

基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法*

郭政鑫^{1,2}, 戴余豪^{1,2}, 桂林卿^{1,2}, 盛碧云^{1,2}, 肖甫^{1,2}



¹(南京邮电大学 计算机学院、软件学院、网络空间安全学院, 江苏 南京 210023)

²(江苏省无线传感网高技术重点实验室, 江苏 南京 210023)

通信作者: 肖甫, E-mail: xiaof@njupt.edu.cn

摘要: 睡眠过程中的人体呼吸波形检测对于智慧康养和医疗保健应用至关重要, 结合不同的呼吸波形模式可以实现睡眠质量分析和呼吸系统疾病检测. 传统基于接触式设备的呼吸感知方法会给用户带来诸多不便, 与其相比, 非接触式感知方法更适合进行连续性监测. 然而, 在睡眠过程中由于设备部署、睡眠姿态以及人体运动都具有随机性, 严重限制了非接触呼吸感知方案在日常生活中的使用. 为此, 提出一种基于脉冲超宽带 (impulse radio-ultra wide band, IR-UWB) 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法. 所提方法以睡眠状态下人体呼吸时其胸腔起伏导致无线脉冲信号传播路径的周期性变化为基础, 进而生成细粒度的人体呼吸波形, 实现呼吸波形的实时输出以及呼吸速率的高精度估计. 首先, 为了从接收无线射频信号中获取人体呼吸时的胸腔位置, 提出一个基于 IR-UWB 信号的呼吸能量比指标来实现目标位置估计. 然后, 通过提出基于 I/Q 复平面的向量投影方法和基于呼吸向量圆周位置的投影信号选择方法, 从反射信号中提取到人体呼吸特征波形. 最后, 结合变分编码器-解码器网络来实现睡眠状态下细粒度的呼吸波形恢复. 通过在不同条件下进行大量实验测试, 结果表明所提方法在睡眠状态下监测的人体呼吸波形与商用呼吸带获得的真实波形高度相似, 其呼吸速率的平均估计误差为 0.229 bpm, 可实现高精度的睡眠状态下人体呼吸波形检测.

关键词: 无线感知; 呼吸波形检测; IR-UWB; I/Q 信号; 变分编码器-解码器

中图法分类号: TP391

中文引用格式: 郭政鑫, 戴余豪, 桂林卿, 盛碧云, 肖甫. 基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法. 软件学报, 2024, 35(9): 4346-4364. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6955.htm>

英文引用格式: Guo ZX, Dai YH, Gui LQ, Sheng BY, Xiao F. Detection Method for Human Respiration Waveform in Sleep State Based on IR-UWB. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2024, 35(9): 4346-4364 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6955.htm>

Detection Method for Human Respiration Waveform in Sleep State Based on IR-UWB

GUO Zheng-Xin^{1,2}, DAI Yu-Hao^{1,2}, GUI Lin-Qing^{1,2}, SHENG Bi-Yun^{1,2}, XIAO Fu^{1,2}

¹(School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

²(Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing 210023, China)

Abstract: The detection of the human respiration waveform in the sleep state is crucial for applications in intelligent health care as well as medical and healthcare in that different respiration waveform patterns can be examined to analyze sleep quality and monitor respiratory diseases. Traditional respiration sensing methods based on contact devices cause various inconveniences to users. In contrast, contactless sensing methods are more suitable for continuous monitoring. However, the randomness of the device deployment, sleep posture, and human motion during sleep severely restrict the application of contactless respiration sensing solutions in daily life. For this reason, the study proposes a detection method for the human respiration waveform in the sleep state based on impulse radio-ultra wide band (IR-UWB).

* 基金项目: 国家杰出青年科学基金 (62125203); 国家自然科学基金 (61932013, 62172236, 61972201); 江苏省重点研发计划重大科技示范项目 (BE2022798); 江苏省优秀青年基金 (BK20220105)

收稿时间: 2022-12-17; 修改时间: 2023-03-24; 采用时间: 2023-04-12; jos 在线出版时间: 2023-09-20

CNKI 网络首发时间: 2023-09-21

On the basis of the periodic changes in the propagation path of the wireless pulse signal caused by the undulation of the human chest during respiration in the sleep state, the proposed method generates a fine-grained human respiration waveform and thereby achieves the real-time output of the respiration waveform and high-precision respiratory rate estimation. Specifically, to obtain the position of the human chest during respiration from the received wireless radio-frequency (RF) signals, this study proposes the indicator respiration energy ratio based on IR-UWB signals to estimate the target position. Then, it puts forward a vector projection method based on the in-phase/quadrature (I/Q) complex plane and a method of projection signal selection based on the circumferential position of the respiration vector to extract the characteristic human respiration waveform from the reflected signal. Finally, a variational encoder-decoder network is leveraged to achieve the fine-grained recovery of the respiratory waveform in the sleep state. Extensive experiments and tests are conducted under different conditions, and the results show that the human respiration waveforms monitored by the proposed method in the sleep state are highly similar to the actual waveforms captured by commercial respiratory belts. The average error of the proposed method in estimating the human respiratory rate is 0.229 bpm, indicating that the method can achieve high-precision detection of the human respiration waveform in the sleep state.

Key words: wireless sensing; respiration waveform detection; IR-UWB; I/Q signal; variational encoder-decoder

睡眠状态下的生命体征信号检测技术在人体健康分析与人类疾病诊断等领域具有至关重要的研究意义, 受到了研究人员的广泛关注^[1,2]. 其中, 呼吸作为最具有代表性的生命体征信号之一, 与人体睡眠质量、睡眠阶段以及睡眠过程中是否患有呼吸性系统疾病等应用密切相关. 例如, 在日常生活中 60% 以上的老年人会存在阻塞性睡眠呼吸暂停的症状, 而导致睡眠过程中大声打鼾的行为, 进而使老年人面临心血管疾病、头痛、记忆力衰退和抑郁症的风险, 严重时会影响用户的生命安全^[3,4]. 幸运的是, 睡眠状态下的呼吸性系统疾病 (如呼吸阻塞^[5]和呼吸急促^[6]等) 通常会表现出不同的呼吸频率^[7]和呼吸深度^[8]. 因此, 绝大多数的症状可以通过适当监测方法在早期就实现疾病的诊断, 并开展对应的治疗方法.

目前睡眠状态下的呼吸感知方法主要可以分为两大类, 分别是接触式感知方案和非接触式感知方案. 传统上为了获得细粒度呼吸波形来进行疾病的诊断, 通常使用智能手环^[9,10]、呼吸检测带^[11]以及医疗专用可穿戴设备^[12]等来进行接触式的感知. 然而这些接触式的感知方法会给受试者造成不便, 且难以在日常生活中完成持续性的感知工作, 从而影响呼吸监测的性能. 为了克服接触式感知工作的相关缺陷, 非接触式感知方法^[13-15]逐渐成为热点研究问题. 非接触式呼吸检测工作所采用的技术包括计算机视觉^[16]、超声波传感器^[17]、WiFi^[18,19]、毫米波雷达^[20]以及脉冲超宽带 (impulse radio-ultra wide band, IR-UWB)^[21,22]等. 在这些非接触式感知技术中, 计算机视觉技术受限于环境中光线的照射, 并存在隐私泄露的风险. 使用超声波的方法会存在镜面反射的误差, 且容易受到环境噪声的影响. 随着无线射频感知技术的快速发展, 大量利用无线射频信号来进行人体活动的感知工作出现^[23,24]. 利用无处不在的 WiFi 信号为实现低成本、非侵入式的感知工作奠定了物理设备基础, 但是由于 WiFi 信号的窄带特性, 导致难以保证稳定的感知效果. 毫米波雷达技术虽然可以进行高精度的感知效果, 但是由于成本高昂, 从而无法在人们日常生活环境中进行广泛部署. 与以上相关技术相比, 脉冲超宽带 IR-UWB 技术其具有超宽的通信带宽, 可以实现高精度的感知效果, 同时设备微小便携, 且成本相对不会很高昂, 因此更适合在日常生活场景中开展高精度的感知工作.

由于 IR-UWB 技术所发射的高频脉冲具有细粒度感知能力, 部分感知工作已验证 IR-UWB 技术可以用于进行人体呼吸和心跳信号的感知^[25,26]. MoVi-Fi^[21]通过采用对比学习的方法, 来构建出具有时间周期特性的样本与非周期性样本; 然后通过采用多层感知器进行对比学习分类两类样本, 从而使感知器具有提取周期性与非周期性的能力; 最终实现基于 IR-UWB 运动状态下的呼吸信号与心跳信号的感知工作. MoRe-Fi^[22]则对 IR-UWB 信号在 I/Q 复平面上进行分析, 通过将 IR-UWB 的 I 信号和 Q 信号分别同时输入到一个双输入的变分编码器解码器 (variational encoder-decoder, VED) 模型中, 实现一个运动状态下的人体呼吸波形感知工作. 在最新的 BreathCatcher^[26]中, 验证了使用两个 IR-UWB 设备可以在完成人体运动轨迹追踪的过程中, 进行人体呼吸的感知功能. 在这些工作中, 无论是静态呼吸检测还是动态呼吸检测, 通常是要求受试者面朝 IR-UWB 设备的方向进行呼吸感知, 且人体表面除了衣物外不会有大的覆盖物存在. 然而在真实的睡眠过程中, 受限于不同的室内环境、人员睡眠姿态以及体表覆盖物等因素的干扰, 导致感知目标与 IR-UWB 设备之间的方向、距离以及角度等都会随时发生改变, 从而难以实

现高精度的人体呼吸波形检测工作。

对于基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测研究, 其面临以下 3 个核心问题: (1) 如何在人员睡眠状态下提取人体呼吸所反射的区域? 在日常家居使用环境中, 感知人员会根据不同的室内环境从而将 IR-UWB 设备部署在不同位置, 对应 IR-UWB 雷达波束在感知目标身体上的反射面与反射角度也会有所不同. 同时在睡眠过程中, 由于体会自然地产生翻滚、晃动等行为, 睡眠姿态也会产生随机性的变换, 其会导致不同时间点对应的雷达波束截面也会不断地变化. 因此, 准确提取人体的呼吸信号反射区域, 是进行细粒度呼吸感知的先决条件. (2) 如何提取到人体活动对应的反射特征信号? 感知目标的各种活动会导致 IR-UWB 脉冲信号传播路径发生改变, 对应距离点的 I/Q 复信号发生改变, 从而导致无线脉冲信号的振幅和相位都会发生改变. 由于不同距离点所对应的原始 I/Q 信号的静态偏移位置具有随机性, 导致人体反射信号的变化形态也会有所差异. 因此, 目前基于 IR-UWB 快慢时间矩阵的振幅和相位, 以及单独使用 I 信号和 Q 信号都会存在感知局限性. 怎样从原始 IR-UWB 信号中提取到人体反射信号是本文工作的核心内容. (3) 如何从反射特征信号中分离出人体的呼吸波形? 由于人员在睡眠过程中, 其接收信号不仅包括人体的呼吸信息, 还同时包含着人员的晃动、四肢活动以及人体心跳等其他生命体征信号. 这些生命体征信号和人体呼吸信号叠加在反射信号中. 因此从混合的反射特征信号中分离出人体呼吸的成分, 实现实时人体呼吸波形的检测是本文工作的应用目标.

