

# 可重构智能超表面辅助的非视距人体生命体征感知

李新羽, 张静远, 蔡子轩, 秦世龙, 马 骞, 游检卫\*, 崔铁军

(东南大学信息科学与工程学院, 江苏南京 211189)

**摘要:** 本文提出非视距场景下的无接触式人体生命体征感知方法, 将可重构智能超表面与人体无线感知技术相结合, 利用可重构智能超表面对电磁波的灵活调控能力, 实现有障碍物遮挡情况下的人体生命体征监测. 本文首先通过视觉辅助机制, 利用 Yolo-v7 深度学习模型, 实现人体目标的定位. 在此基础上, 可重构智能超表面根据人体位置估计结果进行编码优化, 进而改变感知信号传播路径, 实现非视距场景下的人体感知; 同时, 本文针对传统变分模态分解算法在人体生命体征感知方面的不足, 进一步提出一种基于滤波的变分模态分解算法, 实现人体呼吸、心跳速率的精准估计. 实验结果表明, 视觉辅助模块可以精确定位人体胸腔所在位置, 从而使可重构智能超表面能够精准调控电磁波束, 使感知信号聚焦于人体. 所提出的基于滤波的变分模态分解算法可以实现人体生命体征精准估计, 其呼吸和心跳平均估计误差分别为 0.6 RPM 和 5.3 BPM. 与此同时, 进一步分析与讨论也证明了基于可重构智能超表面的感知方案在非视距场景下进行人体生命体征感知的有效性和准确性.

**关键词:** 可重构智能超表面; 非视距感知; 人体无线感知; 生命体征探测; 变分模式分解; 视觉辅助

**基金项目:** 国家重点研发计划(No.2023YFB3813100); 国家自然科学基金(No.62101124, No.62301149, No.62288101); 江苏省自然科学基金(No.BK20210209, No.BK20230820); 111 项目(No.111-2-05); 东南大学科研启动基金(No.RF1028623244)

**中图分类号:** TN929.533

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2025)01-0001-13

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20240674

## Non-Line-of-Sight Human Vital-Sign Sensing Aided by Reconfigurable Intelligent Surfaces

LI Xin-yu, ZHANG Jing-yuan, CAI Zi-xuan, QIN Shi-long, MA Qian, YOU Jian-wei\*, CUI Tie-jun

(School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 211189, China)

**Abstract:** This paper proposes a contactless human vital-sign sensing method in non-line-of-sight (NLoS) scenarios, which integrates reconfigurable intelligent surfaces (RISs) into wireless human sensing, and achieves NLoS human vital-sign sensing by utilizing the flexible manipulation capability of RISs over electromagnetic waves. Firstly, through a visual-aided mechanism, this paper locates human targets using the deep learning model Yolo-v7. Then, the metasurface optimizes the coding matrix based on the estimated human location, thereby altering the propagation path of sensing signals to achieve human sensing in non-line-of-sight scenarios. Additionally, addressing the shortcomings of traditional variational mode decomposition (VMD) algorithms in human vital-sign sensing, we further propose an improved VMD algorithm to achieve precise estimation of breathing rate and heartbeat rate. Experimental results demonstrate that the visual-aided module can accurately locate the position of human chest, thus enabling precise beamforming controlled by the intelligent metasurface. The proposed filtering-based VMD algorithm can achieve precise estimation of human vital signs, with average estimation errors of 0.6 RPM for respiration and 5.3 BPM for heartbeat, respectively. Furthermore, further analysis also demonstrates the effectiveness and accuracy of the RIS-based sensing scheme for human vital-sign sensing in NLoS scenarios.

**Key words:** reconfigurable intelligent surface (RIS); non-line-of-sight perception; wireless signal-based human sensing; vital-sign detection; variational model decomposition; visual assistance

**Foundation Item(s):** National Key Research and Development Program of China (No.2023YFB3813100); National Natural Science Foundation of China (No.62101124, No.62301149, No.62288101); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No. BK20210209, No.BK20230820); 111 Project (No.111-2-05); Start-up Research Fund of Southeast University (No.RF1028623244)

## 1 引言

生命体征的智能化监测与感知对于医疗健康、智慧养老等领域具有重要研究价值<sup>[1,2]</sup>。生命体征是评估人体健康状况和诊断疾病的重要手段之一,通过监测生命体征,如心率、呼吸率和体温等指标,可以及时发现健康异常和疾病迹象,从而进行早期干预和治疗<sup>[3,4]</sup>。近年来,随着无线技术的发展,非接触式生命体征监测手段取得突破性进展,并在包括医疗保健、监控和环境辅助生活等各个领域得到了应用。

基于无线信号的非接触式人体感知技术是通过捕捉人体目标的存在和移动对反射信号产生的影响(如电磁波吸收、散射和偏振)来实现的。相比于可穿戴人体感知技术,基于无线信号的非接触式感知无需人体佩戴任何设备,从而减轻用户负担,提升使用体验。其中,接收信号强度指示器(Received Signal Strength Indicator, RSSI)和信道状态信息(Channel State Information, CSI)通常作为衡量人体对无线信号传播影响的重要依据<sup>[5]</sup>。基于无线信号的非接触式生命体征感知具有无侵入性、非合作性和隐私保护等优越性。此外,随着移动通信基础设施的广泛部署,基于无线信号的人体感知有望变得更加普遍和精确,同时显著提升无线感知系统覆盖率。

然而,现有的非接触式人体无线感知技术面临一系列挑战,限制了其在现实生活中的广泛应用。例如,当发射机(Transmitter, Tx)和接收机(Receiver, Rx)之间存在墙体等障碍物遮挡,缺乏直接的无线链路时,非视距(Non-Line-of-Sight, Non-LoS)人体感知通常难以实现。然而,非视距人体感知与探测有助于提高对被障碍物遮挡区域的感知能力,进而实现对潜在危险的预防和响应,对安防监控、紧急救援等领域具有重要价值。非视距感知与探测通常采用穿墙探测<sup>[6,7]</sup>实现。然而,信号穿透能力受限于墙体材料和厚度,且不同环境下性能差异较大,影响其普适性。其次,信号衰减和多路径效应导致探测精度和分辨率受限,尤其是在复杂环境中,信号的干扰和散射会进一步降低探测准确性。此外,穿墙雷达等探测系统的高成本和技术复杂性也限制了其广泛应用。因此,亟须采用新的手段和媒介实现非视距场景下的人体感知。

与此同时,超材料和超表面技术<sup>[8]</sup>因其在调控电磁特性方面的卓越性能而取得了广泛关注。2014年,Cui等人<sup>[9]</sup>提出使用具有相反相位响应的数字代码“0”和“1”来表征超材料,并使用不同的编码序列来控制电磁场和波,从而产生可重构的数字编程智能超表面。可重构智能超表面(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)由二维原子阵列组成,具备灵活动态的电磁波前调控

能力<sup>[10,11]</sup>,同时能够调制数字信息,从而成功地连接了电磁物理世界和数字信息世界。为便于表述,后续我们将“可重构智能超表面”简称为“智能超表面”。与此同时,编码的形式从最初的反射相位编码逐步扩展到了振幅编码<sup>[12]</sup>、极化编码<sup>[13]</sup>、轨道角动量编码<sup>[14]</sup>和频率编码<sup>[15]</sup>。由于其灵活的电磁波前调控能力,可编程超表面已成功应用于全息通信<sup>[16]</sup>、散射通信<sup>[17]</sup>、电磁成像<sup>[18]</sup>、隐身<sup>[19]</sup>等多个技术领域。例如,Zhang等人<sup>[16]</sup>提出了具有自适应能力的全息通信技术,该系统可以根据特定的环境实时再现多功能全息图像。Li等人<sup>[17]</sup>提出了基于幅值可重构超表面的前后散射通信发射机,从而对环境信号进行全空间二次调制,同时通过传输通道中的偏振转换消除环境源干扰。

