

引用格式: 黄龙, 付君雅, 袁成林, 等. 基于 GWO-VMD 的毫米波雷达心率检测 [J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(4): 634-640.
HUANG L, FU J Y, YUAN C L, et al. Millimeter-wave radar heart rate detection based on GWO-VMD[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(4): 634-640.

基于 GWO-VMD 的毫米波雷达心率检测



黄龙, 付君雅, 袁成林, 吕 骞, 高军峰*

(中南民族大学生物医学工程学院, 武汉 430074)

摘要: 为实现非接触式高精度的生命体征测量方法, 提出了一种优化变分模态分解 (VMD) 的心跳信号分离与重构方法。通过对雷达的中频信号进行目标识别、相位提取、相位差分、相位平滑等一系列信号预处理, 根据心跳的频率设计带通滤波器, 并利用灰狼优化算法 (GWO) 和模糊熵 (FE) 函数优化了 VMD 的参数, 最后利用线性调频 Z 变换对心率分量进行频谱细化得到实际心率。与心电监护设备和多种算法进行对比来验证该算法的优越性。经过 334 组实验, 该方法的均方根误差为 2.59, 平均绝对百分比误差为 2.65%, 表明该方法在准确性和实时性上均表现优异。

关键词: 毫米波雷达; 生命体征; 变分模态分解; 信号分解与重构; 灰狼优化算法
中图分类号: TN92 **文献标志码:** A **DOI:** 10.12178/1001-0548.2024216

Millimeter-wave radar heart rate detection based on GWO-VMD

HUANG Long, FU Junya, YUAN Chenglin, LYU Qian, and GAO Junfeng*

(School of Biomedical Engineering, South-Central Minzu University, Wuhan 430074, China)

Abstract: To achieve a non-contact high-precision vital signs measurement method, a heartbeat signal separation and reconstruction method based on optimized variational mode decomposition (VMD) is proposed. Through a series of signal preprocessing such as target identification, phase extraction, phase differencing, phase smoothing of the intermediate frequency signal of the radar, a bandpass filter is designed according to the frequency of the heartbeat, and the parameters of the VMD are optimized by using the grey wolf optimization (GWO) algorithm and the fuzzy entropy (FE) function. Finally, the spectral refinement of the heart rate component is performed by using chirp Z-transform to obtain the actual heart rate. The superiority of the proposed method is verified by experiments and the comparison with electrocardiogram monitoring equipment and various algorithms. After 334 sets of experiments, the root-mean-square error of this paper is 2.59, and the average absolute percentage error is 2.65%, indicating that this method performs better in both accuracy and real-time performance.

Key words: millimeter-wave radar; vital signs; variational modal decomposition; signal separation and reconstruction; grey wolf optimization algorithm

生命体征信号是反映人体健康状况的客观依据, 主要包括呼吸、脉搏、体温、血压等。传统的生命体征信号监测主要依靠接触式设备, 如手环、指夹、心电监护仪等, 这些设备往往要求通过电极片或其他传感器直接接触被测者皮肤, 不能很好地应对皮肤受损或需要移动的情况。相较于接触式设备, 非接触式生命体征检测设备可以远距离检测人体的呼吸和心跳, 被测者无须佩戴任何设备便可在不暴露隐私的情况下完成全天候监测, 更符合对生

命体征检测技术智能化和舒适化的要求^[1]。

目前, 基于非接触式生命体征检测的雷达主要有 3 种, 分别是连续波雷达^[2]、超宽带雷达^[3]和调频连续波^[4] (frequency modulated continuous wave, FMCW) 雷达。而毫米波雷达的带宽更宽、波长更短, 具有更高的距离分辨率和灵敏度, 适合于非接触式生命体征检测。

在处理生命体征信号的过程中, 由于呼吸引起的胸部位移远大于心跳引起的胸部位移, 较弱的心

收稿日期: 2024-08-23

基金项目: 武汉市东湖高新区“揭榜挂帅”项目 (2024KJB348)

