第 46 卷　第 12 期
2025 年 12 月

仪　器　仪　表　学　报
Chinese Journal of Scientific Instrument

Vol. 46 No. 12
Dec. 2025

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513831

基于 EWT-VMD 的毫米波雷达生命体征检测*

潘志刚,费叶奇,郭书雅,魏　禹,徐元博
(西安邮电大学自动化学院　西安　710121)

摘　要:毫米波雷达以其非接触式、高穿透性、高精度、实时性强等优点成为生命体征监测的研究热点,目前已经开始应用到医学心血管健康评估、肿瘤检测与定位、新生儿和儿童健康监护等领域。在室内进行卧床监测时,由于毫米波雷达回波信号易受人体轻微扰动和多径效应影响,致使回波信号中包含各种噪声信号,导致睡眠情况下的心跳信息提取变得困难。为此提出了一种基于经验小波变换和变分模态分解的毫米波雷达生命体征检测方法,用于检测回波信号中的呼吸信号和心跳信号。通过建立毫米波雷达探测生命体征回波信号模型,分析信号的频率成分组成。采用 77 GHz 毫米波雷达实验获取雷达的回波信号,对信号同一帧之间的两种 chirp 信号进行频域相干积累,抑制噪声的影响,同时增强有用信号幅度。采用经验小波变换(EWT)对包含生命体征的信号进行小波分解,去除杂波之后重构。对小波重构信号进行变分模态分解(VMD),分别得到人体呼吸频率(RR)和心跳频率(HR)信息,将结果与心电图(ECG)采集的信号进行对比,评价提取结果的准确性。在不同场景下的实验结果表明,所提出的基于频域相干积累方法可以提高回波信号信噪比,基于 EWT-VMD 相结合的算法可以有效检测出 RR 和 HR,检测精度可以达到 94%。

关键词: 毫米波雷达;经验小波变换;变分模态分解;呼吸频率;心跳频率
中图分类号: TH89　　**文献标识码:** A　　**国家标准学科分类代码:** 510.40

Millimeter wave radar vital signs detection based on EWT-VMD

Pan Zhigang, Fei Yeqi, Guo Shuya, Wei Yu, Xu Yuanbo
(*School of Automation, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China*)

Abstract: Millimeter wave radar has become a research hotspot in vital sign monitoring due to its advantages of non-contact operation, high penetration, high precision, and real-time capability. It has already been applied in medical cardiovascular health assessment, tumor detection and localization, and health monitoring for newborns and children. However, during indoor monitoring, the millimeter wave radar echo signals are susceptible to subtle human body movements and multipath effects, resulting in various noise components that complicate the extraction of heartbeat information during sleep. This paper proposes a vital sign detection method for millimeter wave radar based on Empirical Wavelet Transform and Variational Mode Decomposition (EWT-VMD) for detecting respiratory and heartbeat signals from the echo signals. By establishing a vital sign echo signal model for millimeter wave radar detection, the frequency composition of the signal is analyzed. Experiments are conducted using a 77 GHz millimeter-wave radar to acquire echo signals, and frequency-domain coherent accumulation is applied to two types of chirp signals within the same signal frame, which simultaneously suppresses noise interference and enhances the amplitude of useful signals. The empirical wavelet transform (EWT) is employed to decompose the vital sign-containing signal, followed by signal reconstruction after clutter elimination. The wavelet-reconstructed signal is further processed by variational mode decomposition (VMD) to extract the human respiratory rate (RR) and heart rate (HR) respectively. The extracted results are compared with the signals collected by an electrocardiogram (ECG) to assess the extraction accuracy. Experimental results across various scenarios demonstrate that the proposed frequency-domain coherent accumulation method effectively enhances echo signal SNR. The combined CWT-VMD algorithm successfully detects RR and HR with a detection accuracy reaching 94%.

Keywords: millimeter wave radar; empirical wavelet transform; variational mode decomposition; respiratory rate; heart rate

收稿日期:2025-03-17　　Received Date: 2025-03-17
*基金项目:陕西省重点研发计划项目(2023-YBGY-407)、陕西省秦创原"科学家+工程师"队伍建设项目(2024QCY-KXJ-188)资助

0 引　　言

毫米波雷达监测生命体征技术[1-5]是一种利用毫米波信号进行生物信号检测的先进技术。毫米波雷达不受光线条件、灰尘、烟雾、湿度等环境因素的影响,能在恶劣条件下保持稳定性能。毫米波能够穿透衣物、床单、被褥等非金属材料,这使得它能在复杂环境下监测生命体征,并能够实时捕捉到微小的生理变化,适合在睡眠监测[6]、自动驾驶[7]等场景中应用。相比于摄像头监控,毫米波雷达使用电磁波,不会直接采集图像信息,更能保护用户隐私,特别是在敏感场景(如卧室、浴室等)。相较于直接接触式测量心跳呼吸,在患者为烧伤、烫伤以及传染病患者等情况时,毫米波雷达监测生命体征以其非接触式特点更加适用。

呼吸和心跳引起胸部运动,通过检测胸部运动幅度频率可以间接测量呼吸和心跳。呼吸产生的运动频率范围大概在 0.9~2.0 Hz,心跳产生的运动频率大概范围在 0.1~0.5 Hz。毫米波雷达位于人身体正面检测时由呼吸产生的运动位移约为 1~12 mm,心跳引起的振幅约为 0.1~0.5 mm。毫米波雷达位于人身体背面检测时由呼吸产生的运动位移约为 0.1~0.5 mm,心跳引起的振幅约为 0.01~0.2 mm[8]。最初麻省理工学院的 Adib 等[9]在 2015 年提出了一种基于调频连续波(frequency modulation continuous wave,FMCW)雷达提取心率及呼吸率的方法,该方法的提出掀起了毫米波雷达监测人体生命体征的浪潮,展现出 FMCW 雷达在生命体征检测方面的潜力。