另一方面,智能超表面也为实现非视距人体感知与探测提供了新的契机<sup>[20,21]</sup>。通过分别编程每个可重构原子的相位和幅度,RIS可以根据具体需求为感知任务定制化信号传播路径,使感知信号“绕过”障碍物,进而实现高精度被动人体感知。与传统基于无线信号的生命体征感知系统相比,RIS辅助的人体感知系统包含了一个由可重构超表面组成的“可调物理层”<sup>[1]</sup>。这种变化使得物理层(即RIS)和数字层(即感知算法)都可以根据目标任务进行优化和改进,从而提升非接触式人体生命体征感知性能。

与此同时,在基于无线信号的非接触式生命体征感知任务中,由心跳引起的信号变化通常远远小于由呼吸引起的变化。因此,心跳回波信号更容易受到呼吸信号和背景杂波的干扰,从而难以准确可靠地估计心率值。尽管一些模态分解算法,如经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)<sup>[22]</sup>,已被用于提取窄带生命体征信号,但这些传统算法对准确的心率和呼吸率估计效果有限。具体而言,传统的VMD算法通常难以区分心跳信号和呼吸的高次谐波信号,使得心跳信号的提取变得复杂。此外,这些传统算法的性能受到本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)预设数量的显著影响。换句话说,当IMF的数量不足时,VMD难以或甚至无法提取出微弱的心跳信号。

为解决以上问题,本文提出非视距场景下的无接触式人体生命体征监测方法,将智能超表面作为实现非视距人体生命体征感知的新媒介,通过为非视距场景定制信号传播路径,实现有障碍物遮挡情况下的人体探测与生命体征感知。所提出方法如图1所示。具体来说,本文首先通过视觉辅助机制,利用Yolo-v7深度学习模型<sup>[23]</sup>,实现人体目标的定位。在此基础上,智能超表面根据人体位置估计结果进行编码优化,进而

改变感知信号传播路径,将信号反射至目标区域后进行人体呼吸和心跳回波信号的采集.与此同时,本文基于传统VMD算法在人体生命体征感知方面的不足,提出一种基于滤波的VMD算法,用于实现智能超表面辅助的非视距人体生命体征感知.实验结果表明,视觉辅助模块可以准确定位人体胸腔所在位置,从而使智能超表面能够精准调控波束,使感知信号聚焦于人体.所提出的基于滤波的VMD算法可以实现人体生命体征精准估计,其呼吸和心跳平均估计误差分别为0.6 RPM和5.3 BPM.与此同时,为验证智能超表面在非视距人体感知系统中的作用,我们将智能超表面替换为金属板,作为感知信号的反射面.实验结果表明,智能超表面能够实现高效的感知信号波束聚焦,从而提高人体生命体征感知的能力,实现非视距场景下的人体生命体征精准感知.

## 2 相关工作

### 2.1 基于无线信号的非接触式生命体征感知

基于无线信号的非接触式生命体征监测主要是基于无线信号受环境运动(例如呼吸、心脏跳动等引起的胸部运动和皮肤振动)影响这一事实来实现的.通过处理、分析人体回波信号,将接收信号的变化与特定人体运动相关联,进而实现人体行为的感知与识别.与其他方法相比,利用无线信号进行人体感知具有如无需人体穿戴、受环境因素(如天气、光线和温度)干扰较小、能够穿透障碍物以及保护隐私等独特优势.基于无线信号的运动感知通常基于微多普勒效应.微多普勒(Micro-Doppler, MD)效应由Chen等人<sup>[24]</sup>于2000年首次提出.当非刚性目标移动时,除了目标主干移动引起的主要多普勒频移外,其他部分的微小移动(如振动和旋转)也会影响传输信号的频率.在多普勒频率旁边产生的频率旁瓣就是MD频率.MD效应可表示出目标的运动特征,是目标分析和识别的重要依据.例如,Mercuri等人<sup>[25]</sup>采用“时间-范围-速度”谱来区分不同个体,并在相应的范围分段中提取相位信息来分离待测者的生理信号.利用人体宏观运动对生命体征信号产生的频移效应,Tu等人<sup>[26]</sup>在频谱中定位呼吸信号并进行计算,应用非接触式连续波多普勒雷达系统检测人体一维运动状态下的呼吸频率.景会成等人<sup>[27]</sup>基于77 GHz毫米波雷达,利用脉冲间的非相干积累技术增强回波信号信噪比,采用距离维快速傅里叶变换(Fast-Fourier Transform, FFT)频谱与网格平均恒虚警率(Cell Averaging-Constant False Alarm Rate, CA-CFAR)自适应门限进行人体目标检测并提取其相位信息,再经滤波等处理后获得其呼吸频率和心跳频率.郭政鑫等人<sup>[28]</sup>基于脉冲超宽带(Impulse Radio-

Ultra Wide Band, IR-UWB)雷达,根据人体呼吸时胸腔起伏对于无线脉冲信号传播路径的周期性调制实现了呼吸波形的提取及呼吸频率的估计.

另一方面,大量的部署和广泛的覆盖范围使Wi-Fi既能提供通信服务,又能感知周围环境.此外,由于现成的商品Wi-Fi成本较低,无需任何额外修改即可用于感知,基于Wi-Fi的感知技术有望得到大规模实现和应用.基于现有的Wi-Fi网络,Liu等人<sup>[29]</sup>利用细粒度的信道信息来捕捉呼吸和心跳引起的微小运动,提出了同时利用时域和频域信道信息的算法进行呼吸和心跳频率估计,适用于单个及两个人体目标存在场景下的人体生命体征监测.Ali等人<sup>[5]</sup>根据Wi-Fi信道状态信息量化了呼吸和人体运动的变化,提出了针对呼吸和运动的追踪算法来检测睡眠生命体征.利用空间交替广义期望最大化(Space Alternating Generalized Expectation Maximization, SAGEM)算法,李文等人<sup>[30]</sup>提出了一种基于毫米波Wi-Fi系统的室内多目标定位和生命体征检测算法.

### 2.2 智能超表面辅助的人体行为探测与感知

尽管基于无线信号的人体感知技术已经取得了巨大进步,但目前的无线人体生命体征感知系统还面临着一些挑战,限制了其在真实环境中的应用<sup>[31]</sup>.例如,多径效应通常会导致人体反射的回波信号严重衰减,使其对环境噪声非常敏感,影响感知范围和精度.同时,由于发射天线和接收天线之间没有直接的无线链路,非视距人体感知的实现较为困难.此外,现有的无线感知系统(如Wi-Fi和便携式雷达)自由度有限,孔径较小,导致时间/空间分辨率较低.此外,来自不同人体的反射信号通常在时、空、频域杂糅、难以分离,进一步降低整体的感知性能.为解决上述问题,动态控制信号传播、针对人体感知的具体情境设计专用的无线信道等新思路分别被提出<sup>[18,32]</sup>.其中,智能超表面是一种具有特殊电磁特性的二维人工结构,因其能够对电磁波的相位和传播方向等进行精确控制而受到广泛关注.智能超表面能够弥补当前无线感知系统空间分辨率有限的不足,可用至人体目标成像领域,如Li等人<sup>[18]</sup>将可编程超表面与机器学习方法有机结合,提出一种动态实时成像方法.Hu等人<sup>[32]</sup>提出了一种用于识别人类日常活动的智能超表面辅助的射频感知系统,利用帧配置交替优化(Frame Configuration Alternating Optimization, FCAO)算法和有监督深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)分别对超表面编码序列进行优化及信道信息进行处理以获取人类活动信息.与此同时,为进一步探究人类行为的时变特征,Wang等人<sup>[33]</sup>提出一种智能超表面辅助的实时成像仪,能够穿透60 cm的混凝土墙,以高帧率清晰地观察到人体运动.

本文基于当前智能超表面辅助的人体行为探测与感知相关工作,进一步探究智能超表面辅助的非视距人体生命体征感知技术,进而实现非视距场景下的人体高精度感知,提升非接触式人体无线感知技术应用潜力.

