

DOI: 10.13382/j.jemi.B2609313

基于 FMCW 雷达的非稳态目标生命体征检测算法的设计

袁梓敬 胡丹峰 李浩辰 王加俊
(苏州大学电子信息学院 苏州 215006)

摘要:针对调频连续波雷达生命体征检测中受试者随机体动易引起回波相位突变、距离门偏移和频谱峰值偏移,进而降低呼吸率和心率估计精度的问题,设计了一种面向非稳态目标的生命体征检测算法。该算法以雷达中频信号相位为处理对象,首先通过相位二阶差分构建运动趋势函数,以表征随机体动引起的相位突变特征;随后,结合动态阈值识别受体动影响的失真信号片段,并采用季节性差分自回归滑动平均模型对失真片段进行局部重构,对于未受明显体动干扰的片段,保留原始信号,以避免全局建模带来的冗余计算。重构后的信号经滤波分离和频谱分析后,获得呼吸率与心率估计结果。实验结果表明,当动态阈值调节系数 μ 取 0.20 时,心率恢复准确率达到 96.10%, $RMSE_{HR}$ 为 1.653 3;在不同 SARIMA 参数组合下,呼吸率和心率的恢复结果均保持较好的稳定性;但随着模型阶数的提高,运行时间由 57.106 1 s 增至 335.748 4 s。针对 4 名受试者开展的实验表明,所提算法的呼吸率检测准确率为 93.33%,心率检测准确率为 96.90%,对应的 $RMSE_{RR}$ 和 $RMSE_{HR}$ 分别为 3.43 和 11.01。结果表明,在本研究设置的随机体动条件下,所提方法能够减小体动干扰对呼吸率和心率估计的影响,提高生命体征参数估计的稳定性。

关键词: 调频连续波雷达;生命体征检测;随机体动;SARIMA 模型

中图分类号: TP212;TN958 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

Design of a vital sign detection algorithm for non-stationary targets based on FMCW radar

Yuan Zijing Hu Danfeng Li Haochen Wang Jiajun

(School of Electronic and Information Engineering, Soochow University, Suzhou 215006, China)

Abstract: Random body movements during frequency modulated continuous wave (FMCW) radar-based vital sign monitoring can induce abrupt phase variations, range-bin shifts, and spectral peak deviations, thereby degrading the estimation accuracy of respiratory rate (RR) and heart rate (HR). To address this issue, a vital sign detection algorithm for non-stationary subjects is proposed. First, the phase of the radar intermediate-frequency signal is used to construct a motion trend function based on the second-order phase difference, enabling the characterization of abrupt phase changes induced by random body movements. A dynamic threshold is then applied to identify motion-distorted segments. These segments are locally reconstructed using a seasonal autoregressive integrated moving average model (SARIMA), whereas segments without significant motion interference are preserved to avoid unnecessary global modeling. Respiratory rate and heart rate are subsequently estimated through signal separation and spectral analysis. Experimental results show that, when the dynamic threshold adjustment coefficient μ is set to 0.20, the heart rate estimation accuracy reaches 96.10%, with an $RMSE_{HR}$ of 1.653 3. Across different SARIMA parameter combinations, the recovered respiratory rate and heart rate remain stable; however, the running time of higher-order model increases from 57.106 1 s to 335.748 4 s. Further experiments involving four subjects demonstrate that the proposed algorithm achieves a respiratory rate detection accuracy of 93.33% and a heart rate detection accuracy of 96.90%, with corresponding $RMSE_{RR}$ and $RMSE_{HR}$ values of 3.43 and 11.01, respectively. These results indicate that, under the random-body-motion conditions considered in this study, the proposed method can reduce the influence of motion interference and improve the stability of respiratory-rate and heart-rate estimation.

Keywords: FMCW radar; vital sign detection; random body movement; SARIMA model

0 引言

呼吸率(respiratory rate, RR)和心率(heart rate, HR)是反映人体生理状态的重要生命体征参数,在医疗监护、睡眠健康评估、居家养老和特殊场景人员状态感知等方面具有重要应用价值^[1]。传统生命体征监测多依赖心电、光电容积脉搏波或胸腹带等接触式设备,长期佩戴舒适性较差,在婴幼儿、烧伤患者、传染病患者以及睡眠监测等场景中存在一定限制^[2]。调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达具有非接触、非侵入、距离分辨率高和易于小型化集成等优点,能够通过人体胸腔微小起伏引起的回波相位变化提取呼吸和心跳信息^[3],近年来在非接触式生命体征检测领域受到广泛关注^[4]。

FMCW 雷达生命体征检测通常假设人体目标处于相对静止状态,但在实际连续监测过程中,受试者难以长时间保持完全静止^[5]。转身、摆臂、姿态调整和身体前后移动等随机体动会引起明显的相位突变和距离门迁移^[6]。与呼吸、心跳引起的微弱周期运动相比,随机体动幅度更大,发生时间和持续时间更不确定,容易掩盖生命体征成分,使回波相位信号由近似平稳状态转变为非平稳状态,进而导致频谱峰值偏移、呼吸与心跳分量混叠以及生命体征参数估计误差增大^[7]。因此,随机体动抑制和非平稳信号恢复是影响 FMCW 雷达生命体征检测实际应用的重要问题^[8]。

针对人体体动干扰问题,现有研究主要包括硬件补偿、直接滤波和模型预测重构等方法。硬件补偿类方法通常采用双雷达、多输入多输出雷达或多传感器融合等方式增强体动感知能力^[9],能够提高复杂场景下的检测稳定性,但系统结构和标定过程较复杂,部署成本较高^[10]。直接滤波类方法多利用中值滤波、自适应滤波、经验模态分解、小波变换或高分辨率频谱估计等手段抑制噪声和呼吸谐波干扰^[11],对静止或轻微扰动状态下的生命体征提取具有较好效果,但在大幅随机体动情况下,容易同时削弱真实呼吸、心跳成分,导致波形失真^[12]。模型预测与重构类方法可根据体动前后的有效信号对失真片段进行估计和补偿,但普通 AR 等平稳模型难以充分描述随机体动造成的非平稳突变,也未充分利用呼吸、心跳信号的周期性特征;同时,部分重构方法需要对完整信号进行全局建模,计算复杂度较高,不利于连续监测场景下的快速处理,信号恢复的稳定性仍有进一步提升空间^[13]。