为解决上述问题, 本文提出一个基于 IR-UWB 技术的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法, 并依照该方法设计了 SleepBreather 系统, 图 1 为该系统的示意图. 在感知目标房间内部署 IR-UWB 设备, 当感知人员睡眠时, 通过分析 IR-UWB 的收发脉冲信号, 从中提取到感知人员的细粒度呼吸波形. 为了获取睡眠状态下人体胸腔运动的反射区域, 本文提出基于分布式多普勒频移的呼吸能量比指标, 通过该标识来动态获取感知目标在任意时间点其胸腔运动所对应的呼吸位置点. 然后, 将胸腔所在位置点的 IR-UWB 信号进行 I/Q 复平面投影, 获取对应的投影向量. 考虑到投影向量具有二项性, 提出基于向量圆周位置的选择算法, 从而选出与呼吸带采集到的真实呼吸波形方向一致的反射信号. 接下来, 为了实现细粒度的人体波形提取, 采用差分编码器解码器模型, 将提取到的人体反射信号与商用呼吸带采集到的呼吸波形建立起映射关系, 从而可以实现睡眠状态下细粒度的人体呼吸波形检测. 最后通过大量的实验来测试所提方法, 实验结果表明, 在不同人员、不同设备距离、不同角度和不同的睡眠姿态下, 本文方法检测到的人体呼吸波形与呼吸带采集到的真实波形高度相似, 可以实现细粒度的人体呼吸波形的检测. 同时, 在 400 个测试样本中, 针对人体呼吸速率的估计误差仅为 0.229 bpm, 其可以满足高精度呼吸速率检测的需求.

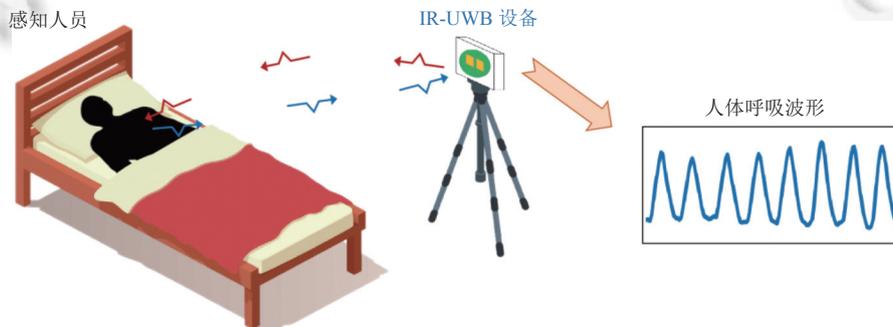


图 1 基于 IR-UWB 技术的睡眠状态下人体呼吸波形检测系统示意图

本文第 1 节介绍呼吸检测技术的相关工作和研究现状. 第 2 节主要介绍 IR-UWB 信号的组成以及对应 I/Q 复平面信号的基础知识. 第 3 节介绍本文提出的基于 IR-UWB 技术的睡眠状态下呼吸检测方法. 第 4 节通过进行大量不同场景的实验来验证本文方法产生的呼吸波形的鲁棒性和准确性. 最后在第 5 节总结全文内容.

1 呼吸检测技术的相关工作

现有的呼吸检测技术按照与用户的交互方式可以分为两大类, 分别是接触式呼吸检测工作与非接触式呼吸检

测工作. 接触式的呼吸感知工作通常使用专用医疗设备^[27]、智能手表^[28]或者 RFID^[29]等来进行人体呼吸的感知. 然而接触式感知工作, 需要将对应的传感器设备贴附在人体表面, 其不仅会给用户带来不适的应用体验外, 同时还可能改变用户的呼吸习惯, 进而无法得到精确的感知结果. 为了可以在用户睡眠阶段进行呼吸感知, 因此本文将重点关注于非接触式呼吸感知工作.

非接触式呼吸感知工作, 按照其传感介质的不同又可以分为基于计算机视觉、声音信号和无线射频信号的感知方法. 基于计算机视觉的方法通过采用摄像机来捕获检测对象的视频数据, 然后通过分析对象的面部区域的细微颜色变化和胸腔部位的抖动来识别用户的心率和呼吸速率^[30]. 而基于声音的感知方法则通过人体呼吸所产生的连续声波变化和自噪声来完成呼吸速率的估计^[31,32]. BreathListener^[33]通过分析人体呼吸的小规模运动来进行驾驶状态下的呼吸波形恢复工作; SpiroSonic^[34]则通过利用智能手机的扬声器和麦克风来实现一个肺活量计以监测人体的肺部功能. 然而基于视觉和基于声学的感知方法虽然可以实现人体呼吸监测功能, 但是两种方法都很容易遭到背景环境的干扰. 更重要的是在日常睡眠场景中, 这两类方法还会存在隐私泄露的问题. 为了克服以上两种方法所存在的缺陷, 基于无线射频信号的非接触式呼吸感知技术逐渐兴起, 其主要又可以划分为基于 WiFi 信号的呼吸感知工作和基于射频 (radio frequency, RF) 信号的感知工作.

第 1 类为基于 WiFi 信号的人体呼吸感知工作. 近年来, 随着 WiFi 感知技术的快速发展, 研究人员开展了众多基于 WiFi 信号的活动识别^[35]、呼吸检测^[36]和睡眠检测^[37]等相关工作. 由于 WiFi 信号的信道状态信息 (channel state information, CSI) 的相位具有高灵敏特性, TensorBeat^[38]使用 CSI 的相位差信息, 结合张量分解和峰值检测算法来计算人体的呼吸速率. RespiRadio^[39]利用一对 WiFi 网卡的收发链路, 实现动态环境中的人体呼吸检测, 总体估计误差为 0.152 bpm. Wi-Breath^[40]利用 WiFi 信号的 CSI 振幅和相位差数据来进行人体呼吸的感知, 并结合支持向量机完成最优呼吸信号的抉择, 呼吸检查准确率达到 91.2%. BreatheBand^[41]通过提出多天线的 CSI-子群遗传算法来消除 CSI 中的时变相位偏移, 然后利用混合高斯隐马尔可夫模型实现基于 WiFi 的人体呼吸波形感知技术. Yang 等人^[42]结合菲涅尔区模型, 将人体在睡眠过程中的活动定义为高斯模型, 从而实现了多人的睡眠呼吸检测, 其平均绝对误差为 0.5–1 bpm. 针对多人检测的问题, MultiSense^[43]根据盲源信号分离模型, 采用独立成分分析方法, 来实现多人呼吸信号的分离. WiPhone^[44]实现从手机端提取 WiFi CSI 的功能, 利用手机终端可以实现非视距下的人体呼吸速率检测, 平均呼吸速率误差为 0.31 bpm. 然而由于 WiFi 的带宽窄, 导致其感知空间分辨率粗糙, 无法完成多径分离和多目标分离的任务. 同时由于 WiFi 系统主要服务于通信功能, 如果采用数据包进行大量的感知工作, 会对信道造成负面影响, 导致通信中断^[45].

第 2 类为基于射频 RF 信号的人体呼吸感知工作. 基于射频信号的感知工作, 通过检测人体呼吸时胸腔来回运动所导致的射频信号变化, 实现细粒度的人体呼吸感知. Zhai 等人^[46]利用毫米波雷达对人体躯干模型进行模式分解, 来获取人体睡眠状态下的呼吸速率估计, 速率估计准确率为 97.1%. Pi-ViMo^[47]通过推导出人体多散射点模型, 并引入多散射点一致性组合, 利用毫米波雷达实现任意雷达视场范围内的人体呼吸与心跳活动感知, 呼吸速率估计误差为 6%. Capon^[48]提出基于单输入多输出的连续波雷达系统, 通过采用自适应数字波束成形技术来获取未知目标的呼吸状态. MetaPhys^[49]利用三维雷达成像和波束成形技术来对空间内的人员位置进行定位并实现多目标呼吸速率感知. TagSleep^[50]使用 3 个 RFID 标签和 1 个阅读器来识别睡眠声音活动. Pramudita 等人^[51]开发了新型多频连续波雷达来开展非接触式人体呼吸感知, 与传统调频连续波技术相比, 能够有效增强同相辐射功率和提高频带利用率. Zhang 等人^[52]利用 LoRa 网关的多根天线实现空间波束成形, 来完成远距离多目标呼吸感知. 与以上射频感知方式相比, 脉冲超宽带 IR-UWB 技术既可以实现分布式、非接触式的感知, 同时设备成本远低于毫米波设备和 RFID 阅读器, 更适合在日常家庭环境中进行使用. MoRe-Fi^[22]利用 IR-UWB 设备实现了运动状态下的呼吸感知, 其通过对 I/Q 信号在复平面旋转多个角度来进行数据增强, 然后结合变分编码器解码器网络模型, 提取到目标在运动状态下的呼吸波形. MoVi-Fi^[21]则采用对比学习的方式, 构建具有时间周期特征的样本和非时间周期的样本, 通过采用多层感知器来提取出周期性相关特征, 进而实现运动状态下和平稳状态下的生命波形提取工作. Zhang 等人^[25]则验证了基于 IR-UWB 技术进行心跳波形感知的可行性. 在最新的 BreathCatcher^[26]中, 其对空间中运动目标的轨迹进行捕捉, 同时提取运动目标的呼吸波形. 以上工作虽然可以验证 IR-UWB 技术可以提取到运动

状态下用户的细粒度呼吸波形, 但是其感知方案通常是用户正对设备终端. 而在睡眠过程中, 设备的位置、人员的朝向都会随时发生正改变, 从而导致感知的精度降低. 本文所提出的基于 IR-UWB 技术的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法, 其可以动态获取人体呼吸的反射区域, 结合信号投影方法来获取低维度的呼吸反射信号. 最终通过结合深度学习模型, 来完成睡眠状态下的细粒度呼吸波形检测工作.

2 基础知识

本文所提方法主要基于脉冲超宽带技术, 因此本节首先对脉冲超宽带 IR-UWB 信号的基础构成进行介绍. 然后对无线射频信号在 I/Q 复平面的分布做进一步说明, 并结合信号在 I/Q 复平面的分布状态来展示目前人体呼吸感知所存在的局限性.

2.1 脉冲超宽带 IR-UWB 信号

在感知过程中, 脉冲超宽带 IR-UWB 雷达会向感知空间内发射纳秒级别的无线脉冲信号, 人体运动会反射无线脉冲信号, 通过分析反射无线脉冲信号时延进而完成感知区域内目标的感知. 由于 IR-UWB 的脉冲间隔时间远小于室内无线信号的多径传播时延, 进而可以有效分离出环境中的多径信息. 脉冲超宽带发射信号 $X(t)$ 的每一帧由一个基带高斯脉冲 $S(t)$ 经过余弦载波调制而成, 其可以表示为:

$$X(t) = \cos(2\pi f_c t) \times S(t) \quad (1)$$

其中, f_c 为载波频率. 无线脉冲信号在传输过程中, 会产生多径传播效应, 并最终接收信号 $Y(t)$ 为多径信号叠加状态. 因此接收信号 $Y(t)$ 可以表示为:

$$Y(t) = H(t) \times X(t) + N(t) \quad (2)$$

其中, $N(t)$ 为传播过程中信道噪声, $H(t)$ 为多径传播对应的信道状态信息, 其描述了信号在不同路径传播过程中无线脉冲信号的衰减和偏移. 通过对接收信号 $Y(t)$ 进行低通滤波, 其可以得到接收基带信号帧序列 $R(t)$, 其可以表示为:

$$R(t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t) \times S(t - t_l) \times e^{-j2\pi f_c t_l} + n_l(t) \quad (3)$$

其中, L 为空间中多径个数, $\alpha_l(t)$ 为对应路径 l 的信道衰减, $n_l(t)$ 为第 l 条传播路径的 Gaussian 噪声. 在感知空间内不同距离点所对应的 t_l 会有所不同, 因此可以获取根据 t_l 的值来获取对应范围距离的反射信息.