### 3 智能超表面辅助的感知信号传播数学模型

如图1所示,在室内环境中,墙体、家具等障碍物极

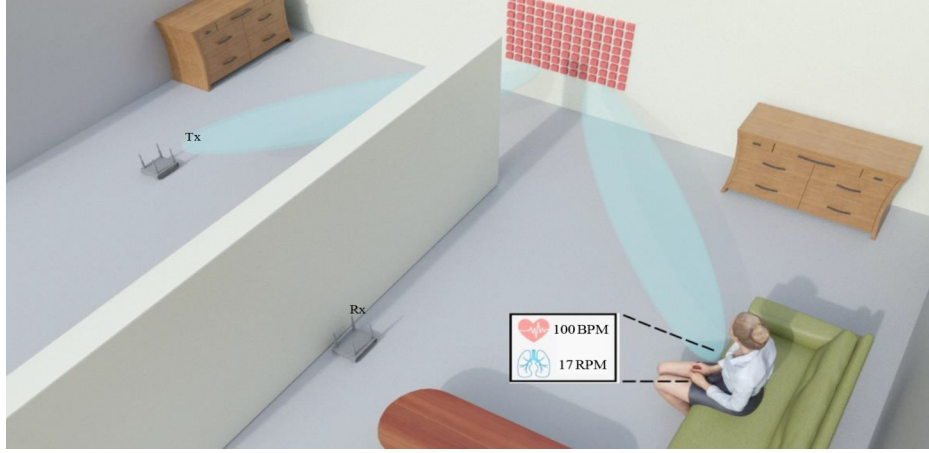


图1 智能超表面辅助的非视距人体生命体征感知示意图

假设超表面与发射天线Tx相对位置已知.该系统采用单音信号 $x_T(t) = e^{2\pi f_c t}$ 作为反射式智能超表面激励源,由位于超表面正前方近场范围内的定向天线Tx发出,其中 $f_c$ 为发射信号的中心频率.假定发射天线Tx和待感知区域之间没有视距路径.也就是说,感知信号 $x_T(t)$ 由定向天线发出后,首先经过超表面调制,然后被反射到待感知区域进行人体的感知与探测.将对角矩阵 $\mathbf{H}_{\text{RIS}} \in \mathbf{C}^{MN \times MN}$ 作为一个包含 $M \times N$ 个单元的超表面编码矩阵,且 $\mathbf{H}_{\text{RIS}}$ 的对角元素可构成向量 $\mathbf{h}_{\text{RIS}} = [B_{1,1}e^{j\beta_{1,1}}, \dots, B_{1,N}e^{j\beta_{1,N}}, \dots, B_{M,N}e^{j\beta_{M,N}}]$ ,其中 $B_{m,n}$ 为超表面单元幅度, $\beta_{m,n}$ 为超表面单元相位,且 $m \in [1, M], n \in [1, N]$ .由此,超表面反射的信号 $\mathbf{x}_{\text{RIS}}(t)$ 可以表示为

$$\mathbf{x}_{\text{RIS}}(t) = \mathbf{H}_{\text{RIS}}(t)\mathbf{H}_{\text{RIS},T}(t)\mathbf{x}_T(t) + \mathbf{z}_{\text{RIS},T}(t) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{H}_{\text{RIS},T}(t) \in \mathbf{C}^{MN \times 1}$ 表示天线Tx与超表面之间的信道, $\mathbf{z}_{\text{RIS},T}(t)$ 表示Tx和超表面之间的噪声, $\mathbf{x}_T(t)$ 表示 $t$ 时刻的发送信号.随后,经超表面“调制”后的信号波束 $\mathbf{x}_{\text{RIS}}(t)$ 被发射到待感知区域,并由场景中的背景物体及人体目标“二次调制”.最终,接收终端的全向天线Rx将接收到来自待感知区域的信号.假设超表面和接收天线Rx之间有两条主要的传播路径(即“RIS-Rx”视距路径L1和“超表面-人-Rx”路径L2).其中,路径L2的信道模型 $\mathbf{H}_{R,P,\text{RIS}}(t)$ 可表示为

$$\mathbf{H}_{R,P,\text{RIS}}(t) = \mathbf{H}_{\text{RIS},P}(t)\Gamma_i^p(t)e^{2\pi f_D t}\mathbf{H}_{P,R}(t), \quad (2)$$

其中, $\mathbf{H}_{P,R}(t)$ 表示Rx和目标人员之间的信道, $\mathbf{H}_{\text{RIS},P}(t)$

易造成信号的遮挡,形成非视距场景,影响人体探测与感知.因此,室内非视距场景较为多见,解决非视距场景下的人体非接触式感知问题十分必要.为解决非视距环境下的人体生命体征感知问题,本文利用智能超表面的电磁波束调控能力,根据目标人员所在位置灵活调整感知信号传播路径,进而实现非视距人体生命体征探测.本文所提出的智能超表面辅助感知信号传播数学模型构建如下.

表示超表面与该人体目标之间的传播信道, $\Gamma_i^p(t) = B_i^p(t)e^{j\beta_i^p(t)}$ 表示该人在 $t$ 时刻的复值反射系数, $f_D$ 表示由人体移动引起的多普勒频移.因此,最终到达接收天线Rx的感知信号可表示为

$$\mathbf{x}_R(t) = \begin{cases} \mathbf{H}_{R,P,\text{RIS}}(t)\mathbf{H}_{\text{RIS}}(t)\mathbf{H}_{\text{RIS},T}(t)\mathbf{x}_T(t) + \mathbf{z}_{R1}(t), & \text{有人时} \\ \mathbf{H}_{R,\text{RIS}}(t)\mathbf{H}_{\text{RIS}}(t)\mathbf{H}_{\text{RIS},T}(t)\mathbf{x}_T(t) + \mathbf{z}_{R2}(t), & \text{无人时} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{H}_{R,\text{RIS}}(t)$ 表示“RIS-Rx”视距路径L1的信道模型, $\mathbf{z}_{R1}(t)$ 和 $\mathbf{z}_{R2}(t)$ 分别表示待感知区域中存在和不存在人体目标时Tx与Rx之间的噪声.由式(3)可知,当待感知区域中存在人体目标时,人体生命体征运动会使感知信号的幅度和频率产生调制作用.同时,由于呼吸、心跳等生理运动存在显著的周期特性.因此,可以提取生理运动对信号幅频所产生的周期性影响,进行非接触式的人体生命体征感知.

### 4 基于变分模态分解的生命体征信号提取

VMD<sup>[22]</sup>算法是一种非递归信号分解方法,已成功应用于疾病监测<sup>[34]</sup>、地震信号处理<sup>[35]</sup>和故障诊断<sup>[36]</sup>等多个领域.然而,在基于无线信号的非接触式生命体征感知任务中,由于心跳引起的微弱胸腔运动对无线信号传播影响较小,使用传统的VMD算法难以准确提取心跳回波信号,从而阻碍心率估计性能的提升.此外,心跳信号与呼吸信号存在相似的高次谐波分量,从而

致使心跳、呼吸这两种生理信号难以分离. 针对这些问题, 本文提出了一种用于生理信号提取的改进 VMD 算法(如算法 1 所示), 用于提取呼吸和心跳信号, 实现人体呼吸和心跳频率的精准估计.

#### 算法 1 基于滤波的 VMD 算法

输入: 接收到的回波信号  $s(t)$ ,

IMF 的总数量  $I$ ,

属于  $s_r(t)$  的 IMF 数量  $M$ ,

拉格朗日乘数  $\hat{\lambda}_0$ ,

最大循环次数  $\text{Iter}_{\max}$ ,

模式收敛绝对公差  $\varepsilon_a$ ,

模式收敛相对公差  $\varepsilon_r$ ,

以及惩罚因子  $\alpha_i (i=1, 2, \dots, I)$ .

输出: 呼吸信号  $s_r(t)$  和心跳信号  $s_h(t)$ .