作者简介: 黄龙, 主要从事毫米波雷达信号处理方面的研究。

*通信作者 E-mail: junfengmst@163.com

跳信号容易受到呼吸谐波和噪声的干扰, 特别是当心跳信号和呼吸谐波在频域上接近或重叠时, 呼吸谐波的频率可能被误认为心率。因此, 如何处理呼吸引起的谐波干扰是心率检测的主要问题。文献 [5] 利用心跳和呼吸的频率差异设计了一种带通滤波器达到分离心跳和呼吸的效果, 该方法能够初步估计心跳和呼吸, 但不能有效地将呼吸谐波和噪声从心跳信号中滤除。文献 [6] 利用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 能够自适应分解出心跳信号, 但分解的心跳信号中仍存在模态混叠的现象^[7]。文献 [8] 采用一种 CEEMDAN (complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise) 方法, 自适应地分解生命体征信号, 该方法能有效去除噪声分量, 但依然存在实验数据少和迭代时间长等问题。

针对以上算法存在的这些问题, 本文提出了一种改进变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD)^[9] 的生命体征信号提取算法, 并通过实验验证了在相同的测试环境下, 改进 VMD 算法的效果优于经验参数 VMD 算法, 能有效分离出心跳信号, 降低呼吸谐波对心率估计的干扰, 得到高精度的心跳信号。

1 心率估计算法

1.1 毫米波雷达原理

正常情况下人体呼吸时会引起胸腔 1~12 mm 的起伏, 每分钟活动在 6~30 次。心跳会引起胸腔 0.1~0.5 mm 的起伏, 每分钟在 48~120 次^[10]。通过简单的距离测量无法精准测得呼吸和心跳引起的位移变化。FMCW 雷达基于发射信号和回波信号之间的差值提取中频信号的频率和相位差, 从而实现生命体征信号的检测。发射信号可表示为:

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

式中, A_T 为发射信号的幅度; f_c 为信号的起始频率; B 为带宽; T_c 为信号的持续时间; $\phi(t)$ 为噪声的相位。

发射信号经过一段时间 t_d 后接触物体反射回来, 在雷达接收后变为接收信号。接收信号可以表示为:

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

式中, A_R 为接收信号的幅度。发射信号和接收信号经混频器混合形成中频信号, 中频信号可表示为:

$$y(t) = A_T A_R \exp\left(j\left(2\pi \frac{B}{T_c} t_d t + 2\pi f_c t_d + \pi \frac{B}{T_c} t_d^2 + \Delta\phi(t)\right)\right) \quad (3)$$

式中, $\Delta\phi(t) = \phi(t) - \phi(t-t_d)$ 为噪声的相位。

在相位 $\Delta\phi(t)$ 中, 胸部位移 $x(t)$ 和波长 λ 都处于毫米范围, 因此微小的胸部位移也会引起相位 $\Delta\phi(t)$ 的明显变化, 通过持续发射线性调频信号并提取中频信号相位可以实现对胸部位移 $x(t)$ 的采样, 进而估计呼吸率和心率^[11]。

1.2 变分模态分解

变分模态分解可以将输入的雷达相位信号 $f(t)$ 分割为多个中心频率为 w_k 的本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 分量, 其中 k 为预设的值。VMD 算法的约束变分模型如下:

$$\min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (4)$$

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

式中, ∂_t 表示对 t 求取偏微分; $\delta(t)$ 为狄拉克函数; w_k 为某个分量的中心频率; $u_k(t)$ 为某个 IMF 分量; $f(t)$ 为原始信号。为求得式 (4) 中的最小值, 引入拉格朗日算子 λ 和惩罚因子 α , 并将原有的变分约束问题转化为非约束性问题, 即:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (5)$$

最后, 利用交替方向乘子迭代更新算法求解出各个 IMF 的中心频率和带宽, 迭代方法如下:

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (6)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (7)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (8)$$

式中, τ 为拉格朗日乘数的更新速率。通过式 (5) 的计算过程不难发现, VMD 的分解结果取决于预设的模态个数 k 和惩罚因子 α 。依据经验来预设 k 和 α 难以应对生命体征检测的不同场景^[12], 因此提出灰狼优化算法优化 VMD 参数, 以达到良好分解生命体征信号的效果。