2.2 I/Q 复平面信号分布

在使用 IR-UWB 设备的过程中, 接收帧序列 $R(t)$ 为一个二维的信号脉冲响应矩阵构成, 其由快时间和慢时间维度构成. 对于快时间维度而言, IR-UWB 雷达利用接收信号的时域脉冲位置来表示空间中不同距离的反射信号信息, 其距离分辨率 (称为 range bins) 由脉冲带宽决定. 一个快时间维度的信号样本为接收序列的一帧, 通过连续的信号帧按照时间先后进行堆叠 (即 IR-UWB 信号的慢时间维度), 从而形成对应的接收信号基带信号序列矩阵 $R(t)$, 因此 $R(t)$ 又可以表示为:

$$R(t) = \begin{bmatrix} r_1(t) & r_2(t) & \dots & r_{d-1}(t) & r_d(t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, d 是快时间维度对应的 range bins 值, t 代表时间, $r_d(t)$ 代表着不同的 range bins 点 d 在时间 t 的接收信号. 通过分析 $R(t)$ 对应的二维快慢时间矩阵, 可以获取当前感知区域内对应的时间和空间两个维度的相关反射信息.

通过消除 IR-UWB 数据的直流分量后, 感知目标呼吸状态下采集 1 min 的 IR-UWB 信道脉冲响应的振幅快慢时间矩阵如图 2(a) 所示. 从中可以看出当感知人员在距离终端 2.2 m 处进行呼吸时, 对应范围内会有明显脉冲信号波动. 对于每一个 range bin 单元的信号, 按照慢时间维度通过 I/Q 下采样可以得到其复数信号.

$$r_d(t) = I_d(t) + Q_d(t) \times j \quad (5)$$

其中, $I_d(t)$ 为 t 时刻在距离点 d 对应信号的实部, $Q_d(t)$ 为信号的虚部. 对于图 2(a) 而言, 当目标在 2.2 m 处呼吸时, 对应的 I/Q 复平面信号分布如图 2(c) 所示. 而当对应距离没有移动目标存在时, 也就相当于静态环境, 其对应的信

号分布如图 2(b) 所示. 可以看出在静态环境中, 由于没有反射物或者反射物没有运动, 对应的 I/Q 信号围绕着坐标原点为中心呈现出均匀分布. 而当人体呼吸时, 人体胸腔产生 4–12 mm 的周期性位移^[41], 因此在 I/Q 复平面上会随着胸腔运动产生周期性圆弧状的变化.

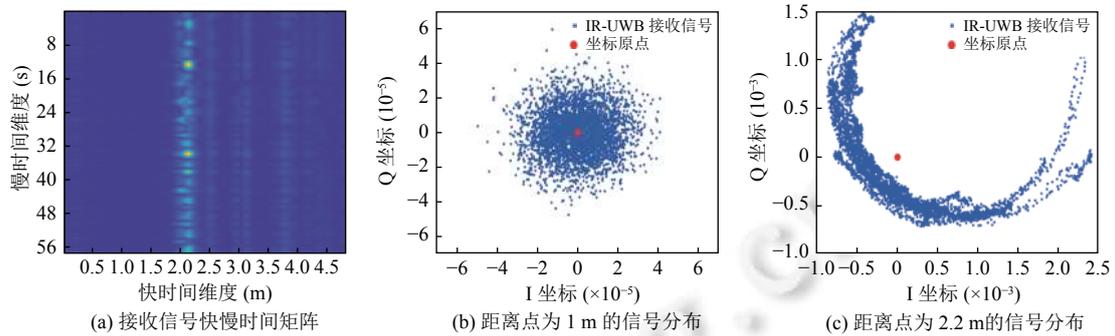


图 2 IR-UWB 雷达接收信号的 I/Q 复平面分布图

2.3 人体呼吸特征提取的局限性

人体在呼吸过程时, IR-UWB 设备采集到的脉冲反射信号如图 2(c) 所示, 其信号分布是圆弧性周期变化. I/Q 信号变化是无线感知的基础, 其与信号的振幅以及相位信息密切相关. 在目前的工作中, 一些工作通过分析脉冲信号的振幅快慢时间矩阵或者相位信息, 来完成运动状态下的呼吸感知^[21]. 在文献 [22,25] 中, 则通过分别对 I/Q 复信号输入到两路变分编码器解码器模型, 从而实现人体呼吸和心跳波形的感知. 然而在实际睡眠检测过程中, 由于每个家庭的室内环境不同和人体运动的随机性, 导致其 IR-UWB 设备的部署和采集到的反射信号点也会有区别, 进而导致对应 I/Q 信号的位置具有随机性. 由于 I/Q 信号的位置具有随机性, 因此单独采用 IR-UWB 雷达的振幅、相位以及单独的 I 信号和 Q 信号都会存在感知的局限性.

图 3 为不同情景下人体呼吸导致的射频信号在 I/Q 复平面维度的分布图. 其中, 蓝色的圆弧点为胸腔运动引起的圆弧状变化, 其位置分布会具有随机性. 对于 I/Q 信号而言, 其对应的振幅 A_d 和相位 φ_d 分别是:

$$\begin{cases} A_d = \sqrt{I_d^2 + Q_d^2} \\ \varphi_d = \arctan(I_d/Q_d) \end{cases} \quad (6)$$

其中, I_d 为距离点 d 的信号对应的实部值, Q_d 为距离点 d 的信号对应的虚部值.

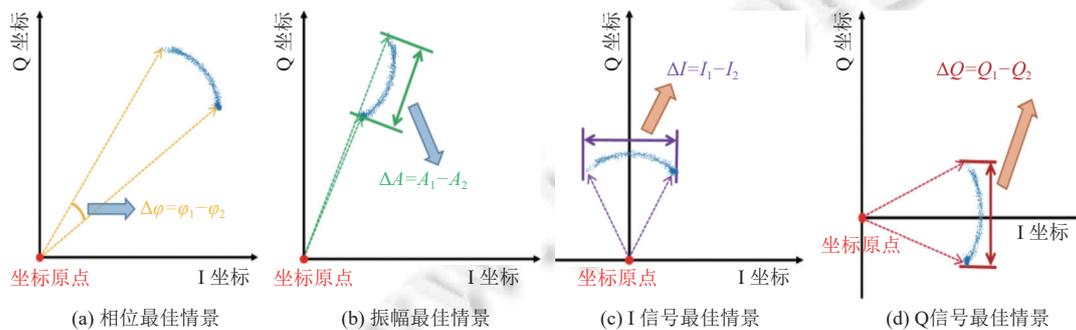


图 3 不同位置下人体呼吸反射信号 I/Q 复平面分布图

当人体呼吸导致的脉冲分布如图 3(a) 所示时, 使用相位特征可以明显刻画人体的呼吸特征. 而 IR-UWB 的振幅特征在图 3(b) 中则可以很好地表示出人体呼吸导致信号变化. 图 3(c) 和图 3(d) 分别是使用 I 信号最佳和使用 Q 信号最佳的场景. 因此对于呼吸感知工作而言, 单独使用 IR-UWB 的振幅、相位、I 信号和 Q 信号都会存在局

限性,无法全面刻画出人体呼吸引起信号变化的过程.

3 基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法

3.1 系统框架

基于 IR-UWB 的睡眠状态人体呼吸波形检测方法的框架图如图 4 所示. 在本文方法中,首先使用 IR-UWB 终端来获取感知范围内反射的原始 I/Q 信号矩阵. 其次,通过呼吸位置估计模块来获取人体呼吸时接收矩阵快时间维度对应的位置点,从接收信号矩阵中获取人体的反射区域. 然后,通过投影信号生成模块,对人体反射区域的信号进行信号偏移,同时结合向量投影生成呼吸特征波形. 最后使用呼吸信号拟合模块,采用变分编码器-解码器模型将生成的呼吸特征波形与商用 NeuLog 呼吸带^[11]采集到的真实呼吸波形 (ground truth) 进行拟合,生成与呼吸带一致的人体呼吸波形,从而实现睡眠状态下的人体呼吸波形检测工作.

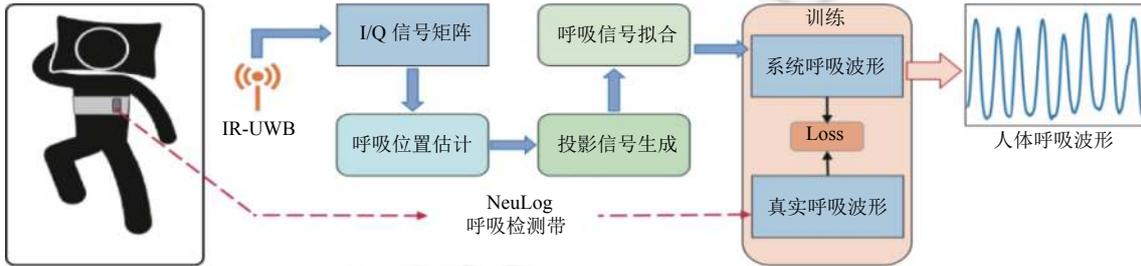


图 4 基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法框架图

3.2 呼吸位置估计

在人体睡眠呼吸检测过程中,由于日常家庭环境的布置和人体运动都具有的随机性,因此导致感知目标在接收信号矩阵的快时间维度对应的距离点也会有所不同. 为了实现自适应的睡眠呼吸感知,需要首先确定人体反射信号在接收信号矩阵 $R(t)$ 快时间维度的区域. 由于人体呼吸时,其整个胸腔的运动随着呼吸次数产生周期性的位移变化,进而导致 IR-UWB 脉冲信号的传播路径也会产生对应频率的周期波动. 因此,为了选取睡眠状态下人体胸腔的中心区域,我们参考基于 WiFi 的呼吸感知工作^[18,42],提出基于分布式多普勒频移的呼吸能量比 (respiration power ratio, RPR) 来作为人体反射区域中心的识别指标.

呼吸能量比 RPR 的计算和人体呼吸位置的估计方法如下.

(1) 通过计算每个 range bins 的多普勒频移值,由于人体呼吸频率正常在 10~37 bpm,本文方法的数据分片为 20 s,因此采用的呼吸频率范围为 -15~15 Hz,计算呼吸频率范围内的能量和 $Pr_d = \sum_{i=-15}^{15} DFS_{i,d}$.

(2) 按照同样的方法来计算人体正常活动所反射的能量和. 由于人体活动所影响的频率区间通常在 50 Hz 以内,因此计算 -50~50 Hz 的人体活动反射的能量和 $Ph_d = \sum_{i=-50}^{50} DFS_{i,d}$.

(3) 通过将呼吸频率范围内的能量和与人体活动反射的能量和进行作比运算,可以得到对应的呼吸能量比 RPR 的值为: $RPR = Pr_d / Ph_d$.

(4) 在进行睡眠状态下呼吸感知的过程中,由于人体的胸腔是一个大面积的区域,其导致在人体存在多个不同的反射点. 为了尽可能获取到人体活动分量,我们以 RPR 的最大值所在的位置为中心,增加了一个宽度为 width 的搜索区域. IR-UWB 设备采集到慢时间矩阵,其快时间维度的距离分辨率为 0.0514 m. 因此,考虑到人体胸腔面积,本文方法将 width 设为 3,其对应 range bins 的长度为 $7 \times 0.0514 = 0.3598$ m,接近人体胸腔的长度.

使用呼吸能量比 RPR 来进行人员位置估计的过程如图 5 所示. 图 5(a) 为一个人睡眠呼吸检测的使用场景,其对应的呼吸频率范围内的能量和 Pr_d 如图 5(b) 所示,人体总体活动所导致的能量和 Ph_d 为图 5(c) 所示. 通过将

呼吸能量和与人体活动能量和作比,可以得到图 5(d) 的呼吸能量比 RPR . 通过选取最大 RPR 值对应的位置点可以得到人体呼吸的中心位置,对于图 5(a) 的场景该距离为红色框所对应的 1.28 m. 为了尽可能获取更多的人体呼吸区域,在中心点左右选取 $width$ 个长度的区域,如图 5(d) 中的黑色三角形框所选取的位置点.

