

复杂场景下基于稀疏表示的多目标生命体征估计

王洪雁¹, 马嘉康², 黄梓峰¹

(1. 浙江理工大学计算机与科学技术学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江理工大学信息科学与工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对复杂室内场景下毫米波雷达难以对多个运动目标生命体征精确估计的问题, 提出了一种复杂场景下基于稀疏表示的多目标生命体征估计方法。首先对回波数据进行预处理以获得目标场景点云; 然后构建动态杂波抑制模型以滤除动态干扰; 接着关联多目标数据并基于扩展卡尔曼滤波实现多目标跟踪进而提取多目标胸腔相位信息; 随后基于呼吸心跳的频域稀疏特性, 提出数据驱动的自适应字典构建方法以实现呼吸心跳信号的有效分离; 最后基于稀疏重构方法获得高精度的多目标生命体征估计。实际场景下大量测试结果表明, 相较于现有主流生命体征估计方法, 所提方法可实现复杂动态杂波场景下多目标生命体征的有效感知。

关键词: 毫米波雷达; 生命体征检测; 动态杂波; 稀疏表示; 自适应字典

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024130

Multi-target vital sign estimation based on sparse representation under complex scenes

WANG Hongyan¹, MA Jiakang², HUANG Zifeng¹

1. School of Computer Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. School of Information Science and Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Focusing on the issue that millimeter-wave radar was difficult to accurately estimate the vital signs of multiple moving targets in complex indoor scenes, a multi-target vital sign estimation method based on sparse representation under complex scenes was proposed. Firstly, the echo data was preprocessed to acquire the point clouds of target and background. After that, a dynamic clutter suppression model was constructed to filter out the dynamic interference. In what follows, the echo data was assigned to the corresponding target, and multi-target tracking could be achieved by exploiting the extended Kalman filter to extract the phase information of the chests of the multi-moving targets. Subsequently, with the sparsity of respiratory and heartbeat signals in the frequency domain, a data-driven adaptive dictionary construction method was proposed to effectively separate respiratory and heartbeat signals. Finally, high precision multi-target vital signs estimation could be achieved by using the sparse reconstruction method. Amount of experimental results in the actual scenes show that the proposed method can effectively perceive the vital signs of multi-target in complex dynamic clutter scenes as compared to the state-of-the-art vital sign estimation methods.

Keywords: millimeter wave radar, vital sign detection, dynamic clutter, sparse representation, adaptive dictionary

收稿日期: 2024-02-16; 修回日期: 2024-06-12

通信作者: 王洪雁, gglongs@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61871164); 浙江省自然科学基金重点项目(No.LZ21F010002); 电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室基金资助项目(No.CEMEE2023K0301)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61871164), The Key Projects of Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LZ21F010002), The Laboratory Research Foundation of State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System (No.CEMEE2023K0301)

0 引言

呼吸心跳是人体基本体征参数, 通过对其监测可实时掌握人体健康状态, 在医疗、康养等领域有着广泛的应用前景。传统基于接触式传感器的生命体征感知方法检测精度较高^[1-3], 但是需要佩戴传感器, 长时间佩戴传感器容易使用户产生不适感, 且不适合如传染病、烧伤等特殊情况。相较之下, 非接触式生命体征感知方法显得更受欢迎。

非接触式生命体征感知方法是指传感器在不与测试者接触情况下实现体征检测。常见非接触式生命体征感知方法主要包括光学、视觉、雷达等^[4-6]。相较于光学、视觉等方法, 基于雷达的生命体征感知方法具有不易受环境因素影响、不泄露用户隐私^[7]等优势。目前可用于生命体征估计的雷达传感器主要包括连续波 (CW, continuous wave)^[8]、超宽带 (UWB, ultra-wide band)^[9]和调频连续波 (FMCW, frequency modulated continuous wave) 雷达^[10]等。相较于CW和UWB雷达, FMCW雷达可检测人体胸腔表面绝对和相对位移, 尤其在多目标生命体征检测领域具有较大优势^[11]。因此, 本文基于FMCW雷达实现复杂场景下多目标生命体征感知。

基于信号处理流程, 非接触式生命体征感知方法可分为生命体征信号提取和估计2个步骤。针对生命体征信号提取, 相较于针对单目标的距离维峰值检测^[12], 实际环境下多目标体征信号的提取相对较为复杂。文献[13]提出了基于距离方向热图定位多目标的方法, 该方法可经由距离及方位分离多目标, 然而测角所用最小方差无偏估计 (MVDR, minimum variance distortionless response) 算法涉及协方差矩阵和逆矩阵计算, 复杂度较高。此外, 所用雷达孔径的有限性导致其角度分辨率较低, 从而使得多目标分离性能较差。文献[14]利用距离和多普勒引起的相位变化消除环境噪声, 减少多目标之间干扰。然而, 所考虑场景假设多目标处于不同距离范围, 没有考虑多目标处于相同距离范围的情况。针对此问题, 文献[15]提出了一种基于线性约束最小方差 (LCMV, linear constrained minimum variance) 的自适应波束成形 (ADBF, adaptive digital beamforming) 方法以弱化多目标之间干扰、增强目标回波, 从而实现多目标有效分离。然而, LCMV方法存在空域分辨性

能有限的问题。上述文献皆着眼于静止目标, 然而在实际场景中目标可能处于运动状态。针对目标随机运动对生命体征信号提取的影响, 文献[16]提出了一种多通道卡尔曼平滑方法, 用于处理经由多接收机回波提取所得长时相位异常值, 从而获得高鲁棒性相位信号。该方法可有效去除相位异常值和噪声干扰, 提升生命体征信号估计可靠性, 然而其需要获取长时数据, 因而在目标状态快速变化或突发异常时, 可能无法及时做出响应。针对实际环境中的运动目标, 文献[17]提出了一种改进的自适应距离单元选择方法以获得高精度运动目标相位信息。然而, 该方法所感兴趣的多目标位于不同距离环, 对于位于相同距离环的多目标则无法有效分离。需要注意的是, 上述文献所考虑的场景主要以静态背景噪声和人体随机运动为主, 而在实际场景中可能有如扇叶转动、挂件抖动等存在于呼吸心跳频率范围内的动态杂波, 该动态杂波可能淹没或扰乱生命体征信号, 从而导致生命体征信号感知性能下降。

高精度目标相位信息提取可为生命体征信号精确估计奠定坚实基础。传统生命体征信号估计方法可分为信号分解重构和频率估计2个步骤。信号分解重构常见方法主要包括带通滤波^[18]、经验模态分解 (EMD, empirical mode decomposition)^[19]、变分模态分解 (VMD, variational mode decomposition)^[20]等, 其中, 带通滤波方法简单易行但易受环境噪声影响; EMD在非线性和非平稳信号分析中具有显著优势, 但存在模态混叠现象; VMD虽在一定程度上可解决模态混叠现象问题, 但需要模态数先验信息。基于重构的频率估计方法通常采用快速傅里叶变换 (FFT, fast Fourier transform), 然而FFT受分辨率限制, 容易导致较大的估计误差。

稀疏表示可基于少量样本高精度重构具有稀疏性的原始信号, 近年来被广泛应用于图像处理、雷达检测等领域, 受到越来越多科研人员的重视^[21-23]。生命体征信号通常占据较少频率点, 因而具有频域稀疏性^[24-26]。而基于稀疏表示的估计方法可通过自适应字典以线性表示原始信号从而抑制噪声干扰。同时体征信号可能会随着不同生理状态、姿势或环境的改变而变化, 稀疏表示方法可通过自适应字典和调整稀疏系数权重以有效