1 INITIALIZE 参数  $n=0$

2 WHILE  $n \leq \text{Iter}_{\max}$  AND

$$\sum_i \left\| u_i^{n+1}(t) - u_i^n(t) \right\|_2 / \left\| u_i^n(t) \right\|_2 \leq \varepsilon_a \text{ AND}$$

$$\sum_i \left\| u_i^{n+1}(t) - u_i^n(t) \right\|_2 \leq \varepsilon_r, \text{ DO}$$

3 INITIALIZE 参数  $i=1$

4 WHILE  $i \leq I$ , DO

5 IF  $i \leq M$  THEN

6 UPDATE  $u_i^{n+1}(\omega)$ :

$$7 \quad \hat{u}_i^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{k \neq i} \hat{u}_k(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha_i(\omega - \omega_i^n)}$$

8 IF  $M+1 \leq i \leq I$  THEN

9 UPDATE  $u_i^{n+1}(\omega)$ :

$$10 \quad \hat{u}_i^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{k \neq i} f_b \hat{u}_k(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha_i(\omega - \omega_i^n)}$$

11 UPDATE  $\omega_i^{(n+1)}$ :

$$\omega_i^{(n+1)} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}$$

12 UPDATE  $\hat{\lambda}^{n+1}$

$$13 \quad \hat{\lambda}^{n+1} \leftarrow \hat{\lambda}^n + \varepsilon \left[ \hat{s}(\omega) - \sum_{i=1}^I \hat{u}_i^{n+1}(\omega) \right]$$

传统 VMD 算法可以自适应地将复杂的多分量信号  $s(t)$  分解为一系列“调幅-调频”信号, 也称作本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF). 这些“调幅-调频”信号可表示为

$$u_i(t) = A_i(t) \cos(\phi_i(t)) \quad (4)$$

其中,  $A_i(t)$  和  $\phi_i(t)$  分别为  $u_i(t)$  的幅度和相位, 且满足  $\partial \phi_i(t) / \partial t$  和包络  $A_i(t)$  都是非负值. 同时, 定义  $u_i(t)$  的瞬时频率为  $\omega_i(t) = \partial \phi_i(t) / \partial t$ , 则相较于  $\phi_i(t)$ ,  $A_i(t)$  和  $\omega_i(t)$  可

视为慢变信号. 因此, 基于所有本征模态函数 IMF 和残差信号, 原始信号  $s(t)$  可被重建为

$$s(t) = \sum_{i=1}^I u_i(t) + u_r(t) \quad (5)$$

其中,  $u_i(t)$  为第  $i$  个 IMF,  $I$  为 IMF 的个数; 而  $u_r(t)$  为残差, 可视为与人体生命体征监测无关的噪声. 为准确提取所有 IMF, 使其同时满足式 (4) 和 (5) 要求, 传统 VMD 算法按如下方式最小化 IMF 带宽:

$$J = \left\| \left[ \partial_t \left( \delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * s(t) \right] e^{-j\omega t} \right\|_2^2 \quad (6)$$

其中,  $J$  是 IMF 带宽,  $\delta(t)$  为单位冲激函数,  $t$  为时间变量. 那么, 由此产生的约束变分问题如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}, \quad (7)$$

s.t.  $\sum_k u_k(t) = f$

其中,  $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_I\}$  和  $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_I\}$  分别表示所有 IMF 及其中心频率的集合. 为了确保约束条件被严格执行, 采用了增广拉格朗日乘子法来解决式 (7) 中的约束变分问题. 因此, 式 (7) 可被重新表示为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (8)$$

其中,  $\lambda$  代表拉格朗日乘数,  $\alpha$  是惩罚因子. 在此基础上, 交替方向乘子法 (Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM)<sup>[22]</sup> 被用于解决式 (8) 中的最小化问题.

然而, 心跳信号通常较为微弱, 且可能会被视为呼吸信号的高次谐波, 从而导致心跳信号难以精确提取. 因此, 如算法 1 所示, 本文在传统 VMD 算法基础上, 提出了一种基于滤波器的信号重建方法. 具体来说, 本文提出在 ADMM 优化过程中融合一个粗粒度带通滤波器  $f_b(t)$ . 该滤波器可用于滤除回波信号中的低、高频噪声, 而保留与心跳信号频率范围相近的频率分量. 因此, 该方法可降低呼吸信号及高频噪声对提取心跳信号  $s_h(t)$  的影响. 假设前  $M$  个 IMF 均属于  $s_r(t)$ , 而其他 IMF 属于  $s_h(t)$ . 由此, 原始的回波信号  $s(t)$  可重构为

$$s(t) = \sum_{m=1}^M u_m(t) + \sum_{n=1}^{I-M} u_n(t) * f_b(t) + u_r(t) \quad (9)$$

其中,  $u_m(t)$  是属于  $s_r(t)$  的第  $m$  个 IMF,  $u_n(t)$  是属于  $s_h(t)$  的第  $n$  个 IMF,  $f_b(t)$  是带通滤波器. 根据经验值, 设定带通滤波器  $f_b(t)$  的通带  $[f_{h1}, f_{h2}]$ , 其中  $f_{h1}$  设为 1.0 Hz,  $f_{h2}$  设为 4 Hz. 综上, 式 (8) 可以被重写为如式 (10) 所示的

拉格朗日对偶问题:

$$\begin{aligned}
 L(\{u_i\}, \{\omega_i\}, \lambda) = & \sum_{i=1}^M \left\| \alpha_i \partial_i \left[ \left( \delta(t) + \frac{1}{\pi t} \right) * u_i(t) \right] e^{-j\omega_i t} \right\|_2^2 \\
 & + \sum_{i=M+1}^I \left\| \alpha_i \partial_i \left[ \left( \delta(t) + \frac{1}{\pi t} \right) * f_b(t) * u_i(t) \right] e^{-j\omega_i t} \right\|_2^2 \\
 & + \left\| s(t) - \sum_{i=1}^M u_i(t) - \sum_{i=M+1}^I f_b(t) * u_i(t) \right\|_2^2 \\
 & + \left\langle \lambda(t), s(t) - \sum_{i=1}^M u_i(t) - \sum_{i=M+1}^I f_b(t) * u_i(t) \right\rangle, \\
 \text{s.t. } & \sum_{i=1}^M u_i(t) + \sum_{i=M+1}^I f_b(t) * u_i(t) = s(t)
 \end{aligned} \quad (10)$$

随后,利用 ADMM 算法,可以计算得出第 $(n+1)$ 次迭代中第 $i$ 个 IMF 的频域表达式  $\hat{u}_i^{n+1}(\omega)$ , 即

$$\hat{u}_i^{n+1}(\omega) = \begin{cases} \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{k \neq i} \hat{u}_k^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha_i(\omega - \omega_i^n)}, & 1 \leq i \leq M \\ \frac{\hat{s}(\omega) - \sum_{k \neq i} \hat{f}_b \hat{u}_k^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha_i(\omega - \omega_i^n)}, & M < i \leq I \end{cases} \quad (11)$$

同时,可推导出  $\hat{u}_i^{n+1}(\omega)$  的中心频率  $\omega_i^{n+1}$  为

$$\omega_i^{(n+1)} = \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_i^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (12)$$

## 5 实验结果与分析

### 5.1 实验场景及配置

本文构建如图 2 所示的实验平台,用于验证所提出的非视距人体生命体征感知方案的有效性.下面将对所构建的实验平台进行详细介绍.