在毫米波雷达进行生命体征检测时,回波信号容易受到杂波和噪声信号干扰。由于呼吸和心跳信号相对较弱,容易被高噪声淹没。为此,一种利用改进形态成分分析(improved morphological component analysis,IMCA)和自适应参数优化变分模态分解算法被提出,用于抑制雷达信号之间相互干扰和提取生命体征。IMCA 算法根据不同稀疏域中各分量的不同稀疏度抑制雷达信号之间的干扰[10],有效减少了雷达信号之间的干扰,解决了 MCA 算法无法检测到受干扰信号的问题。自适应参数优化变分模态分解(variational mode decomposition,VMD)算法以能量损失率为指标优化参数,根据模式的中心频率自适应调整惩罚值的步长,相较于 VMD 算法能够更快的提取出心跳和呼吸信号。Liu 等[11]采用奇异值分解对信号进行去噪分解,得到各主成分的时空特征向量,再通过能量比例筛选所需信号,对筛选后的信号进行小波变换分解和线性趋势抑制,得到各主成分相对纯净的生命体征,通过巴特沃斯滤波和动目标指示器谐波消除器对呼吸和心跳信号进行恢复,从而减少杂波提高检测精度。Li 等[12]为了将回波信号去噪,提出了一种基于改进的自适应噪声完全集成经验模式分解(improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise,ICEEMDAN)、样本熵和小波阈值的雷达生命信号分离和去噪新技术。该技术使用样本熵找出前几个包含噪声的固有模态函数(intrinsic mode function,IMF),随后使用小波阈值法进行去噪,该算法能够有效降低噪声,优于现有的去噪技术。一种基于噪声分布特征的集成经验模式分解算法通过在信号中加入高斯白噪声,从而克服原始经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)引起的模态混叠问题[13]。Shikhsarmast 等[14]为了进行随机噪声去除和杂波消除,设计滤波器时,通过利用小波包分解,采用基于标准差的谱峭度来分析信号特征,从而提高雷达和人类主体之间的距离估计,减小了数据的大小,提高了系统效率。

经过杂波处理后,信号同时包含呼吸频率和心跳频率成分。由于呼吸频率较大,导致呼吸谐波可能淹没心跳信号。一般采用一阶时间差增强心跳分量,从而减少呼吸谐波和噪声对心率估计的影响。在分解时为了进一步抑制呼吸谐波和心跳信号的高频噪声,通常使用小波包分解将呼吸和心跳信号分离[15]。为了减小呼吸谐波对心跳信号的影响,Pan 等[16]提出了一种基于时域相干积累的 VMD 方法,并且采用了滑动时间窗与 VMD 算法相结合进行检测,增加了心跳频率(heart rate,HR)的检测距离和检测精度。除了以上对信号噪声干扰去除和呼吸心跳信号提取两个方面的改进以外,还有从生命体征信号所在具体位置着手研究提高检测精度的方法。为了解决峰值搜索时包含干扰的距离仓单元影响搜索结果的准确性,Hu 等[17]提出了一种改进的新型自适应距离仓选择方法,分为初始位置确认和自适应距离仓选择两部分实现,算法复杂度较低,能够简单有效的识别距离仓单元,并通过一种基于 EMD 的改进方法 ICEEMDAN 重建心跳信号,心率检测结果较为准确。

基于以上研究,针对室内卧床监测问题,本文提出了一种经验小波变换(empirical wavelet transform,EWT)与 VMD 相结合的方法,用于检测回波信号中的呼吸信号和心跳信号。EWT 依据回波实际谱能量分布自适应构建滤波器组,将宽带信号按真实频带边界分区,从源头削弱呼吸-心跳-多径旁瓣之间的跨带耦合;随后在各子带内引入 VMD 的变分窄带最优化,使每一模态在中心频率附近保持最小带宽并互补重构,从而显著降低模态混叠与伪模态产生概率。由于伪峰减少带来误报下降,检测精度得到提升;同时弱生理模态得到有效保真与分离,使漏报与分类混淆降低,最终提高整体准确率。而对于 EMD/固定小波/单 VMD 等方法缺乏“自适应谱分区+变分窄带提纯”的双重约束,难以在多径和频率漂移条件下同时抑制误报与保持弱目标完整性。

1 毫米波雷达检测生命体征系统构成

本文选择使用 Texas Instruments 公司设计生产的 77 GHz 毫米波雷达 IWR1642boost 评估版。雷达具有两个发射天线机 4 个接收天线,配合 DCA1000EVM 采集板进行监测,如图 1 所示。配套使用 mmWave Studio (MMWAVE-STUDIO) 和毫米波软件开发套件 (MMWAVE-SDK)进行数据采集,DCA1000 可以实现实时数据捕获和流式传输[18]。

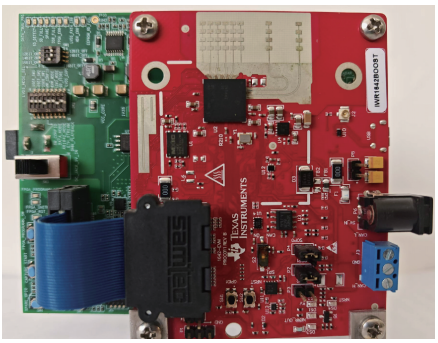


图 1 IWR1642 评估板+DCA1000EVM 采集板

Fig. 1 IWR1642boost+DCA1000EVM

图 2 展示了雷达工作原理。合成器生成调频信号,由发射天线发出电磁波(Tx),电磁波碰到物体被反射。被反射回来的信号被称为回波信号,回波信号(Rx)被接收天线接收,通过混频器与发射信号进行混频(mixer),得到中频信号(IF signal)。接着使用低通滤波器对中频信号滤波,滤除高频成分。最后进行模数转换器(analog-to-digital converter, ADC)采样得到包含心跳呼吸的待处理信号。

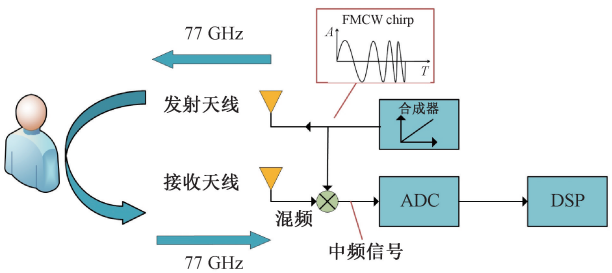


图 2 雷达原理

Fig. 2 Radar schematic diagram

2 毫米波雷达生命体征信号建模

线性调频连续波雷达发射信号波形为调频连续波(图 3(a)),频率随时间线性变化。FMCW 雷达发射一系列频率随时间增加的调频连续锯齿波信号(图 3(b))。

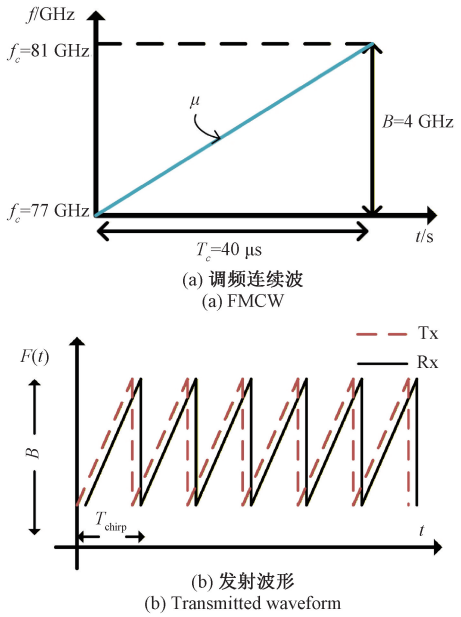


图 3 雷达发射信号波形

Fig. 3 Radar transmitting signal waveform

FMCW 发射信号模型表示如式(1)所示。

$$x_T(t) = A_T\cos(\varphi_T(t)) = A_T\cos\left(2\pi f_c t + \pi\frac{B}{T_c}t^2 + \varphi(t)\right) \tag{1}$$

