E-mail: csa@iscas.ac.cn http://www.c-s-a.org.cn Tel: +86-10-62661041

基于 FMCW 雷达的多人心率呼吸检测^①

李 牧,杨 恒,张一朗

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048) 通信作者: 杨 恒, E-mail: 595390546@qq.com

摘 要: 针对目前毫米波雷达应用于多人生命体征检测效果不佳, 检测范围小等缺点, 提出了一种多人心率呼吸提取分离方法, 首先采用 Capon 波束成形技术对非目标区域信号形成零陷, 对目标区域进行提取相位、相位解缠绕操作; 其次利用自适应谐波跟踪算法滤除噪声; 最后使用粒子群算法和样本熵改进的变分模态分解法 (PSO-SE-VMD) 对信号进行分解得到模态分量, 选取合适的模态分量并通过短时自相关算法提取心率呼吸. 实验结果表明, 该方法在夹角 30°和 60°时心率的均方误差分别为 5.55 和 3.15, 实现了多人检测并有效提高了检测范围.

关键词:调频连续波雷达;变分模态分解; Capon 波束成形; 粒子群算法

引用格式: 李牧,杨恒,张一朗.基于 FMCW 雷达的多人心率呼吸检测.计算机系统应用,2023,32(8):198-206. http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9214.html

Multiperson Heart Rate and Respiratory Detection Based on FMCW Radar

LI Mu, YANG Heng, ZHANG Yi-Lang

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: The current millimeter-wave radar has a poor detection effect and small detection range when applied to detect multi-person vital signs. In view of these problems, a method for extracting and separating multi-person heart rate and respiration is proposed. First, Capon beam forming technology is used to form null for signals in non-target areas, and phase extraction and phase unwrapping operations are carried out for target areas. Secondly, an adaptive harmonic tracking algorithm is used to filter noise. Finally, the variational mode decomposition method improved by particle swarm optimization and sample entropy (PSO-SE-VMD) is used to decompose the signal to obtain modal components, select appropriate modal components, and extract heart rate and respiration through a short-term autocorrelation algorithm. The experimental results show that the mean square error of heart rate is 5.55 and 3.15 when the included angle is 30° and 60°, respectively, which realizes multi-person detection and effectively improves the detection range.

Key words: frequency modulated continuous wave radar; variational mode decomposition (VMD); Capon beam forming; particle swarm optimization (PSO)

心率、呼吸作为人体重要的生命体征,对于家庭 健康监护和人体健康状态分析有着重要作用^[1].在传统 的检测方法中,主要运用贴片电极、腕带、指夹、手 环等接触式传感器,被检测者无法自由活动,对于皮肤 敏感或皮肤损伤者容易造成二次伤害.相比传统的监 测方式,非接触式检测具有显著优势^[2]:无需佩戴传感器、无感检测,无泄漏隐私风险.目前非接触式心率呼吸检测主要通过视频、毫米波雷达实现,其中采用调频连续波方式调制的毫米波雷达 (FMCW) 结构简单、集成度高、体积小,可以检测毫米级微动,对胸腔位移



① 基金项目:陕西省教育厅科研计划(18JK0341)

收稿时间: 2023-02-06; 修改时间: 2023-03-14; 采用时间: 2023-03-30; csa 在线出版时间: 2023-06-30 CNKI 网络首发时间: 2023-07-03

¹⁹⁸ 软件技术•算法 Software Technique•Algorithm

这类微小运动具有很高的灵敏度,因此在检测生命体 征领域具有广阔的应用前景[3].

