄、体重、站时胸腔距地面高度、坐时胸腔距地面高度。

表1 测试人员的特征信息

Table 1 Characteristic information of tested person

	A	B	C	D	E	F
性别	男	男	男	男	女	女
年龄	25	24	27	25	25	25
身高(CM)	170	180	177	172	169	158
体重(KG)	76	70	78	76	60	50
站时(CM)	127	140	143	133	130	116
坐时(CM)	96	102	100	94	93	92



图10 实验场景

Fig. 10 Experimental scenes

4.2 参数设置分析

如图 11 所示,当 $t=0.01$, $threshold=0.47$, $N=2$, Hampel 两个窗口取值分别为 300 和 50 时,呼吸和心跳频率的估计准确率高于其他取值。当大窗口取值与一次呼吸周期内的数据样本长度相匹配,小窗口取值尽可能滤除高频噪声的情况下,估计出的呼吸和心跳频率的准确率最高。因此,实验中设置 Hampel 大窗口为 300,小窗口为 50,对呼吸和心跳频率进行估计。

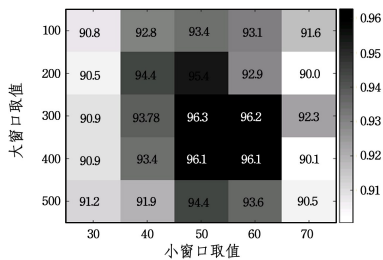
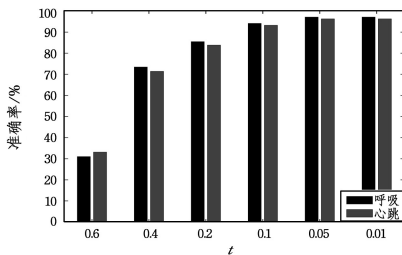


图11 Hampel 窗口取值对算法性能的影响

Fig. 11 Impact of Hampel window value on algorithm performance

图 12 所示为 Hampel 阈值 t 对算法性能的影响。Hampel 大小窗口取值分别为 300 和 50,子载波方差阈值为 0.47,验证窗口 N 为 2。 t 的取值关系到 Hampel 滤波的性能,从而间接影响算法的准确率。从图 12 可以看出,随着 t 取值的减小,呼吸和心跳频率的估计准确率提高。

图12 Hampel 阈值 t 对算法性能的影响Fig. 12 Impact of Hampel threshold t on algorithm performance

子载波方差阈值 $threshold$ 决定了有效子载波的选取,从

而影响算法的性能。如图 13 所示,当 Hampel 大小窗口取值分别为 300 和 50、 t 为 0.01、 N 为 2、 $threshold$ 分别设为 0.047 和 0.048 时,算法的准确率最高,分别达到 93% 和 90%。随着阈值 $threshold$ 增大,所选子载波数越来越少,当阈值大于 0.054 时,测试人员 A 和 B 均只有一个有效子载波,此时的呼吸估计准确率也最低。由此可见,基于多子载波估计出的呼吸频率更具鲁棒性,其准确率更高。

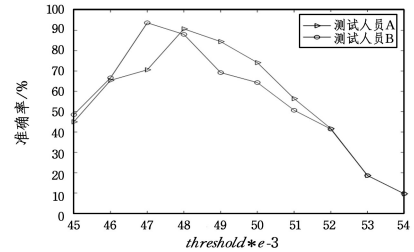


图13 子载波方差阈值的选择对算法性能的影响

Fig. 13 Impact of subcarrier variance threshold selection on algorithm performance

如图 14 所示,当 Hampel 大小窗口分别为 300 和 50、阈值 t 为 0.01、子载波方差阈值 $threshold$ 为 0.047 时,不同的假峰值验证窗口 N 会对呼吸频率估计产生影响。当 N 取值超过 2 时,如果继续增大窗口 N ,则会滤除其他有效峰值,反而降低呼吸频率估计的准确率。因此, N 值会直接影响算法的性能,本文选择假峰值验证窗口 N 为 2。