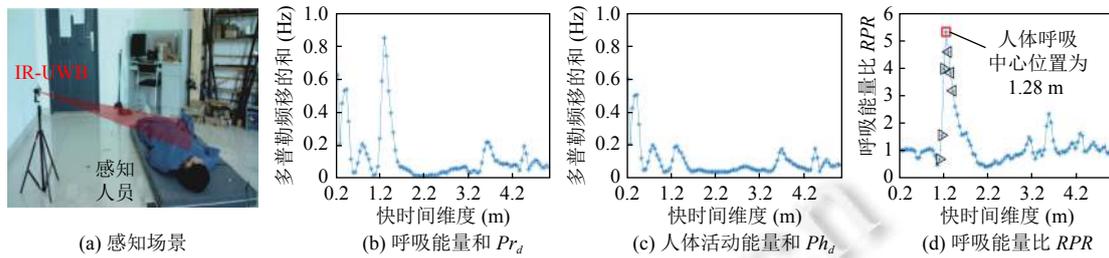


图 5 基于呼吸能量比的人体呼吸位置估计过程图

3.3 投影信号生成

在获取人体呼吸区域的反射信号后,需要进一步从反射区域信号中提取到具有符合人体呼吸形态的特征.在第 2.2 节中,表明人体呼吸会导致接收信号呈现出圆弧状的分布,如何从圆弧状的分布中获取到人体呼吸特征是本节的重点实现目标,其具体提取方法如下所示.

3.3.1 信号偏移

在进行睡眠状态呼吸感知时,人体呼吸导致某个快时间维度的接收信号 r_d 在 I/Q 复平面上的分布为:

$$r_d = V_{body} + V_{breath} + V_{heart} + V_{noise} \quad (7)$$

其中, V_{body} 为感知目标身体整体躯干的反射,人在睡觉过程中通常不会经常活动,可以通过消除直流分量的方式进行去除. V_{breath} 和 V_{heart} 分别是由人体呼吸和心跳导致反射脉冲信号产生周期性变化,而 V_{noise} 则是人体随机运动和硬件噪声导致的信号波动.通过对采集到的 I/Q 信号进行消除直流分量后,其对应的圆弧状信号分布可以记为:

$$V_{iq} = V_{breath} + V_{heart} + V_{noise} \quad (8)$$

由于在 I/Q 复平面上由于相位变化是从 $[0, \pi]$, $[-\pi, 0]$ 这样周期性的变化,会存在相位跳跃的问题.为了让 I/Q 信号相位呈现连续性变化,本文会首先对原始的信号分布增加一个静态偏移向量 V_{shift} ,从而让信号分布在 I/Q 坐标的第 1 象限内,其相位变化区间为 $[0, \pi/2]$.增加偏移后的信号 V'_{iq} ,该信号分布为:

$$V'_{iq} = V_{iq} + V_{shift} \quad (9)$$

图 6 为进行 I/Q 信号偏移的示意图,其中黑色的圆弧分布为人体呼吸所导致的周期变化,通过增加一个红色静态偏移向量后的结果如右侧黑色圆弧所示.绿色向量为人体呼吸导致的信号变化 V_{breath} ,蓝色实线的圆周为理想状态下,呼吸向量围绕呼吸向量起点旋转一周后的结果.

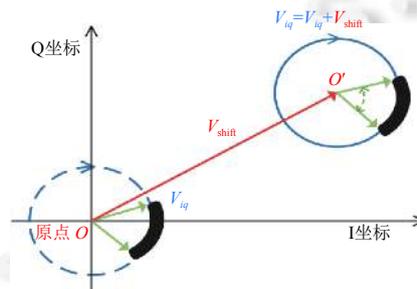


图 6 I/Q 信号偏移示意图

3.3.2 信号滤波

在信号采集的过程中,由于人体的运动和存在硬件噪声,导致采集到的圆弧状信号上会有一些离群散点

存在. 为了不让这些离群散点影响最终波形提取的效果, 本文方法对增加偏移后的信号分别从 I 信号与 Q 信号两个维度采用 Hampel 滤波, 消除异常 I/Q 值. 然后再将 I 信号与 Q 信号重组, 重组后的信号保持原有信号的整体分布, 同时还可以把异常离群点进行消除.

3.3.3 信号投影

在将信号进行滤波后, 去噪信号可以表示为 $V_{iq,d} = V'_{iq} - V_{noise}$. 为了提取到人体呼吸特征成分, 本文方法提出基于 I/Q 复平面的向量投影方法, 通过将反射信号的 I 信号与 Q 信号结合起来, 寻找其最大投影面上的投影信号, 进而提取到人体呼吸的特征信号.

基于 I/Q 复平面信号投影方法的具体实现步骤如下.

(1) 首先在 I/Q 复平面上构建一个虚拟的投影面 Y , 该投影面为 I/Q 复平面上的一个向量.

(2) 计算人体呼吸反射信号在该投影平面上的投影信号. 在计算投影信号时, 假设该投影坐标为 $[\cos\theta \ \sin\theta]$, 则此呼吸反射信号在此投影面 Y 上的投影信号 P 为:

$$P = \begin{bmatrix} \text{Real}(V_{iq,d}) & \text{Image}(V_{iq,d}) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \sin(\theta) \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $\text{Real}(V_{iq,d})$ 和 $\text{Image}(V_{iq,d})$ 分别是增加偏移和去噪后 IR-UWB 信号的实部和虚部, 对应的 I 和 Q 两个维度.

(3) 为了获取信号在整个 I/Q 空间各个方向的投影分量, 将按照步长为 $\Delta\theta = \pi/150$ 从 $[0, 2\pi]$ 的范围来改变投影面 Y 的角度, 进而获得 300 个对应的候选投影信号特征组.

(4) 在候选投影信号特征组中, 选择最大方差的投影信号来作为反应睡眠状态下人体呼吸的候选特征.

图 7 为对去噪后 I/Q 信号进行投影后的结果, 候选投影信号可以同时结合 I 和 Q 信号两个维度, 从而最大化体现出人体呼吸导致信号产生周期性的变化. 然而在进行投影面旋转的过程中, 由于投影面是进行 360 度的旋转, 导致其投影信号会呈现出二向性的特点. 图 7 中的黄色箭头和绿色箭头就是对应方差最大的两个方向完全相反的投影面, 对投影面进行投影后的信号分别是投影信号 1 和投影信号 2. 通过观察这两个投影信号可以发现, 两个信号相互对称, 信号波动完全相反.

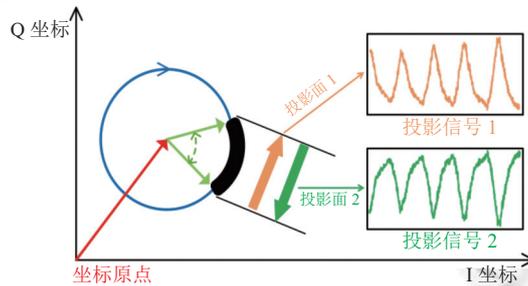


图 7 I/Q 信号投影特征二向性示意图

在睡眠状态下呼吸波形检测工作中, 为了使 IR-UWB 雷达提取到人体呼吸波形与商用呼吸带采集到的真实呼吸波形的形态一致, 需要解决信号投影的二向性问题. 反射物的运动会导致其与 IR-UWB 设备之间的无线传输路径发生改变, 当远离信源时对应 I/Q 复平面圆会保持顺时针旋转; 当接近信源时, 则会产生逆时针旋转的特性. 同理, 在人体进行吸气时, 胸腔会因吸入气体而膨胀, 导致其与 IR-UWB 设备之间的传播路径长度减少, 对应呼吸向量就会产生逆时针旋转, 同时基于压力传感器的呼吸带会因胸腔膨胀带来的挤压而产生波峰值. 而在呼气时, 对于呼吸向量则会产生顺时针旋转, 呼吸带也会因为压力的减少而降为波谷. 基于此原理, 本文方法提出了基于呼吸向量圆周位置的投影信号选择方法, 来解决投影信号二向性的问题.

图 8 为基于呼吸向量圆周位置的投影信号选择方法的示意图, 其具体步骤如下.

(1) 首先将静态偏移后的 I/Q 信号按照其分布位置采用 K-means 聚类方法将其划分为 3 类, 并获取每类的聚类中心点坐标, 分别是图 8(a) 中的聚类中心点 1 (I_1, Q_1)、聚类中心点 2 (I_2, Q_2) 和聚类中心点 3 (I_3, Q_3).

(2) 通过结合 3 个聚类中心实现呼吸向量的圆心 $O_r(x, y)$ 估计, 该圆心值的计算方法如下:

$$\begin{cases} A = \begin{bmatrix} I_2 - I_1 & Q_2 - Q_1 \\ I_3 - I_1 & Q_3 - Q_1 \\ I_3 - I_2 & Q_3 - Q_2 \end{bmatrix} \\ B = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} I_2^2 + Q_2^2 - I_1^2 - Q_1^2 \\ I_3^2 + Q_3^2 - I_1^2 - Q_1^2 \\ I_3^2 + Q_3^2 - I_2^2 - Q_2^2 \end{bmatrix} \\ O_r(x, y) = (A^T * A)^{-1} * A^T * B \end{cases} \quad (11)$$

获取到呼吸向量的圆心后则可以通过计算圆心与每个聚类中心的欧氏距离均值, 来获得呼吸向量形成圆周的半径 R , 每个圆心与聚类中心的距离 R_n 与对应圆周半径 R 的计算方法如下:

$$\begin{cases} R_n = \sqrt{\|O_r(x) - I_n\|^2 + \|O_r(y) - Q_n\|^2} \\ R = \frac{1}{3}(R_1 + R_2 + R_3) \end{cases} \quad (12)$$

通过结合呼吸向量的圆心 $O_r(x, y)$ 和半径 R , 可以实现图 8(a) 中的黄色虚线圆周的计算。

(3) 通过坐标原点可以得到与呼吸向量圆周的蓝色切线, 将切线 1 和切线 2 对应的切点进行连线可以将呼吸向量对应的圆分割成左右两个区域. 对于左边的区域而言, 当沿着圆周进行逆时针旋转时对应的相位值会减小; 而对于右边的区域相位值则会增加. 因此分布在圆周的左右两个区域的黑色反射信号所选取的反射面方向相反.

(4) 对于图 8(b) 而言, 当 IR-UWB 反射信号分布在圆周右侧时其选择的投影面方向与相位增大的方向一致, 故选择投影面 1 对应的投影信号 1. 通过将投影信号 1 与其下方红色的呼吸带采集到真实人体呼吸波形进行对比, 可以看出两者在波形趋势上保持一致. 如果 IR-UWB 反射信号分布在圆周左侧, 则会选取绿色投影面 2 对应的投影信号.