传统心率呼吸检测方法仅针对静态单目标个体, 而生物医学雷达系统仅针对理想条件下的生命体征监 测,即相对静止(例如,坐着或躺着)的目标检测^[4].Li 等人^[5]使用连续波 (CW) 多普勒雷达实现单人心率呼 吸检测,提出一种基于小波变换的数据长度变化技术, 实现体征的快速检测.目前已经实现了身体随机运动 情况下的雷达心率检测, Muñoz-Ferreras 等人^[6] 通过两 个雷达消除了与生命体征幅度相似的运动,但限制条 件是患者位置要精准的在两个雷达之间. 雷达对特定 人体运动的跟踪也已被证明,但仅适用于没有物体存 在的室内环境^[7],然而在居家或临床等真实场景中,存 在较强的静止杂波反射,雷达难以正确跟踪运动目标.

目前雷达体征检测多为单人检测,多目标体征检 测少有研究,但在实际应用场景中需要检测两人或更 多目标的生命体征. 对于以上情况, Wang 等人^[8] 研究 了高度集成的 120 GHz MIMO 雷达系统, 用于人体的 3D 定位和同步生命体征检测,但该方法需要受试者与 雷达距离不同,对于距离相同角度不同的受试者无法 检测; Ahmad 等人^[9] 使用 FMCW 波形和多个接收通道 固有的距离门控功能来分隔空间内的受试者,但在测 量过程中,要求两名受试者交替呼吸,这在实际应用中 很难实现; Wang 等人^[10] 提出 Beamforming、微多普勒 信号提取技术检测同距离不同角度的双人心率呼吸, 实验场景要求受试者与雷达的夹角为 60°, 但是实际应 用场景无法严格保证受试者与雷达的角度,本文针对 以上问题,提出一种距离角度均可变的多人心率呼吸 检测算法.

1 FMCW 雷达检测心率呼吸原理

1.1 FMCW 雷达信号调制与解调

FMCW 雷达检测心率呼吸基本原理在于人体在进 行心跳呼吸等生理活动时, 胸腔会发生毫米级或亚毫 米级起伏微动, 微动引起 FMCW 雷达频率和相位变化, 通过提取目标相位获取胸腔位移变化,实现检测心率 呼吸的目的[11]. 本文采用调频连续波雷达, 其发射信号 为*S*(*t*):

$$S(t) = \alpha \cos\left(2\pi (f_0 + \beta t)t\right) \tag{1}$$

其中, α 为信号幅值、 f_0 为初始频率、 β 为调频连续波

频率斜率.

雷达回波时延为 τ ,回波信号为 $S_R(t)$:

$$S_R(t) = A\cos\left(2\pi(f_0 + \beta(t - \tau))(t - \tau)\right) \tag{2}$$

回波信号与发射信号进行混频,经过低通滤波器 后得到中频信号 $S_{IF}(t)$:

$$S_{IF}(t) = A\alpha e^{(j(2\pi \frac{B}{T}\tau t + 2\pi f_0 \tau + \pi \frac{B}{T}\tau^2))}$$
(3)

其中,A为回波幅值, τ为时延.

中频信号频率为: $f_{IF} = \frac{2BR}{cT}$. 中频信号相位为: $\varphi_{IF} = \frac{4\pi R}{\lambda}$,其中, λ 为波长、c为 光速、R为与雷达的距离, B为调频连续波的带宽、 T为一个 chirp 的周期.

将 chirp 数据存入列数组中,将 chirp 的 AD 采样 频率称为快时间轴采样频率,对于每个 chirp 按照时间 顺序采样称为慢时间轴采样,如图1所示.





1.2 生命体征信号提取

对所有 chirp 做一维 FFT, 得到距离-幅度图, 如图 2 所示. 对所有 chirp 非相干累计, 能量最大的点即为目 标位置,由于数据采集模式为 IO 正交采样^[12],所以反 正切后可获得相位如式(4):

$$\varphi(n) = \arctan\left[\frac{x_I(n)}{x_Q(n)}\right] \tag{4}$$

其中, n 为能量最大点的索引值, x_I(n)为 I 通道信号, $x_O(n)$ 为Q通道信号.