表示复杂场景下的体征信号,从而提高估计鲁棒性。因此基于稀疏表示的体征感知方法愈发受到关注。

目前,基于稀疏表示的生命体征感知方法多采用固定基底构建字典,如文献[27-28]以特定变换作为基底构建字典进而基于稀疏表示方法实现生命体征信号的有效估计。此类方法不需要基于数据设计字典,构建方式较为简单,然而对于不同复杂场景以及不同群体缺乏较好的适应性,鲁棒性较差。

综上所述,生命体征信号较为微弱且受复杂动静环境因素和人体运动的干扰。现有工作通常假设场景处于静止状态,对室内场景动态干扰缺乏研究。传统生命体征信号分解方法存在模态混叠和模态数难以确定等问题,且现有体征频率估计模型受限于FFT分辨率。此外,呼吸心跳信息有效分离的挑战在于其非平稳性和个体差异性,需对多目标生命体征信号进行自适应估计。由此可知,复杂动态干扰环境下基于稀疏表示的多目标生命体征估计的研究具有重要的理论意义和现实价值。

本文主要的研究工作如下。

1) 基于目标与动态杂波频域分布差异性构建动态杂波抑制模型,以滤除聚类及滤波后残存于生命体征频率范围内的动态干扰。

2) 基于数据驱动思想,利用样本数据构建自适应字典,以获得呼吸心跳信号的高精度稀疏表达;然后利用所构建的自适应字典稀疏重构各目标生命体征信号,从而获得对应呼吸心跳频率的高精度估计。

1 生命体征检测原理

基于FMCW雷达感知生命体征信号的流程如图1所示。呼吸心跳使胸腔产生规律性起伏,雷达发射调频连续波照射至人体,胸腔可反射部分

回波信号,通过混频器与本地信号进行混频,混频所得中频(IF, intermediate frequency)信号通过低通滤波器和模数转换器(ADC, analog-to-digital converter)得到数字信号,再由后续信号处理链路对数字信号进行处理即可获得目标呼吸和心跳频率。

基于FMCW雷达生命体征检测的具体过程可推导如下^[29]。FMCW雷达发射波形通常为线性调频(LFM, linear frequency modulation)信号,表示为

$$T_x(t) = A_T \cos\left(2\pi f_c t + \pi \frac{B}{T_c} t^2\right) \quad (1)$$

其中, A_T 、 f_c 、 B 和 T_c 分别表示所发射信号的幅度、工作频率、带宽和脉冲重复周期。

假设胸腔运动位移表示为 $R(t)$,目标距雷达距离为 R_0 ,则目标胸腔至雷达距离为 $x(t) = R_0 + R(t)$,其时延为 $\tau = \frac{2x(t)}{c}$, c 为光速。由此,雷达所接收的回波信号可表示为

$$R_x(t) = A_R \cos\left(2\pi f_c(t - \tau) + \pi \frac{B}{T_c}(t - \tau)^2\right) \quad (2)$$

其中, A_R 为接收回波信号幅度。经过混频可得IF信号 $S_{IF}(t)$ 为

$$S_{IF}(t) = A_T A_R \exp(j2\pi f_{IF} t + \varphi(t)) \quad (3)$$

其中, f_{IF} 和 $\varphi(t)$ 分别为

$$f_{IF} = \frac{2BR_0}{cT_c} \quad (4)$$

$$\varphi(t) = 2\pi f_c \tau = \frac{4\pi(R_0 + R(t))}{\lambda} \quad (5)$$

呼吸心跳使胸腔产生规律性起伏,而胸腔运动将导致接收信号相位变化。通过分析相位变化,可推测胸腔移动情况,从而实现生命体征估计。

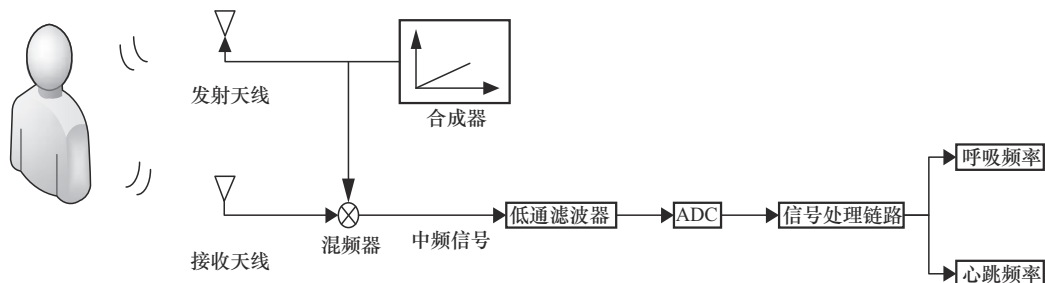


图1 基于FMCW雷达感知生命体征信号的流程

2 基于稀疏表示的多目标生命体征感知方法

针对上述问题，本文提出了复杂场景下基于稀疏表示的多目标生命体征感知方法，具体流程如图2所示。本文方法首先对回波数据进行信号预处理以获得目标点云数据，而后基于目标动态杂波差异性构建动态杂波抑制模型以滤除存在于生命体征信号频域内的动态杂波，并将观测数据关联于对应目标且基于扩展卡尔曼滤波跟踪实现多目标检测跟踪以有效提取多目标生命体征信号，接着基于数据驱动思想构建可有效稀疏表达体征信号的自适应字典，最后利用自适应字典稀疏重构体征信号获得各目标呼吸和心跳频率。

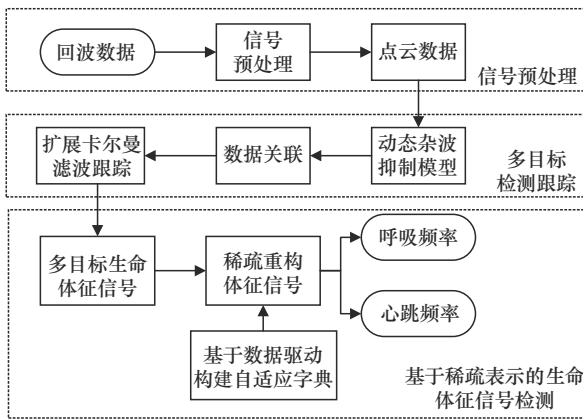


图2 本文方法具体流程

2.1 信号预处理

人体回波数据包包含目标信号、杂波干扰等，信号预处理对回波数据所含目标信息进行初步检测。首先利用三维快速傅里叶变换（3DFFT, three-dimensional FFT）算法分别从距离、多普勒和角度维处理回波数据以获得各点目标距离、速度和方向信息，处理过程如图3所示。然后基于动目标指示（MTI, moving target indication）滤除静态杂波，利用恒虚警率（CFAR, constant false alarm ratio）检

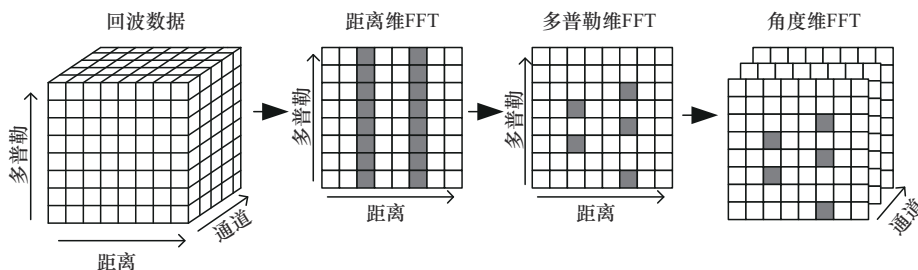


图3 3DFFT算法处理过程

测方法获得初步检测结果，常见的恒虚警率检测方法有固定阈值法、统计方法、自适应阈值法等。固定阈值法使用预设固定阈值检测目标，对环境噪声和信号强度变化较为敏感。统计方法则需对环境噪声进行统计建模，对于复杂噪声分布可能存在困难，导致检测性能不稳定。自适应阈值法根据噪声统计特性动态调整阈值，具有良好的环境适应性。综上所述，本节采用自适应阈值CFAR算法检测多目标，并将检测结果转换至笛卡儿坐标系，初步获取多目标点云。