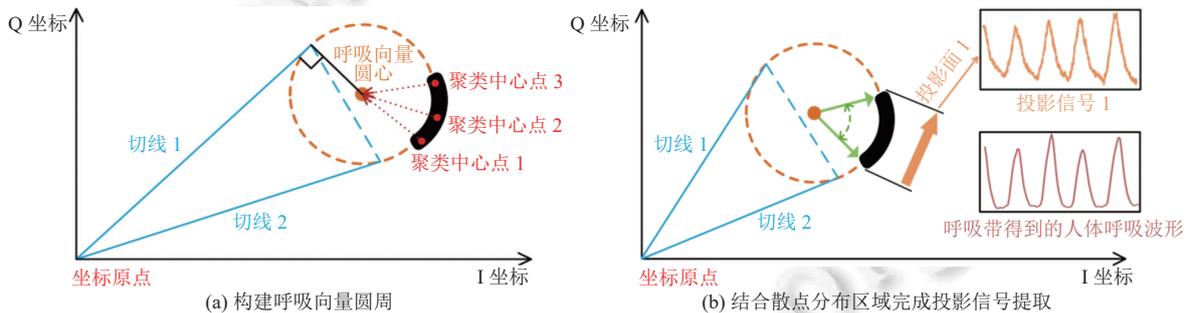


图 8 基于呼吸向量圆周位置的投影信号选择示意图

3.3.4 加权合并

通过信号投影, 每个候选快时间维度都可以得到一个对应的投影信号. 睡眠状态下呼吸感知的过程中, 为了更加全面获取人体呼吸所反射的信号, 在获取到人员中心位置后还增加了一个搜索区域, 然后将整个候选区域内 n 个信号都进行 I/Q 复平面投影得到投影信号 $P_{d,i}$. 最后, 结合每个信号其对应的呼吸能量和 $Pr_{d,i}$ 进行加权求和, 从而生成最终的呼吸特征序列 $S_{\text{projection}}$:

$$S_{\text{projection}} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n P_{d,i} \times Pr_{d,i} \quad (13)$$

3.4 呼吸信号拟合

在第 3.3 节生成的呼吸特征序列 $S_{\text{projection}}$ 与真实呼吸带采集到的人体呼吸波形基本上形态保持一致, 但是由于人体的其他活动 (如心跳和抖动等), 导致特征序列为以上各种异常抖动的非线性混合. 为了使系统生成的呼吸

波形更加符合商用呼吸带采集到的呼吸波形, 受到 MoRe-Fi^[22]和 BreathCatcher^[26]工作的启发, 本文方法采用了变分编码器-解码器模型来从非线性混合信号中提取到睡眠状态下细粒度人体呼吸波形。

本文方法所采用的变分编码器-解码器结构如图 9 所示. 为了实现细粒度的呼吸波形恢复, 通过采用编码器将输入呼吸特征序列 S_p 映射到隐含层 h . 不同于编码器-解码器模型, 变分编码器-解码器在隐含层的输出包括两个维度 μ 和 Σ , 分别表示输入序列编码后的所服从的高斯分布的参数均值和方差, 对应的后验分布为:

$$q_\varphi(S_p|h) = N(S_p; \mu, \Sigma^2, I) \quad (14)$$

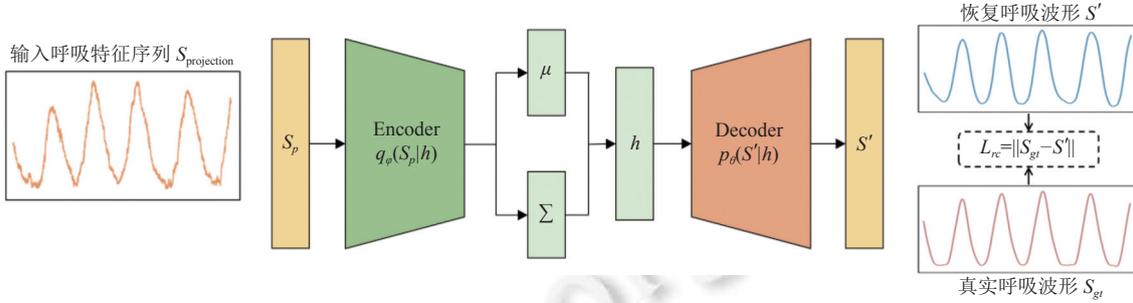


图 9 本文采用的变分编码器-解码器结构图

然后通过采用解码器将通过先验分布 $p_\theta(S'|h)$ 来从隐含层 h 恢复出人体的呼吸波形 S' , 后验分布 $q_\varphi(S_p|h)$ 和先验分布 $p_\theta(S'|h)$ 来通过 KL 散度来计算, 最小化 $q_\varphi(S_p|h)$ 和 $p_\theta(S'|h)$ 之间的差异. 在进行波形恢复过程中, 变分编码器-解码器模型传递的是一个连续概率分布, 而不是离散的向量集, 从而使生成的呼吸波形更加的平滑且不会出现过拟合的现象.

变分编码器-解码器网络主要由 3 部分构成, 分别是编码器、解码器以及损失函数.

编码器将输入呼吸特征序列 S_p 编码为隐含层的 h . 编码器主要包含 4 层模块来进行序列的特征提取和压缩, 每一层模块的构成如下: 1D-CNN 层 (其卷积核系数为 3, 步长为 2) 以进行呼吸序列的特征提取和数据压缩的作用; 1D-BatchNorm 层来用于进行归一化; LeakyReLU 层用于增加节点的非线性. 在进行卷积后同时增加一个全连接层来调整节点的个数.

解码器可以认为是编码器的反向映射, 在编码器采用的是 1D-CNN 层来进行特征提取和压缩, 因此对于解码器采用 1D-Transpose CNN 来进行反卷积, 对隐含层 h 进行上采样, 并将其不断映射到一个更长的序列中. 通过 4 次反卷积后最终恢复为单通道的信号. 由于呼吸带与 IR-UWB 雷达的采样率不同, 导致单位时间内对应的两个序列的长度也会有所不同. 因此最后通过采用一个全连接层, 其输入长度为多层反卷积后的长度, 输出为呼吸带对应样本的长度.

为了实现高精度的人体呼吸波形恢复, 采用损失函数将通过变分编码器-解码器恢复出的人体呼吸波形与同步采用商用呼吸带采集到的人体真实呼吸波形 ground truth 进行比较, 从而使两者更加相似. 损失函数定义为两个波形之间对应位置误差的平方和, 其可以表示为:

$$L_{rc} = \|S_{gt} - S'\| \quad (15)$$

其中, S' 为本文方法获取到的睡眠状态下人体呼吸波形, S_{gt} 为采用 NeuLog 呼吸带采集到的人体真实呼吸波形.

最终采用变分编码器-解码器模型可以将图 9 左侧黄色的呼吸特征序列 $S_{projection}$ 生成最右侧的蓝色呼吸波形 S' . 通过将恢复的呼吸波形 S' 与同步采集到的红色真实呼吸波形 S_{gt} 进行对比可以看出两个波形基本一致, 因此表明本文方法可以实现睡眠状态下的人体呼吸波形检测工作.

4 实验验证与结果分析

在本节我们首先对整个实验设置和系统评估指标进行介绍. 然后对本文提出的方法在人体睡眠状态下的呼吸

波形检测和呼吸速率估计进行整体性能评估. 最后考虑到系统的鲁棒性, 在多种不同的实验环境和不同的网络模型参数下对本文方法进行大量的实验测试, 以验证系统在不同情况下的人体呼吸波形检测精度.

4.1 实验设置

4.1.1 硬件设置

本文方法利用 IR-UWB 设备实现了睡眠状态下的人体呼吸波形检测, 其硬件核心为低功耗的 Novelda X4M05^[53] IR-UWB 单发单收终端. 其设备的中心频率为 7.29 GHz, 带宽为 1.5 GHz, 雷达的采样率为 23.328 GHz, 终端的帧速率为 60 Hz. 采用终端笔记本来完成终端设备的控制, 该笔记本的 CPU 为 Intel Core i9, 内存为 32 GB, 其 GPU 为 GeForce RTX 3060 Ti. 使用 Aoni C27PRO 摄像机来记录所有的实验过程. NeuLog 公司的商用呼吸检测带模块 NUL-236^[11] 被用来获取人体呼吸真实波形, 以作为实验过程中的真实呼吸波形 ground truth. NeuLog 的呼吸带采样率为 10 Hz. 实验过程中的所有设备如图 10(a) 所示.

4.1.2 软件设置

本文系统的实现主要基于 Matlab 2021b 和 Python 3.8.12. 通过基于 PyQT5 的数据采集平台来完成数据的实时采集, 然后在 Matlab 2021b 上进一步完成数据的预处理和特征信号提取. 呼吸信号生成中的差分编码器-解码器网络模型通过 PyTorch 1.11.0 来进行搭建. 对于编码器而言, 4 个 1D-CNN 网络模块被使用, 对应的通道输出数分别为 32、64、128、256; 而解码器则对应的相反, 输出通道分别是 128、64、32、1. 网络模型采用随机梯度下降法作为优化器, 其对应的学习率为 1E-3, 动量为 0.9.

4.1.3 测试设置

实验环境整体设置如图 10(b) 和图 10(c) 所示, 测试房间面积约为 30 m². 召集到 8 名志愿者来参与睡眠状态下的呼吸检测, 年龄为 25–29 岁, 体重为 60–90 kg. 在整个检测过程中, 所有志愿者都会卧躺 1–2 h 进行自然的呼吸, 以保证其进入睡眠状态. 为了测试本文提出方法对 IR-UWB 位置的鲁棒性, 我们将 IR-UWB 部署在不同的位置, 其与人员的距离和角度都会有所不同. 同时还在不同的人员姿态下进行人体呼吸波形的检测. 在采集到原始数据后, 将 20 s 的数据长度分割为一个样本, 对应的训练样本个数为 1000, 测试样本个数为 800, 训练集和测试集的比例为 5:4.



图 10 实验环境设置图

4.2 评估指标

为了对本文提出方法恢复呼吸波形相似度和呼吸速率检测的进行量化评估, 提取出了波形相似度和呼吸速率两个评估指标.

4.2.1 波形相似度

该指标主要用来评估本文方法在人体睡眠状态下恢复出的人体呼吸波形与 NeuLog 呼吸带采集到的真实呼吸波形之间的相似程度. 该指标的计算方法如下:

$$S(S', S_{gr}) = \frac{S' \times S_{gr}}{\|S'\| \times \|S_{gr}\|} = \frac{\sum_{n=1}^N [S'(n) \times S_{gr}(n)]}{\sqrt{\sum_{n=1}^N S'^2(n)} \times \sqrt{\sum_{n=1}^N S_{gr}^2(n)}} \quad (16)$$

其中, 波形相似度 S 的值为 $[0, 1]$ 之间的一个实数值, 当本文产生波形 S' 与呼吸带采集到的波形 S_{gr} 完全相同时, 相似度值为 1. 对于波形相似指标越接近与 1, 则说明本文方法检测波形 S' 与真实波形 S_{gr} 的相似程度越高.

4.2.2 人体呼吸速率

在恢复出人体呼吸波形后, 通过采用寻峰算法可以得到一个呼吸段对应多个的波峰, 并提取到不同波峰对应的时间单位 Pt . 通过计算相邻两个波峰对应的时间差值即可以获取人体一次呼吸周期所用的时间长度, 进而得到人体呼吸速率的 bpm 值, 具体计算方式如下:

$$R_b = \frac{60 \times (N - 1)}{\sum_{n=1}^{N-1} Pt_{n+1} - Pt_n} \quad (17)$$

其中, N 为一个呼吸段中提取到的波峰总数.

4.3 整体性能

为了对睡眠状态下呼吸波形检测进行整体性能的评估, 在不同的环境下开展了大量实验测试. 实验一共包括 800 个测试样本, 每个测试样本的时间长度为 20 s, 对应的时间长度约为 266.6 min. 在每次检测过程中, 人体与 IR-UWB 设备的朝向不同, 距离也根据真实场景的改变而不同, 每次实验过程检测人员自然睡眠并进行呼吸.