对反正切后的相位进行相位解缠绕.得到最终相 位时间序列. 解缠绕前和解缠绕后的相位时间序列如 图3和图4所示.

1.3 基于 Capon 波束成形实现多目标分离

上述方案是直接从中频信号提取相位,经过相位 解缠之后得到相位时间序列.若两目标处于同一距离, 此时两目标的胸腔振动相位无法分离,因此通过上述 直接提取相位的方法无法实现检测多人心率呼吸.

故本文使用由3个发射通道和4个接收通道组成 的调频连续波雷达,用于确定多个目标的角度,从而在 目标胸口聚焦形成单个波束,将多个目标信号分离.本 文所提出的方案可以最大程度抑制其他角度的噪声及 杂波.



图 4 解缠绕后的相位时间序列

200 软件技术•算法 Software Technique•Algorithm

雷达检测到多目标之后,需要分别提取每个目标 的相位变化,若多目标与雷达径向距离相差较大,距离 FFT频谱峰值区分明显,可分别提取目标相位信息;若 距离相同,到达角不同,由于人体胸腔波动差异性较小, 回波信号难以分离,难以提取多目标相位信息,此时必 须抑制其他角度信号,保持目标角度信号功率稳定.常 用的波达角检测算法,如 MUSIC 算法,但其限制是需 要知道目标个数,并需要保证天线数大于目标个数,因 此本文采用 Capon 波束成形算法对多目标分别提取信号.

若雷达有 M 阵元,选用第1 阵元为参考点,则导向矢量为:

$$a(\theta) = \begin{bmatrix} 1, e^{-j2\pi f_0} \frac{d\sin(\theta)}{c}, e^{-j2\pi f_0} \frac{2d\sin(\theta)}{c}, \cdots, e^{-j2\pi f_0} \frac{(M-1)d\sin(\theta)}{c} \end{bmatrix}$$
(5)

假设有 N 个目标,回波信号分别为 $s_1(n), s_2(n), \cdots$, $s_N(n), 分别以不同入射角<math>\theta_N$ 到达天线阵列,接收信号表 示为:

$$X(n) = a(\theta_N) S_N(n) \tag{6}$$

若存在权向量ω使得输出为θ角度的信号,并且其 他角度被最大程度抑制,输出为:

$$y(n) = \omega^{\mathrm{H}} X(n) \tag{7}$$

输出功率为:

$$P = E\left[|y(n)|^2\right] = E\left[\omega^{\rm H}X[n]X^{\rm H}[n]\omega\right] = \omega^{\rm H}R\omega \qquad (8)$$

其中, R 为X(n)的协方差.

假设角度 θ_M 为目标角度,其他角度能量为N(n),接 收信号分解如式(9)所示,输出为式(10)所示:

$$X(n) = a(\theta_M) S_M(n) + N(n)$$
(9)

$$y(n) = \omega^{\mathrm{H}} a(\theta_M) S_M(n) + \omega^{\mathrm{H}} N(n)$$
(10)

由于需要提取 θ_M 角度信号,其他角度最大程度抑制,所以需满足条件:

$$\omega^{\mathrm{H}}a(\theta_M) = 1 \tag{11}$$

$$\omega^{\rm H} N(n) = 0 \tag{12}$$

虽然其他角度信号被抑制,但输出噪声可能增大, 从提高信噪比的角度考虑,所以加上约束条件式(13) 使得输出功率最小.

$$\min_{\omega} p = \min_{\omega} \omega^{\mathrm{H}} R \omega \tag{13}$$

采用拉格朗日乘数法求解,构造:

$$L = \omega^{\mathrm{H}} R \omega - \lambda \left(1 - \omega^{\mathrm{H}} a(\theta_M) \right) \tag{14}$$

解得权向量ω为式(15)所示:

$$\omega = \frac{R^{-1}a(\theta)}{a(\theta)^{\mathrm{H}}(R^{-1})^{\mathrm{H}}a(\theta)}$$
(15)

功率为式 (16) 所示:

$$p = \frac{1}{a(\theta)^{\mathrm{H}} R^{-1} a(\theta)} \tag{16}$$

首先针对无目标空间使用 Capon 算法, 对 0-π角 度按 1°为步长计算功率 *P*. 得到角度-功率谱, 作为搜 索目标的背景模板.