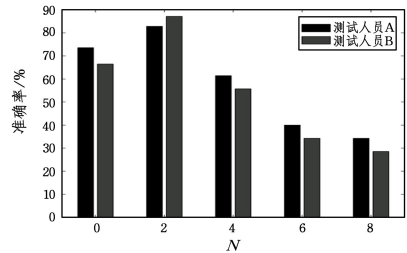


图14 假峰值验证窗口大小对算法性能的影响

Fig. 14 Impact of false peak verification window size on algorithm performance

4.3 实验结果分析

图 15 是人员距离设备 0.6 m 时,分别以前、后、左、右 4 个方位面向设备的生命体监测结果。实验结果表明,4 种方向的呼吸、心跳准确率均高于 90%,且 4 种方向的准确率相近。由此可见,当人呼吸时,胸腔会向各个方向扩张或收缩,尽管位移很小,但细粒度的信道状态相位信息依旧可以探测到胸腔微弱的变化。

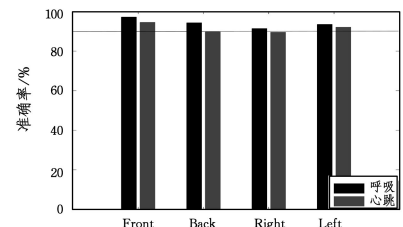


图15 不同朝向下的呼吸、心跳频率估计准确率

Fig. 15 Accuracy of breathing and heart rates estimation with different orientations

图 16 是测试人员端坐或站立时呼吸频率估计准确率的对比。在实验过程中,测试人员端坐和站立时胸腔离地面的距离如表 2 所列,其中设备距离地面高度为 1.0 m,椅子高度为 0.5 m。实验结果表明,测试人员端坐时,呼吸频率估计准确率均高于站立时。由此可见,测试人员端坐时胸腔与设备相对平行,使得天线接收到最强的呼吸反射信号。

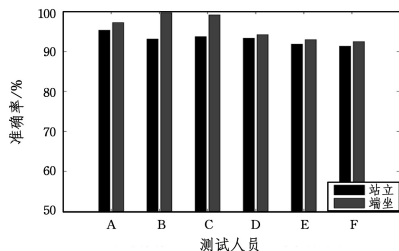


图 16 站/坐姿下呼吸频率估计准确率的对比

Fig. 16 Comparison of estimation accuracy of breathing rate in standing/sitting posture

图 17 是人员端坐且位于设备不同距离(0.6 m, 1.2 m, 1.8 m, 2.4 m, 3.6 m, 4.8 m)时的呼吸及心跳监测结果。可以看出,随着人员与设备之间距离的增加,呼吸和心跳频率估计的准确率均呈下降趋势。其中呼吸频率监测受距离的影响较小,平均准确率高达 90% 以上。由于心跳引起的胸腔振动过于微弱,受距离影响较大,在一定距离后心跳频率估计准确率下降至 80%。

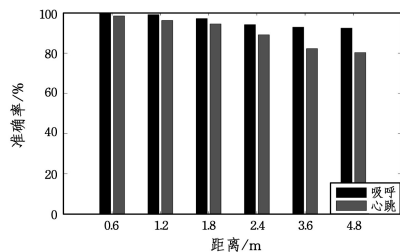


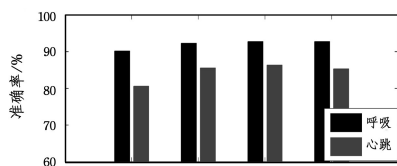
图 17 呼吸、心跳在不同距离下的频率估计准确率

Fig. 17 Accuracy of breathing and heart rates estimation at different distances

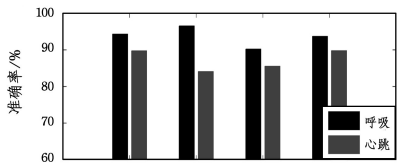
为验证 LOS 和 NLOS 两种不同环境对呼吸、心跳频率监测的影响,在实验过程中,在 LOS 和 NLOS 环境下分别进行多组实验,测试人员均正面朝向且端坐在距离设备 0.6 m 处,实验结果如图 18 所示。LOS 环境下呼吸、心跳的平均准确率分别为 94% 和 88%,而 NLOS 环境下则分别是 82% 和 85%。结果表明,LOS 环境下呼吸、心跳的监测准确率优于 NLOS 环境下的结果。