#### 5.1.1 视觉辅助的人体胸腔定位模块

本文利用如图 3(a)所示光学摄像头 RealSense-L515 设备进行光学图像的采集.在此基础上,本文采用 Yolo-v7 深度学习模型<sup>[23]</sup>处理所采集的光学图像,并进行人体姿态的估计,得出如图 3(b)所示的 17 个不同人体关节的位置估计值.因此,在第 5、第 6、第 11 和 第 12 个位置点的空间位置估计结果基础上,可进一步计算得出人体胸腔中心位置的估计值  $(x_0, y_0)$ , 如图 3(b)中红色五角星所示,即

$$\begin{aligned}
 x_0 &= (x_1 + x_2 + x_3 + x_4) / 4, \\
 y_0 &= (y_1 + y_2 + y_3 + y_4) / 4
 \end{aligned} \quad (13)$$



图 2 实验环境及配置

#### 5.1.2 智能超表面模块

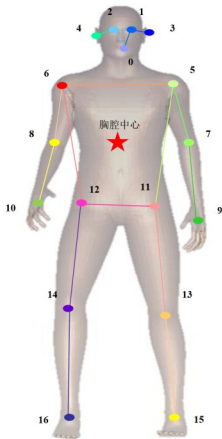
本文采用如图 4(a)所示的智能超表面.该超表面由黄、绿、黑、蓝这 4 种颜色对应的不同相位超表面单元构成,采用列控方式实现超表面单元控制.其中在黄、绿、黑、蓝这 4 种颜色对应的 4 种超表面单元中,相邻单元结构相位差约为  $90^\circ$ , 如图 4(b)所示.智能超表面模块根据胸腔定位模块输出的胸腔位置估计值,调整超

表面编码矩阵,使得感知信号经超表面反射后聚焦于人体胸腔所在位置,进而提升到达人体胸腔位置的感知信号信噪比.

如图 4(c)所示,当视觉辅助模块检测到人体目标位于超表面左前方  $45^\circ$  方向时,智能超表面模块根据目标位置得到如图 4(d)所示的超表面编码矩阵.在该超表面编码序列控制下,得到超表面远场方向图如



(a) 光学摄像头设备 RealSense-L515

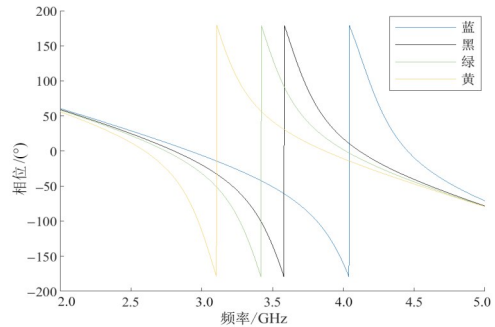


(b) 人体姿态估计关键位置点

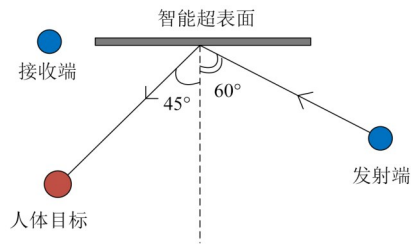
图3 人体姿态估计实验



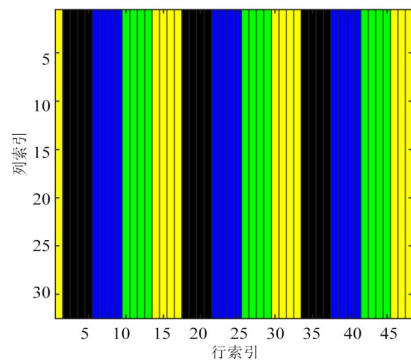
(a) 本实验所采用的智能超表面



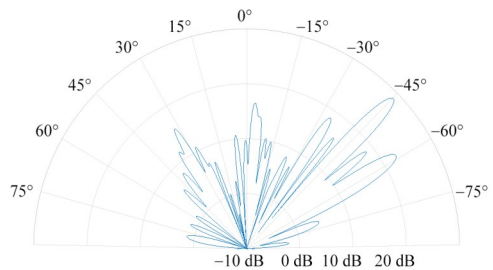
(b) 该超表面中四种不同颜色单元的相位特性



(c) 实验场景俯视图



(d) 超表面编码矩阵



(e) 经过超表面反射后的电磁波场分布图

图 4(e) 所示. 由该图可知, 经过超表面的电磁波束主要被聚焦于左前方约  $45^\circ$  方向上. 与此同时, 主波束的 3 dB 带宽约为  $10^\circ$ . 此外, 除  $45^\circ$  方向上的主波束外, 旁瓣波束被明显抑制, 从而能够减少来自其他方向的回波信号影响, 提高感知信号信噪比.

### 5.1.3 收发机及信号处理模块

本文采用通用软件无线电外设(Universal Software Radio Peripheral, USRP)作为信号收发机, 用于实现感知信号的发送和接收等. 具体来说, 采用 URSP-2974 设备及 Labview-2019 软件生成中心频率为 3.5 GHz 的单音信号作为感知信号源, 并用一个定向喇叭天线 Tx 发出, 定向到达超表面. 与此同时, 如图 2 所示, 采用高增益宽带喇叭天线 Rx 作为接收端, 接收人体回波信号.

为验证所提出的非视距生命体征感知算法的准确性, 我们采用两个可穿戴传感器 HKD-10C 和 HKH-11C, 分别采集心电图(Electro Cardio Graph, ECG)数据和呼吸波形压电数据, 从而分别获得人体心率和呼吸率估计值, 作为本文算法估计结果的参考值. 利用 Labview-2019 软件同时控制 USRP、HKD-10C 和 HKH-11C 设备, 并通过时间戳(timestamp)实现三个设备之间的同步.

### 5.2 生命体征感知度量指标

本文将可穿戴传感器 HKH-11C 和 HKD-10C 采集

图4 实验中所采用的智能超表面及其电磁特性和实验配置

到的呼吸、心跳数据作为真值(ground truth),将其与生命体征无线感知结果进行对比,用于估计本文所提出的智能超表面辅助的非视距生命体征感知算法有效性和准确性.例如,对于呼吸速率估计任务,本文将呼吸速率估计误差 $E_r$ 作为度量指标,用于评估所提出方法的准确性. $E_r$ 可写为

$$E_r = |E_r^g - E_r^w| \quad (14)$$

其中, $E_r^g$ 为HKH-11C得到的呼吸速率估计值, $E_r^w$ 为本文所提出方案得到的呼吸次数估计值,二者的度量单位为每分钟呼吸次数(Respirations Per Minute, RPM).心跳速率估计误差 $E_h$ 同理,其度量单位为每分钟心跳次数(Beats Per Minute, BPM).

### 5.3 实验结果与分析

#### 5.3.1 人体定位及生命体征信号提取

图5展示了目标人员在超表面右前方、与超表面法线夹角分别为 $30^\circ$ 、 $45^\circ$ 和 $70^\circ$ 时的人体定位、呼吸和心跳信号提取结果.目标人员在超表面右前方不同角度时的

胸腔定位结果、所提取到的呼吸信号,以及所提取到的心跳信号分别如图5第1、第2、第3行所示.其中,胸腔位置估计值 $(x, y)$ 中 $x$ 为在超表面法线方向上人与超表面之间的距离, $y$ 为在与超表面法线垂直的方向上人与超表面之间的距离.如图5(a)所示,视觉辅助模块可以准确定位人体胸腔所在位置,从而使智能超表面能够进行精准波束调控,使感知信号聚焦于人体.与此同时,本文采用HKH-11C和HKD-10C分别采集呼吸压电数据和心电图ECG数据,得到数据分别如图5(b)和图5(c)中橘红色线条所示.本文所提出方法输出的呼吸和心跳信号分别如图5(b)和图5(c)中蓝色线条所示.将图5(b)中提取到的呼吸信号与可穿戴设备输出的压电呼吸信号进行对比,可以看出,尽管二者在幅值上存在差异,但是它们的周期性变化规律基本一致,表明本文的方案可以达到与可穿戴设备相近的感知性能,进而证明了本文呼吸监测方案的正确性和准确性.同理,将图5(c)中提取到的心跳信号与ECG信号进行对比,也可证明本文方法用于心率估计的准确性.