若有目标出现,当目标运动时,不做检测;若目标 静止,计算角度-功率谱,与背景模板的角度-功率谱做 差值处理得到目标所处角度.

将ω代入式(7)可得到目标信号:

$$y(n) = \sum_{\theta=\theta_S}^{\theta_D} \omega_{\theta}^{\mathrm{H}} X(n)$$
(17)

$$y(n) = \sum_{\theta=\theta_S}^{\theta_D} \frac{R^{-1}a(\theta)X(n)}{a(\theta)^{\rm H}(R^{-1})^{\rm H}a(\theta)}$$
(18)

其中, ω为权向量, a(θ)为导向矢量, θ为波束聚集角度, X(n)为接收信号, R 为接收信号自相关矩阵. y(n)即为波 束成形之后的目标时域信号.

通过推导得出的式(18)可将[θ_S,θ_D]角度信号分 离,使干扰角度的能量被最大程度抑制.

2 多目标心率呼吸检测策略

针对 Capon 波束成形的聚焦角度,特别是零陷区 域信噪比低的问题,提出了一种基于自相关滤波的自 适应谐波跟踪算法滤除噪声,提高信噪比;提出粒子群 算法结合样本熵优化的 VMD 算法解决心率呼吸信号 难以分离的问题.

2.1 改进的自相关滤波算法

由于心率呼吸有明显的周期性,因此对心率、呼 吸信号构建数学模型:

 $S(t) = A_B \sin(f_B t + \varphi_B) + A_H \sin(f_H t + \varphi_H)$ (19) 其中, A_B 、 A_H 为呼吸、心跳信号幅度, f_B 、 f_H 呼吸、 心跳信号频率, φ_B 、 φ_H 为呼吸、心跳信号相位.

利用周期信号自相关时间范围宽的特点,设计了一种基于自相关的自适应去噪算法,其原理如图5所示.

由于心率呼吸信号为窄带信号,其自相关时间 T_s范围较宽、干扰噪声为宽带信号,其自相关时间 T_N 范围较窄,超出自相关时间后他们的自相关函数会迅速衰减,因此延时时间 Δ 选取范围为 $T_s < \Delta < T_N$.



图 5 基于自相关的自适应信号消噪法

由于延迟 Δ 比噪声自相关范围大,因此经过延时之 后的 $y_n(k - \Delta) = y_n(k)$ 不相关,自适应滤波过程中,这个 分量不能被响应,窄带自相关范围窄,所以利用自适应 滤波器的相关抵消作用,使得 $y_s(k)$ 被抵消掉,抵消器输 出的误差信号为 $e(k) \approx y_n(k)$,FIR 滤波器输出为相关的 分量 $y_s(k)$ 的估计值,从而将心率呼吸信号分离出来.由 于延迟 Δ 是由输出计算得到,因此该反馈能够根据噪声 和信号频率自适应调节延迟,在一定范围内跟踪信号 频率变化,从而实现自调谐滤波.

2.2 改进的 VMD 算法分离呼吸心率信号

常用的心率呼吸提取方法有:傅里叶变换、短时 傅里叶变换、小波变换、经验模态分解^[13],但是这些 方法都有明显的缺陷:傅里叶变换对于心率这种非平 稳信号处理能力不足,小波变换的小波基选取困难,小 波基无自适应性,而经验模态分解虽然是自适应信号 处理方法,但是存在模态混叠、端点效应、模态数不 可预测等缺陷,所以不适用于心率呼吸信号的提取.因 此本文选用变分模态分解算法提取心率呼吸信号.