在图 10(b) 场景下将本文方法与按照 MoRe-Fi^[22]与 HeartBeat^[25]工作中的方法进行 1 min 的睡眠呼吸检测对比, 结果如图 11 所示. MoRe-Fi^[22]与 HeartBeat^[25]两个工作都是对原始 IR-UWB 的 I/Q 数据直接采用变分编码器-解码器 VED 模型实现人体运动状态呼吸和静止心跳的检测工作, 因此我们同样对原始数据采用同样的 VED 模型来获取睡眠状态下的呼吸波形. 图 11 中的蓝色曲线为 NeuLog 呼吸带采集到的真实人体呼吸波形, 绿色曲线为只采用 VED 模型的结果, 红色曲线则是本文方法提取到的人体呼吸波形. 通过对比可以看出虽然通过大量的模型训练, 可以得到与人体相关的呼吸特征, 但是受限于 I/Q 相位二向性问题, 使得到的波形出现与趋势相反的波动, 且存在局部失真现象, 与真实呼吸波形相似度仅为 0.5840. 而采用本文提出 I/Q 复平面投影方法并进行投影向量筛选后, 再次使用单层变分编码器-解码器可以精准生成与呼吸带采集呼吸趋势一致的波形, 波形相似度可以达到 0.9764, 从而表明本文提出方法的有效性和准确性.

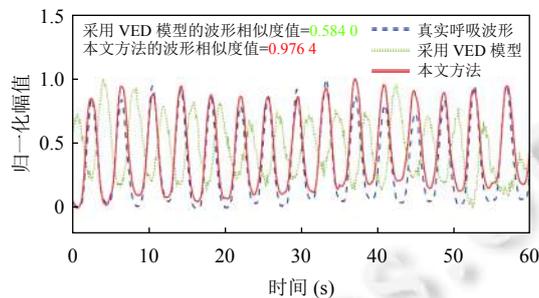


图 11 感知人员在实验场景 1 中对应 1 min 的睡眠呼吸波形检测对比图

在得到呼吸波形后, 通过计算波峰间隔时间可以得到人体的呼吸速率. 图 12(a) 和图 12(b) 分别对应图 10(b) 和图 10(c) 下 3 个不同用户进行呼吸速率估计的结果. 在图 12(a), 用户 A 在实验场景 1 中系统提取到的平均呼吸速率为 15.95 bpm, 对应呼吸带的真实平均呼吸速率为 16.04 bpm, 整个呼吸过程中的平均呼吸速率误差为 0.366 bpm. 值得注意的是, 我们计算的平均速率误差并不是以上两者的差值, 而是每个用户所有 20 s 呼吸段呼吸速率误差的平均值. 在场景 1 中, 3 个用户的平均呼吸速率误差分别是 0.366 bpm、0.183 bpm 和 0.197 bpm; 在实验场景 2 中, 其值为 0.311 bpm、0.130 bpm 和 0.192 bpm. 可以看出在睡眠过程中, 用户 B 的睡眠状态最为平稳, 而用户 A 则可能在睡眠过程中某个时间段发生身体的抖动, 导致平均误差升高. 结合图 12 中的两个图, 在睡眠过程中用户 C 的平均呼吸速率高于用户 A 和 B, 其与个人的身体体质相关.

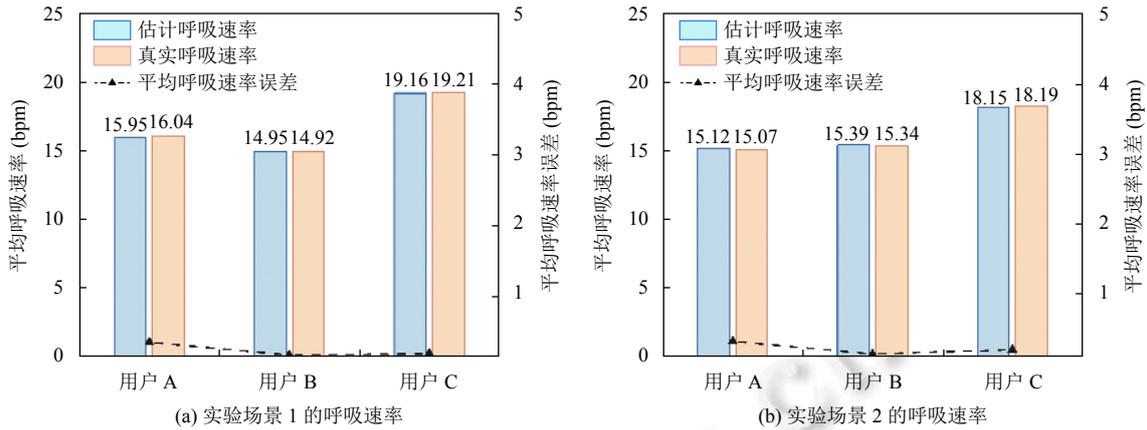


图 12 呼吸速率对比图

4.4 实验环境参数的影响

为了测试本文方法对于睡眠过程中呼吸检测的鲁棒性,在多种不同的实验环境下开展了相关测试,主要通过 4 个维度进行说明,分别是不同用户、不同距离、不同角度以及不同人员的睡眠姿态.具体实验结果通过线箱图的形式来进行展示,箱体的上下界为上下四分位值,上下两个横线为对应的最大值和最小值,中间的横线为中位值,下边的蓝色点为数列中的离群值,红色的点为整个结果的平均值.

• 不同用户的影响: 由于不同用户的体质和睡眠习惯都不相同,导致对应的呼吸波形检测结果也会有所区别.本文对 8 位身高体重与年龄都不相同的志愿者进行分别进行 50 次呼吸检测测试,对应的呼吸波形相似度检测结果如图 13(a) 所示.可以看出,用户 C 的呼吸波形检测相似度最高,其平均呼吸波形相似度高达 0.982.而 A 则在睡眠状态的呼吸则不是很稳定,出现了多次相似度低于 0.9 的异常呼吸过程.用户 D 到 H 这 5 位用户,虽然检测过程中出现了离群数据,但是 5 位用户对应的平均呼吸波形相似度都超过了 0.97,从而表明本文方法针对不同人员都可以保持稳定的高精度呼吸检测效果.

• 不同距离的影响: 对于 IR-UWB 设备而言,随着脉冲信号传播距离的增加,信号也会呈现出非线性衰减,进而导致感知精度降低.由于无线脉冲超宽带设备 X4M05^[53]的感知极限距离为 5 m,因此本文对 3 种不同距离点开展呼吸波形相似度测试,距离分别是 1.2 m、2.4 m 和 3.2 m.在 3 种距离下本文方法获得的呼吸波形相似度结果如图 13(b) 所示.距离越近对应得到的呼吸波形越接近真实波形,当距离增加到 3.2 m 时,呼吸波形相似度略微降低,平均相似度为 0.9316.虽然近距离对应的检测精度高,但是也会容易受到人员运动的干扰.对于本文方法而言,当感知距离保持在 1-3 m 之间,都可以实现高精度的睡眠状态下人体呼吸波形的获取,该距离足够满足日常使用的需求.

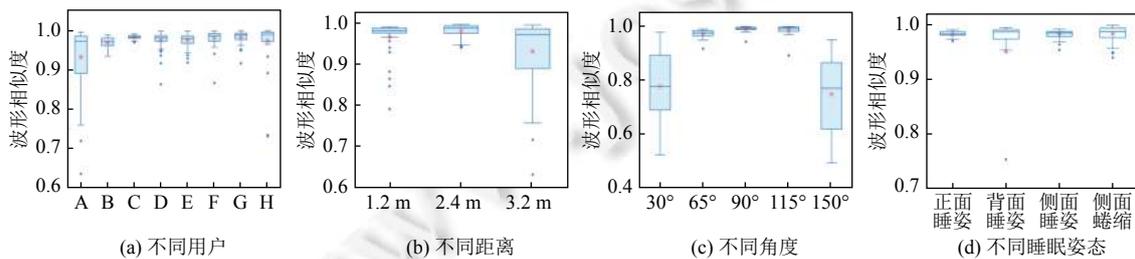


图 13 实验环境参数的影响

• 不同角度的影响: 目前基于脉冲超宽带技术的感知工作通常会严格控制终端与感知目标之间的角度,在工作 MoRe-Fi^[22]与 MoVi-Fi^[21]中为了实现运动状态下人体呼吸感知,要求感知目标正对 IR-UWB 设备中心,最大化

反射信号的脉冲能量. 而在日常睡眠过程中, 受限于室内房间布置, 无法保持 IR-UWB 射频天线正对准人体中心位置, 因此对本文方法在不同角度下的感知性能开展相关测试, 当人体中心正对射频天线时记为 90° , 同时向两侧分别测试了 30° 、 65° 、 115° 和 150° . 图 13(c) 为 5 种角度下的呼吸测试结果, 可以看出当目标在射频天线的中心区域得到的呼吸波形相似度最高, 平均值为 0.9883. 随着人员与射频天线的夹角增大, 得到的呼吸波形也存在较大差异. 当目标处于 30° 和 150° 时, 呼吸波形平均相似度仅为 0.7767 和 0.7483. 造成该现象的主要原因和 IR-UWB X4M05 的视场角 (field of view, FoV) 相关, X4M05 的 FoV 为 65° , 因此在两侧的呼吸感知精度严重下降, 当目标处于 IR-UWB 的波束范围内, 本文方法可以保持高精度的感知效果.

● 不同睡眠姿态的影响: 在实际睡眠过程中, 用户会不断地改变睡眠姿态, 因此保证在不同姿态下的呼吸检测, 也是睡眠呼吸检测的重点工作之一. 人体睡眠姿态包括: 正面睡姿、背面睡姿、侧面睡姿以及侧面蜷缩的异常姿态. 我们在实验场景 2 中对用户 C 进行了以上 4 种睡眠姿态下呼吸检测, 结果如图 13(d) 所示, 对应的波形相似度基本上都超过了 0.95. 图 14 为用户在侧面睡姿和背面睡姿下, 用户 1 min 的呼吸检测波形. 可以看出在两种睡姿下本文检测到的人体波形与呼吸带采集到的波形基本一致, 从而验证了本文提出方法可以在不同睡眠姿态下保证波形检测的鲁棒性.

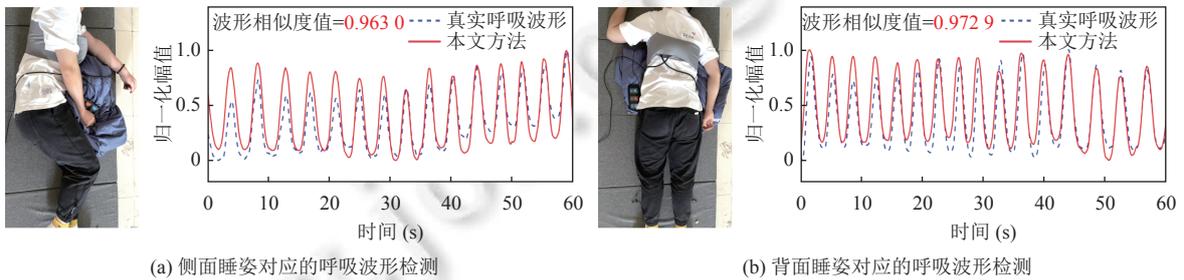


图 14 不同睡眠姿态下对应的呼吸波形检测对比图

4.5 学习模型参数的影响

在睡眠状态下波形生成工作中, 我们采用变分编码器-解码器网络模型来从提取到的呼吸特征中进行细粒度的人体呼吸波形恢复. 为了测试变分编码器-解码器网络的有效性, 我们对不同训练集样本个数、不同的隐通道维度和不同网络模型这 3 个方面进行测试对比.