为解决上述问题,本文提出一种基于运动趋势检测与季节性差分自回归滑动平均(seasonal autoregressive integrated moving average model, SARIMA)模型重构的非

稳态目标生命体征检测方法。首先,对 FMCW 雷达相位信号进行二阶差分处理,构建运动趋势函数,以表征人体随机体动引起的相位变化趋势;其次,引入动态阈值判定体动发生位置,确定受体动影响的失真片段;然后,利用 SARIMA 模型对失真片段进行重构,未发生明显体动的片段则保留原始信号,以减少不必要的全局建模过程;最后,通过对比实验、动态阈值系数敏感性实验、SARIMA 参数组合实验和重复性实验,评估所提方法在本研究随机体动条件下的生命体征恢复效果、参数敏感性和检测结果稳定性。

1 理论

FMCW 雷达通过本振模块生成线性调频连续波信号,经天线以电磁波形式发射。该电磁波遇目标后发生反射,接收的回波信号经混频器完成下变频处理,再经低通滤波和数字采样得到中频信号,从该信号中可提取目标的距离、速度、角度等特征信息。根据研究结论, FMCW 雷达的发射信号可定义为:

$$S_T(t) = A_T \cos(2\pi f_c t + \pi S t^2 + \varphi_0) \quad (1)$$

式中: f_c 为 FMCW 信号的初始频率; S 为调频斜率; A_T 为发射信号的幅度; φ_0 为初始相位。雷达系统接收到的反射信号存在一定时间延迟 t_d , 该接收信号记为 S_R , 其表达式为:

$$S_R(t) = A_R \cos[2\pi f_c(t - t_d) + \pi S(t - t_d)^2 + \varphi_0] \quad (2)$$

式中: A_R 为接收信号的幅值。将发射信号 $S_T(t)$ 与接收信号 $S_R(t)$ 混频后,所得中频信号可表示为:

$$S_{IF}(t) = \frac{1}{2} A_T A_R \cos(2\pi S t_d t + 2\pi f_c t_d - \pi S t_d^2) \quad (3)$$

假设目标与雷达的距离为 R , c 为光速,时延 t_d 与目标距离 R 之间的关系由 $t_d = 2R/c$ 给出。IF 信号的频率 f_{IF} 和相位 φ_{IF} 可以用目标距离表征:

$$f_{IF} = \frac{2SR}{c} \quad (4)$$

$$\varphi_{IF} = \frac{4\pi f_c R}{c} \quad (5)$$

利用 FMCW 雷达测量人体生命体征的原理包括检测呼吸和心脏运动引起的胸部位移,提供相应的呼吸和心跳特征。成年人的呼吸频率通常为 0.1~0.5 Hz,胸部呼吸位移振幅约为 1~12 mm;心跳频率通常为 0.8~2.0 Hz,胸部心跳位移振幅约为 0.2~0.5 mm。沿雷达探测方向的 0.1 mm 量级胸部位移仅会引起数十赫兹的中频频率变化,在频谱中直接检测该变化具有一定难度;相同位移引起的相位变化约为 18°,因此本文主要利用中频信号的相位变化提取呼吸和心跳特征。将目标与雷达间

的距离分解为多个分量并代入计算后,相位信号可表示为:

$$\varphi(t) = \frac{4\pi f_c [R_0 + S_m(t) + S_r(t) + S_h(t)]}{c} \quad (6)$$

式中: R_0 是目标与雷达之间的初始距离; $S_m(t)$ 、 $S_r(t)$ 和 $S_h(t)$ 分别为人体运动、呼吸和心跳引发的胸部位移。将呼吸和心跳引起的胸部位移近似表示为周期信号,并假设一次随机体动过程中人体的宏观位移可近似为分段匀速运动,则检测到的目标位移可建模为呼吸信号、心跳信号、随机体动信号与高斯白噪声的叠加,其表达式为:

$$x(t) = A_r \cos(2\pi f_r t + \varphi_r) + A_h \cos(2\pi f_h t + \varphi_h) + x_m(t) + n(t) \quad (7)$$

$$x_m(t) = \begin{cases} 0, & 0 \leq t \leq T1 \\ v(t - T1), & T1 \leq t \leq T2 \\ v(T2 - T1), & T2 \leq t \leq T \end{cases} \quad (8)$$

式中: A_r 和 A_h 分别为呼吸和心跳信号的幅值; f_r 和 f_h 分

别为二者的频率; φ_r 和 φ_h 分别为呼吸和心跳信号的初始相位; $T1$ 和 $T2$ 分别为人体运动的起始与结束时间; v 为人体运动的平均速度; T 是总检测时间; $n(t)$ 是高斯白噪声。

2 方法

2.1 算法结构

设计的生命体征检测算法由 3 部分构成,如图 1 所示。

初始模块实现目标定位功能,先将采集所得的雷达原始输入数据由二进制格式转换为 16 位模数转换器(analog-to-digital converter, ADC)采样数据,并按照指定的数据传输格式完成数据重排;再对重排后的数据执行距离快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),后续进一步完成静态杂波的消除处理。

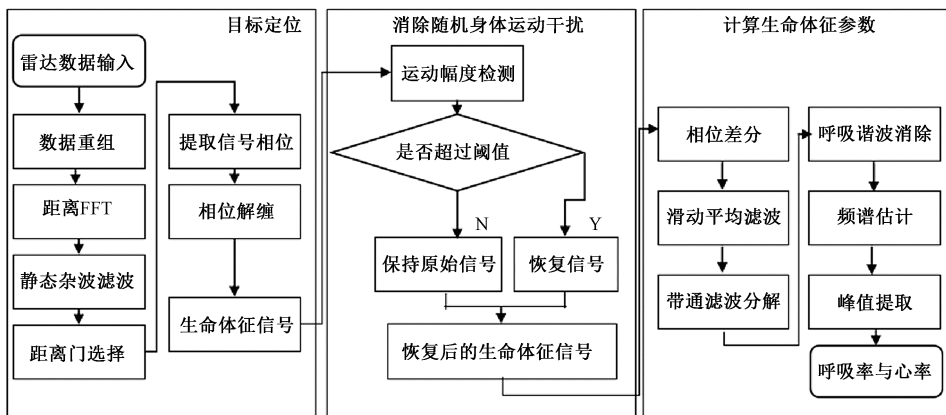


图 1 非平稳目标生命体征检测过程

Fig. 1 Non-stationary target vital signs detection process

静态杂波滤波可剔除原始雷达信号中的直流分量与静态目标反射信号,降低静态目标对目标定位的干扰。同时,人体的随机运动会造成其与雷达间的距离发生变化,针对探测目标的非平稳特性,本文采用分段距离门选择方法,每秒更新一次目标所在距离门,并提取对应距离门的相位数据,以跟踪随机体动过程中目标距离门的变化。该方法每秒钟重新计算人体所处的距离门,同步提取该位置的相位数据并完成相位展开处理。