VMD 虽然可以任意设定模态数 k, 但是 k 值的选 取是一个亟待解决的问题, 如果选取过小则会造成模 态混叠, 选取过大则会产生一些虚假分量. 因此本文提 出了粒子群算法 (PSO) 优化 k 值的自适应变分模态分 解方法解决心率呼吸难以分解的问题.

2.2.1 VMD 算法原理

VMD 不同于 EMD, 重新定义了约束条件更加严格的模态分量, 表达式为一个调幅-调频信号^[14]:

$$\mu_k(k) = A_k(t)\cos(\phi_k(t)) \tag{20}$$

其中, A_k是包络函数, $\phi_k(t)$ 为相位, $\phi'_k(t)$ 为瞬时相位, k 为需要分解的模数. VMD 算法通过在变分框架基础 上搜寻约束模型的最优解, 根据信号的频域特性, 每个 分量的中心频率和带宽不断地迭代更新, 直到满足迭 代条件. 约束模型如式 (21):

$$\left(\min_{\substack{\{u_k\},\{\omega_k\}}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\
\text{s.t.} \sum_k u_k$$
(21)

其中, $\{u_k\}$ 为分解得到的 k 个模态分量, $\{\omega_k\}$ 为各模态分量的中心频率.

求解该模型时还要引入增广 Lagrange 函数,将约 束变分问题转换为非约束变分问题:

$$L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda) = \alpha \sum_k \|\partial_t [(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t}) \cdot u_k(t)] e^{-j\omega_k t}\|_2^2$$
$$+ \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle$$
(22)

其中, α为二次惩罚因子, λ(t)为拉格朗日算子. 2.2.2 PSO-SE-VMD 算法

为解决 VMD 算法的 k 值选取问题,本文提出了 PSO-SE-VMD 算法,该算法引入粒子群算法 (PSO),并 以最小样本熵 (SE)^[15]为准则选取最优 k 值,将信号分 解为 k 个模态分量.

粒子群算法是一种模拟鸟群捕食而设计的智能寻 优算法,该算法定义了一种粒子,粒子有速度和适应度 函数值两个属性,来不断调整飞行方向,并将自身极值 传递给种群其他粒子,粒子可根据记录的自身最优位 置和种群中最好的粒子位置不断学习,不断逼近最优解.

引入样本熵作为粒子群的适应度函数. 样本熵^[16] 是用来度量时间序列复杂性的方法, 常用于评价生命 体征信号的复杂性. 熵越大说明包含的频率成分越杂, 熵越小说明包含频率成分越少.

PSO-SE-VMD 求解的具体步骤如下.

(1) 初始化 PSO 的所有参数, 设 PSO 的粒子位置 为分解层数 k, 迭代次数为 m (m=0), 最大迭代次数为 M.

(2) 将所有的粒子位置作为参数,进行 VMD 分解, 并计算所有模态分量的 SE 值;最小 SE 为局部极小值.

(3) 判断所有模态分量是否在呼吸 (0.2-0.4 Hz) 和心率 (0.8-2 Hz) 范围内. 若不在则移除该极值点.

(4) 将局部极小值和其他粒子的局部极小值进行 对比,得到全局极小值.并根据全局最小值和粒子本身 局部极小值更新粒子的位置和速度.

(5) *m* = *m*+1; 重复步骤 (2)-(4), 当*m* = *M*时, 停止 迭代, 此时可得到 PSO 搜寻的最优 *k* 值.

VMD 分解步骤如下. VMD 分解效果如图 6 所示.