2.2 多目标检测跟踪

由于实际场景存在复杂干扰因素，上述信号预处理无法完全消除所有干扰，特别是场景存在如风扇、挂件等动态干扰，更加剧了检测难度。由此，为提升多目标检测性能，需对信号预处理难以滤除的静态干扰进行进一步处理。此外，由于目标可能处于运动状态，为了实时感知各目标生命体征信号，需进行多目标跟踪。多目标检测跟踪方法流程如图4所示。

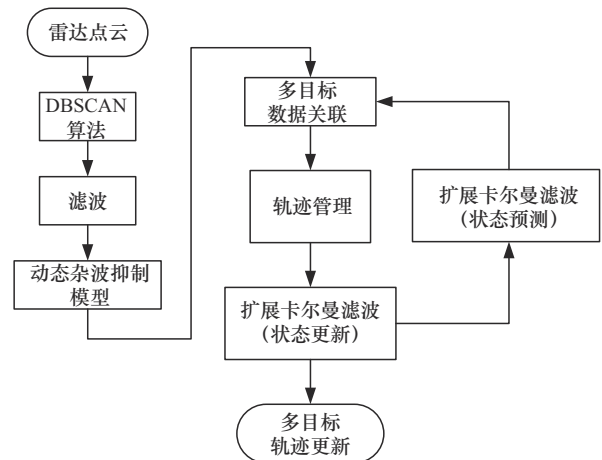


图4 多目标检测跟踪方法流程

本节基于聚类对静态干扰进一步抑制。聚类通常包括K均值算法、DBSCAN（density-based spatial clustering of applications with noise）算法、凝聚

层次聚类算法等^[30]。K均值算法实现简单,计算复杂度较低,但对初始聚类中心选择敏感,且受聚类形状限制。凝聚层次聚类算法计算复杂度高,难以处理噪声和异常点。相比之下,DBSCAN算法抑制噪声和异常点的能力较强,且不受聚类形状限制,可自动确定聚类个数,同时对初始值的选择不敏感,因此本节基于DBSCAN算法抑制信号预处理后残余的静态干扰。

上述聚类可初步分离不同目标,对于处于体征信号频域外的动态干扰,可采用滤波方法滤除。对于实际环境中处于体征信号频域内的动态杂波点,可基于目标杂波频域分布差异性构建动态杂波抑制模型进行滤除,详述如下。

目标信号频域总体呈现稀疏性且特定区域具有密集特性,可将其看作稀疏前景目标,因此基于L1范数表示,即 $\|E_1\|_1$;动态杂波频域呈现非稀疏、非结构化以及随机分布特性,可将其视为随机动态背景,可利用L2范数表示,即 $\|E_2\|_2^2$ 。此外,为增强二者可分性,引入非相干约束项。基于以上所述,体征信号频域内动态杂波抑制模型可表示为

$$\begin{aligned} \min_{E_1, E_2} & \lambda_1 \|E_1\|_1 + \lambda_2 \|E_2\|_2^2 + \mu \langle E_1, E_2 \rangle \\ \text{s.t.} & D = E_1 + E_2 \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $D = [d_1, d_2, \dots, d_N] \in R^{N \times 1}$ 为上述操作后所得点云频域信息, λ_1 和 λ_2 为正则化因子, μ 用于表征 E_1 、 E_2 以及二者之间非相干项约束之间的重要性。

由于上述模型包含L1范数,因此其为复杂多变量非凸问题,无法利用传统方法求解^[31]。交替方向乘法(ADMM, alternating direction method of multipliers)可将复杂多变量非凸问题分解为多个易求解单变量问题,且各单变量问题可基于相应优化算法获得高效求解^[32]。因此,本节基于ADMM求解所构建的动态杂波抑制问题。首先,对目标函数进行增广^[33],对应增广拉格朗日函数可表示为

$$\begin{aligned} L(E_1, E_2, Z) &= \lambda_1 \|E_1\|_1 + \lambda_2 \|E_2\|_2^2 + \mu \langle E_1, E_2 \rangle + \\ & \langle Z, D - E_1 - E_2 \rangle + \frac{\rho}{2} \|D - E_1 - E_2\|_F^2 \end{aligned} \quad (7)$$

其中, Z 为拉格朗日乘子, ρ 为惩罚参数。

基于ADMM,交替迭代更新 E_1 、 E_2 和 Z 以获得式(7)的有效求解。

步骤1 更新 E_1 。固定 E_2 和 Z , 则 $L(E_1, E_2, Z)$ 可视为关于 E_1 的函数,即

$$\begin{aligned} E_1^{i+1} &= \arg \min_{E_1} \lambda_1 \|E_1\|_1 + \mu \langle E_1, E_2^i \rangle + \\ & \langle Z^i, D - E_1 - E_2^i \rangle + \frac{\rho}{2} \|D - E_1 - E_2^i\|_F^2 \end{aligned} \quad (8)$$

其中, i 为迭代次数。式(8)可简化为

$$\begin{aligned} E_1^{i+1} &= \arg \min_{E_1} \frac{\lambda_1}{\rho} \|E_1\|_1 + \\ & \frac{1}{2} \left\| E_1 - \left(D - \left(\frac{\mu}{\rho} + 1 \right) E_2^i + \frac{Z^i}{\rho} \right) \right\|_F^2 \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)可基于软阈值函数^[34]获得有效求解,即

$$E_1^{i+1} = \text{soft} \left(D - \left(\frac{\mu}{\rho} + 1 \right) E_2^i + \frac{Z^i}{\rho}, \frac{\lambda_1}{2\rho} \right) \quad (10)$$

令 $T = D - \left(\frac{\mu}{\rho} + 1 \right) E_2^i + \frac{Z^i}{\rho}$, $\lambda = \frac{\lambda_1}{\rho}$, 则有

$$\text{soft} \left(T, \frac{\lambda}{2} \right) = \begin{cases} T + \frac{\lambda}{2\rho}, & T < -\frac{\lambda}{2\rho} \\ 0, & |T| \leq \frac{\lambda}{2\rho} \\ T - \frac{\lambda}{2\rho}, & T > \frac{\lambda}{2\rho} \end{cases} \quad (11)$$

步骤2 更新 E_2 。固定 E_1 和 Z , 类似步骤1, 可得

$$\begin{aligned} E_2^{i+1} &= \arg \min_{E_2} \lambda_2 \|E_2\|_2^2 + \mu \langle E_1^{i+1}, E_2 \rangle + \\ & \langle Z^i, D - E_1^{i+1} - E_2 \rangle + \frac{\rho}{2} \|D - E_1^{i+1} - E_2\|_F^2 \end{aligned} \quad (12)$$

对 E_2 求导并令导数等于0, 可得 E_2 的更新表达式为

$$E_2^{i+1} = \frac{Z^i + \rho D - (\mu + \rho) E_1^{i+1}}{2\lambda_2 + \rho} \quad (13)$$

步骤3 更新拉格朗日乘子 Z ^[35], 表示为

$$Z^{i+1} = Z^i + \rho (D - E_1^{i+1} - E_2^{i+1}) \quad (14)$$

重复步骤1~步骤3, 直至满足如下条件

$$R_1 = \frac{\max(e_1, e_2)}{\|D\|_F} \leq \varepsilon_1, R_2 = \frac{|Z^{i+1} - Z^i|}{\|D\|_F} \leq \varepsilon_2 \quad (15)$$