第 2 部分为随机体动干扰抑制模块,通过构建运动趋势函数,可判断检测时刻人体是否处于运动状态;若检测到体动,即采用 SARIMA 模型对体动期间采集的失真信号完成恢复重构。

第 3 部分为生命体征参数计算模块。先对恢复后的生命体征信号开展系列处理,包括消除相位漂移,剔除脉冲噪声及信号平滑操作^[14];再采用不同截止频率的带通滤波器,将信号分解为呼吸与心跳分量,实现二者的有效

分离^[15]。心跳信号还需通过陷波器做进一步处理,以消除呼吸信号谐波带来的干扰^[16]。最后对分离后的呼吸、心跳信号分别进行快速傅里叶变换,提取信号的峰值频率,并将其转换为对应的呼吸率与心率数值^[17]。

2.2 体动检测算法

呼吸与心跳引发的体动呈现出缓慢且规律的周期性特征,而人体的随机自主动作则具有突发性、剧烈性的特点。在人体发生随机体动时,胸部运动的加速度相较于静止状态会出现显著提升,因此可通过对胸部运动的加速度信息进行分析,据此识别可能受随机体动影响的时间窗口。

中频信号的相位中包含人体随机体动、呼吸及心跳运动的位移信息,因此对中频信号的相位做二阶离散差分,即通过差分逼近的方式提取人体的加速度信息。首先对中频信号的相位进行一阶差分,以剔除固定距离分

量的影响,公式为:

$$\Delta\varphi(t) = \frac{4\pi f_c [v_0(t) + v_r(t) + v_h(t)] \Delta t}{c} \quad (9)$$

式中: Δt 为相邻数据点的时间间隔。由于该时间间隔极短, $v_0(t)$ 可视为人体在时刻 t 的瞬时运动速度, $v_r(t)$ 和 $v_h(t)$ 分别为呼吸运动速度和心跳运动速度。对其再做一次差分运算,可得:

$$\Delta^2\varphi(t) = \frac{4\pi f_c [a_0(t) + a_r(t) + a_h(t)] (\Delta t)^2}{c} \quad (10)$$

式中: $a_0(t)$ 为人的瞬时加速度; $a_r(t)$ 和 $a_h(t)$ 分别为呼吸运动、心跳运动的加速度。由式 (10) 可以看出,中频信号的二阶差分与这三类运动的加速度之和呈线性关系。由于 $a_r(t)$ 和 $a_h(t)$ 的幅值变化幅度较小,因此,当相位信号二阶差分幅值相对于相邻时间窗口出现较大变化时,可将其作为随机体动判定的特征之一。多组实验结果表明,人体处于静止状态时,相位信号的二阶差分幅值也会偶尔出现骤增,但该类情况的持续时间较短。若仅依靠二阶差分幅值判断人体是否发生体动,易出现漏判或误判检测结果。结合随机体动的持续性与非周期性特征,设计中提出一种运动趋势函数,通过计算每秒内所有相位数据二阶差分的绝对值均值,表征该时间段内的人体运动趋势,其表达式为:

$$f_a(k) = \frac{1}{f_s} \sum_{i=k-5}^{f_s k} |\Delta^2\varphi(i)| \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

式中: f_s 为采样频率; k 为时间窗口序号; K 为时间窗口总数。采用动态阈值法实现体动判定,第 k 个时间窗口的阈值为前 5 s 内人体运动趋势函数值的总和乘以系数。将检测过程中每秒的运动趋势函数值与对应阈值对比,若函数值超过阈值,则判定此时发生体动。对于持续时间小于 1 s 的短时随机体动片段,本文不单独建立 SARIMA 模型进行重构,而在后续相位差分、滑动平均和带通滤波处理中减小其对呼吸率和心率估计的影响。该动态阈值的函数表达式为:

$$\text{thre}(k) = \mu \sum_{i=k-5}^{k-1} f_a(i) \quad k = 6, 7, \dots, K \quad (12)$$

式中: $\text{thre}(k)$ 为第 k 个时间窗口对应的动态判定阈值; $f_a(i)$ 为运动趋势函数; μ 为动态阈值调节系数。该系数用于调节体动检测的灵敏度:当 μ 取值较小时,动态阈值降低,算法对运动趋势函数变化更加敏感,能够检测到较弱的体动变化,但也可能将部分呼吸微动或噪声波动误判为体动;当 μ 取值较大时,动态阈值升高,误检现象减少,但可能造成部分短时体动片段漏检。因此, μ 的选取会直接影响体动失真段检测范围和后续 SARIMA 模型重构效果。为进一步确定该参数的合理取值,本文在实验部分进一步对不同 μ 取值下的生命体征恢复结果进行对比分析。

2.3 信号恢复算法

结合生命体征信号的周期性特征,设计采用 SARIMA 模型,基于体动发生前的有效数据对人体运动过程中产生的失真生命体征数据进行预测与恢复。本文利用 SARIMA 模型中的季节项描述生命体征信号的呼吸主周期,并通过差分项减小局部趋势和非平稳变化对建模过程的影响。

SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) $_s$ 模型的公式如下:

$$\phi_p(B)\Phi_P(B_s)(1-B)^d(1-B_s)^D x_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B_s)\varepsilon_t \quad (13)$$

$$B^p x_t = x_{t-p} \quad (14)$$

$$B_s^P x_t = x_{t-Ps} \quad (15)$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (16)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (17)$$

$$\Phi_P(B_s) = 1 - \Phi_1 B_s - \Phi_2 B_s^2 - \dots - \Phi_P B_s^P \quad (18)$$

$$\Theta_Q(B_s) = 1 - \Theta_1 B_s - \Theta_2 B_s^2 - \dots - \Theta_Q B_s^Q \quad (19)$$