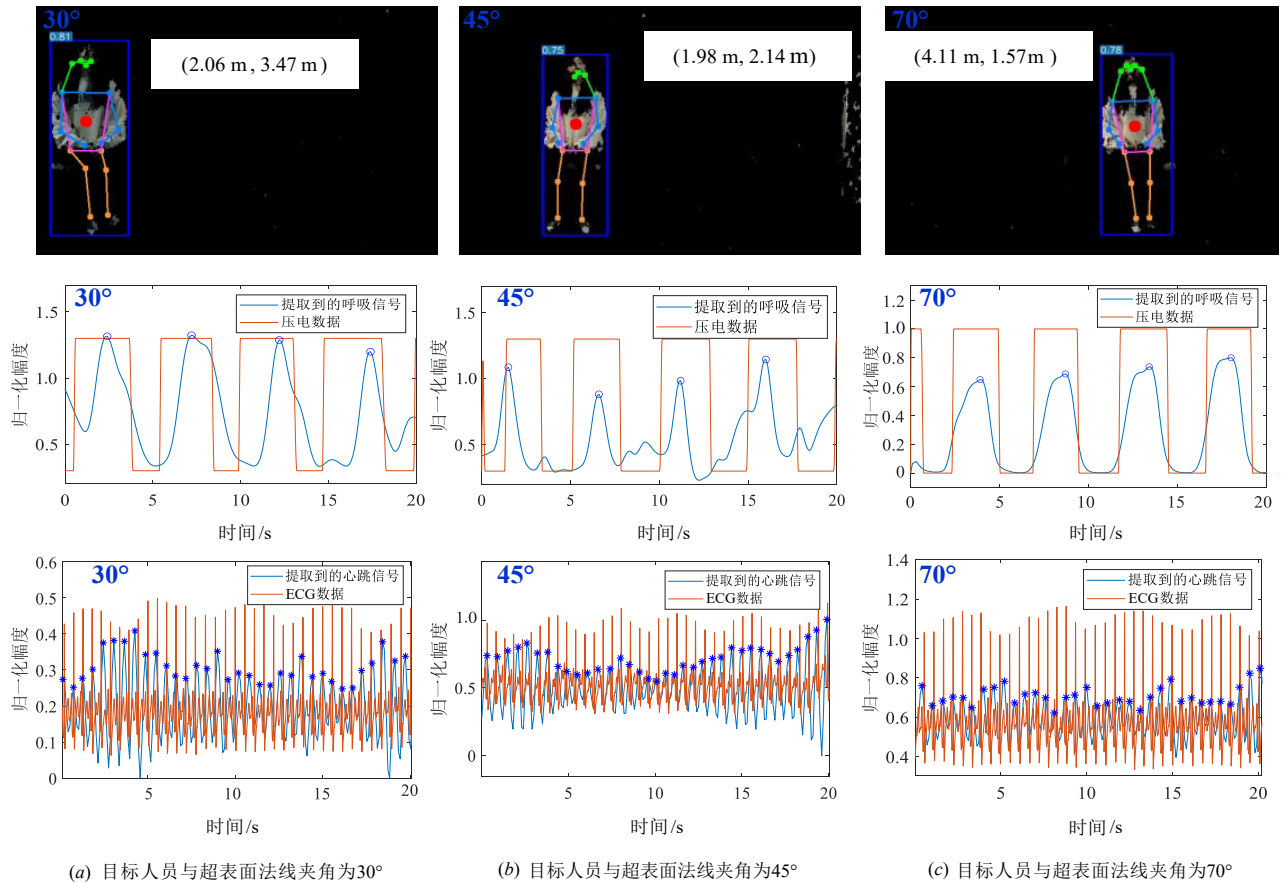


图5 目标人员在超表面右前方、与超表面法线夹角分别为 $30^\circ$ 、 $45^\circ$ 和 $70^\circ$ 时的人体定位、呼吸和心跳信号提取结果

在此基础上,本节对本文提出的生命体征监测结果进行了定量分析,如表1和表2所示.具体来说,表1和表

2分别展示了所提出方法对于呼吸、心跳频率估计的平均误差值.由表1和表2可以看出,本文智能超表面辅

助的估计算法可以实现不同角度的精准呼吸、心跳速率估计,其平均估计误差分别为0.6 RPM 和 5.3 BPM.

表 1 智能超表面辅助的非视距人体呼吸频率结果

角度	平均估计误差/RPM
30°	0.6
45°	0.8
70°	0.4
多角度平均估计误差	0.6

### 5.3.2 基于金属反射面的非视距感知

本节通过对比实验,进一步探究智能超表面在非视距人体生命体征感知中的作用.具体来说,当不依赖光学模块进行人体空间位置估计时,超表面则不能根

表 2 智能超表面辅助的非视距人体心跳频率结果

角度	平均估计误差/RPM
30°	5.8
45°	4.9
70°	5.1
多角度平均估计误差	5.3

据人体位置估计值进行电磁波束的聚焦,则此时的超表面和金属板具有近似等效的镜面反射作用.因此,在如图 2 所示实验场景中,将智能超表面替换为金属板,随后采集并检测人体生命体征回波信号.当人体与金属反射面法线夹角分别为 30°、45°和 70°时,得到的生命体征信号提取结果如图 6 所示.

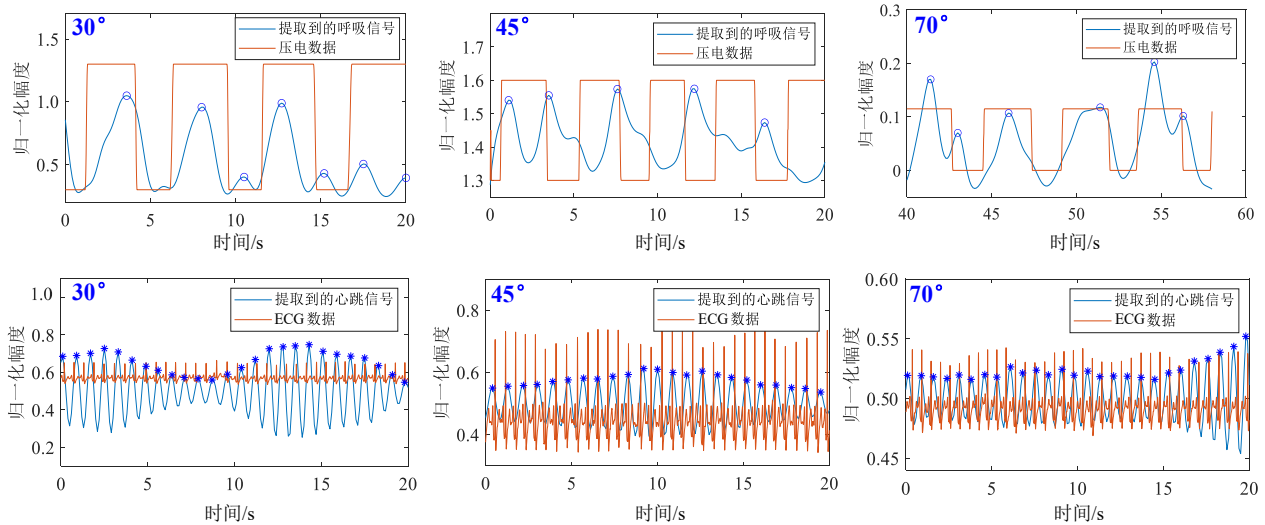


图 6 当电磁波经过金属板反射后,人员在超表面右前方不同位置时的呼吸和心跳信号提取结果

从图 6 可以看出,当用金属板作为反射面调控感知信号传播路径时,本文算法难以从接收回波信号中精确提取人体呼吸、心跳信号提取,进而导致呼吸、心跳频率估计性能较差.此外,在可视化的定性结果分析基础上,表 3 和表 4 分别展示了波束经过金属板反射时,本文的 VMD 算法得到的呼吸、心跳频率估计的平均误差值.

由表 3 和表 4 可知,当用金属板作为反射面时,人体呼吸和心跳频率在不同角度下的平均估计误差分别为 3.0 RPM 和 8.1 BPM.与此同时,通过观察这两个表格可以看出,当人体位于与金属板法线夹角为 70°的方向时,呼吸和心跳频率估计的平均误差值相对较小,分别为 2.5 RPM 和 7.1 BPM.这主要是由于金属板虽然无法实现波束的灵活调控,但是可以对感知信号进行镜面反射,从而将入射角度为 60°的入射信号反射至金属板法线另一侧的 60°方向上.因此,当目标人员距离感知信号波束较近时,系统接收端所收到的信号中包含

了较多的人体回波信息.