其中, $e_1 = \|E_1^{i+1} - E_1^i\|_F$, $e_2 = \|E_2^{i+1} - E_2^i\|_F$, $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$ 为迭代终止参数。

综上所述, 本文所提动态杂波抑制算法具体步骤如算法1所示。

算法 1 动态杂波抑制算法

输入 点云 $\mathbf{D} = [d_1, d_2, \dots, d_N] \in R^{N \times 1}$, 初始化 $i = 0$, $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 10^{-3}$, μ , ρ , $R_1 = R_2 = \infty$

输出 目标点云 \mathbf{E}_1 , 动态杂波 \mathbf{E}_2

- 1) while $R_1 > \varepsilon_1$ 或 $R_2 > \varepsilon_2$ do
- 2) 固定 \mathbf{E}_2 和 \mathbf{Z} , 通过式(10)更新 \mathbf{E}_1^{i+1}
- 3) 固定 \mathbf{E}_1 和 \mathbf{Z} , 通过式(13)更新 \mathbf{E}_2^{i+1}
- 4) 基于式(14)更新 \mathbf{Z}^{i+1}
- 5) end while

此外, 由于场景中存在多个运动目标, 需采用数据关联算法有效区分, 并基于滤波算法可靠跟踪。本文采用最近邻法实现多目标数据关联, 其实现相对简单, 仅需计算目标之间的距离或相似性, 相较于其他关联方法更适合本文场景^[36]。此外, 在多目标跟踪中, 通常基于目标动态模型预测其运动状态, 而目标运动通常为非线性。因此, 本节采用扩展卡尔曼滤波跟踪多目标。相对于经典卡尔曼滤波, 扩展卡尔曼滤波可通过线性化状态和观测方程实现对非线性运动目标的有效估计^[37]。

2.3 基于稀疏表示的生命体征信号检测

基于上述跟踪结果, 可由各目标点云提取对应相位信息。本节选取目标点云功率最大点作为胸腔中心点, 采用反正切函数提取对应相位信息。此过程中相位值受限于特定区间, 若实际相位超出此区间, 将导致相位缠绕现象, 因此需要相位展开以获得目标真实相位。常见相位展开算法包括展开法、差分交乘 (DACM, differential and cross-multiply) 算法、线性解调算法等。展开法实现简单, 但在处理大范围相位差时存在模糊, 且易受噪声影响。DACM 算法具有较好的抗噪能力, 但实现相对复杂。相较之下, 线性解调算法易于实现且具有噪声鲁棒性^[38], 因此本节采用线性解调算法展开所提取目标真实相位。

获得目标真实相位之后, 可基于信号估计方法估计体征参数。如上所述, 传统基于变换的信号估计方法存在明显局限性, 而现有稀疏表示方法则基于固定字典, 无法有效自适应场景。基于此, 本文提出了基于数据驱动的自适应字典构建方法, 并基于所构建的自适应字典获得多目标呼吸心跳频率的有效估计, 详述如下。

2.3.1 自适应字典构建

考虑到呼吸谐波可干扰心跳信号, 应最小化所

构建的呼吸心跳自适应字典之间的相干性以改善信号重构质量, 同时为避免所构建的自适应字典过拟合训练样本, 应构造原子之间相干性约束^[39]。由此, 基于数据驱动的呼吸心跳自适应字典构建模型可表示为

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{D}_r, \mathbf{D}_h, \mathbf{R}, \mathbf{H}} \left\| \mathbf{X} - \mathbf{D}_r \mathbf{R} \right\|_{\text{F}}^2 + \left\| \mathbf{Y} - \mathbf{D}_h \mathbf{H} \right\|_{\text{F}}^2 + \\ & \alpha \left\| \mathbf{R} \right\|_{2,1} + \beta \left\| \mathbf{H} \right\|_{2,1} + \lambda_3 \left\| \mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_r - \mathbf{I} \right\|_{\text{F}}^2 + \\ & \lambda_4 \left\| \mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h - \mathbf{I} \right\|_{\text{F}}^2 + \gamma \left\| \mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_h \right\|_{\text{F}}^2 \end{aligned} \quad (16)$$

其中, \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 为呼吸心跳频域样本, \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h 为待设计呼吸心跳自适应字典, \mathbf{R} 和 \mathbf{H} 为对应稀疏系数矩阵, α 、 β 、 λ_3 、 λ_4 、 γ 为正则化因子, $\|\cdot\|_{2,1}$ 为 $L_{2,1}$ 范数。选择此范数基于如下事实: 较短时间内人体呼吸心跳频率通常保持恒定值, 多次测量的感知结果相同, 因此可利用此范数构建多次测量的稀疏表达。

在上述模型中, $\|\mathbf{R}\|_{2,1}$ 和 $\|\mathbf{H}\|_{2,1}$ 为 \mathbf{R} 和 \mathbf{H} 的 $L_{2,1}$ 范数, 无法采用传统凸优化方法获得闭式解。基于此, 本节采用交替迭代方法求解式(16), 求解步骤如下。

步骤 1 初始字典 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h 。随机选择呼吸和心跳 k 个样本数据初始字典 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h 。

步骤 2 更新稀疏系数矩阵。固定字典 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h , \mathbf{R} 和 \mathbf{H} 更新问题可分别表示为

$$\min_{\mathbf{R}} \left\| \mathbf{X} - \mathbf{D}_r \mathbf{R} \right\|_{\text{F}}^2 + \alpha \left\| \mathbf{R} \right\|_{2,1} \quad (17)$$

$$\min_{\mathbf{H}} \left\| \mathbf{Y} - \mathbf{D}_h \mathbf{H} \right\|_{\text{F}}^2 + \beta \left\| \mathbf{H} \right\|_{2,1} \quad (18)$$

由文献[40]可知, $\|\mathbf{R}\|_{2,1} = 2\text{tr}(\mathbf{R}^T \mathbf{A} \mathbf{R})$, 其中, $\mathbf{A}_{gs} = \frac{1}{2\|\mathbf{R}^g\|_2}$, \mathbf{R}^g 为 \mathbf{R} 的第 g 行, 式(18)同理。因此, 上述问题可分别看作关于 \mathbf{R} 和 \mathbf{H} 的凸问题, 对其求导并令导数等于 0, 可得 \mathbf{R} 和 \mathbf{H} 的闭式解如式(19)和式(20)所示。

$$\mathbf{R} = \left(\mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_r + \alpha (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T) \right)^{-1} \mathbf{D}_r^T \mathbf{X} \quad (19)$$

$$\mathbf{H} = \left(\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h + \beta (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T) \right)^{-1} \mathbf{D}_h^T \mathbf{Y} \quad (20)$$

步骤 3 更新字典。固定稀疏系数矩阵 \mathbf{R} 和 \mathbf{H} , 字典 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h 更新问题可分别表示为

$$\arg \min_{\mathbf{D}_r} \left\| \mathbf{X} - \mathbf{D}_r \mathbf{R} \right\|_{\text{F}}^2 + \lambda_3 \left\| \mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_r - \mathbf{I} \right\|_{\text{F}}^2 + \gamma \left\| \mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_h \right\|_{\text{F}}^2 \quad (21)$$

$$\arg \min_{\mathbf{D}_h} \|Y - \mathbf{D}_h \mathbf{H}\|_F^2 + \lambda_4 \|\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h - \mathbf{I}\|_F^2 + \gamma \|\mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_h\|_F^2 \quad (22)$$