如图 19 所示,发射端的路由器仅使用 1 根天线且接收端的路由器使用 3 根天线(1 * 3)、发射端的路由器使用 2 根天线且接收端的路由器使用 3 根天线(2 * 3)和发射端与接收端的路由器同时使用 3 根天线(3 * 3)的监测结果相较于发射端和接收端的路由器都只用 1 根天线(1 * 1)的监测结果,呼吸、心跳频率估计准确率均有所提高。在 1 * 1 天线的情况下,单输入单输出未应用 MIMO(Multiple-Input Multiple-Output),不能很好地发挥天线的传输特性,而 1 * 3, 2 * 3 和 3 * 3 均应用了 MIMO 机制,因此,应用 MIMO 有助于提高呼吸、

心跳频率估计的准确率。



(a) NLOS



(b) LOS

图 18 LOS 和 NLOS 环境下呼吸、心跳估计的准确率

Fig. 18 Accuracy of breathing and heart rates estimation in LOS and NLOS environments

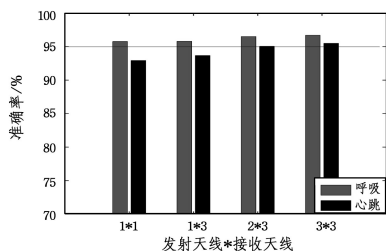


图 19 多输入多输出天线下的呼吸、心跳估计准确率

Fig. 19 Breathing and heart rates estimation under the MIMO antenna

4.4 算法比较

基于上述实验环境,将本文所提算法 VSMPC(Vital Signs Monitor based on Phase Correction)与 MVSP(Monitoring Vital Signs and Postures)^[10]算法和 Phase Beat^[13]算法进行实验对比,其中 MVSP 算法及 Phase Beat 算法的参数如表 2 所列。

表 2 算法参数选择

算法	参数类别	设置值
MVSP	Hampel 滑动窗口 N	50
	Hampel 阈值 t	0.01
	子载波选择 k	50~70
PhaseBeat	Hampel 滑动窗口 N	300,50
	Hampel 阈值 t	0.01
	子载波选择 k	62
	离散小波变换次数 L	6

如图 20 所示,估计误差在 1.5 bpm 范围之内时, MVSP, Phase Beat 和 VSMPC 的呼吸频率累计误差分布概率分别为 40%, 60% 和 92%。心跳频率累计误差分布如图 21 所示,估计误差在 15 bpm 范围之内时, Phase Beat 和 VSMPC 的累计误差分布概率分别为 78% 和 100%。VSMPC 和 Phase Beat 算法分别采用线性变换和相位差滤除相位噪声,线性变换能有效避免因相位差导致的有效相位信息的缺失。同时, VSMPC 采用多载波峰值融合,相对于 Phase Beat 采用单个子载波峰值,其能够获取更具鲁棒性的呼吸、心跳频率。