表 3 波束通过金属板反射时非视距人体呼吸频率结果

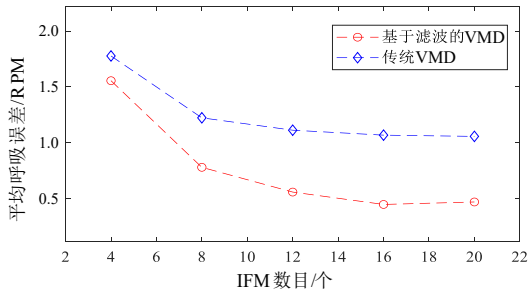
角度	平均估计误差/RPM
30°	3.2
45°	3.3
70°	2.5
多角度平均估计误差	3.0

表 4 波束通过金属板反射时非视距人体心跳频率结果

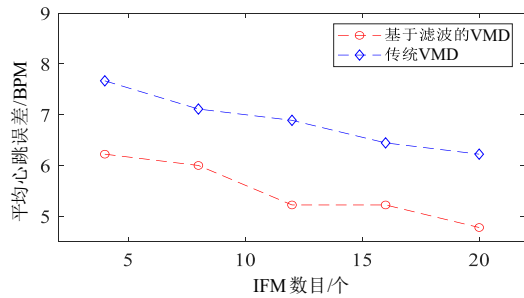
角度	平均估计误差/RPM
30°	8.8
45°	8.3
70°	7.1
多角度平均估计误差	8.1

### 5.3.3 基于滤波的 VMD 算法参数分析

本节对本文提出的基于滤波的 VMD 算法进行分析与讨论,实验结果如图 7 所示.



(a) 不同VMD算法的呼吸估计平均误差率



(b) 不同VMD算法的心跳估计平均误差率

图7 所提出的基于滤波的VMD算法性能分析

### (1) IMF个数对基于滤波的VMD算法影响

首先,本节讨论了IMF个数对VMD算法性能的影响.从图7可以看出,在呼吸频率估计任务中,随着IMF个数的增加,本文提出的基于滤波的VMD算法估计误差先逐渐减小,而后趋于稳定;在心跳频率估计任务中,基于滤波的VMD算法估计误差也呈现下降趋势,但在IMF个数大于12时,下降趋势缓慢.因此,本文将IMF数目设为12.

### (2) 带通滤波对VMD算法的影响

本文在ADMM迭代优化过程中对信号进行带通滤波,从而降低VMD算法的重构误差,减少噪声对心跳回波信号的干扰,进一步提升心跳速率估计的准确性.由图7可以看出,基于滤波的改进VMD算法在呼吸和心跳频率估计任务中的性能均小于传统VMD算法.当IMF个数为12时,改进VMD算法比传统VMD算法的呼吸、心跳频率估计误差分别下降了大约0.7 RPM和1.8 BPM.

### 5.3.4 生命体征监测算法对比与分析

为验证本文提出的非视距生命体征监测方法的有效性,将本文提出的基于滤波的VMD算法与三种现有算法进行了性能对比及计算复杂度分析.用于对比实验的三种现有算法简要介绍如下.

传统VMD<sup>[22]</sup>:如第4节所述,传统VMD算法是一种非递归信号分解方法,可以将信号分解为不同频率模态.

MetaBreath<sup>[37]</sup>:该方法采用独立成分分析(Independent

Component Analysis, ICA)算法处理时空编码超表面产生的多谐波信号,用于实现多人生命体征监测.

IAPVMD<sup>[38]</sup>:提出了一种自适应参数变分模态分解(Adaptive Parameter Variational Mode Decomposition, APVMD)算法,用于处理连续调频波雷达信号,进而实现人体生命体征感知.

对比实验结果如表5所示.其中, $M$ 为信号的通道数, $N$ 为信号长度; $T$ 为VMD及其变种算法的迭代次数, $K$ 为IMF个数; $P$ 和 $Q$ 分别为APVMD算法中预设的 $K$ 值个数和惩罚因子 $\alpha$ 个数.由表5可以看出,相比于其他三种已有算法,本文提出的Filter-based VMD算法可以获得更低的呼吸、心跳速率估计误差,进而实现更优性能的非视距人体生命体征感知.与此同时,这四种算法的计算复杂度如表5中第4列所示.可以看出,与传统VMD算法相比,本文提出的算法并未增加额外的计算复杂度;相比于APVMD算法,本文所提出的方法具有更低的计算复杂度,同时性能更优.将本文方法与现有算法进行对比,进一步证明了本文方法用于非接触式生命体征感知的有效性和准确性.

表5 不同的生命体征监测算法性能对比及复杂度分析

算法	呼吸估计误差/RPM	心跳估计误差/BPM	算法复杂度
传统VMD <sup>[22]</sup>	0.8	7.3	$O(T \cdot K \cdot N \log N)$
MetaBreath <sup>[37]</sup>	0.7	6.6	$O(M^3 + T \cdot M \cdot N)$
APVMD <sup>[38]</sup>	0.8	5.8	$O(P \cdot Q \cdot T \cdot K \cdot N \log N)$
Filter-based VMD	0.6	5.3	$O(T \cdot K \cdot N \log N)$

## 6 结论

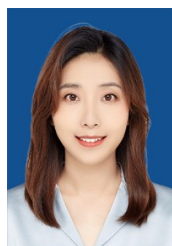
本文提出了一种智能超表面辅助的非视距人体生命体征感知算法.本文利用智能超表面的电磁波灵活调控能力,为非视距场景下的收发机之间定制感知信道;同时,提出一种基于滤波的VMD算法,精准提取人体回波中的心跳、呼吸信号,从而实现非视距人体生命体征感知.实验结果表明,本文所提出方法的人体呼吸和心跳频率估计平均误差分别为0.6 RPM和5.3 BPM,证明了基于智能超表面的感知方案在非视距场景下进行人体生命体征感知的有效性和准确性.本文利用智能超表面技术,为基于无线信号的非接触式生命体征感知开辟了新的应用环境和场景,从而提高了生命体征无线感知技术的普适性,推动生命体征无线感知技术的进一步发展和落地.作为将智能超表面用于非视距生命体征感知领域的初步探索,本文仍存在不足之处.后续研究中,我们将探究基于智能超表面的人体定位技术,从而实现基于智能超表面的非视距人体定位及生命体征监测.