式中:x_T 为发射信号;A_T 为信号幅度;f_c 为 chirp 信号起始频率;B 为发射扫频带宽;T_c 为 chirp 信号持续时间;B/T_c 为调频斜率 $\varphi(t)$ 为初始相位。当发射信号在距离 R 处被目标反射时,电磁波在空气中传输速度为 V,回波信号接收所用时间延迟为 $t_d=2R/V$,接收信号 X_R 则可以表示为式(2),即:

$$X_R(t) = A_R\cos\left(2\pi f_c(t-t_d) + \pi\frac{B}{T_c}(t-t_d)^2 + \phi(t-t_d)\right) \tag{2}$$

发射信号与回波信号通过混频器混频得到中频信号,中频信号 X_{IF} 可以表示为:

$$X_{IF}(t) = A_{IF}\cos\left(2\pi\frac{B}{T_C}\tau t + \phi(t)\right) \tag{3}$$

式中:A_{IF} 为中频信号的幅值,$A_{IF}=A_T\cdot A_R$,中频信号频率 $f_{IF}=2\ \mathrm{dB}/VT_c$,中频信号包含目标物体的特征信息,通过对中频信号进行处理可以得到人体生命体征信息。

中频信号由 ADC 采样转换为数字信号,采集数据时每个采样点 1 024 帧,共 200 个采样点,构成一个包含快时间(纵轴)和慢时间(横轴)两个维度信息的矩阵。

3　数据处理方法

本文提出的基于 EWT 和 VMD 相结合的生命体征检测方法,整体处理流程包含以下 4 个步骤:

1)首先对接收到的回波信号采用双延迟线对消器消除静态干扰,再进行时域信号非相干积累,提高生命体征信噪比并得到预处理矩阵。

2)对预处理矩阵进行实虚部分离,对慢时间维度信号进行非相干积累,得到能量最大的点,即人体所在位置。对未展开相位信号进行相位展开,采用 0.25 s 的滑动窗口滤波得到包含生命体征的信号。

3)采用 EWT 算法对包含生命体征的信号进行小波分解,去除杂波之后重构。

4)对小波重构信号进行 VMD 分解,分别得到心跳和呼吸信号,将结果与 ECG 采集的信号进行对比,评价提取结果的准确性。

3.1　杂波信号处理

由于回波信号携带生命体征信号的同时也包含了检测区域内静止物体的回波信号以及信号在反射过程中多径效应产生的杂波信号。本文选择采用双延迟线对消器去除杂波。双延迟线对消器通过对输入信号进行两次延迟并加权相减,实现对静止或慢速杂波的抑制。其频率响应特性表现为对低频分量(如静止杂波)有较强的抑制能力,而对高频分量(如运动目标信号)保留较好。双延迟线对消器由两个单延迟线对消器级联而成,相较于单延迟线对消器,双延迟线对消器具有更深的凹口和更平坦的通带响应。无论在阻带还是通带上都比单延迟线对消器有更好的频率响应,其数学表达式为:

$$y(n)=x(n)-2x(n-1)+x(n-2) \tag{4}$$

式中:$y(n)$为对消后的输出信号;$x(n)$是当前时刻的输入信号;$x(n-1)$ 是前一个时刻的输入信号(延迟一个采样周期);$x(n-2)$是前两个时刻的输入信号(延迟两个采样周期)。

将式(4)写成单位脉冲响应形式,则:

$$h(n)=\delta(n)-2\delta(n-1)+\delta(n-2) \tag{5}$$

可见该对消器为一个具有有限脉冲响应的二阶高通型滤波结构。对于静止或缓慢变化杂波 $x_c(n)$,可近似认为:

$$x_c(n)\approx C \tag{6}$$

式中:C 为常数复幅度。代入(4)得:

$$y_c(n)=C-2C+C \tag{7}$$

由此可知,双延迟线对消器对静止杂波具有理论上的完全抵消作用。若杂波在相邻脉冲间呈弱变化,可将其表示为平滑函数 $C(n)$,采用泰勒展开可知其低阶变化(常数项与一次项)在差分中被高度削弱,仅剩与二阶导数相关的极小残差,因此低多普勒杂波亦能被有效抑制。

由单位脉冲响应 $h(n)$可得其 z 变换,即:

$$H(z)=1-2z^{-1}+z^{-2}=(1-z^{-1})^2 \tag{8}$$

令 $z=e^{jw}$,则频率响应为:

$$H(e^{jw})=(1-e^{-jw})^2 \tag{9}$$

式中:$w=2\pi f_d T_r$ 为归一化多普勒频率。

一阶差分的幅度为:

$$|1-e^{-jw}|=2|\sin(w/2)| \tag{10}$$

故双延迟线对消器的幅度响应为:

$$|H(e^{jw})|=4\sin^2(w/2) \tag{11}$$

其功率增益可写为:

$$|H(e^{jw})|^2=16\sin^4(w/2) \tag{12}$$

以上说明在多普勒频率为 0 处存在双重零点,在多普勒频率为 $k\pi$ 处也存在周期性零点。说明该滤波器在低频区具有四次方级的衰减特性,抑制斜率明显高于一阶对消器。

由于零频处存在二阶零点,任何多普勒接近零的杂波成分在输出端均被高度抑制。目标输出幅度与 $\sin^2(w/2)$成正比,具有明显多普勒频移的运动目标能够在杂波背景中被有效突出。功率响应在低频区呈四次方衰减,使双延迟线对消器比单延迟线对消器具有更深的杂波空零和更陡的抑制斜率。

考虑到经过杂波滤除操作也会对生命体征信号幅度造成影响,本文采用同一帧中两个 chirp 信号进行相干积累的方法提高信号的信噪比。本实验在对信号处理时选择同时对每帧中的前 1 024 个 chirp1 和后 1 024 个 chirp2(如图 4 所示)同时进行杂波处理,对处理之后的相干信号进行相干积累。通过将两个 chirp 回波信号进行相干积累,同时抑制噪声的影响,并起到生命体征信号幅度增强作用。