1.3 灰狼优化算法

灰狼优化算法模拟了自然界中灰狼的领导等级和狩猎机制^[13]。将灰狼分为 4 个等级： α 、 β 、 δ 、 ω ，其中 α 、 β 、 δ 这 3 只狼分别为最优解、次优解、优解，它们将指引种群寻找猎物，其余的狼（候选解）被定义为 ω ，它们围绕 α 、 β 或 δ 来更新位置。此外，灰狼优化算法还模拟了追踪猎物、包围猎物和攻击猎物 3 个主要阶段。

在追踪猎物阶段，围猎行为在路径规划过程中有助于灰狼群体更快地收敛到全局最优解。灰狼群体接近并包围猎物的距离及位置更新为：

$$D = |C \cdot X_p(m) - X(m)| \quad (9)$$

$$X(m+1) = X_p(m) - A \cdot D \quad (10)$$

式 (9) 为猎物与灰狼之间的距离公式，式 (10) 为灰狼的位置更新公式。式中，向量 D 为猎物与灰狼之间的距离； m 为当前迭代次数；向量 $X_p(m)$ 为猎物当前位置；向量 $X(m)$ 为灰狼当前位置；向量 $X(m+1)$ 为灰狼下一时刻位置；向量 A 、 C 为系数向量。

在包围阶段，不同等级的灰狼更新位置：

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_p(m) - X_\alpha(m)| \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_p(m) - X_\beta(m)| \\ D_\delta = |C_3 \cdot X_p(m) - X_\delta(m)| \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} X_\alpha(m+1) = |X_p(m) - A_1 D_\alpha| \\ X_\beta(m+1) = |X_p(m) - A_2 D_\beta| \\ X_\delta(m+1) = |X_p(m) - A_3 D_\delta| \end{cases} \quad (12)$$

式 (11) 和式 (12) 中，向量 D_α 、 D_β 、 D_δ 分别表示猎物与狼群 α 、 β 、 δ 之间的距离；向量 $X_\alpha(m+1)$ 、 $X_\beta(m+1)$ 、 $X_\delta(m+1)$ 分别表示狼群 α 、 β 、 δ 下一时刻的位置，取平均值即：

$$X(m+1) = \frac{X_\alpha(m+1) + X_\beta(m+1) + X_\delta(m+1)}{3} \quad (13)$$

在攻击阶段，更新了追踪阶段和包围阶段的关键参数 A 和 C ，其计算公式如下：

$$A = 2e \cdot r_1 - e \quad (14)$$

$$C = 2r_2 \quad (15)$$

式 (14) 表示模拟灰狼对猎物的攻击。式中， e 为加速因子，随着迭代次数的增加，由 2 到 0 线性递减。向量 r_1 、 r_2 是取值为 $[0,1]$ 内的一维随机数向量。加速因子计算公式为：

$$e = 2 - \frac{2m}{M} \quad (16)$$

式中， M 为整个迭代过程中最大迭代次数。

最后在 GWO 算法优化 VMD 参数方面，本文选择了模糊熵函数作为该算法的适应度函数。模糊熵函数能够反映新模式产生概率的大小，由于本文是要测量人静息状况下的心跳值，所以选择模糊熵函数作为适应度函数，能更加突出心跳信号，抑制脉冲信号的干扰^[14]。

1.4 生命体征估计算法的总体架构

基于 GWO-VMD 算法来估计心率的总体流程如图 1 所示。在信号预处理阶段，将采集到的雷达中频信号做快速傅里叶变换（fast Fourier transform, FFT），通过 FFT 可以确定待测目标的距离，然后利用反正切函数求取目标的相位，并将求取的相位进行相位解缠绕得到实际的胸腔振动信号。最后进行相位差分和平滑，相位差分能有效解决基线漂移带来的问题，而相位平滑可有效减少环境中噪声对呼吸和心跳信号的影响^[15]。在信号分离阶段，先利用带通滤波器初步分离出心跳信号，然后利用优化的信号分离算法分离出心跳信号。最后在分离出的心跳信号的基础上，使用 10 s 的滑动窗口进行 CZT(Chirp-Z transform) 频谱细化^[16]，构建出心跳值。