VSMPC 采用的 CSI 相位相较于 MVSP 算法中采用的 CSI 幅度更有利于感知生命体征。

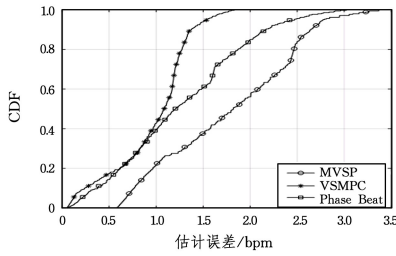


图 20 呼吸频率的误差对比

Fig. 20 Error in breathing rate estimation

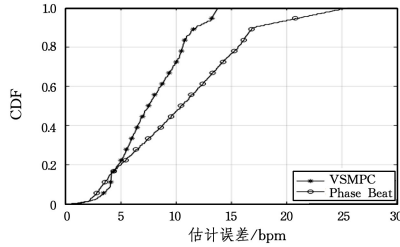


图 21 心跳频率的误差估计

Fig. 21 Error in heart estimation

结束语 本文提出了一种基于 CSI 相位的生命体征监测算法,该算法利用无线信号感知环境中胸腔的微弱振动。采用线性变换来矫正相移和时延的影响,并使用 Hampel 滤波算法滤除相位中存在的直流分量和高频噪声,通过选择离散小波变换进一步滤除呼吸、心跳频率之外的噪声频段,并分别采用假峰值过滤及多载波峰值融合和快速傅里叶算法实现呼吸和心跳频率的估计。实验结果表明,本文所提算法能够有效实现生命体征监测。

参考文献

- [1] S. E. S. Scientific Educational Systems Respiration. Monitor Belt logger sensor NUL-236. [EB/OL]. <https://neulog.com/respiration-monitor-belt/>.
- [2] ADIB F, KABELAC Z, MAO H, et al. Demo: real-time breath monitoring using wireless signals[C] // Proceedings of MobiCom. Maui, Hawaii, USA, 2014: 261-262.
- [3] SALMI J, MOLISCH A F. Propagation parameter estimation, modeling and measurements for ultrawideband MIMO radar[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59(11): 4257-4267.
- [4] PATWARI N, BREWER L, TATE Q, et al. Breathfinding: A Wireless Network That Monitors and Locates Breathing in a Home[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(1): 30-42.
- [5] XIE Y, LI Z, LI M. Precise Power Delay Profiling with Commodity Wi-Fi[C] // Proceedings of MobiCom. Paris, France, 2015: 53-64.
- [6] WANG Y X, WU K S, NI L M. WiFall: Device-Free fall detection by wireless networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 581-594.
- [7] WANG H, ZHANG D Q, WANG Y S, et al. RT-Fall: A Real-time and Contactless Fall Detection System with Commodity WiFi Devices [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 511-526.
- [8] ZOU H, ZHOU Y X, YANG J F. WiFi-based Device-Free human activity recognition via automatic representation learning [C] // Proceedings of MobiCom. Snowbird, UT, USA, 2017: 606-608.
- [9] ZHAO M, LI T, ALSHEIKH M A, et al. Through-Wall Human Pose Estimation Using Radio Signals[C] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Utah, USA, 2018: 7356-7365.
- [10] LIU J, CHEN Y Y, WANG Y, et al. Monitoring Vital Signs and Postures During Sleep Using WiFi Signals[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 2071-2084.
- [11] LEE S, PARK Y D, SUH Y J, et al. Design and implementation of monitoring system for breathing and heart rate pattern using WiFi signals[C] // Proceedings of IEEE 2018 15th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC). Las Vegas, NV, USA, 2018: 1-7.
- [12] DANG X C, HUANG Y N, HANG Z J, et al. Passive indoor human behavior detection method based on channel state information[J]. Journal on Communications, 2019, 40(4): 160-170.
- [13] WANG X, YANG C, MAO S. PhaseBeat: Exploiting CSI Phase Data for Vital Sign Monitoring with Commodity WiFi Devices [C] // Proceedings of IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Atlanta, GA, USA, 2017: 1230-1239.
- [14] WANG C, LIU J, CHEN Y, et al. Towards In-baggage Suspicious Object Detection Using Commodity WiFi [C] // Proceedings of 2018 IEEE Conference on Communications and Network Security (CNS). Beijing, China, 2018: 1-9.
- [15] WANG H, ZHANG D, MA J, et al. Human respiration detection with commodity WiFi devices: Do user location and body orientation matter? [C] // Proceedings of Acm International Joint Conference on Pervasive & Ubiquitous Computing. Heidelberg, Germany, 2016: 25-36.
- [16] SEN S, RADUNOVIC B, CHOUDHURY R R, et al. Spot localization using phy layer information[C] // Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. Lake District, UK, 2012: 183-196.
- [17] PEARSON R K. Exploring process data[J]. Journal of Process Control, 2001, 11(2): 179-194.



DAI Huan, born in 1983, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include localization, internet of things and information processing.