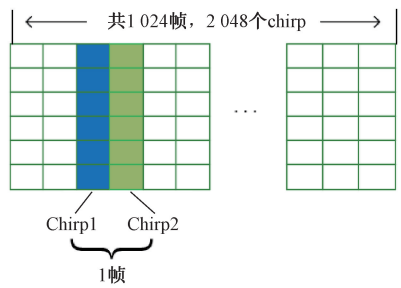


图 4　回波信号存储排列方式

Fig. 4　Echo signal storage arrangement

3.2　信号距离箱计算

经过杂波处理后的回波信号要想提取出生命体征信号,先要确认人体所在位置。目前,人体所在位置的获取方法主要有标准差法[19],最大能量法[20],平均功率最大法[21]。本文选择使用最大能量法确定人体位置所在的距离库 $R[m]$,如式(13)所示。

$$R[m] = \mathrm{argmax}_m |S(m)|^2 \tag{13}$$

式中：$S(m)$ 为距离-快速傅里叶变换（fast Fourier transform，FFT）处理后的信号，表示不同距离库的信号强度；$|S(m)|^2$ 为信号在距离库 m 处的能量。在提取相位时由于相位的周期性以及计算误差会造成相位缠绕现象，所以还需对 $R[m]$ 进行相位解缠绕处理。处理方法如式（14）所示。

$$\nabla R[m] = \begin{cases} R(m) - R(m-1), & |R(m) - R(m-1)| \leqslant \pi \\ R(m) - R(m-1) - 2\pi, & R(m) - R(m-1) > \pi \\ R(m) - R(m-1) + 2\pi, & R(m) - R(m-1) < \pi \end{cases} \tag{14}$$

式中：$R(m-1)$ 为人体位置所在距离库 $R(m)$ 的前一时刻距离库。

3.3 EWT 去除生命体征信号中的杂波分量

EWT 适用于非平稳信号处理，它是连续小波变换（continuous wavelet transform，CWT）和 EMD 方法的自适应分解相结合的成果。EMD 方法在分解过程中会出现过包络、欠包络以及不同程度的端点效应和模态混叠问题，而 EWT 方法可以自适应选择频带，解决了模态混叠问题，而且计算复杂度低，还能克服过包络和欠包络问题。EWT 方法通过将信号的傅里叶谱划分为多个区间，再对每个区间构造小波滤波器组滤波，然后对滤波后的信号重构得到一组调幅调频分量。对生命体征信号 $f(t)$ 进行 FFT，将傅里叶频谱归一化到 2π 范围。由于傅里叶频谱的特性，所以只用考虑 $[0,\pi]$ 范围。将区间分割成 N 个连续的区间，φ_n 表示划分结果，表示如式（15）所示。

$$\varphi_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], \quad n = 1,2,3\cdots,N \tag{15}$$

支撑区间为：

$$\sum_{n=1}^{N} \varphi_n = [0,\pi] \tag{16}$$

ω_n 的确定方法为：假设频谱中存在 M 个极大值点，将它们降序排列，存在两种情况，即：

1）当 $M \geqslant N$ 时说明极大值点个数足以提供用来设计频谱分割，因此保留前 $N-1$ 个极大值。

2）当 $M<N$ 时说明模式分量值 N 偏大，因此重置参数 N，使 $N=M$。

N 个极大值确定之后对应角频率 $\Omega_n (n = 1,\cdots,N)$，则 EWT 频带划分边界为 $\omega_n = (\Omega_{n+1} + \Omega_n)/2$。定义宽度为 $T_n = 2\tau_n$ 以 ω_n 为中心的过渡段用于构造滤波器，其中：

$$\tau_n = \eta\omega_n, \quad 0 < \eta < 1; \ \eta < \min_n\left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right) \tag{17}$$

对于 $n>0$，经验小波函数 $\xi_n(\omega)$ 和经验尺度函数 $\varphi_n(\omega)$ 分别由式（18）和（19）表示。

$$\xi_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_n + \tau_n \leqslant |\omega| \leqslant \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\tau_{n+1}}(|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1})\right)\right], & \omega_n - \tau_{n+1} \leqslant |\omega| \leqslant \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\tau_n}(|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \omega_n - \tau_n \leqslant |\omega| \leqslant \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{18}$$

$$\varphi_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leqslant \omega_n - \tau_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\tau_n}(|\omega| - \omega_n + \tau_n)\right)\right], & \omega_n - \tau_n \leqslant |\omega| \leqslant \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{19}$$

对于信号 $f(t)$，与 CWT 相似，EWT 的经验小波系数由内积产生，细节系数 $W_f^e(n,t)$ 由经验小波函数 ξ_n 与 $f(t)$ 内积产生，表示如式（20）所示。

$$W_f^e(n,t) = \langle f, \xi_n \rangle = \int f(\tau)\overline{\xi_n(\tau - t)}\mathrm{d}\tau = F^{-1}[f(\omega)\overline{\xi_n(\omega)}] \tag{20}$$

逼近系数 $W_f^e(0,t)$，由经验尺度函数 φ_1 与信号 $f(t)$ 内积产生，可写成式（21）所示。

$$W_f^e(0,t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau)\overline{\phi_1(\tau - t)}\mathrm{d}\tau = F^{-1}[f(\omega)\overline{\phi_1(\omega)}] \tag{21}$$

式中：$\xi_n(\omega)$ 和 $\varphi_n(\omega)$ 分别是 $\xi_n(t)$ 和 $\varphi_n(t)$ 的傅里叶变换，正变换和逆变换分别记为 $F[\cdot]$ 和 $F^{-1}[\cdot]$。对提取出的目标信号进行 EWT 变换去除含有杂波信号的分量，对剩余分量进行重构。其中信号重构的表达式为式（22）所示。

$$f(t) = W_f^s(0,t)\phi_1(t) + \sum_{n=1}^{N} W_f^s(n,t)\phi_n(t) = \left(W_f^s(0,\omega)\phi_1(\omega) + \sum_{n=1}^{N} W_f^s(n,\omega)\phi_n(\omega)\right) \tag{22}$$

EWT 依据实际频谱局部极值自适应构建滤波器组，将宽带、多分量回波划分为若干窄带子信号。对毫米波回波而言，这相当于先在频带层面粗分离呼吸、心跳及多径旁瓣，使后续分解不再在全频段竞争同一能量，从源头削弱跨带能量泄漏与模态混叠。

3.4 VMD 算法提取心跳呼吸

VMD 是一种用于处理非平稳、非线性的信号，通过将目标信号分解一系列具有有限带宽的本征模态函数[21]。利用迭代搜索变分模型最优解，自适应确定每个 IMF 的最优中心频率和带宽。它克服了 EMD 算法的模态混叠和端点效应的问题，能够降低复杂信号的非平稳

性,分解非平稳信号获得多个频率尺度不同且相对平稳的子序列。

VMD 首先假设信号 $X(t)$ 可以被表示为多个模态的叠加,每个模态都有其中心频率和带宽。

$$X(t) = \sum_{k=1}^{K} u_k(t) \tag{23}$$

式中:$\mu_k(t)$ 表示第 k 个模态;K 是模态的数量。则 VMD 约束变分模型为:

通过希尔伯特变换得到 $\mu_k(t)$ 的分析信号,并计算单边谱,再与算子相乘,将其中心带调制到相应的基带,即:

$$\left(\delta(t) + \frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right) u_k(t) \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t} \tag{24}$$

计算解调梯度的平方范数 L^2,并估计每个模分量的带宽,即:

$$\begin{cases} \min\limits_{\{u_k,\omega_k\}} \left\{ \sum\limits_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right) u_k(t) \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t} \right] \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum\limits_k u_k = f \end{cases} \tag{25}$$

式中:$u_k = \{u_1, u_2, \cdots, u_k\}$ 为各模态函数;$\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_k\}$ 为各模态中心频率。

为了找到最优解,首先需要引入拉格朗日乘子 $\tau(t)$ 和二阶惩罚因子 α,拉格朗日乘子 $\tau(t)$ 可以保证约束条件的严格性,二阶惩罚因子 α 能够保证信号重构的准确性。两者结合将约束问题转化成无约束变分问题。扩展的拉格朗日表达式如式(26)所示。

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \tau) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right) u_k(t) \right] \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t} \right\|^2 \left\| s(t) - \sum_k u_k(t) \right\|^2 + \left\langle \tau(t), s(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \tag{26}$$

接着更新各分量及其中心频率,使用交替方向乘子法得到最优解,得到式(27),即:

$$\hat{v}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{s}(\omega) - \sum\limits_{i \neq k} \hat{v}_i(\omega) + \hat{\tau}(\omega)/2}{1 + 2a(\omega - \omega_k)^2} \tag{27}$$

式中:ω 代表频率;$V_k^{n+1}(\omega)$、$\hat{s}(\omega)$、$\hat{\tau}(\omega)$ 分别是 $V_k^n(t)$、$s(t)$、$\tau(t)$ 的傅里叶变换。ω_k 更新公式如式(28) 所示。

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega \left| v_k^{n+1}(\omega) \right|^2 \mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty \left| v_k^{n+1}(\omega) \right|^2 \mathrm{d}\omega} \tag{28}$$

$\hat{\tau}$ 的更新方法为:

$$\hat{\tau}^{n+1}(\omega) = \hat{\tau}^n(\omega) + \tau\left(\hat{s}(\omega) - \sum_k \hat{v}_k^{n+1}(\omega)\right) \tag{29}$$

VMD 通过最小化各模态带宽并自适应更新中心频率,实现对窄带本征模态的最优提取。其物理含义是强制每个模态围绕特定中心频率保持最小带宽、相互互补重构,从而在噪声与非平稳扰动下仍能获得稳定、可解释的生理模态。该窄带约束具有天然的噪声排斥效应,使目标模态等效 SNR 提升。

EWT 提供真实谱结构驱动的自适应分区,显著降低了 VMD 在全频段分解时的模态竞争与中心频率漂移;子带内 VMD 则进一步对每个分量做窄带提纯,使真实生理模态更集中、更独立。最终表现为:

1)伪峰/伪模态显著减少→误报下降→精度提升;

2)弱心跳等模态得以完整保留且与呼吸/多径分离度更高→漏报下降/混淆减弱→正确率提升。

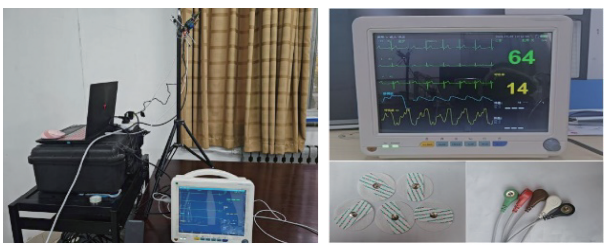
因此,EWT-VMD 的提升核心在于“自适应谱分区”与“变分窄带提纯”双重约束对多分量非平稳回波的结构化分离。

通过以上方法进行更新迭代得到包含呼吸和心跳信号的 IMF 分量。对每个 IMF 分量进行 FFT 变换,得到范围在 0.8~2.0 Hz 的呼吸频率,以及在 0.1~0.5 Hz 的心跳频率,进而得到心跳呼吸值。

4　实验结果及分析

4.1　实验系统

本文使用 IWR1642+DCA1000 组合采集信号,同时为了分析算法的准确性,采集毫米波雷达数据的同时使用心电监护仪监测心电信号以及呼吸率,如图 5 所示。本文主要针对人体卧床时的场景,雷达板置于人体头顶斜上方 45°左右,分别测量人体平躺、面向左侧躺、以及面向右侧躺的情况。



(a) 实验场景
(a) Experimental scene

(b) 心电监护仪
(b) ECG monitor

图 5　实验场景及设备

Fig. 5　Experimental scene and equipment

表 1 展示了数据采集参数,共设置 200 个重采样点,每个采样点由 1 024 帧,每帧包含两个 chirp,帧周期 50 ms,所以完成一次采样需用时 51.2 s。采集完成后对采集数据使用 EWT-VMD 算法进行信号处理提取呼吸频率(respiratory rate,RR)和 HR,并将提取结果与心电监护仪测量结果对比。