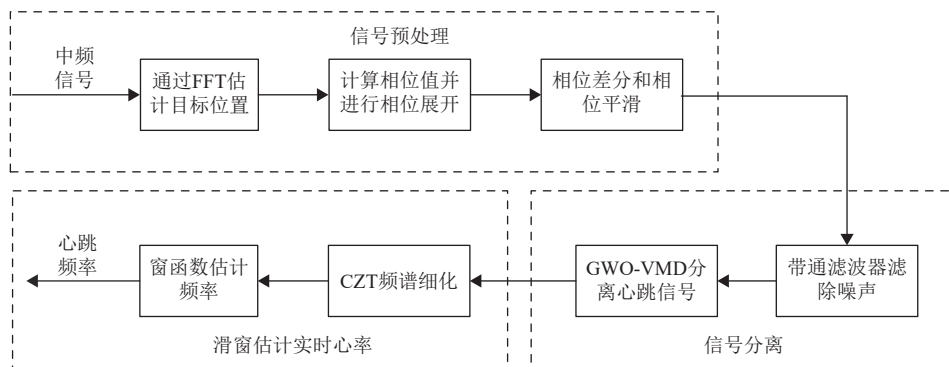


图 1 数据处理流程

2 实验参数与结果分析

2.1 实验参数

本文采用德州仪器的 IWR6843 毫米波雷达评估板和 DCA1000 雷达数据采集板进行数据采集, 该设备最大工作频率为 64 GHz, 采用 3 发 4 收的雷达阵列。实验设备参数如表 1 所示。

表 1 FMCW 雷达参数设置

实验参数	数值
载波起始频率/GHz	60
带宽/GHz	4
斜率/MHz·μs ⁻¹	65
ADC采样点数	200
帧数	1 200
帧周期/ms	50
采样率/Hz	20

实验在密闭房间中进行, 被试人员坐在雷达正前方 0.5 m 处并保持自然状态, 胸部与雷达保持同一高度, 房间中无其他干扰。实验场景如图 2 所示, 被试人员采用符合卫生组织推荐标准^[17]的十二导联接触式生命体征检测设备来测量心率作为参考值, 雷达与接触式设备同时开始测量并保存数据。对 24 名被试人员进行测试, 总测试次数为 334 次, 每次测量时长为 60 s。以上实验均是在被试人员知情并同意的情况下进行。

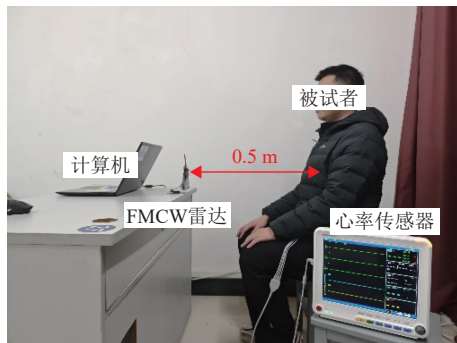


图 2 实验场景

本文选取了均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute error percentage, MAEP) 两种评估参数来验证本文算法的优越性。RMSE 的定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Y_i - y_i)^2} \quad (17)$$

MAEP 的定义如下:

$$MAEP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (18)$$

式中, Y_i 为雷达测量值; y_i 为监护仪参考值; N 为实验次数。

2.2 实验结果分析

根据采集到的中频信号绘制距离特征图, 如图 3 所示, 图中包含了 1 200 帧数据, 可以从图中看出被试人员在雷达正前方 0.5 m 处。

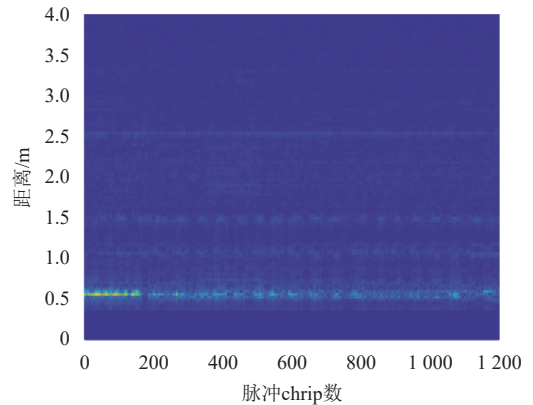


图 3 距离特征图

通过抽取距离特征中能量最大点确定目标单元, 然后依据目标单元的相位信息进行相位展开^[18], 相位展开的时域信号如图 4 所示, 将其转化为频域信号, 如图 5 所示。由于人体正常的呼吸信号频率为 0.1~0.5 Hz, 心跳信号频率为 0.8~2 Hz。在此区间内可以观察到明显的 2 个极值, 分别对应呼吸率 0.35 Hz 和心跳频率 1.383 3 Hz。

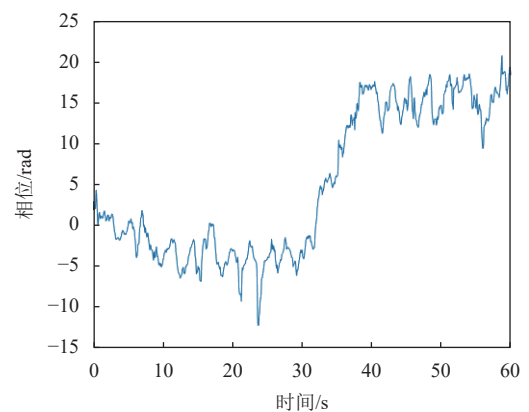


图 4 相位时域图

将展开的相位信号进行相位差分, 对比图 4 和图 6 可以发现, 相位差分消除了原始信号的基线漂移^[19], 使得信号的幅度稳定在固定的幅度区间, 同时增强了心跳信号, 抑制了呼吸信号及其谐波。最后, 对差分之后的相位信号进行平滑, 平滑窗口设

定为 0.25 s, 相位平滑能够有效抑制环境噪声、提高信噪比^[20]。

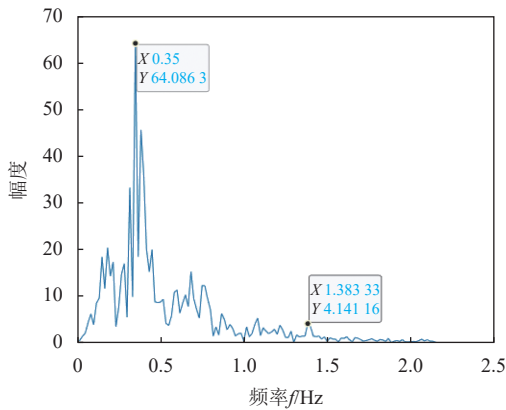


图 5 相位频率图

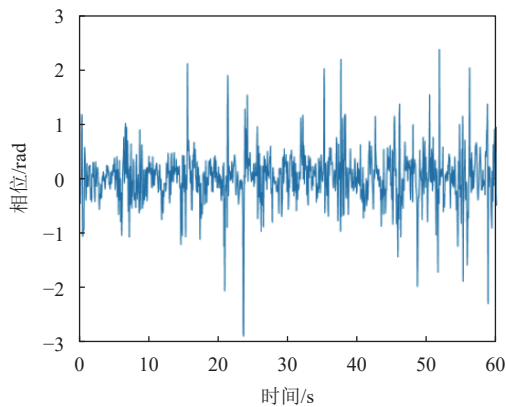


图 6 相位差分图

经过上述的信号处理后, 进行心跳信号的分离。先对预处理的信号进行带通滤波得到心跳信号, 然后利用优化算法得出的模态个数 k 和惩罚因子 α 来分解心跳信号, 图 7a 为心跳信号 VMD 分解的时域效果图, 图 7b 为对应 VMD 分解后经过傅里叶变换的频域效果图。