式中: B 为滞后算子; B_s 为季节滞后算子; $\phi_p(B)$ 和 $\theta_q(B)$ 分别为自回归 (AR) 和移动平均 (MA) 多项式算子; $\Phi_P(B_s)$ 和 $\Theta_Q(B_s)$ 分别为季节 AR 和季节 MA 多项式算子; x_t 为 t 时刻的观测值; ε_t 为 t 时刻的残差; p 为非季节 AR 阶数; q 为非季节 MA 阶数; P 为季节 AR 阶数; Q 为季节 MA 阶数; s 为 SARIMA 模型的季节周期,表示一个呼吸周期所包含的慢时间采样点数; d 为非季节差分阶数; D 为季节差分阶数。

将 D 季节差分 and d 差分应用于原始信号以实现平稳性后,当前时刻的值与过去 p 观测值、过去 q 残差、过去 P 季节点观测值和过去 Q 季节点残差的加权和有关,可表示为:

$$y_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + \Phi_1 x_{t-s} + \Phi_2 x_{t-2s} + \dots + \Phi_P x_{t-Ps} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \Theta_1 \varepsilon_{t-s} + \Theta_2 \varepsilon_{t-2s} + \dots + \Theta_Q \varepsilon_{t-Qs} + \varepsilon_t \quad (20)$$

式中: y_t 为当前时刻的预测值; $\phi_1, \dots, \phi_p$ 和 $\Phi_1, \dots, \Phi_P$ 分别为非季节和季节自回归系数; $\theta_1, \dots, \theta_q$ 和 $\Theta_1, \dots, \Theta_Q$ 分别为非季节和季节移动平均系数。

模型中各类序参量的选取至关重要:阶数过低,模型无法充分捕捉生命体征信号的固有特征;阶数过高,则易引发模型过拟合问题。针对这一问题,本文使用了赤池信息准则 (akaike information criterion, AIC) 的自适应定阶方法,实现步骤如下:结合生命体征信号的频谱特征,本文采用呼吸主周期确定 SARIMA 模型的季节周期 s 。设输入生命体征相位序列在慢时间维的采样频率为 f_s ,通过呼吸频段内的频谱峰值估计得到呼吸率,则呼吸主频 f_r 和呼吸周期 T_r 分别为 $f_r = \frac{RR}{60}$, $T_r = \frac{1}{f_r} = \frac{60}{RR}$ 。

SARIMA 模型的季节周期取一个呼吸周期所包含的慢时间采样点数,即 $s = \text{round}(f_s T_r) = \text{round}\left(\frac{60 f_s}{\text{RR}}\right)$ 。本文中 $f_s = 50 \text{ Hz}$, 因此 s 为无量纲整数。由于本文采用单季节 SARIMA 模型,且混合生命体征信号中的呼吸分量幅值通常高于心跳分量,因此以呼吸主周期确定 s ;心跳分量在信号重构后通过带通滤波和频谱估计进一步提取。SARIMA 模型仅利用体动发生前的局部有效信号片段进行建模,在该短时数据段内呼吸主频变化相对缓慢,因此可将呼吸主周期视为局部近似稳定的季节周期。原始生命体征信号通常是非平稳的,在应用差分 d 和季节差分 D 后转化为平稳序列。将 p, q, P, Q 的搜索上限均设置为 λ, λ 为预设的模型阶数搜索上限。在给定搜索范围内枚举候选参数组合,并计算各候选模型的 AIC 值,其表达式为:

$$\text{AIC} = 2m - 2\ln L \quad (21)$$

式中: m 为模型参数的个数; L 为模型的极大似然函数值。AIC 值越小,表示模型在拟合优度与参数复杂度之间的综合权衡结果越优。依据所确定的最优参数组合构建模型后,需对模型开展残差分析,以此评价模型的适配性。若残差未表现出明显的系统性趋势或自相关性,则认为该模型在当前数据段上的拟合结果可用于后续预测。在上述 AIC 候选模型评价基础上,为进一步考察不同代表性阶数组合对生命体征恢复结果和计算复杂度的影响,本文设置 4 种 SARIMA 参数组合进行敏感性对比。

SARIMA 模型的输入信号选取原始生命体征信号中截止至人体运动开始前的有效片段,依据前文提出的自适应定阶方法完成模型参数的确定。同时将预测信号的长度设置为与人体运动过程中畸变信号的长度完全匹配,以输出的预测信号替代对应时段的失真信号,作为生命体征信号的新输入数据。针对后续每一段体动引发的畸变信号,重复上述信号重建流程,直至所有检测到的体动失真片段均完成重构。整个运动失真信号恢复过程如图 2 所示。

3 实验验证

3.1 实验设置

本文实验平台使用了德州仪器 AWR1843 调频连续波雷达传感器与 DCA1000 高速数据采集板卡,系统整体配置如图 3 所示。实验过程中,由 FMCW 雷达传感器完成人体生命体征数据的采集,再通过 DCA1000 高速数据采集板卡将采集到的原始数据传输至计算机,最终在 MATLAB 软件环境中完成算法的实现。

雷达系统主要技术参数如下:天线阵列采用 2 发射、4 接收架构,系统工作起始频率为 77 GHz,ADC 采样率为

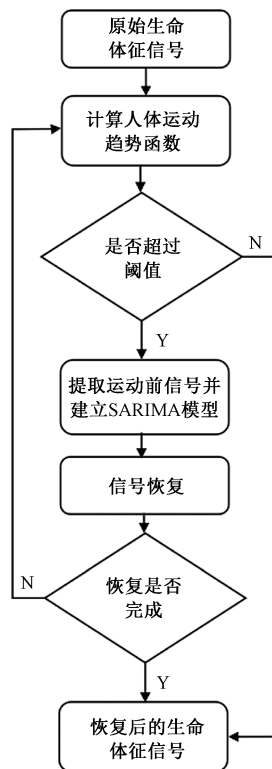


图 2 SARIMA 模型恢复运动失真信号的流程

Fig. 2 Flowchart of SARIMA model to recover motion distortion signals



图 3 硬件系统

Fig. 3 Hardware system

6 MSa/s, 每个线性调频啁啾采集 256 个 ADC 采样点;啁啾调频时间为 57 μs , 调频斜率为 70 MHz/ μs , 啁啾间空闲时间为 7 μs 。雷达帧频设置为 50 Hz, 经距离维处理后, 每帧从目标所在距离门提取一个相位采样值, 因此所得相位序列在慢时间维的采样频率 f_s 为 50 Hz, 相邻慢时间采样点的时间间隔为 20 ms。每组数据采集时长为 60 s, 对应 3 000 个慢时间采样点。