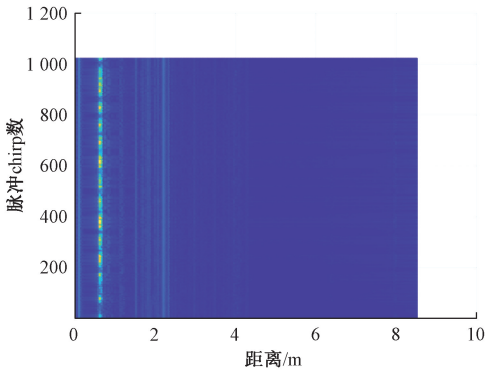
4.2　数据处理实验结果对比

图 6(a)显示了双延迟线对消器相消前的回波信号,与图 6(b)相比可以看出相消后大量杂波被去除。在检

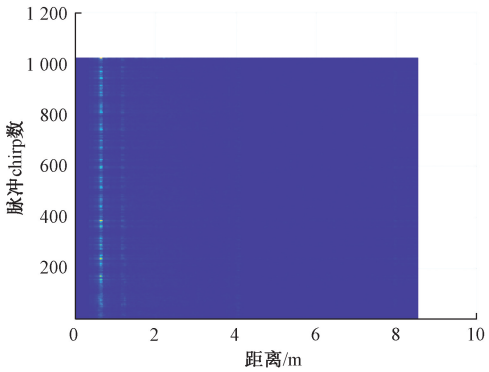
表 1 实验参数配置

Table 1 Experimental parameter configuration

实验参数	数值
起始频率	77 GHz
ADC 采样	200
频率斜率	70.006 MHz/μs
带宽	4 GHz
帧数	1 024
Chirp 循环数	2



(a) 相消前信号频谱
(a) Before cancellation



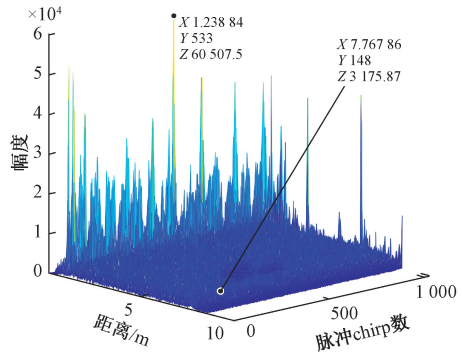
(b) 相消后信号频谱
(b) After cancellation

图 6 双延迟线对消器相消

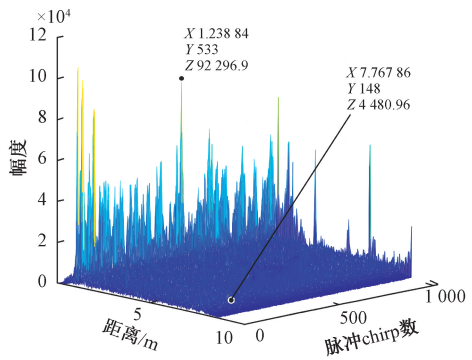
Fig. 6 Dual delay line canceller cancels

测生命体征所在位置时,固定物体回波以及地杂波会干扰生命体征距离仓的检测,在经过双延迟线对消器后,极大的避免了干扰情况的发生。

图 7(a)为单独一个 chirp 通道进行杂波处理结果,图 7(b)是两个通道处理之后叠加结果。从图 7 可以看出,在同一生命体征点(1.238 84,533)处,Z 的幅值从图 7(a)的 60 507 增加到了图 7(b)的 92 296,幅度增加了 31 789。而在静止杂波区域点(7.767 86,148)处,Z 的幅值只增加了 1305。可以看出,生命体征区域信号幅值得到大幅增加,在非生命体征区域的杂波区信号幅值提升相较于生命体征区域小了两个数量级,从而达到增强有用信号的作用。生命体征区域信号幅值得到增幅后,再经过相位解缠绕和滑动平滑滤波,相位信息更加精确连续,可以去除脉冲噪声。



(a) 单通道
(a) Single channel



(b) 双通道
(b) Two-channel

图 7 相干积累

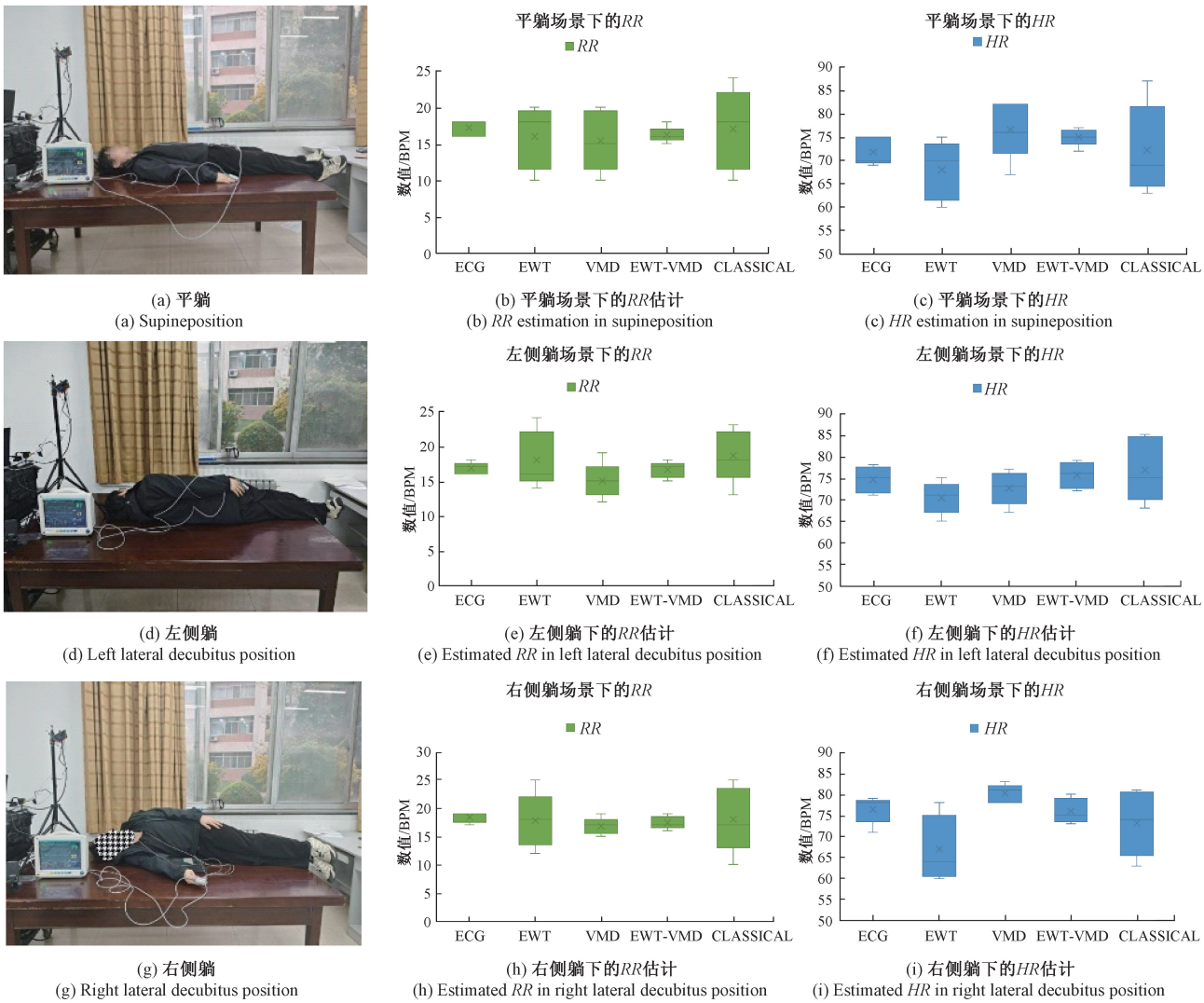
Fig. 7 Coherent integration

4.3 平躺场景 RR 和 HR 检测实验

对毫米波雷达斜下方约 1.2 m 处平躺着的人进行信号采集和处理,如图 8(a)所示。图 8(b)为平躺场景下 4 种方法估计 RR 的值,与参考数值 ECG 相比可以看出本文提出的 EWT-VMD 方法数据较为集中,且误差较小与 ECG 测量值最为接近。同样,图 8(c)也证实了检测 HR 估计值较为准确。