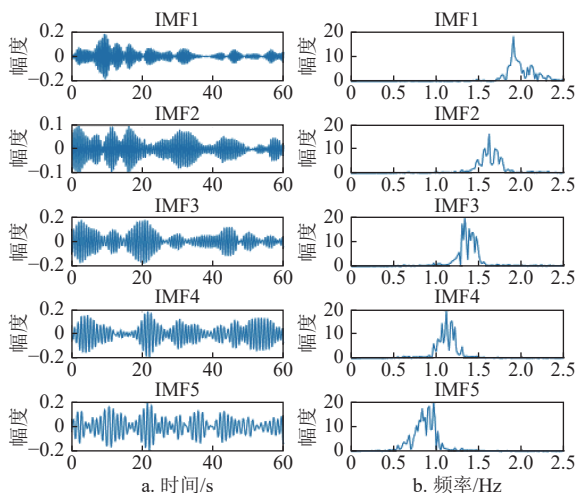


图 7 VMD 分解效果图

另外, 本文还将改进算法与依据经验设定模态个数 k 和惩罚因子 α 的 VMD 算法^[21] 进行了算法效果对比, 其对比结果如表 2 所示。表 2 中利用了平均错误率 (average error rate, AVR) 及运行时间来衡量优化前后的效果, 若某次预测心率与对应的实际心率差值大于 5 则认为预测发生错误, 错误次数累计一次, 小于 5 则认为本次预测未发生错误。依此, 计算每个被试人员的错误次数, 并除以总测试次数, 将得到的商作为每名受试者的错误率, 最终计算所有被试人员错误率的平均值, 记为平均错误率 (AVR)。从表 2 中可以看出参数优化后的 AVR 有大幅的降低, 程序运行所花费的时间却并没有大幅的增加。

表 2 VMD 优化前后算法效果对比

算法	AVR/%	运行时间/s
优化参数VMD	3.89	0.16
经验参数VMD	22.46	0.07

依据上述分解的本征模态分量构建出被试者的心跳值, 将本文方法与 IIR (infinite impulse response) 滤波器^[22]、EMD 算法^[23] 和 CEEMDAN 算法^[24] 进行对比, 对比结果如表 3 所示。表 3 给出了 24 名志愿者的 MAEP 和 RMSE, 从表中可以看出个体最低 RMSE 为 1.73 次/min, 最高 RMSE 为 4.11 次/min, 误差基本在 3 次/min 以内, MAEP 也同样保持在 5% 以下的水平, 这表明 GWO-VMD 算法能够获得良好的心率测量结果, 其准确性高于其他 3 种算法。将所有受试者的数据用于计算各算法的 MAEP 及 RMSE, 结果显示在表 3 最后一行。可以看出, IIR、EMD、CEEMDAN 和本文算法的 RMSE 分别为 17.13、12.09、6.95、2.59, 其中本文算法的 RMSE 最低; 在 MAEP 方面, 本文算法也有大幅提升。通过上述对比, 进一步说明本文方法的准确性。

最后以滑动窗口的方式来估计 1 s 的实时心率, 将 GWO-VMD 分解出的心跳信号单独提取出来, 利用 0~10 s 的数据进行 CZT 频谱细化来估算第 10 s 的实时心率。以此类推, 可以获得被试者 10~60 s 的实时心率, 如图 8 所示, 从图中不难看出预估心率和实际心率数值十分接近且有着相同的上升下降趋势, 能够良好地预估被试者的心率。