生命体征数据采集过程中, 受试者位于雷达正前方约 1 m 处, 并使胸部高度与雷达传感器高度基本一致。为获取参考生理信号, 在受试者腹部佩戴 HKH-11C 呼吸

传感器,在胸部下方贴附 HKD-10C 心电传感器。雷达、呼吸传感器和心电传感器由各自采集系统连续记录,三路数据采用后处理软件时间对齐方式。呼吸参考信号按 50 Hz 进行处理,心电参考信号的原始采样率为 200 Hz,并采用连续 4 点均值方式降采样至 50 Hz,使其与雷达慢时间相位序列具有相同的采样时间间隔。随后截取相同长度的有效数据段,并按照采样点序号建立统一时间基准,用于相同分析窗口内呼吸率和心率估计结果的比较。采集过程中受试者保持自然放松状态,可进行交谈、使用手机、调整身体姿势等日常自主活动。实验装置与各类传感器的布设情况如图 4 所示。



图 4 实验平台搭建
Fig. 4 Experimental setup

3.2 实验结果

为验证所提模型的性能,选取一组实测数据作为模型输入开展验证分析。先对原始生命体征信号执行运动检测,运动检测结果显示,目标加速度值在第 10 s 附近出现短时波动,并在 20~30 s 时间区间内出现较明显变化。其中,第 10 s 附近的波动持续时间较短,按照本文对持续时间小于 1 s 片段的处理规则,不单独进行 SARIMA 重构;根据运动趋势函数与动态阈值的比较结果,20~25 s 的运动趋势函数持续超过阈值,因此将该时间段判定为体动失真区间。为确定动态阈值调节系数 μ 的合理取值,本文分别设置 $\mu = 0.10, 0.15, 0.20, 0.25$ 进行对比实验,并统计不同取值下的呼吸率、心率准确率及均方根误差 (root mean square error, RMSE) 指标,结果如表 1 所示。

表 1 不同 μ 取值下的生命体征恢复结果

Table 1 Vital sign recovery results under different μ values

μ	RR/HR 估计结果/ (次·min) ⁻¹	RR/HR 准确率/%	RMSE _{RR} /RMSE _{HR}
0.10	16/88	100.00/85.71	0.894 4/6.071 8
0.15	16/87	100.00/87.01	0/1.653 3
0.20	16/80	100.00/96.10	0/1.653 3
0.25	16/80	100.00/96.10	0/2.221 1

由表 1 可知,在所选 μ 取值范围内,呼吸率准确率均为 100.00%,心率准确率由 $\mu = 0.10$ 时的 85.71% 提高至 $\mu = 0.20$ 时的 96.10%,相应的 RMSE_{HR} 由 6.071 8 降至 1.653 3。当 μ 增大至 0.25 时,心率准确率仍为 96.10%,但 RMSE_{HR} 增至 2.221 1。因此,综合所选评价指标,本文实验采用 $\mu = 0.20$ 。

在确定动态阈值调节系数后,为进一步分析 SARIMA 模型阶数变化对重构结果的影响,本文固定动态阈值调节系数 $\mu = 0.20$,并在相同实验数据和相同季节周期条件下,对不同 p, q, P, Q 参数组合下的生命体征恢复结果和运行时间进行对比,结果如表 2 所示。

表 2 不同 SARIMA 参数组合下的生命体征恢复结果

Table 2 Vital sign recovery results under different SARIMA parameter combinations

SARIMA 参数 组合	运行 时间/s	RR/HR/ (次·min) ⁻¹	RR/HR 准 确率/%	RMSE _{RR} / RMSE _{HR}
(1, d, 1) (1, D, 1) _s	57.106 1	16/80	100.00/96.10	0/1.653 3
(2, d, 2) (1, D, 1) _s	93.923 7	16/80	100.00/96.10	0/1.653 3
(3, d, 3) (1, D, 1) _s	137.109 9	16/80	100.00/96.10	0/1.653 3
(3, d, 3) (2, D, 1) _s	335.748 4	16/80	100.00/96.10	0/1.653 3

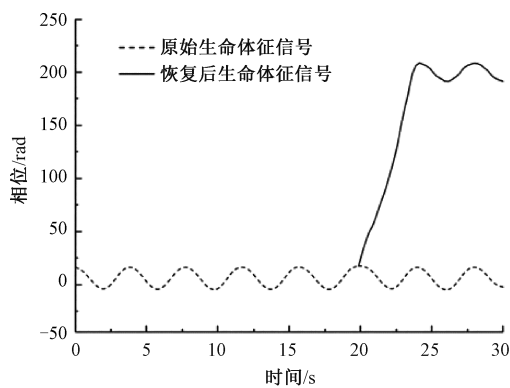
由表 2 可知,在该组实测数据和所选 4 种参数组合下,恢复后的呼吸率均为 16 次/min,心率均为 80 次/min,呼吸率准确率均为 100.00%,心率准确率均为 96.10%,对应 RMSE 保持不变。随着模型阶数增加,运行时间由 57.106 1 s 增至 335.748 4 s,而所选生命体征评价指标未进一步改善。上述结果说明,在该组数据中,所选阶数组合均能获得相同的呼吸率和心率估计结果,但提高模型阶数会明显增加计算时间,因此参数选择需综合考虑恢复结果和计算效率。

完成动态阈值系数和 SARIMA 模型参数分析后,采用所选模型对运动过程中的畸变信号开展恢复处理。为验证模型对有效生命体征信号的拟合效果,本文进一步对恢复前后的时域波形和频域特征进行对比分析,结果如图 5 所示。

由图 5(a) 可知,体动发生前原始信号与重构信号的周期变化趋势基本一致;在体动干扰时段内,原始信号出现明显的相位突变,而重构信号保持了与体动前信号相近的周期变化。由图 5(b) 可知,重构后信号中体动引入的低频分量幅值降低,呼吸和心跳对应频段的谱峰可辨识度提高。结果表明, SARIMA 模型能够对所构造信号中的体动失真片段进行重构,并减小体动分量对生命体征频谱估计的影响。