由图 8 可知,其他方法在测量 HR 时造成的误差较大,而本文所提出的 EWT-VMD 方法,RR 和 HR 的差异表明,与其他方法相比,本文所提出的 EWT-VMD 算法提高了信噪比,能够更准确的检测出 RR 和 HR。

表 2 中显示了分别使用传统检测方法、EWT 算法、VMD 算法和 EWT-VMD 算法测量 RR 和 HR 的结果。其中 EWT-VMD 方法检测心跳频率的均方根误差为 1.26,其他几种方法中最低的为 3.35,EWT-VMD 方法检测呼吸频率的均方根误差为 5.25,其他几种方法中最低的为 5.27,与其他方法相比,EWT-VMD 算法均方根误差值



(a) 平躺
(a) Supineposition

(b) 平躺场景下的RR估计
(b) RR estimation in supineposition

(c) 平躺场景下的HR
(c) HR estimation in supineposition

(d) 左侧躺
(d) Left lateral decubitus position

(e) 左侧躺下的RR估计
(e) Estimated RR in left lateral decubitus position

(f) 左侧躺下的HR估计
(f) Estimated HR in left lateral decubitus position

(g) 右侧躺
(g) Right lateral decubitus position

(h) 右侧躺下的RR估计
(h) Estimated RR in right lateral decubitus position

(i) 右侧躺下的HR估计
(i) Estimated HR in right lateral decubitus position

图 8　分别在平躺、左侧和右侧躺下的 *RR* 和 *HR* 检测

Fig. 8　*RR* and *HR* detection in supine, left lateral decubitus, and right lateral decubitus positions respectively

表 2　平躺时的 *RR*、*HR* 估计

Table 2　*RR* and *HR* estimation in lying flat

方法	*RR*			*HR*		
	RR/BPM	均方根误差/BPM	准确率/%	*HR*/BPM	均方根误差/BPM	准确率/%
ECG(比对值)	17.2	0	100	70.6	0	100
CLASSICAL	19.0	5.31	89	72.2	10.30	97
EWT	18.0	4.77	95	68.0	5.27	96
VMD	16.0	3.35	93	76.6	7.93	91
EWT-VMD	16.4	1.26	95	72.0	5.25	98

最小,均方根误差值越小表明检测能力越好,检测准确率较高。

4.4　侧躺场景下 RR 和 HR 检测实验

实验设置在同一场景下进行,要求受试者分别左侧躺和右侧躺模拟睡觉休息翻动身体时的情况,如图 8(d)~(i)所示。实验场景如图 8(d)和(g)所示,收集 51.2 s 相同时长的回波信号。采用与平躺时相同的信号处理方法,表 3 和 4 分别为面向左躺和面向右躺时使用 ECG、EWT、VMD、EWT-VMD 以及传统方法检测 RR 和 HR 的估计值,及其对应的均方根误差和准确率,可以看出,与其他方法测得的数值相比,无论是左侧躺还是右侧躺的情况下,EWT-VMD 得到的结果都较为准确,即使在不同场景下 RR 和 HR 估计仍然保持良好。与其他方法相比可以有效地将检测准确率提高到 94%。

图 8(e)、(f)和(h)、(i)分别为左侧卧和右侧卧场景下 5 种方法检测 RR 和 HR 的检测结果图,与其他几种

表 3 左侧躺时的 *RR*、*HR* 估计

Table 3 *RR* and *HR* estimation in left lateral decubitus position

方法	*RR*			*HR*		
	RR/BPM	均方根误差/BPM	准确率/%	*HR*/BPM	均方根误差/BPM	准确率/%
ECG(比对值)	16.8	0	100	74.6	0	100
CLASSICAL	18.6	4.49	89	76.8	7.44	97
EWT	18.0	4.05	92	70.4	5.12	94
VMD	15.0	3.13	89	72.6	5.02	97
EWT-VMD	16.4	0.63	99	75.6	5.00	98

表 4 右侧躺时的 *RR*、*HR* 估计

Table 4 *RR* and *HR* estimation in right lateral decubitus position

方法	*RR*			*HR*		
	RR/BPM	均方根误差/BPM	准确率/%	*HR*/BPM	均方根误差/BPM	准确率/%
ECG(比对值)	18.4	0	100	76.4	0	100
CLASSICAL	20.0	5.06	91	81.0	5.76	93
EWT	168.0	4.54	91	67.0	5.85	87
VMD	16.8	2.28	91	70.0	5.50	91
EWT-VMD	17.4	1.34	94	74.0	4.98	96

方法相比,本文提出的方法检测结果都较为集中,更接近参考心电图数据。

在不同测量场景下,表中测量结果表明,HR 的测量值误差保持在 7 BPM 以内,RR 的测量值误差保持在 2 BPM 以内。在相同情况下与其他方法相比,本文所提出的 EWT-VMD 算法也有较好的准确度。验证了 EWT-VMD 算法的有效性。

5 结 论

在室内环境中,采用毫米波雷达用于人体卧床时的生命体征检测时,雷达一般位于人体的斜上方位置。这使得雷达在接收回波信号时,更容易受到呼吸信号谐波的干扰,从而影响心跳信号的提取。相较于传统坐立姿势下雷达正对胸部的测量,实验更为复杂。针对这一问题,提出了一种基于 EWT-VMD 相结合的方法。该方法利用 EWT 对雷达回波信号进行预处理,通过自适应的小波分解技术,有效地滤除信号中的杂波和噪声干扰。EWT 能够根据信号的局部特征自动调整小波基函数,从而在保留有用生命体征信息的同时,最大限度地抑制背景噪声和杂波的影响。VMD 能够将复杂的多分量信号分解为若干个具有不同中心频率的模态函数。通过 VMD,呼吸信号和心跳信号可以被有效地分离到不同的模态中,从而避免了呼吸谐波对心跳信号的干扰。与传统的 EMD 等方法相比,VMD 具有更好的抗模态混叠能力,能够在复杂的实验场景下更准确地提取 RR 和 HR。实验结果表明,即使在人体平躺和侧卧的复杂场景下,该方法仍然能够有效地提取 RR 和 HR,且测量精度显著高于现有的其他方法。

参考文献

[1] 叶学义, 韩卓, 蒋甜甜, 等. 多尺度反向校正增强和无损下采样的毫米波图像目标检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(4): 50-61.
YE X Y, HAN ZH, JIANG T T, et al. Multi scale reverse correction enhancement and lossless down sampling for millimeter wave image object detection method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 50-61.

[2] 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 CH, 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.