由于式(21)和式(22)中变量存在4次项,无法直接求得闭式解。因此本节采用梯度下降法求解 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h ,即分别对两式关于 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h 求导,可得

$$\Delta \mathbf{D}_r = -2(\mathbf{X} - \mathbf{D}_r \mathbf{R}) \mathbf{R}^T + 4\lambda_3 \mathbf{D}_r (\mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_r - \mathbf{I}) + 2\gamma \mathbf{D}_r \mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h \quad (23)$$

$$\Delta \mathbf{D}_h = -2(\mathbf{Y} - \mathbf{D}_h \mathbf{H}) \mathbf{H}^T + 4\lambda_4 \mathbf{D}_h (\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h - \mathbf{I}) + 2\gamma \mathbf{D}_h \mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_r \quad (24)$$

基于梯度下降法分别更新 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h ,可得

$$\mathbf{D}_h^{j+1} = \mathbf{D}_h^j - \delta \Delta \mathbf{D}_h^j \quad (25)$$

$$\mathbf{D}_r^{j+1} = \mathbf{D}_r^j - \delta \Delta \mathbf{D}_r^j \quad (26)$$

其中, δ 是学习率, j 是迭代次数。

步骤4 重复步骤2和步骤3,直到式(16)目标函数值 $f(\mathbf{D}_r, \mathbf{D}_h, \mathbf{R}, \mathbf{H})$ 小于设定阈值 ε_3 。

综上所述,本文所提呼吸心跳自适应字典构建方法如算法2所示。

算法2 呼吸心跳自适应字典构建方法

输入 样本数据,初始化参数 $\alpha, \beta, \lambda_3, \lambda_4, \gamma,$

$\delta, \varepsilon_3 = 10^{-3}, j = 0, \mathbf{D}_r, \mathbf{D}_h$

输出 $\mathbf{D}_r, \mathbf{D}_h$ 以及对应的 \mathbf{R} 和 \mathbf{H}

- 1) while $f(\mathbf{D}_r, \mathbf{D}_h, \mathbf{R}, \mathbf{H}) > \varepsilon_3$ do
- 2) 固定 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h ,通过式(19)和式(20)更新 \mathbf{R} 和 \mathbf{H}
- 3) 固定 \mathbf{R} 和 \mathbf{H} ,通过式(25)和式(26)更新 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h
- 4) $j = j + 1$
- 5) end while

2.3.2 基于稀疏表示的呼吸心跳估计

基于上述所得自适应字典,获得目标呼吸心跳相位信号的有效稀疏表示,即

$$\min \|a\|_1, \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{w} - \mathbf{D}_r a\|_F^2 < \varepsilon_r \quad (27)$$

$$\min \|b\|_1, \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{w} - \mathbf{D}_h b\|_F^2 < \varepsilon_h \quad (28)$$

其中, \mathbf{w} 为体征频域信号, a 和 b 为稀疏系数向量,利用正交匹配追踪(OMP, orthogonal matching pursuit)算法求解上述问题,所得 a 和 b 中非0系数对应 \mathbf{D}_r 和 \mathbf{D}_h 原子频率值即所估计的呼吸心跳频率值。

3 实验

本节基于实际场景所采集数据,对体征信号进行提取和估计,通过与主流基于变换和稀疏表示方

法在动态杂波抑制及生命体征参数估计精度方面的对比验证本文方法的有效性。

3.1 设备及实验环境

实验使用设备为TI的AWR1443雷达和DCA1000数据采集卡,该设备采用多输入多输出(MIMO, multiple-input multiple-output)模式,发射天线采用时分复用(TDM, time division multiplexing)模式发射调频脉冲。雷达参数配置如表1所示。在具有动静态干扰的办公场景中,2名佩戴电子手环的受试者沿指定路线分别以不同速度运动,此过程中受试者正面雷达以便更好收集体征信息。为模拟实际环境中动态杂波对生命体征感知的影响,在受试者运动路径附近放置风扇。

表1 雷达参数配置

参数	规格
载频/GHz	77
调频斜率/(MHz·μs ⁻¹)	70
采样率/(kbit·s ⁻¹)	4 000
采样点数/个	200
脉冲扫频周期/μs	50
帧周期/ms	50

3.2 动态杂波抑制效果验证

为验证本文方法的有效性,首先模拟分离随机混合频率中的稀疏频率值。在区间[0,2]内分别生成符合正态分布的随机向量及稀疏度为2的稀疏向量,混合后作为输入向量,设置 $\lambda_1 = 0.7, \lambda_2 = 0.5, \mu = 0.2$,仿真结果如图5所示。图5(a)、图5(c)和图5(e)分别为输入混合向量、输入稀疏向量和输入随机向量,图5(b)、图5(d)和图5(f)则为经过动态杂波抑制模型重构后所得结果。观察比较图5(e)和图5(f)可知,本文方法可以较好地分离随机混合频率中的稀疏频率。

为验证实际场景中本文方法的有效性,本节分别采集获得如图6所示静态人体目标环境中无动态杂波干扰生命体征信号频谱。由图6可知,当存在动态杂波时,心跳频率将被掩盖于杂波之中,相较于静态场景更难检测。

图7为本文方法及文献[15]方法所得动态杂波环境下的回波频谱。由图7(b)可知,滤波及带外抑制可明显降低噪声基底,当基于动态杂波抑制模型滤除带内杂波后,感兴趣呼吸心跳信号明显高于残余