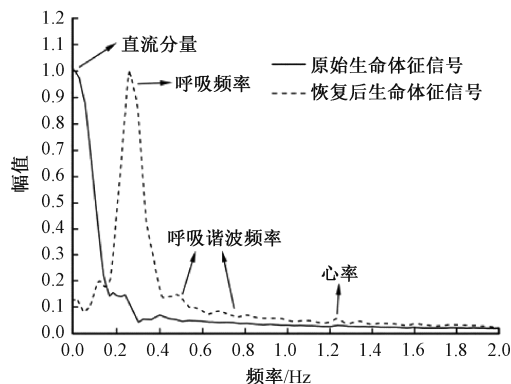
为进一步比较不同方法对体动失真信号的恢复效果,将所提 SARIMA 恢复方法与差分运动恢复、自适应滤波和 AR 模型等方法进行对比,结果如图 6 所示。

由图 6(a) 可知, SARIMA 模型恢复后信号的连续性



(a) SARIMA模型恢复前及恢复后的时域信号

(a) Vital sign signal waveforms before and after SARIMA model recovery



(b) 生命体征信号频谱

(b) Vital sign signal spectrum before and after SARIMA model recovery

图5 SARIMA模型信号恢复结果

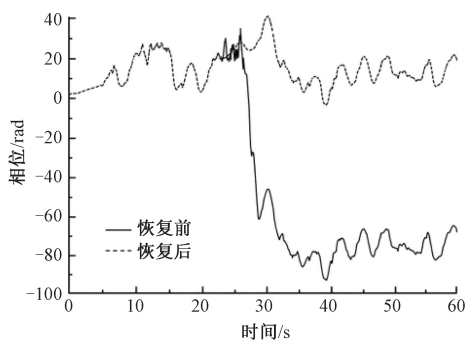
Fig. 5 Signal recovery results of the SARIMA model

得到改善;由图 6(b)可知,在该组数据的体动发生时段内,SARIMA 重构结果的突变幅度小于差分运动恢复、自适应滤波和 AR 模型的结果,且体动后的周期波动得到一定保留。该结果说明,在本组实验条件下,所提方法对体动失真片段具有较好的重构表现。在此基础上对恢复后的信号开展后续处理,提取得到的呼吸、心跳信号时域波形与频谱图如图 7 所示。

对时域波形的分析结果表明,恢复后的呼吸与心跳信号呈现较清晰的周期变化。频谱分析结果显示,恢复信号的主要谱峰位置与呼吸传感器和心电传感器参考信号对应频率较为接近,且呼吸和心跳频段内的主要频率成分更加突出,有利于后续呼吸率和心率估计。

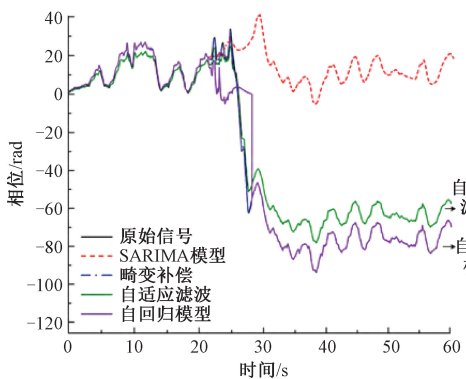
3.3 实验分析

为了更全面地评估算法的性能,本文对 4 名不同测试者每人采集了 5 组人体生命体征信号,并统计了呼吸率、心率估计结果与参考值之间的误差。通过准确率(ACC)这一指标来衡量算法的性能,其数学表达式如下:



(a) 恢复前及恢复后的信号波形

(a) Signal waveform before and after recovery

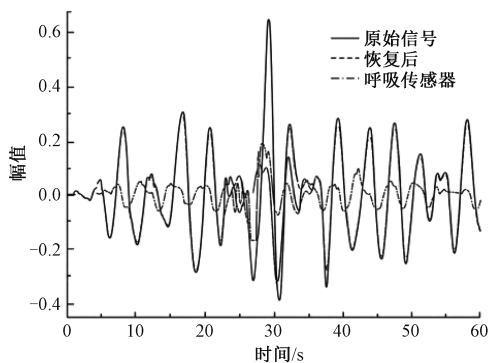


(b) 本文提出的方法与其他方法进行比较

(b) Comparison of the proposed method with other methods

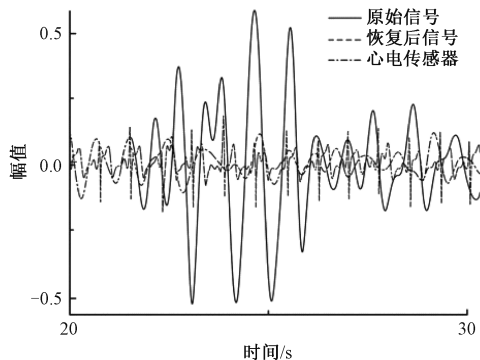
图6 不同方法信号恢复结果对比

Fig. 6 Comparison of signal recovery results of different methods



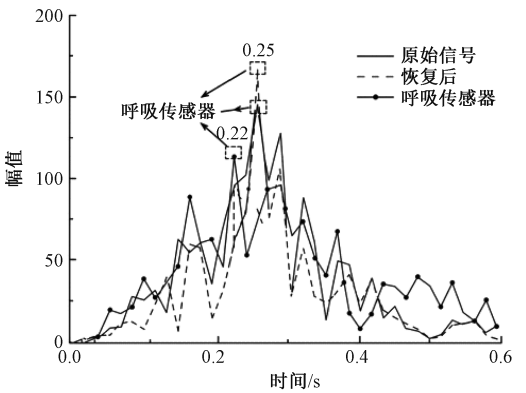
(a) 恢复前及恢复后呼吸信号的时域波形

(a) Time-domain waveforms of respiratory signals before and after recovery

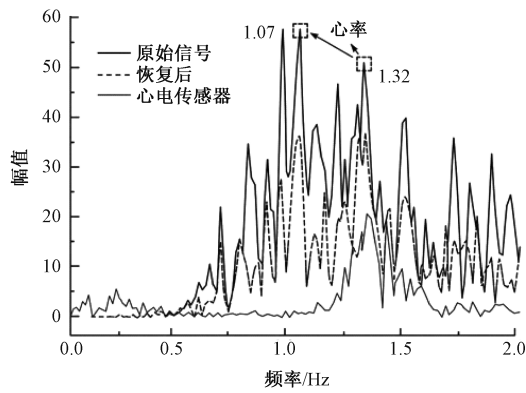


(b) 恢复前及恢复后心跳信号的时域波形

(b) Time-domain waveform of heartbeat signal before and after recovery



(c) 恢复前及恢复后呼吸信号的频谱
(c) Spectrum of respiratory signals before and after recovery



(d) 恢复前及恢复后心跳信号的频谱
(d) Spectrum of heartbeat signal before and after recovery

图 7 呼吸与心跳信号恢复结果

Fig. 7 Recovery results of respiratory and heartbeat signals

$$ACC = \left[1 - \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \left| \frac{T_n - R_n}{R_n} \right| \right] \times 100\%$$