202 软件技术•算法 Software Technique•Algorithm

- (a) 初始化{*u_k*}、{*ω_k*}、*λ*、*n* 为 0; *n* 为迭代次数.
 (b) 迭代次数自加 1, 进入迭代循环.
- (c) 更新uk, ωk. 更新公式为:

λ

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{x(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^{K} u_i + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}$$
(23)

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega}$$
(24)

(d) *n* = *n*+1, 判断*n* = *K*, 若不满足则重复步骤 (3).
(e) 更新λ, 更新公式为:

$$\lambda^{n+1} = \lambda^n + \tau \left(x - \sum_k u_k^{n+1} \right)$$
(25)

(f)代入迭代停止条件,若满足则退出循环,输出 k个模态分量.迭代停止条件为式(25):





图 6 VMD 分解效果图

2.3 短时自相关法检测心率呼吸

自相关函数如式 (26) 所示:

$$R_{xx}(m) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} S(n)_H S(n-m)_H$$
(27)

由于心率呼吸是明显的周期信号,利用周期信号 自相关函数的性质和随机噪声自相关函数性质.当*m* 为0或者周期*T*时,*R_{xx}(m*)出现峰值,且随着*m*增大, 峰值逐渐减小.当*m*为0时,自相关函数最大,此时代 表信号的平均功率;当*m*>0,且*R_{xx}(m*)处于第1个极大 值点时,此时对应的 m 为周期函数的周期,因此心率为:

$$V_{\text{heart}} = 60 \times \frac{1}{m} \tag{28}$$

同理检测呼吸频率:

$$m > 0$$

$$R_{xx}(m) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} S(n)_B S(n-m)_B$$

$$V_{\text{breath}} = 60 \times \frac{1}{m}$$
(29)

较大的呼吸运动幅度可能会产生非常接近心率的 高阶谐波,并且具有与心跳信号相当的幅度.这种干扰 会导致心率测量误差,无法过滤.从心率自相关函数可 以判断呼吸频率的二次谐波和三次谐波是否与心率信 号混叠^[17],若存在则去除此谐波,重新计算心率.

3 实验结果与分析

为了验证本文提出算法的有效性和鲁棒性,进行 了相关验证性实验.两位被检测者作为实验对象,分别 完成 20 组实验: (1)两位被检测者坐在雷达前方,与雷 达距离相同且与雷达呈 30°夹角. (2)两位被检测者坐 在雷达前方,与雷达距离相同且与雷达呈 60°夹角.

3.1 实验参数

本文使用的雷达是 TI 公司推出的 IWR1843 毫米波 雷达, 是工业级调频连续波雷达, 工作频率在 77-81 GHz, 天线部分是 3 发 4 收天线阵列, 实验场景如图 7 所示. 将实验所得数据与欧姆龙腕带式设备测得数据做对比 实验. 本次实验雷达参数如表 1 所示.



图 7 实验场景

实验时,两位被检测者坐在雷达前方,与雷达距离 相同为 1.5 m 左右.静坐并保持平稳呼吸状态,通过 DAC1000 数据记录板卡采集雷达中频原始数据.采集 了两位检测者相同距离、不同角度的原始数据进行分 析,验证算法的可行性以及准确性.心率呼吸的提取分 别选择了 30°和 60°来验证本文普适性.

表1 实验参数特	寺征统计
实验参数	数值
起始频率	77 GHz
截止频率	81 GHz
带宽	4 GHz
斜率	70 MHz/µs
快时间采样频率	4 MHz
慢时间采样频率	32 Hz
检测人数	2
检测目标状态	静止

3.2 实验结果分析

根据 Capon 波束成形算法获取的角度-功率谱与 背景功率谱做差后,可清晰分辨目标角度,波束聚焦范 围为针对目标角度左右 5°,这样可以最大程度抑制其 他角度回波能量,以达到划分目标检测仓的目的.使用 Capon 算法的角度-功率谱和目标空间二维视图分别如 图 8 和图 9 所示.

从图 8 可以看出实验人体目标在空间-20°和 13°范 围内存在, 夹角为 33°, 与实验场景设置的 30°相差 3°. 分别对其使用 Capon 波束成形算法进行目标角度提取, 结果如图 10 所示, 由此可验证目标分离算法的可行性.