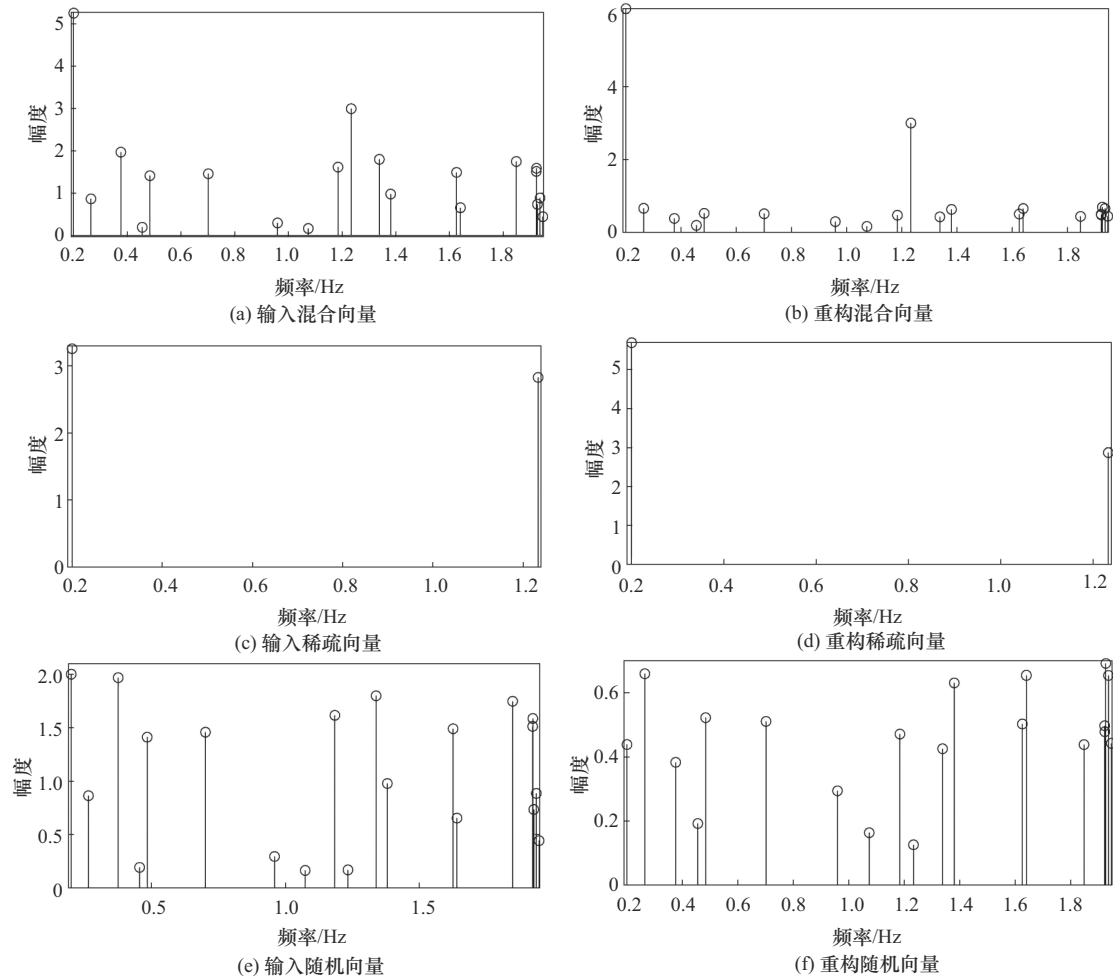


图5 动态杂波抑制模型仿真结果

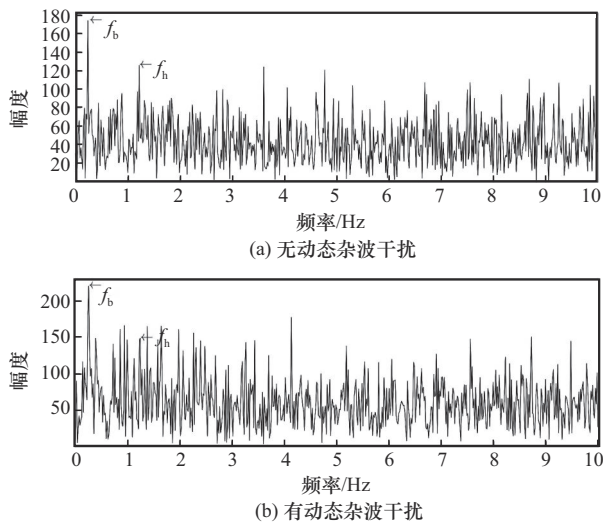


图6 有无动态杂波干扰生命体征信号频谱

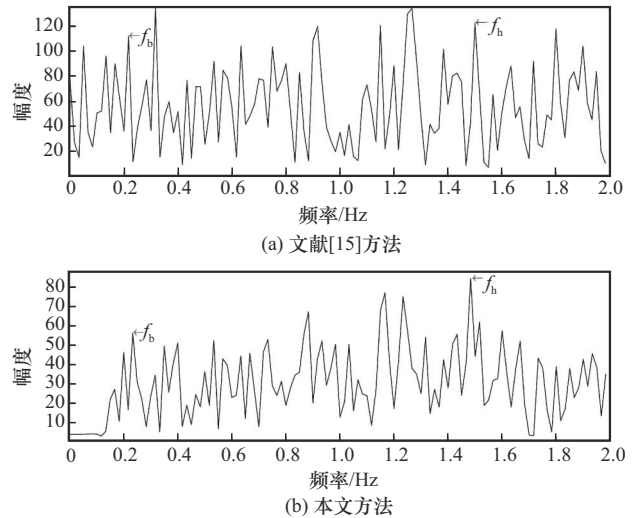


图7 动态杂波环境下不同生命体征信号方法频谱

噪声，从而可显著提升信号估计精度。基于上述可知，本文方法可有效缓解动态背景对生命体征检测估计的影响。

3.3 生命体征估计效果验证

为验证本文方法的有效性，本节选择 15 组采样频率为 20 Hz、时长为 1 min 的静态人体相位信

号作为样本进行测试, 所得测试结果如表 2 所示, 其中加粗下划线数值为对应参数的最优值。为评价估计效果, 可采用平均相对误差 (MRE, mean relative error) 作为评价指标, 其基于所采集数据及参考数据计算。

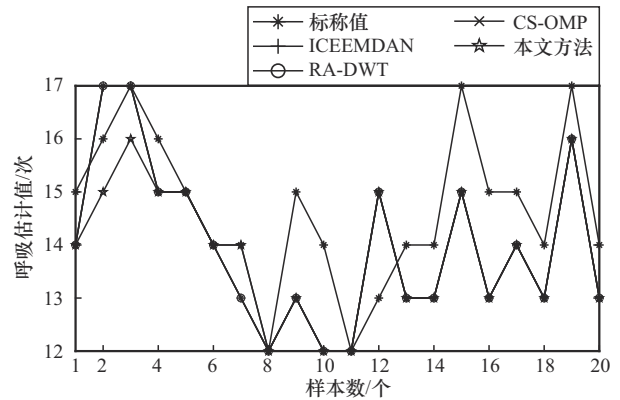
$$MRE = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left| \frac{p_l - q_l}{q_l} \right| \quad (29)$$

其中, p_l 和 q_l 分别为第 l 个估计和参考值, L 为样本数。

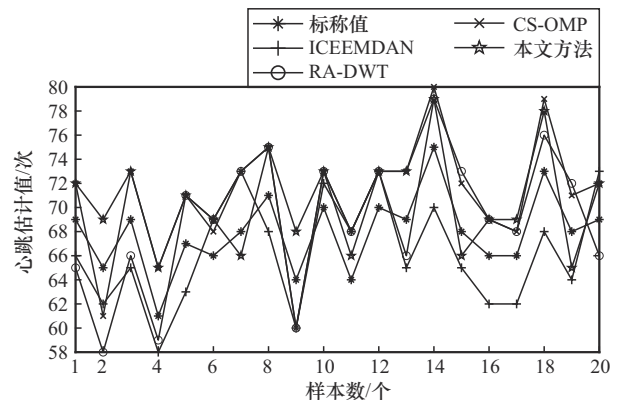
表 2 静态生命体征估计实验结果

样本	呼吸参考值	心跳参考值	呼吸 MRE	心跳 MRE
1	15	69	6.67	4.34
2	15	69	6.67	5.80
3	17	73	5.88	6.85
4	16	68	6.25	4.41
5	17	72	5.88	5.55
6	16	68	6.25	2.94
7	15	66	0	4.55
8	15	64	6.25	3.13
9	14	65	7.14	6.15
10	14	66	7.14	4.55
11	15	70	13.33	4.29
12	14	65	7.14	6.15
13	14	64	7.14	3.13
14	16	69	6.25	5.80
15	17	75	11.76	5.33

由表 2 可知, 本文方法所得呼吸 MRE 和心跳 MRE 分别为 6.92% 和 4.86%。为了进一步验证静态场景下本文方法的有效性, 采用与上述方法相同的条件采集 20 组数据, 分别基于改进自适应噪声完备集合经验模态分解 (ICEEMDAN, intrinsic complete ensemble EMD with adaptive noise) 方法^[15]、基于离散小波变换的自适应软阈值降噪 (RA-DWT, rigrsure adaptive soft threshold noise reduction based on discrete wavelet transform) ^[28]方法、基于正交匹配追踪的压缩感知 (CS-OMP, compressive sensing based OMP) ^[28]方法以及本文方法获得如图 8 所示的估计结果。由于场景较为理想, 且目标处于静止状态, 因此本文方法与对比方法所得估计误差较为接近, 并无明显差异。