(22)

表 4 不同算法生命体征检测 RMSE 对比

Table 4 Comparison of vital sign detection RMSE of different algorithms

参与者	本文		文献[18]		文献[19]		文献[20]	
	RMSE _{RR}	RMSE _{HR}	RMSE _{RR}	RMSE _{HR}	RMSE _{RR}	RMSE _{HR}	RMSE _{RR}	RMSE _{HR}
A	2.39	11.78	2.64	14.97	2.60	17.63	2.93	15.07
B	3.06	8.37	3.27	8.48	3.45	9.35	3.11	9.03
C	5.27	14.83	5.36	17.08	4.77	16.97	5.22	16.08
D	2.98	9.07	3.23	10.30	3.23	10.61	3.26	10.60
均值	3.43	11.01	3.63	12.71	3.51	13.64	3.63	12.70
标准差	1.27	2.94	1.19	4.00	0.91	4.27	1.07	3.41

由表 3 和 4 可知,所提方法在 4 组实验数据上的呼吸率检测准确率为 93.33%,心率检测准确率为 96.90%,对应 RMSE_{RR} 和 RMSE_{HR} 分别为 3.43 和 11.01。与其他算法相比,本文方法在平均准确率和 RMSE 指标上均表现较优,且心率检测准确率标准差较小,说明所提方法在不同实验数据下具有一定稳定性。进一步分析可知,不

式中: T_n 是第 n 次实验的呼吸率或心率计算结果; R_n 是从传感器获得的参考数据; M 是实验的总次数。将本算法与其他方法进行对比,具体结果如表 3 所示。

表 3 不同算法生命体征检测准确率对比

Table 3 Comparison of vital sign detection accuracy of different algorithms (%)

参与者	本文		文献[18]		文献[19]		文献[20]	
	RR	HR	RR	HR	RR	HR	RR	HR
A	92.52	96.93	89.44	80.64	92.52	88.94	92.52	88.01
B	90.33	96.55	82.63	94.49	88.22	79.07	89.28	87.62
C	95.28	96.93	94.10	81.55	96.32	91.71	92.99	91.39
D	95.20	97.17	91.33	94.79	87.70	89.19	82.70	88.90
均值	93.33	96.90	89.37	87.87	91.19	87.23	89.37	88.98
标准差	2.38	0.26	4.89	7.83	4.05	5.58	4.74	1.69

实际应用中生命体征需实现实时显示,为验证所提算法在连续时段内测量生命体征的稳定性,构建 20 s 滑动窗口对恢复后的生命体征数据进行存储,采用频谱法每秒计算一次呼吸率与心率^[21]。采用 RMSE 表征算法计算值与传感器参考值之间的误差, RMSE 值越小,表明计算结果与参考值的贴合度越高,测量误差越小。RMSE 的计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - R_i)^2}$$

(23)

式中: N 为统计时间内的计算点数; T_i 为算法在第 i 个时刻计算得到的呼吸率或心率; R_i 为对应时刻的传感器参考值。不同算法的 RMSE 结果如表 4 所示。由表 3 和 4 可知,与其他算法相比,本文方法在非静止目标的呼吸率和心率检测方面取得了较高的平均准确率和较低的 RMSE,减轻了随机体动对生命体征检测的影响。

同实验数据下仍存在一定误差差异,这主要与随机体动幅度、体动持续时间、受试者姿态变化以及呼吸与心跳信号强弱差异有关^[22]。当体动幅度较大或持续时间较长时,雷达回波相位容易出现突变和局部失真,导致呼吸、心跳等微弱周期成分被体动分量掩盖,从而增加生命体征参数估计误差^[23]。相比呼吸信号,心跳信号幅值更

弱,更容易受到呼吸谐波、环境噪声和人体姿态变化的影响^[24],因此心率估计的 RMSE 整体高于呼吸率估计结果^[25]。

4 结 论

针对随机体动引起的雷达回波相位突变和局部信号失真,本文提出了一种基于运动趋势检测与 SARIMA 局部重构的生命体征检测方法。该方法通过相位二阶差分和动态阈值识别可能受体动影响的时间窗口,并仅对相应失真片段进行重构。在参数敏感性实验中,综合呼吸率、心率准确率和 RMSE 结果,后续实验选取 $\mu=0.20$;在所比较的 4 种 SARIMA 参数组合中,呼吸率、心率及 RMSE 结果保持一致,而模型运行时间由 57.106 1 s 增至 335.748 4 s。A~D 4 名受试者的实验结果表明,所提方法的呼吸率检测准确率为 93.33%,心率检测准确率为 96.90%,对应的 $RMSE_{RR}$ 和 $RMSE_{HR}$ 分别为 3.43 和 11.01。上述结果表明,在本研究所设置的受试者、体动方式和采集条件下,该方法能够减小随机体动对呼吸率和心率估计的影响。

后续研究将进一步扩大受试者数量,补充不同检测距离、不同姿态及不同体动强度下的测试数据;同时,对算法计算流程进行轻量化优化,以提高该方法在居家养老、临床监护等复杂连续监测场景中的泛化能力与工程实用价值。