● 不同训练集样本个数的影响: 在网络模型的训练过程中, 通常训练集样本的个数与最终网络的效果直接相关. 我们将样本集合按照样本数量划分为 5 组, 分别是 400、600、1000、1200 和 1400, 其中每个样本都是 20 s 的人体呼吸片段. 图 15(a) 为 5 组样本集合对应的波形相似度结果, 5 组样本的均值为 0.972、0.973、0.975、0.974 和 0.974. 结果表明, 不同样本集合数量对波形恢复的结果并没有太大的影响, 进而表明了本文方法在呼吸特征提取方法的可靠性和稳定性. 通过结合 I/Q 复平面向量投影方法, 可以得到与真实呼吸波形类似的呼吸特征, 由于特征的鲁棒性, 导致即使使用较少的样本集也可以进行细粒度睡眠状态下人体呼吸波形的感知.

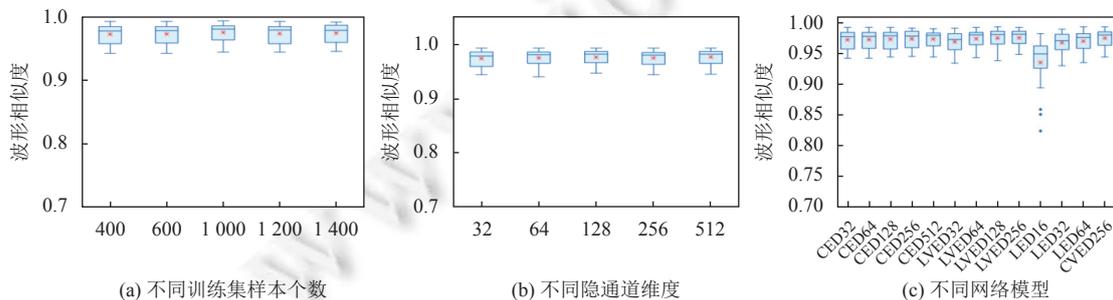


图 15 深度网络模型的影响

● 不同隐通道维度的影响: 影响变分编码器-解码器网络模型的另一个因素是隐通道维度. 较小的通道数可能会导致损失函数无法收敛, 而较大的通道数导致卷积后的信号稀疏, 从而增加计算复杂度和数据维度, 降低训练收敛速度. 将隐通道维度分为 32、64、128、256 和 512, 图 15(b) 中对应的平均波形相似度是 0.974、0.973、0.975、0.975、0.977. 可以看出对于本文提出的方法而言并没有因隐通道维度数量的改变, 而影响睡眠过程中人体呼吸波形检测的准确性, 进而表明对于变分编码器-解码器网络中采用一维卷积就足够进行人体呼吸波形的恢复. 为了使得到的呼吸波形, 既可以与真实呼吸波形形态保持一致, 又可以不丢失呼吸波形细节. 因此在本文中, 采用 256 个隐通道个数完成睡眠状态下的人体呼吸波形检测.

● 不同网络模型的影响: 在波形恢复工作中, 采用不同的网络模型可能会得到不同的结果. 因此, 我们采用多种不同的编码器-解码器网络模型进行人体呼吸波形的恢复, 并进行呼吸波形相似度的对比, 对比结果如图 15(c) 所示. 在图 15(c) 中, 每个下标名称对应的网络模型如下, CED 为采用一维卷积核的编码器-解码器网络, CVED 为采用一维卷积核的变分编码器-解码器网络, LVED 为采用线性核的变分编码器-解码器网络, 而 LED 为采用线性核的编码器-解码器网络模型, 后面的数字为对应的隐通道数量. 通过对比 LVED 和 LED 的波形相似度结果, 可以看出采用在编码器-解码器模块中加入变分成分, 可以提高呼吸波形的相似度. 采用卷积核会比线性核更好的提取到呼吸波形的特征, 更好的恢复出人体呼吸波形. 因此, 综合考虑模型的计算复杂度、计算资源消耗以及人体呼吸波形的细粒度变化, 本文方法采用隐通道数为 256 的一维卷积变分编码器-解码器网络模型来进行人体呼吸波形的恢复.

总体而言, 通过在多种的实验环境和不同网络模型参数的大量测试, 可以验证本文提出方法在多种复杂的睡眠环境下都可以保持高鲁棒的人体呼吸波形检测. 同时本文方法在多种模型参数下得到的呼吸波形精度不会下降, 进而表明本文选取变分编码器-解码器网络模型的有效性, 以及在呼吸波形特征提取的高可靠性.

5 总结

呼吸是人体最基础的生命指标之一, 通过检测睡眠状态下的人体呼吸波形可以反映出人体的健康状态、睡眠质量以及睡眠状态等重要信息, 其在老年人健康看护、呼吸疾病预测与诊断等感知场景中具有重大的应用价值. 随着无线射频感知技术的兴起, 通过采用无线射频信号可以实现持续性的、用户无感的非接触式人体特征信号感知, 为日常生命信号的检测提供了极大的便利性. 本文提出一种基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法. 该方法以人体在睡眠状态下呼吸时其胸腔起伏导致无线脉冲信号传播路径的周期性变化为基础, 进而来实现人体呼吸波形的检测. 首先为了解决睡眠过程中, 人体呼吸位置点的随机性问题, 本文提出了基于呼吸能量比的人体反射区域中心识别方法, 来确定目标胸腔的反射位置. 然后, 采用基于 I/Q 复平面的向量投影方法来从反射信号区域中提取到人体呼吸特征波形. 最后结合一维卷积的变分编码器-解码器模型从呼吸特征波形中实现睡眠状态下人体呼吸波形的恢复. 通过在不同人员、不同距离、不同角度、不同睡眠姿态以及不同网络模型参数下对本文方法进行大量的实验测试, 测试结果表明该方法在睡眠状态下产生的人体呼吸波形平均相似度为 0.96, 人体呼吸速率的估计平均误差为 0.229 bpm, 进而验证了本文方法可以实现高精度的、鲁棒的睡眠状态下人体呼吸波形检测.

在未来的工作中, 我们将致力于在更多日常生活场景和专业医疗场景中进行部署, 并结合具体某类呼吸疾病所针对的独特呼吸波形特征, 来着手实现针对性的呼吸性疾病检测. 同时, 对目前提出的信号特征提取方法进行拓展, 来尝试实现人体心跳或者血氧等生命指标的检测, 以实现更加丰富的感知应用.

References:

- [1] Taylor DJ, Lichstein KL, Durrence HH, Reidel BW, Bush AJ. Epidemiology of insomnia, depression, and anxiety. *Sleep*, 2005, 28(11): 1457–1464. [doi: [10.1093/sleep.28.11.1457](https://doi.org/10.1093/sleep/28.11.1457)]
- [2] Kapur VK, Auckley DH, Chowdhuri S, Kuhlmann DC, Mehra R, Ramar K, Harrod CG. Clinical practice guideline for diagnostic testing for adult obstructive sleep apnea: An American Academy of Sleep Medicine clinical practice guideline. *Journal of Clinical Sleep Medicine*, 2017, 13(3): 479–504. [doi: [10.5664/jcsm.6506](https://doi.org/10.5664/jcsm.6506)]
- [3] Gulia KK, Kumar VM. Sleep disorders in the elderly: A growing challenge. *Psychogeriatrics*, 2018, 18(3): 155–165. [doi: [10.1111/psyg](https://doi.org/10.1111/psyg)]

- 12319]
- [4] Cheng JY, Filippov G, Moline M, Zammit GK, Bsharat M, Hall N. Respiratory safety of lemborexant in healthy adult and elderly subjects with mild obstructive sleep apnea: A randomized, double-blind, placebo-controlled, crossover study. *Journal of Sleep Research*, 2020, 29(4): e13021. [doi: [10.1111/jsr.13021](https://doi.org/10.1111/jsr.13021)]
- [5] Fletcher C, Peto R. The natural history of chronic airflow obstruction. *British Medical Journal*, 1977, 1(6077): 1645–1648. [doi: [10.1136/bmj.1.6077.1645](https://doi.org/10.1136/bmj.1.6077.1645)]
- [6] Holland AE, Hill CJ, Jones AY, McDonald CF. Breathing exercises for chronic obstructive pulmonary disease. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, 2012, 10: CD008250. [doi: [10.1002/14651858.CD008250.pub2](https://doi.org/10.1002/14651858.CD008250.pub2)]
- [7] Gift AG, Moore T, Soeken K. Relaxation to reduce dyspnea and anxiety in COPD patients. *Nursing Research*, 1992, 41(4): 242–246. [doi: [10.1097/00006199-199207000-00011](https://doi.org/10.1097/00006199-199207000-00011)]
- [8] Holland AE, Hill CJ, Conron M, Munro P, McDonald CF. Short term improvement in exercise capacity and symptoms following exercise training in interstitial lung disease. *Thorax*, 2008, 63(6): 549–554. [doi: [10.1136/thx.2007.088070](https://doi.org/10.1136/thx.2007.088070)]
- [9] Fang BY, Lane ND, Zhang M, Boran A, Kawsar F. BodyScan: Enabling radio-based sensing on wearable devices for contactless activity and vital sign monitoring. In: *Proc. of the 14th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services*. Singapore: ACM, 2016. 97–110. [doi: [10.1145/2906388.2906411](https://doi.org/10.1145/2906388.2906411)]
- [10] Güder F, Ainla A, Redston J, Mosadegh B, Glavan A, Martin TJ, Whitesides GM. Paper-based electrical respiration sensor. *Angewandte Chemie Int'l Edition*, 2016, 55(19): 5727–5732. [doi: [10.1002/anie.201511805](https://doi.org/10.1002/anie.201511805)]
- [11] NeuLog. Respiration monitor belt logger sensor NUL-236. 2017. <https://neulog.com/respiration-monitor-belt/>
- [12] Rahman M, Morshed BI. Estimation of respiration rate using an inertial measurement unit placed on thorax-abdomen. In: *Proc. of the 2021 IEEE Int'l Conf. on Electro Information Technology (EIT)*. Mt. Pleasant: IEEE, 2021. 1–5. [doi: [10.1109/EIT51626.2021.9491900](https://doi.org/10.1109/EIT51626.2021.9491900)]
- [13] Kao TYJ, Yan Y, Shen TM, Chen AYC, Lin J. Design and analysis of a 60-GHz CMOS Doppler micro-radar system-in-package for vital-sign and vibration detection. *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, 2013, 61(4): 1649–1659. [doi: [10.1109/TMTT.2013.2247620](https://doi.org/10.1109/TMTT.2013.2247620)]
- [14] Lin F, Song C, Zhuang Y, Xu WY, Li CZ, Ren K. Cardiac scan: A non-contact and continuous heart-based user authentication system. In: *Proc. of the 23rd Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Snowbird: ACM, 2017. 315–328. [doi: [10.1145/3117811.3117839](https://doi.org/10.1145/3117811.3117839)]
- [15] Nguyen P, Zhang XY, Halbower A, Vu T. Continuous and fine-grained breathing volume monitoring from afar using wireless signals. In: *Proc. of the 35th Annual IEEE Int'l Conf. on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2016)*. San Francisco: IEEE, 2016. 1–9. [doi: [10.1109/INFOCOM.2016.7524402](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2016.7524402)]
- [16] Massaroni C, Lopes DS, Lo Presti D, Schena E, Silvestri S. Contactless monitoring of breathing patterns and respiratory rate at the pit of the neck: A single camera approach. *Journal of Sensors*, 2018, 2018: 4567213. [doi: [10.1155/2018/4567213](https://doi.org/10.1155/2018/4567213)]
- [17] Dupin M, Garcia S, Boulanger-Bertolus J, Buonviso N, Mouly AM. New insights from 22-kHz ultrasonic vocalizations to characterize fear responses: Relationship with respiration and brain oscillatory dynamics. *Eneuro*, 2019, 6(2): ENEURO.0065–19.2019. [doi: [10.1523/ENEURO.0065-19.2019](https://doi.org/10.1523/ENEURO.0065-19.2019)]
- [18] Guo ZX, Zhu X, Gui LQ, Sheng BY, Xiao F. BreathID: Respiration sensing for human identification using commodity WiFi. *IEEE Systems Journal*, 2023, 17(2): 3059–3070. [doi: [10.1109/JSYST.2022.3191647](https://doi.org/10.1109/JSYST.2022.3191647)]
- [19] Yu BH, Wang YX, Niu K, Zeng YW, Gu T, Wang LY, Guan CT, Zhang DQ. WiFi-Sleep: Sleep stage monitoring using commodity WiFi devices. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(18): 13900–13913. [doi: [10.1109/JIOT.2021.3068798](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3068798)]
- [20] Mikhelson IV, Bakhtiari S, Elmer TW II, Sahakian AV. Remote sensing of heart rate and patterns of respiration on a stationary subject using 94-GHz millimeter-wave interferometry. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 2011, 58(6): 1671–1677. [doi: [10.1109/TBME.2011.2111371](https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2111371)]
- [21] Chen Z, Zheng TY, Cai C, Luo J. MoVi-Fi: Motion-robust vital signs waveform recovery via deep interpreted RF sensing. In: *Proc. of the 27th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New Orleans: ACM, 2021. 392–405. [doi: [10.1145/3447993.3483251](https://doi.org/10.1145/3447993.3483251)]
- [22] Zheng TY, Chen Z, Zhang SJ, Cai C, Luo J. MoRe-Fi: Motion-robust and fine-grained respiration monitoring via deep-learning UWB radar. In: *Proc. of the 19th ACM Conf. on Embedded Networked Sensor Systems*. Coimbra: ACM, 2021. 111–124. [doi: [10.1145/3485730.3485932](https://doi.org/10.1145/3485730.3485932)]
- [23] Li SJ, Li X, Zhang Y, Wang YS, Zhang DQ. Walking recognition and parameters estimation based on Wi-Fi channel state information. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2021, 32(10): 3122–3138 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6027.htm> [doi: [10.13328/j.cnki.jos.006027](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006027)]
- [24] Bouchard K, Maitre J, Bertuglia C, Gaboury S. Activity recognition in smart homes using UWB radars. *Procedia Computer Science*,