表3 各算法的心率平均绝对误差及平均绝对误差百分比

受试人员编号	IIR		EMD		CEEMDAN		GWO-VMD	
	MAEP/%	RMSE	MAEP/%	RMSE	MAEP/%	RMSE	MAEP/%	RMSE
S1	12.27	14.40	11.07	12.74	6.43	7.01	2.80	2.77
S2	4.48	4.21	4.20	4.04	4.30	4.47	2.51	2.24
S3	8.99	7.95	9.42	8.14	7.54	5.81	3.93	2.86
S4	13.64	15.11	8.59	10.30	6.19	7.64	2.89	2.73
S5	15.84	15.53	12.76	12.81	5.46	6.81	2.47	2.28
S6	16.29	17.17	11.40	13.17	7.54	8.14	2.57	2.62
S7	1.71	1.84	1.71	1.84	1.72	1.88	1.64	1.78
S8	15.51	15.89	11.16	11.80	7.13	7.81	2.82	2.99
S9	18.47	20.56	9.12	12.78	2.61	3.00	2.06	2.13
S10	23.20	24.26	16.15	19.15	8.97	10.80	1.66	1.75
S11	19.34	17.42	7.44	5.84	7.90	6.34	2.42	1.73
S12	31.97	31.51	15.40	16.20	7.28	8.46	1.23	1.48
S13	16.48	13.64	12.98	10.65	6.49	6.21	3.56	2.92
S14	16.46	16.64	8.88	10.54	5.04	6.50	2.58	2.50
S15	19.81	20.63	18.72	19.92	9.66	10.96	2.75	3.14
S16	28.73	29.75	20.61	21.43	4.26	4.93	1.90	2.05
S17	11.49	12.23	7.85	8.83	6.28	7.28	2.45	2.22
S18	11.97	9.17	6.80	5.75	5.64	4.90	3.30	2.83
S19	11.11	12.03	9.27	10.77	3.33	3.39	2.21	2.14
S20	11.88	12.12	7.26	7.62	9.00	10.06	4.90	4.11
S21	25.21	23.99	17.64	16.90	5.55	6.79	3.02	3.22
S22	10.69	10.22	7.87	7.65	7.87	7.65	3.65	3.34
S23	1.96	2.24	1.96	2.24	1.96	2.24	1.96	2.24
S24	21.61	18.99	8.78	8.44	8.40	8.58	3.96	3.77
所有受试者	15.36	17.13	10.33	12.09	6.06	6.95	2.65	2.59

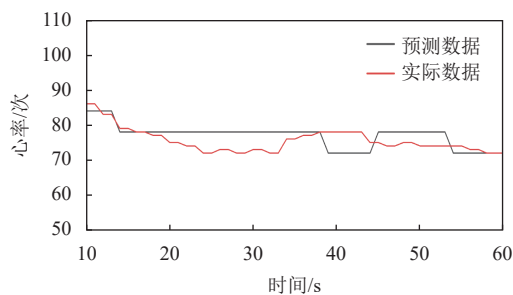


图8 预测数据与实际数据对比

3 结束语

本文提出了一种基于 GWO-VMD 的毫米波雷达心率估计方法。在信号预处理阶段, 计算目标的相位, 利用相位差分消除相位信号的基线漂移现象, 利用相位平滑消除部分静态噪声。在信号分离阶段, 本文先采用带通滤波器的方式得到相应频段内的心跳信号, 消除呼吸信号的影响。然后引入灰狼算法和模糊熵函数, 优化了 VMD 参数, 降低了由呼吸谐波和静态噪声在心跳信号频段内造成的模态混叠现象, 分离出了心跳信号的本征模态分量。在心率估计阶段, 本文使用滑动窗口和 CZT 频谱

细化的方式估计出实时心率。实验对比看出本文方法能够准确地估计出心率, 并较为准确地描绘出心率的上升下降趋势, 证明了本文方法的可行性。

本文提出的心率估计方法是非接触式生命体征检测方法的延伸, 由于客观因素, 依然存在着被试人员年龄结构单一和实验样本均为身体健康者的局限性, 这些是以后采集实验数据和设计实验方案的重点。

参考文献

- [1] 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 Z, 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.
- [2] YEN H T, KUROSAWA M, KIRIMOTO T, et al. Proof-of-principle experiment on 24 GHz medical radar for Non-contact vital signs measurement[C]//Proceedings of the 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. New York: IEEE, 2021: 6884.
- [3] LI Z, LI W Z, LYU H, et al. A novel method for respiration-like clutter cancellation in life detection by dual-frequency IR-UWB radar[J]. IEEE Transactions on