参考文献

- [1] Nicolò A, Massaroni C, Schena E, et al. The importance of respiratory rate monitoring: From healthcare to sport and exercise[J]. *Sensors*, 2020, 20(21): 6396.
- [2] Kebe M, Gadhafi R, Mohammad B, et al. Human vital signs detection methods and potential using radars: A review[J]. *Sensors*, 2020, 20(5): 1454.
- [3] Ahmed S, Cho S H. Machine learning for healthcare radars: Recent progresses in human vital sign measurement and activity recognition [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 26(1): 461-495.
- [4] Paterniani G, Sgreccia D, Davoli A, et al. Radar-based monitoring of vital signs: A tutorial overview [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2023, 111(3): 277-317.
- [5] Alizadeh M, Shaker G, De Almeida J C M, et al. Remote monitoring of human vital signs using mm-wave FMCW radar [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 54958-54968.
- [6] Wang Yong, Wang Wen, Zhou Mu, et al. Remote monitoring of human vital signs based on 77-GHz mm-wave FMCW radar[J]. *Sensors*, 2020, 20(10): 2999.
- [7] Lin Y H, Cheng J H, Chang L C, et al. A broadband MFCW agile radar concept for vital-sign detection under various thoracic movements [J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2022, 70(8): 4056-4070.
- [8] Fu S, Ling M, Li Z, et al. A new method for vital sign detection using FMCW radar based on random body motion cancellation [J]. *Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik*, 2023, 68(6): 617-632.
- [9] Li Yuchen, Gu Changzhan, Mao Junfa. A robust and accurate FMCW MIMO radar vital sign monitoring framework with 4-D cardiac beamformer and heart-rate trace carving technique [J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2024, 72(10): 6094-6106.
- [10] 蒋留兵, 贺跃龙, 车俐, 等. 基于 FMCW 雷达的多目标生命体征检测与干扰抑制算法[J]. *雷达科学与技术*, 2024, 22(5): 495-506.
Jiang Liubing, He Yuelong, Che Li, et al. Multi-target vital sign detection and interference suppression algorithm based on FMCW radar [J]. *Radar Science and Technology*, 2024, 22(5): 495-506.
- [11] Yang Shiguang, Liang Xuerui, Dang Xiangwei, et al. Random body movement removal using adaptive motion artifact filtering in mmWave radar-based neonatal heartbeat sensing[J]. *Electronics*, 2024, 13(8): 1471.
- [12] Chen Yuanchang, Yuan Jiangnan, Tang Jun. A high precision vital signs detection method based on millimeter wave radar[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 25535.
- [13] Kang Wei, Zhou Chenwei, Wu Wen. Respiration monitoring of all occupants in a vehicle using time-division multiplexing FMCW radar based on metasurface technology[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2024, 72(8): 4960-4974.
- [14] 许春生, 刘云清, 宋军, 等. 基于改进卡尔曼滤波和小波谱估计的动物生命体征检测优化方法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2025, 39(10): 52-60.
Xu Chunsheng, Liu Yunqing, Song Jun, et al. Optimization method for animal vital sign detection based on improved Kalman filtering and wavelet spectrum estimation[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2025, 39(10): 52-60.
- [15] 杨俊, 黄俊, 陶威. 基于 FMCW 雷达的自适应生命信号提取方法[J]. *雷达科学与技术*, 2022, 20(2): 187-194.
Yang Jun, Huang Jun, Tao Wei. Adaptive vital sign

- extraction method based on FMCW radar [J]. Radar Science and Technology, 2022, 20(2): 187-194.
- [16] 余慧敏, 朱姣姿. 基于新模态-小波包分解的超宽带雷达生命体征信号去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 143-151.
- Yu Huimin, Zhu Jiaozi. Denoising algorithm of UWB radar vital sign signal based on new modal-wavelet packet decomposition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 143-151.
- [17] 孙苏云, 郭剑, 付阳烨, 等. 基于 FMCW 雷达的非接触式心率估计方法 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(14): 117-122.
- Sun Suyun, Guo Jian, Fu Yangye, et al. Non-contact heart rate estimation method based on FMCW radar [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 117-122.
- [18] Huang Xiaohong, Ju Zedong, Zhang Rundong. Real-time heart rate detection method based on 77 GHz FMCW radar [J]. Micromachines, 2022, 13(11): 1960.
- [19] Yoo Y K, Shin H C. Movement compensated driver's respiratory rate extraction [J]. Applied Sciences, 2022, 12(5): 2695.
- [20] Liu Zhenyu, Kong Yonggan, Zhang Xin, et al. Vital sign extraction in the presence of radar mutual interference [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 1745-1749.
- [21] Cao Lin, Wei Ran, Zhao Zongmin, et al. A novel frequency-tracking algorithm for noncontact vital sign monitoring [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(19): 23044-23057.
- [22] Ghodratioghar M, Ghanadian H, Al Osman H. A remote respiration rate measurement method for non-stationary subjects using CEEMDAN and machine learning [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(3): 1400-1410.
- [23] Li Jiachen, Guo Shisheng, Cui Guolong, et al. Multidomain separation for human vital signs detection with FMCW radar in interference environment [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2024, 72(7): 4278-4293.
- [24] Wang Yong, Liu Heng, Xiang Wei, et al. A novel non-contact respiration and heartbeat detection method using frequency-modulated continuous wave radar [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(7): 10434-10446.
- [25] Zhou Xuefeng, Guo Shisheng, Cui Guolong, et al. An ingenious heart rate estimation method in harmonic background for FMCW radar [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2025, 73(2): 1235-

1247.

作者简介



袁梓敬, 2025 年于华北水利水电大学获得学士学位, 现为苏州大学硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理。

E-mail: 15737585790@163.com



Yuan Zijin received his B. Sc. degree from North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou, China, in 2025. He is currently a M. Sc. candidate at Soochow University. His main research interest includes biomedical signal processing.

胡丹峰 (通信作者), 1999 年于中国纺织大学获得学士学位, 2002 年于中国科学院合肥智能机械研究所获得硕士学位, 现为苏州大学副教授, 主要研究方向为生物医学信号处理算法与应用。

E-mail: hdf78@suda.edu.cn

Hu Danfeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from China Textile University in 1999, and M. Sc. degree from the Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences in 2002. He is currently an associate professor at School of Electronic and Information Engineering, Soochow University. His main research interests include quantitative methods for biomedical signal and image analysis and their interdisciplinary applications.



李浩辰, 2022 年于南京工业大学获得学士学位, 2025 年于苏州大学获得硕士学位, 主要研究方向是雷达信号处理。

E-mail: 374111962@qq.com

Li Haochen received his B. Sc. degree from Nanjing Tech University in 2022, and M. Sc. degree from Soochow University in 2025. His main research interest includes radar signal processing.



王加俊, 1992 年于苏州大学获物理学学士学位, 1995 年于苏州大学获物理学硕士学位, 1999 年于浙江大学获生物医学工程博士学位, 现为苏州大学电子信息学院教授, 主要研究方向为医学影像、图像处理、模式识别和生物信息学。

E-mail: jjwang@suda.edu.cn

Wang Jiajun received his B. Sc. and M. Sc. degrees in physics from Soochow University in 1992 and 1995, respectively, and Ph. D. degree in biomedical engineering from Zhejiang University in 1999. He is currently a professor at School of Electronic and Information Engineering, Soochow University. His main research interests include medical imaging, image processing, pattern recognition, and bioinformatics.