- 2020, 170: 10–17. [doi: [10.1016/j.procs.2020.03.004](https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.004)]
- [25] Zhang SJ, Zheng TY, Chen Z, Luo J. Can we obtain fine-grained heartbeat waveform via contact-free RF-sensing? In: Proc. of the 2022 IEEE Conf. on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2022). London: IEEE, 2022. 1759–1768. [doi: [10.1109/INFOCOM48880.2022.9796905](https://doi.org/10.1109/INFOCOM48880.2022.9796905)]
- [26] Zheng TY, Chen Z, Zhang SJ, Luo J. Catch your breath: Simultaneous RF tracking and respiration monitoring with radar pairs. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2023, 22(11): 6283–6296. [doi: [10.1109/TMC.2022.3197416](https://doi.org/10.1109/TMC.2022.3197416)]
- [27] Lv QY, Chen L, An K, Wang J, Li H, Ye DX, Huangfu JT, Li CZ, Ran LX. Doppler vital signs detection in the presence of large-scale random body movements. IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(9): 4261–4270. [doi: [10.1109/TMTT.2018.2852625](https://doi.org/10.1109/TMTT.2018.2852625)]
- [28] Wang XY, Huang RZ, Yang C, Mao SW. Smartphone sonar-based contact-free respiration rate monitoring. ACM Trans. on Computing for Healthcare, 2021, 2(2): 15. [doi: [10.1145/3436822](https://doi.org/10.1145/3436822)]
- [29] Wang CY, Xie L, Zhao YC, Zhang DQ, Ye BL, Lu SL. Survey on RFID-based battery-less sensing. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2022, 33(1): 297–323 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: [10.13328/j.cnki.jos.006344](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006344)]
- [30] Pai A, Veeraraghavan A, Sabharwal A. HRVCam: Robust camera-based measurement of heart rate variability. Journal of Biomedical Optics, 2021, 26(2): 022707. [doi: [10.1117/1.JBO.26.2.022707](https://doi.org/10.1117/1.JBO.26.2.022707)]
- [31] Wang AR, Sunshine JE, Gollakota S. Contactless infant monitoring using white noise. In: Proc. of the 25th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. Los Cabos: ACM, 2019. 52. [doi: [10.1145/3300061.3345453](https://doi.org/10.1145/3300061.3345453)]
- [32] Wang TB, Zhang DQ, Zheng YQ, Gu T, Zhou XS, Dorizzi B. C-FMCW based contactless respiration detection using acoustic signal. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018, 1(4): 170. [doi: [10.1145/3161188](https://doi.org/10.1145/3161188)]
- [33] Xu XY, Yu JD, Chen YY, Zhu YM, Kong LH, Li ML. BreathListener: Fine-grained breathing monitoring in driving environments utilizing acoustic signals. In: Proc. of the 17th Annual Int'l Conf. on Mobile Systems, Applications, and Services. Seoul: ACM, 2019. 54–66. [doi: [10.1145/3307334.3326074](https://doi.org/10.1145/3307334.3326074)]
- [34] Song XZ, Yang BY, Yang G, Chen RR, Forno E, Chen W, Gao W. SpiroSonic: Monitoring human lung function via acoustic sensing on commodity smartphones. In: Proc. of the 26th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking. London: ACM, 2020. 52. [doi: [10.1145/3372224.3419209](https://doi.org/10.1145/3372224.3419209)]
- [35] Guo ZX, Xiao F, Sheng BY, Fei H, Yu S. WiReader: Adaptive air handwriting recognition based on commercial WiFi signal. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 10483–10494. [doi: [10.1109/JIOT.2020.2997053](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2997053)]
- [36] Gao QH, Tong JY, Wang J, Ran ZH, Pan M. Device-free multi-person respiration monitoring using WiFi. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2020, 69(11): 14083–14087. [doi: [10.1109/TVT.2020.3020180](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3020180)]
- [37] Zakaria C, Yilmaz G, Mammen PM, Chee M, Shenoy P, Balan R. SleepMore: Inferring sleep duration at scale via multi-device WiFi sensing. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2023, 6(4): 193. [doi: [10.1145/3569489](https://doi.org/10.1145/3569489)]
- [38] Wang XY, Yang C, Mao SW. TensorBeat: Tensor decomposition for monitoring multiperson breathing beats with commodity WiFi. ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology, 2017, 9(1): 8. [doi: [10.1145/3078855](https://doi.org/10.1145/3078855)]
- [39] Shi SY, Xie YX, Li M, Liu AX, Zhao J. Synthesizing wider WiFi bandwidth for respiration rate monitoring in dynamic environments. In: Proc. of the 2019 IEEE Conf. on Computer Communications (IEEE INFOCOM 2019). Paris: IEEE, 2019. 181–189. [doi: [10.1109/INFOCOM.2019.8737553](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737553)]
- [40] Bao N, Du JJ, Wu CY, Hong D, Chen JX, Nowak R, Lv ZH. Wi-Breath: A WiFi-based contactless and real-time respiration monitoring scheme for remote healthcare. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023, 27(5): 2276–2285. [doi: [10.1109/JBHI.2022.3186152](https://doi.org/10.1109/JBHI.2022.3186152)]
- [41] Guo ZX, Yuan WY, Gui LQ, Sheng BY, Xiao F. BreatheBand: A fine-grained and robust respiration monitor system using WiFi signals. ACM Trans. on Sensor Networks, 2023, 19(4): 1–18. [doi: [10.1145/3582079](https://doi.org/10.1145/3582079)]
- [42] Yang YN, Cao JN, Liu XF, Xing K. Multi-person sleeping respiration monitoring with COTS WiFi devices. In: Proc. of the 15th IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). Chengdu: IEEE, 2018. 37–45. [doi: [10.1109/MASS.2018.00017](https://doi.org/10.1109/MASS.2018.00017)]
- [43] Zeng YW, Wu D, Xiong J, Liu JY, Liu ZP, Zhang DQ. MultiSense: Enabling multi-person respiration sensing with commodity WiFi. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2020, 4(3): 102. [doi: [10.1145/3411816](https://doi.org/10.1145/3411816)]
- [44] Liu JY, Zeng YW, Gu T, Wang LY, Zhang DQ. WiPhone: Smartphone-based respiration monitoring using ambient reflected WiFi signals. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5(1): 23. [doi: [10.1145/3448092](https://doi.org/10.1145/3448092)]
- [45] Yang Z, Liu YH. Wi-Fi radar: From RSSI to CSI. Communications of the CCF, 2014, 10(11): 55–60 (in Chinese with English abstract).
- [46] Zhai Q, Han XY, Han Y, Yi JG, Wang SY, Liu T. A contactless on-bed radar system for human respiration monitoring. IEEE Trans. on

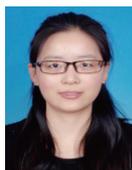
- Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 4004210. [doi: 10.1109/TIM.2022.3164145]
- [47] Zhang B, Jiang BY, Zheng R, Zhang XP, Li J, Xu Q. Pi-ViMo: Physiology-inspired robust vital sign monitoring using mmwave radars. ACM Trans. on Internet of Things, 2023, 4(2): 1–27. [doi: 10.1145/3589347]
- [48] Xiong JJ, Hong H, Zhang HQ, Wang N, Chu H, Zhu XH. Multitarget respiration detection with adaptive digital beamforming technique based on SIMO radar. IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques, 2020, 68(11): 4814–4824. [doi: 10.1109/TMTT.2020.3020082]
- [49] Li Z, Jin T, Guan DF, Xu HT. MetaPhys: Contactless physiological sensing of multiple subjects using RIS-based 4D radar. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(14): 12616–12626. [doi: 10.1109/JIOT.2023.3252587]
- [50] Liu C, Xiong J, Cai L, Feng L, Chen XJ, Fang DY. Beyond respiration: Contactless sleep sound-activity recognition using RF signals. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2019, 3(3): 96. [doi: 10.1145/3351254]
- [51] Pramudita AA, Suratman FY. Low-power radar system for noncontact human respiration sensor. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 4005415. [doi: 10.1109/TIM.2021.3087839]
- [52] Zhang FS, Chang ZX, Xiong J, Zheng R, Ma JQ, Niu K, Jin BH, Zhang DQ. Unlocking the beamforming potential of LoRa for long-range multi-target respiration sensing. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5(2): 85. [doi: 10.1145/3463526]
- [53] Novelda AS. The world leader in ultra-wideband (UWB) sensing. 2021. <https://novelda.com/technology/>

附中文参考文献:

- [23] 李晟洁, 李翔, 张越, 王亚沙, 张大庆. 基于Wi-Fi信道状态信息的行走识别与行走参数估计. 软件学报, 2020, 32(10): 3122–3138. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6027.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006027]
- [29] 王楚豫, 谢磊, 赵彦超, 张大庆, 叶保留, 陆桑璐. 基于RFID的无源感知机制研究综述. 软件学报, 2022, 33(1): 297–323. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006344]
- [45] 杨铮, 刘云浩. Wi-Fi雷达: 从RSSI到CSI. 中国计算机学会通讯, 2014, 10(11): 55–60.



郭政鑫(1993—), 男, 博士, 讲师, 主要研究领域为无线感知, 移动计算, 深度学习.



盛碧云(1989—), 女, 博士, 副教授, 主要研究领域为物联网感知, 计算机视觉.



戴余豪(2000—), 男, 硕士生, 主要研究领域为无线感知, 深度学习.



肖甫(1980—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF高级会员, 主要研究领域为传感网, 物联网, 普适计算.



桂林卿(1984—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF专业会员, 主要研究领域为传感网, 物联网, 普适计算.