## 参考文献

- [1] WANG W J, WANG X Y. Contactless Vital Signs Monitoring[M]. Singapore: Academic Press, 2021.
- [2] 柯道, 缪欣, 郭文忠. 基于时空交叉感知的实时动作检测方法[J]. 电子学报, 2024, 52(2): 574-588.  
KE X, MIAO X, GUO W Z. Real-time action detection based on spatio-temporal interaction perception[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(2): 574-588. (in Chinese)
- [3] COSTA C A DA, PASLUOSTA C F, ESKOFIER B, et al. Internet of Health Things: Toward intelligent vital signs monitoring in hospital wards[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2018, 89: 61-69.
- [4] 周涛, 刘赞璨, 侯森宝, 等. M3 Res-Transformer: 新冠肺炎胸部 X-ray 图像识别模型[J]. 电子学报, 2024, 52(2): 589-601.  
ZHOU T, LIU Y C, HOU S B, et al. M3 Res-Transformer: Chest X-ray image recognition model of COVID-19[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(2): 589-601. (in Chinese)
- [5] ALI K, ALLOULAH M, KAWSAR F, et al. On goodness of WiFi based monitoring of sleep vital signs in the wild[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 22(1): 341-355.
- [6] NKWARI P K M, SINHA S, FERREIRA H C. Through-the-wall radar imaging: A review[J]. IETE Technical Review, 2018, 35(6): 631-639.
- [7] PRAMUDITA A A, LIN D B, HSIEH S N, et al. Radar system for detecting respiration vital sign of live victim behind the wall[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(15): 14670-14685.
- [8] CUI T J, LIU S, ZHANG L. Information metamaterials and metasurfaces[J]. Journal of Materials Chemistry C, 2017, 5(15): 3644-3668.
- [9] CUI T J, QI M Q, WAN X, et al. Coding metamaterials, digital metamaterials and programmable metamaterials[J]. Light: Science & Applications, 2014, 3(10): e218.
- [10] 徐健, 王彦朝, 罗慧玲, 等. 基于双几何相位超表面的三频全空间波前调控[J]. 电子学报, 2024, 52(2): 396-406.  
XU J, WANG Y Z, LUO H L, et al. Tri-band full-space wavefront control using dual-geometric-phase metasurface[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(2): 396-406. (in Chinese)
- [11] 许河秀, 王彦朝, 王朝辉, 等. 基于多元信息的多功能电磁集成超表面研究进展[J]. 雷达学报, 2021, 10(2): 191-205.  
XU H X, WANG Y Z, WANG C H, et al. Research progress of multifunctional metasurfaces based on the multiplexing concept[J]. Journal of Radars, 2021, 10(2): 191-205. (in Chinese)
- [12] HONG Q R, MA Q, GAO X X, et al. Programmable amplitude-coding metasurface with multifrequency modulations[J]. Advanced Intelligent Systems, 2021, 3(8): 2000260.
- [13] MA Q, HONG Q R, BAI G D, et al. Editing arbitrarily linear polarizations using programmable metasurface[J]. Physical Review Applied, 2020, 13(2): 021003.
- [14] MA Q, SHI C B, BAI G D, et al. Beam-editing coding metasurfaces based on polarization bit and orbital-angular-momentum-mode bit[J]. Advanced Optical Materials, 2017, 5(23): 1700548.
- [15] WU H T, LIU S, WAN X, et al. Controlling energy radiations of electromagnetic waves via frequency coding metamaterials[J]. Advanced Science, 2017, 4(9): 1700098.
- [16] ZHANG F, WANG C H, FENG W K, et al. Holographic communication using programmable coding metasurface[J]. Nanophotonics, 2024, 13(8): 1509-1519.
- [17] LI H P, XIN K W, DING H Y, et al. Programmable metasurface for front-back scattering communication[J]. Nanophotonics, 2023, 12(18): 3653-3661.
- [18] LI L L, RUAN H X, LIU C, et al. Machine-learning reprogrammable metasurface imager[J]. Nature Communications, 2019, 10(1): 1082.
- [19] QIAN C, ZHENG B, SHEN Y C, et al. Deep-learning-enabled self-adaptive microwave cloak without human intervention[J]. Nature Photonics, 2020, 14: 383-390.
- [20] ZHANG S Y, WONG C L, ZENG S W, et al. Metasurfaces for biomedical applications: Imaging and sensing from a nanophotonics perspective[J]. Nanophotonics, 2020, 10(1): 373.
- [21] LI X Y, YOU J W, GU Z, et al. Multiperson detection and vital-sign sensing empowered by space-time-coding reconfigurable intelligent surfaces[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(17): 28169-28183.
- [22] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [23] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YO-LOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2023: 7464-7475.
- [24] CHEN V C, LI F, HO S S, et al. Micro-Doppler effect in radar: Phenomenon, model, and simulation study[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1): 2-21.
- [25] MERCURI M, LORATO I R, LIU Y H, et al. Vital-sign

- monitoring and spatial tracking of multiple people using a contactless radar-based sensor[J]. *Nature Electronics*, 2019, 2: 252-262.
- [26] TU J X, HWANG T, LIN J. Respiration rate measurement under 1-D body motion using single continuous-wave Doppler radar vital sign detection system[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2016, 64(6): 1937-1946.
- [27] 景会成, 白英杰, 曾凯, 等. 基于 77 GHz 毫米波雷达感知的生命体征检测方法[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(22): 55-63. JING H C, BAI Y J, ZENG K, et al. Vital sign detection method based on 77 GHz mmwave radar perception[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(22): 55-63. (in Chinese)
- [28] 郭政鑫, 戴余豪, 桂林卿, 等. 基于 IR-UWB 的睡眠状态下人体呼吸波形检测方法[J]. *软件学报*, 2024, 35(9): 4346-4364. GUO Z X, DAI Y H, GUI L Q, et al. Detection method for human respiration waveform in sleep state based on IR-UWB [J]. *Journal of Software*, 2024, 35(9): 4346-4364. (in Chinese)
- [29] 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.
- [30] 李文, 陈志刚, 姬雪. 毫米波 WiFi 系统中多目标无源定位与生命体征检测算法[J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(10): 151-159. LI W, CHEN Z G, JI Z. Multi-target passive positioning and vital signs detection algorithm in millimeter wave WiFi system[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(10): 151-159. (in Chinese)
- [31] LIU J, LIU H, CHEN Y, et al. Wireless sensing for human activity: A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 22(3): 1629-1645.
- [32] Hu J, Zhang H, Di B, et al. Reconfigurable intelligent surface based RF sensing: Design, optimization, and implementation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(11): 2700-2716.
- [33] WANG Z, ZHANG H R, ZHAO H T, et al. Intelligent electromagnetic metasurface camera: System design and experimental results[J]. *Nanophotonics*, 2022, 11(9): 665.
- [34] TARAN S, BAJAJ V. Clustering variational mode decomposition for identification of focal EEG signals[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2018, 2(4): 7001304.
- [35] PARIHAR D S, GHOSH R, AKULA A, et al. Variational mode decomposition of seismic signals for detection of moving elephants[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 2510908.
- [36] QIN N, WANG T W, HUANG D Q, et al. VWM-DCRNN: A method of combining signal processing with deep learning for fault diagnosis in single-phase PWM rectifier[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(7): 8894-8906.
- [37] XIA D X, GUAN L, LIU H X, et al. MetaBreath: Multi-target respiration detection based on space-time-coding digital metasurface[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2024, 72(2): 1433-1443.
- [38] QU L L, LIU C Y, YANG T H, et al. Vital sign detection of FMCW radar based on improved adaptive parameter variational mode decomposition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(20): 25048-25060.

## 作者简介



**李新羽** 女, 1995年7月出生于辽宁省锦州市. 现为东南大学信息科学与工程学院“至善”博士后. 主要研究方向为智能电磁感知和生物电磁超材料.

E-mail: xinyuli@seu.edu.cn



**张静远** 女, 2002年6月出生于北京市. 现为东南大学信息科学与工程学院本科生. 主要研究方向为信息超材料, 智能电磁感知.

E-mail: zhangjingyuan@seu.edu.cn



**蔡子轩** 男, 2001年7月出生于浙江省绍兴市. 现为东南大学信息科学与工程学院硕士研究生. 主要研究方向是超表面的应用和智能电磁计算.

E-mail: zixuancai@seu.edu.cn



**秦世龙** 男, 2001年1月出生于安徽省宿州市. 现为东南大学电磁场与微波技术专业硕士研究生. 主要研究方向为拓扑超表面及应用.

E-mail: 220240824@seu.edu.cn



**马 骞** 男,1992年3月出生于浙江省绍兴市.现为东南大学信息科学与工程学院“至善”博士后.主要研究方向为数字编码超材料、智能超材料、衍射神经网络.中国电子学会会员编号:E190027793M.

E-mail: maqian@seu.edu.cn



**崔铁军** 男,1965年9月出生于河北省滦平县.现为东南大学信息科学与工程学院教授.主要研究方向为计算电磁学和电磁超材料.中国电子学会会员编号:E190008553F.

E-mail: tjcui@seu.edu.cn



**游检卫** 男,1986年10月出生于江西省吉安市.现为东南大学信息科学与工程学院教授.主要研究方向为计算电磁学和电磁超材料.中国电子学会会员编号:E190029753S.

E-mail: jyyou@seu.edu.cn