(a) 不同方法呼吸估计次数对比



(b) 不同方法心跳估计次数对比

图 8 不同方法静态人体呼吸心跳估计对比

为进一步评估复杂场景下本文方法的有效性, 采集 20 组动态目标相位数据, 分别基于本文方法及对比方法获得如图 9 所示的估计结果, 对应 MRE 如表 3 所示。由图 9 和表 3 可知, 复杂动态场景下人体运动将导致胸腔运动信息在一定程度上被掩盖, 从而相较于静止状态更难被捕捉, 进而导致体征参数估计精度下降。其中, ICEEMDAN 估计效果较差, RA-DWT 次之, CS-OMP 较好, 本文方法最优。因为 ICEEMDAN、RA-DWT 侧重于信号分解及重构, 对参数选择和噪声水平较为敏感; CS-OMP 虽可基于稀疏表示部分抑制背景噪声, 但是其基于变换所得字典无法有效适应场景变化, 且难以抑制呼吸谐波的影响。相较于对比方法, 本文方法可最小化二者相关性以抑制呼吸谐波对心跳的影响, 从而可较为精准地捕获体征信息, 获得高精度的体征感知。

3.4 复杂动态场景下多目标体征估计效果验证

采集 10 组复杂动态场景下目标数据作为测试样本, 基于所采集数据获得本文方法及对比方法 MRE 如表 4 所示。由表 4 可知, ICEEMDAN 和 RA-

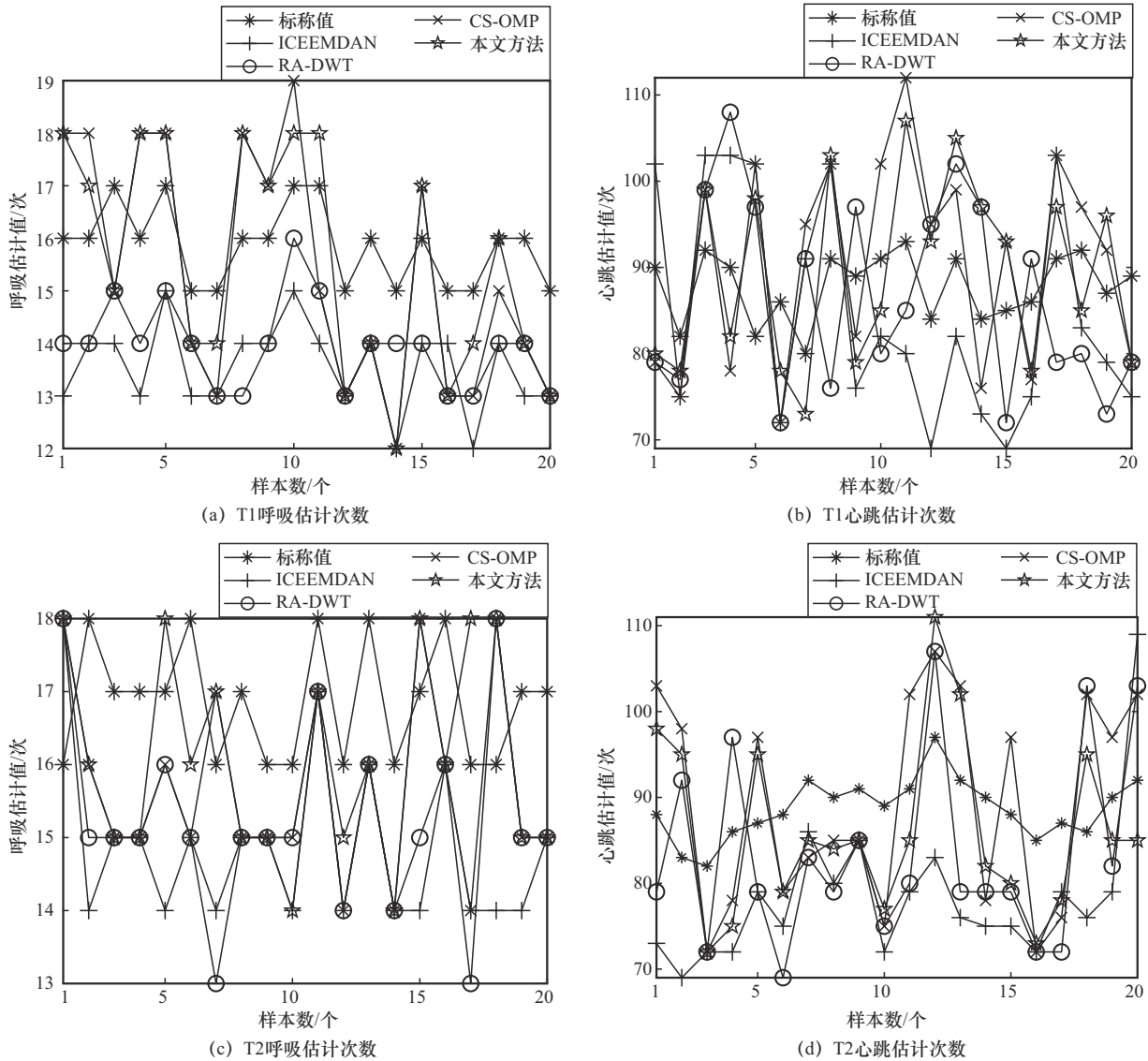


图9 动态目标场景下多目标呼吸心跳估计次数对比

DWT难以有效抑制动态干扰，因而体征估计误差较大；CS-OMP基于稀疏表示提取体征参数，可抑制部分动态干扰影响，因此体征信号抽取效果优于前2种方法；本文方法基于目标信号与动态背景干扰的频域差异性构建动态干扰抑制模型，而后基于所构造的自适应字典提取体征参数，因而体征感知效果明显优于对比方法。

表3 动态目标场景下呼吸心跳MRE对比

方法	T1呼吸	T1心跳	T2呼吸	T2心跳
ICEEMDAN	14.5	13.7	13	13.6
RA-DWT	11.9	12.8	11.8	12.7
CS-OMP	11.4	12.0	10.4	12.0
本文方法	9.5	10.6	10.1	10.1

表4 复杂动态场景下呼吸心跳MRF对比

方法	T1呼吸	T1心跳	T2呼吸	T2心跳
ICEEMDAN	19.5	27.7	22.3	28.6
RA-DWT	18.5	23.8	18.8	22.2
CS-OMP	14.4	18.2	15.3	18.6
本文方法	12.4	14.5	12.8	14.6

4 结束语

本文基于FMCW雷达提出了一种复杂场景下基于稀疏表示的多目标生命体征估计方法。该方法基于目标与动态杂波频域差异性构建动态杂波抑制模型，基于呼吸心跳频域稀疏性构建自适应字典以有效分离呼吸心跳信号，并利用稀疏重构方法获得

高精度多目标生命体征估计。实验结果表明,本文方法可有效抑制动态杂波,基于数据驱动思想构造的自适应字典所得呼吸心跳估计平均MRE分别为13%和15%,相较于传统方法,本文方法具有较高的体征信号估计精度以及鲁棒性。需要注意的是,由于人体运动存在随机性,动态目标相位提取时存在相位缺失现象从而导致体征参数估计精度下降,后续将深入研究室内多动目标相位补偿问题。

参考文献:

- [1] 陈真诚,牛春望,朱健铭,等.一种利用经验模态分解算法的光电容积脉搏波信号中提取呼吸波的方法研究[J].生物医学工程研究,2019,38(2):134-139.
CHEN Z C, NIU C W, ZHU J M, et al. Study on method of extracting respiratory wave from photoplethysmography signals using empirical mode decomposition algorithm[J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2019, 38(2): 134-139.
- [2] ZHANG P Y, CHEN N, SHEN S G, et al. Future quantum communications and networking: a review and vision[J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(1): 141-148.
- [3] CASTANEDA D, ESPARZA A, GHAMARI M, et al. A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care[J]. International Journal of Biosensors & Bioelectronics, 2018, 4(4): 195-202.
- [4] ZHANG D H, HU Y, CHEN Y. MTrack: tracking multiperson moving trajectories and vital signs with radio signals[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(5): 3904-3914.
- [5] 刘蕾,董洪伟,童晶.基于视频的心率测量算法研究[J].计算机工程与应用,2015,51(18):199-203.
LIU L, DONG H W, TONG J. Video-based heart rate measuring method[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(18): 199-203.
- [6] 陆磊,成娟.基于多区域分析的非接触式热红外视频心率检测方法[J].生物医学工程研究,2021,40(1):21-27.
LU L, CHENG J. Non-contact heart rate detection method based on multi-region analysis using thermal infrared videos[J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2021, 40(1): 21-27.
- [7] SHEN Y Z, SHEN S G, LI Q, et al. Evolutionary privacy-preserving learning strategies for edge-based IoT data sharing schemes[J]. Digital Communications and Networks, 2023, 9(4): 906-919.
- [8] LI C Z, LUBECKE V M, BORIC-LUBECKE O, et al. A review on recent advances in Doppler radar sensors for noncontact healthcare monitoring[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2013, 61(5): 2046-2060.
- [9] ZHU J J, LI J, FAN Z N, et al. Non-contact detection of vital signs with a hybrid feature extraction method using a UWB radar sensor[C]//Proceedings of the 2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1140-1144.
- [10] 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.
- [11] LI K Z, ZHU W Z. Research on non-contact respiration and heart rate monitoring algorithm based on 77G FMCW radar[C]//Proceedings of the 2022 2nd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE). Piscataway: IEEE Press, 2022: 915-920.
- [12] HU Y X, XIA Z Y, XU F. Using FMCW millimeter-wave radar to realize the detection of vital signs[C]//Proceedings of the 2021 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-3.
- [13] ZHU J L, XU D L, XU W W, et al. Multi-target vital sign detection based on capon spatial spectrum[C]//Proceedings of the 2022 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-3.
- [14] LEE H, KIM B H, PARK J K, et al. A novel vital-sign sensing algorithm for multiple subjects based on 24-GHz FMCW Doppler radar[J]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1237.
- [15] WANG Y, SHUI Y Z, YANG X B, et al. Multi-target vital signs detection using frequency-modulated continuous wave radar[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2021(1): 103.
- [16] WU Q S, MEI Z Y, LAI Z C, et al. A non-contact vital signs detection in a multi-channel 77GHz LFM CW radar system[J]. IEEE Access, 2021, 9: 49614-49628.
- [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] AHMAD A, ROH J C, WANG D, et al. Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW millimeter-wave sensor[C]//Proceedings of the 2018 IEEE Radar Conference (RadarConf18). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1450-1455.
- [19] WANG K, ZHAO Y F, FANG J. Separation and denoising of respiratory heartbeat signals based on millimeter-wave radar[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 4th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS). Piscataway: IEEE Press, 2022: 950-954.
- [20] XIA Z L, WANG X H, WEI H B, et al. Detection of vital signs based on variational mode decomposition using FMCW radar[C]//Proceedings of the 2021 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology (ICMMT). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-3.
- [21] 邓承志,田伟,陈盼,等.基于局部约束群稀疏的红外图像超分辨率重建[J].物理学报,2014,63(4):148-155.
DENG C Z, TIAN W, CHEN P, et al. Infrared image super-resolution via locality-constrained group sparse model[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(4): 148-155.
- [22] FAKHRY M, BRERY A F, GALLARDO-ANTOLÍN A. Analysis of heart sound signals using sparse modeling with Gabor dictionary[C]//Proceedings of the 2022 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM). Piscataway: IEEE Press, 2022: 92-96.
- [23] LAL B, GRAVINA R, SPAGNOLO F, et al. Compressed sensing ap-

- proach for physiological signals: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(6): 5513-5534.
- [24] EDER Y, LIU Z Y, EL-DAR Y C. Sparse non-contact multiple people localization and vital signs monitoring via FMCW radar[C]//Proceedings of the ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [25] RONG Y, MISHRA K V, BLISS D W. Sparse processing for driver respiration monitoring using in-vehicle mmWave radar[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium-IMS. Piscataway: IEEE Press, 2022: 440-443.
- [26] SHUAIBU A N, DAJAB D D, USMAN F. Heart rate measurement using non-invasive sparse signal approach[C]//Proceedings of the 2020 8th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-4.
- [27] YANG L S, WANG W J, DENG J J, et al. Research on ECG signal denoising method based on sparse component analysis[C]//Proceedings of the 2022 IEEE 6th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1589-1592.
- [28] WANG Y, WANG W, ZHOU M, et al. Remote monitoring of human vital signs based on 77-GHz mm-wave FMCW radar[J]. Sensors, 2020, 20(10): 2999.
- [29] SINGH A, REHMAN S U, YONGCHAREON S, et al. Multi-resident non-contact vital sign monitoring using radar: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(4): 4061-4084.
- [30] BUSHRA A A, YI G M. Comparative analysis review of pioneering DBSCAN and successive density-based clustering algorithms[J]. IEEE Access, 2021, 9: 87918-87935.
- [31] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [32] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[M]. New Hampshire: Now Publishers Inc, 2010.
- [33] SUN J H, LIU Y, WANG L, et al. An augmented Lagrange method for second-order cone constrained variational inequality problem[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). Piscataway: IEEE Press, 2023: 774-778.
- [34] WRIGHT S J, NOWAK R D, FIGUEIREDO M A T. Sparse reconstruction by separable approximation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(7): 2479-2493.
- [35] WANG G, CHEN C X, HAN J, et al. Two-dimensional direction-of-arrival estimation based on augmented Lagrange multiplier for multi-band integrated sparse array[C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Information Communication and Software Engineering (ICICSE). Piscataway: IEEE Press, 2021: 179-184.
- [36] SU R Q, TANG J, YUAN J N, et al. Nearest neighbor data association algorithm based on robust Kalman filtering[C]//Proceedings of the 2021 2nd International Symposium on Computer Engineering and Intelligent Communications (ISCEIC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 177-181.
- [37] RAO R P, RAM R, REDDY B R. Implementation and analysis of various Kalman filtering techniques for target tracking[C]//Proceedings of the 2023 International Conference on Intelligent and Innovative Technologies in Computing, Electrical and Electronics (IITCEE). Piscataway: IEEE Press, 2023: 643-648.
- [38] SCHADT F, MOHR F, HOLZER M. Application of Kalman filters as a tool for phase and frequency demodulation of IQ signals[C]//Proceedings of the 2008 IEEE Region 8 International Conference on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2008: 421-424.
- [39] 牛彪, 李海洋. 低字典相干性 K-SVD 算法研究[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(1): 92-98.
- NIU B, LI H Y. Research on low dictionary coherence K-SVD algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2019, 47(1): 92-98.
- [40] SUN Y L, ZHANG Z, JIANG W M, et al. Discriminative local sparse representation by robust adaptive dictionary pair learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(10): 4303-4317.

[作者简介]



王洪雁 (1979-), 男, 河南南阳人, 博士, 浙江理工大学特聘教授, 主要研究方向为雷达信号处理、机器视觉、机器学习等。



马嘉康 (1999-), 男, 浙江杭州人, 浙江理工大学硕士生, 主要研究方向为阵列信号处理、人体感知等。



黄梓峰 (1998-), 男, 广东湛江人, 浙江理工大学硕士生, 主要研究方向为自动驾驶、深度学习等。