- Microwave Theory and Techniques, 2013, 61(5): 2086-2092.
- [4] LV W J, HE W D, LIN X P, et al. Non-contact monitoring of human vital signs using FMCW milli-meter wave radar in the 120 GHz band[J]. *Sensors*, 2021, 21(8): 2732.
- [5] 张兰春, 顾海潮. 基于毫米波雷达的生命体征检测[J]. *农业装备与车辆工程*, 2022, 60(3): 79-82.
ZHANG L C, GU H C. Vital signs detection based on millimeter wave radar[J]. *Agricultural Equipment & Vehicle Engineering*, 2022, 60(3): 79-82.
- [6] YANG Z, MA C, QI Q, et al. Applications of TVF-EMD in vital signal detection for UWB radar[J]. *Journal of Sensors*, 2021(1): 2136614.
- [7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [8] LI Y, YANG Z, LI X, et al. Extraction of vital sign based on PE and ICEEMDAN for UWB radar[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(19): 29906-29918.
- [9] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [10] 安东港. 基于毫米波雷达的生命体征信号检测研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.
AN D G. Research on detection of vital signs signal based on millimeter wave radar[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2020.
- [11] AHMAD A, ROH J C, WANG D, et al. Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW milli-meter-wave sensor[C]//*Proceedings of the IEEE Radar Conference*. New York: IEEE, 2018: 1450-1455.
- [12] 杨路, 雷雨霄, 余翔. 基于FMCW雷达的人体生命体征信号预测算法[J]. *雷达科学与技术*, 2024, 22(1): 43-56.
YANG L, LEI Y X, YU X. Prediction algorithm of human vital signs signal based on FMCW radar[J]. *Radar Science and Technology*, 2024, 22(1): 43-56.
- [13] MIRJALILI S, IRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [14] 李牧, 骆宇, 柯熙政. 基于调频连续波雷达的人体生命体征检测算法[J]. *计算机应用*, 2024, 44(6): 1978-1986.
LI M, LUO Y, KE X Z. Detection algorithm of human vital signs based on FMCW radar[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(6): 1978-1986.
- [15] 孙苏云, 郭剑, 付阳焯, 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 S Y, GUO J, FU Y Y, et al. Non-contact heart rate estimation method based on FMCW radar[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(14): 117-122.
- [16] XU Y, YI H, ZHANG W, et al. An improved CZT algorithm for high-precision frequency estimation[J]. *Applied Sciences*, 2023, DOI: 10.3390/app13031907.
- [17] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 多参数监护仪安全管理: WS/T 659—2019[S]. 北京: 中国标准出版社. National Health Commission of the People's Republic of China. Safety management for multi-parameter patient monitor: WS/T 659—2019[S]. Beijing: Standards Press of China.
- [18] HE M, NIAN Y J, GONG Y S. Novel signal processing method for vital sign monitoring using FMCW radar[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2017, 33: 335-345.
- [19] LUIS A, SÁNCHEZ-SOTO L L. Phase-difference operator[J]. *Physical Review A*, 1993, 48(6): 4702-4708.
- [20] ASANO D K, LEIB H, PASUPATHY S. Phase smoothing functions for continuous phase modulation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1994, 42(234): 1040-1049.
- [21] ZHAO Y F, WANG K, GAO J. Accurate 77-GHz millimeter-wave radar noncontact vital sign detection using the optimized variational mode decomposition algorithm[J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2023, 95(11): 1297-1310.
- [22] SHYMK J J. Adaptive IIR filtering[J]. *IEEE ASSP Magazine*, 1989, 6(2): 4-21.
- [23] YANG Z, MA C, QI Q, et al. Applications of TVF-EMD in vital signal detection for UWB radar[J]. *Journal of Sensors*, 2021, 2021(1): 2136614.
- [24] DONG X, FENG Y, CUI C, et al. CEEMDAN-ICA-based radar monitoring of adjacent multi-target vital signs[J]. *Electronics*, 2023, DOI: 10.3390/electronics12122732.