[3] 许婷, 饶云华, 易建新. 基于半监督生成对抗网络的毫米波雷达跨域手势识别[J]. 电子测量技术, 2024, 47(4): 1-9.
XU T, RAO Y H, YI J X. Cross-domain gesture recognition in millimeter-wave radar based on semi-supervised generative adversarial networks[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(4): 1-9.

[4] 黄旭, 牛洁. cTracker:一种基于毫米波雷达传感器的室内人员快速检测与追踪系统[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 130-139.
HUANG X, NIU J. cTracker: A fast-indoor people detection and tracking system based on mmWave radar sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 130-139.

[5] 曹杰, 温力, 唐敏, 等. 基于匹配滤波的非接触生命体征测量[J]. 电子测量技术, 2025, 48(1): 39-45.
CAO J, WEN L, TANG M, et al. Non-contact vital sign measurement based on matched filtering[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(1): 39-45.

[6] 赵翔, 王威, 李晨洋, 等. 基于毫米波雷达微动信号和脉搏波数据融合的睡眠呼吸暂停低通气综合征筛查技术[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(1): 102-116.
ZHAO X, WANG W, LI CH Y, et al. Diagnosis of sleep apnea hypopnea syndrome using fusion of micro-motion signals from millimeter-wave radar and pulse wave data[J]. Journal of Radars (Chinese and English), 2025, 14(1): 102-116.

[7] 方鑫, 何敏, 黄大荣, 等. 毫米波雷达微弱行人轨迹跟踪-预测一体化方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 300-309.
FANG X, HE M, HUANG D R, et al. Integrated trajectory tracking and prediction method for weak pedestrian with millimeter wave radar [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 300-309.

[8] 马俊领, 王成, 李章俊, 等. 基于 PPG 的心率和呼吸频率的测量研究[J]. 光学技术, 2011, 37(3): 309-312.
MA J L, WANG CH, LI ZH J, et al. Study of measuring heart rate and respiratory rate based on PPG[J]. Optical Technique, 2011, 37(3): 309-312.

[9] ADIB F, MAO H, KABELAC Z, et al. Smart homes that monitor breathing and heart rate[C]. The 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, 2015: 837-846.

[10] ZHANG X, LIU ZH Y, KONG Y AN, et al. Mutual interference suppression using signal separation and adaptive mode decomposition in noncontact vital sign measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-15.

[11] LIU S Y, QI Q J, CHENG H F, et al. A vital signs fast detection and extraction method of UWB impulse radar based on SVD[J]. Sensors, 2022, 22(3): 1177.

[12] LI X L, LIU B, LIU Y, et al. A novel signal separation and de-noising technique for Doppler radar vital signal detection[J]. Sensors, 2019, 19(21): 4751.

[13] XU D D, YU W H, DENG CH J, et al. Non-contact detection of vital signs based on improved adaptive EEMD algorithm[J]. Sensors, 2022, 22(17): 6423.

[14] SHIKHSARMAST F M, LYU T T, LIANG X L, et al. Random-noise denoising and clutter elimination of human respiration movements based on an improved time window selection algorithm using wavelet transform[J]. Sensors, 2018, 19(1): 95.

[15] LIU L Y, ZHANG J, QU Y, et al. mmRH: Noncontact vital sign detection with an FMCW mm-wave radar[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(8): 8856-8866.

[16] PAN T Z, GUO Y Y, GUO W W, et al. Detection of vital sign based on UWB radar by a time domain coherent accumulation method[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(15): 17054-17063.

[17] HU Y K, TODA T. Remote vital signs measurement of indoor walking persons using mm-wave FMCW radar[J]. IEEE Access, 2022, 10: 78219-78230.

[18] 方震, 简璞, 张浩, 等. 基于 FMCW 雷达的非接触式医疗健康监测技术综述[J]. 雷达学报, 2022, 11(3): 499-516.
FANG ZH, JIAN P, ZHANG H, et al. Review of noncontact medical and health monitoring technologies based on FMCW radar[J]. Journal of Radars, 2022, 11(3): 499-516.

[19] 任伟, 侯凯悦, 王刚, 等. FMCW 毫米波雷达多人呼吸检测方法[J]. 信号处理, 2021, 37(9): 1581-1588.
REN W, HOU K Y, WANG G, et al. Multi-target respiration detection using FMCW mmWave radar[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(9): 1581-1588.

[20] 韩宇, 张兴敢. 基于改进变分模态分解的生命体征检测[J]. 南京大学学报(自然科学), 2022, 58(4): 680-688.
HAN Y, ZHANG X G. Vital signs detection based on improved variational mode decomposition[J]. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 2022, 58(4): 680-688.

[21] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

作者简介

潘志刚(通信作者),2008 年于空军工程大学获得学士学位,2011 年于西安科技大学获得硕士学位,2017 年于西安交通大学获得博士学位,现为西安邮电大学副教授,主要研究方向为智能传感技术和数据处理。
E-mail:panzhigang@ xupt. edu. cn

Pan Zhigang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Air Force Engineering University in 2008, his M. Sc. degree from Xi'an University of Science and Technology in 2011, and his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2017. He is currently an associate professor at Xi'an University of Posts & Telecommunications of China. His main research interests include intelligent sensing technology and data processing.

费叶奇,2023 年于河北大学工商学院获得学士学位,现为西安邮电大学硕士研究生,主要研究方向为基于毫米波雷达的生命体体征检测相关研究。

E-mail:13653765865@163.com

Fei Yeqi received his B. Sc. degree from Industrial and Commercial College, Hebei University in 2023. He is currently a master's student at Xi'an University of Posts & Telecommunications of China. His main research interest includes the detection of vital signs of living beings based on millimeter-wave radar.

郭书雅,2024 年于西安邮电大学得学士学位,现为西安邮电大学硕士研究生,主要研究方向为智能传感技术和数据处理。

E-mail:1934530778@qq.com

Guo Shuya received her B. Sc. degree from Xi'an University of Posts & Telecommunications in 2024. She is currently a master's student at Xi'an University of Posts & Telecommunications of China. Her main research interests include human action recognition based on millimeter-wave radar.

魏禹,2019 年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为西安邮电大学讲师,主要研究方向为振动信号处理及故障诊断技术。

E-mail:weiyu@xupt.edu.cn

Wei Yu received her Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2019. She is currently a lecturer at the Xi'an University of Posts & Telecommunications of China. Her main research interests include vibration signal processing and fault diagnosis technology.

徐元博,2019 年于长安大学获得博士学位,现为西安邮电大学讲师,主要研究方向为振动信号处理及故障诊断技术。

E-mail:xuyuanbo@xupt.edu.cn

Xu Yuanbo received his Ph. D. from Chang'an University in 2019. He is currently a lecturer at Xi'an University of Posts & Telecommunications of China. His main research interests include vibration signal processing and fault diagnosis technology.