图 8 使用 Capon 算法的角度-功率谱



图 9 使用 Capon 算法的目标空间二维视图



图 10 Capon 波束成形目标分离

如图 11 所示的 3 种典型优化算法, 蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、基因遗传算法 (genetic algorithm, GA). 蚁群算法和基因遗传算法在 VMD 分解上都有所研究以及应用, 为验证粒子群算法的优越性, 对 3 种算法进行对比, 并通过适应度进化曲线对 3 种算法进行性能比较. 从测试结果来看, 蚁群算法陷入局部最优解, 基因遗传算法虽然随着迭代次数增加不断接近最优解 但是速度很慢, 而本文使用的粒子群算法不仅收敛速度快并且精度高, 具有最佳性能. 以上的实验结果验证了本文所使用的基于粒子群算法优化的 VMD 分解对于多人心率呼吸检测的优越性.

经过不同角度的心率检测数值对比,验证本文方 法检测心率的可行性.本文设置5组心率检测对比实 验.随机选取两组绘制对比曲线.图12表示相同距 离、30°夹角的两目标的心率对比曲线,图13表示相 同距离、60°夹角的两目标心率对比曲线. 在图 12 和图 13 中, TURE 折线表示欧姆龙腕带 设备检测的心率折线图, VMD 折线表示传统 VMD 算 法得到的心率折线图, PSO-SE-VMD 折线表示本文提 出的 PSO-SE-VMD 算法得到的心率折线图.图 12 和 图 13 实验中的 PSO 参数如下:种群规模为 2,最大速 度为 3,惯性权重为 0.6,个体加速因子和社会加速因子 分别为 2.8 和 1.3.



图 12 相同距离、夹角 30°时两目标的心率对比

204 软件技术•算法 Software Technique•Algorithm





本文选均方误差 (mean square error, *MSE*) 和平均 绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, *MAPE*) 作为误差评估指标. 表达式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\hat{y}_i - y_i)^2$$
(30)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\%$$
(31)

其中, ŷ_i为预测值, y_i为真实值, n为样本数量.

从表 2 可以得知, PSO-SE-VMD 算法在 30°和 60°时的预测均优于 VMD 算法, PSO-SE-VMD 算法相 较于 VMD 在 30°和 60°的 MSE 以及 MAPE 大幅度减 小. 综上所述, 本文提出的 PSO-SE-VMD 算法优于传 统 VMD 算法, 并且目标角度相差较大时, 目标分离效 果更好, 同时侧面证明了 PSO 针对本问题的有效性.

心率呼吸信号是非平稳信号, VMD 算法对非平 稳、非线性信号具有良好处理效果, 因此选择 VMD 算法解决心率呼吸信号分解问题. 但是在实际场景 k 值 (模态数)的选择只能依赖经验选取,主观性较强,所 以无法较好适应不同场景的变化,对于多人心率呼吸 检测的复杂场景来说不具有较好鲁棒性,而粒子群算 法具有收敛速度快、参数少、算法简单易实现的优点, 可以选取最优 k 值以适应不同场景.

表 2 不同算法评价指标

1X 2	小向并在作历泪你		
模型	角度	MSE	MAPE (%)
VMD	30°	34.08	6.03
	60°	10.68	3.68
PSO-SE-VMD	30°	5.55	2.07
	60°	3.15	1.57

4 结论

本文通过理论分析及实验,验证了基于毫米波雷 达的多目标心率呼吸检测的有效性和鲁棒性.采用 Capon 波束成形算法解决了多目标无法有效分离的问 题,并且提出了一种 PSO-SE-VMD 算法解决了心跳和 呼吸信号分离不完全的问题.多目标心率呼吸检测与 腕带式检测的对比实验结果表明本文所提方法优于传 统 VMD 算法,有效提升了检测范围以及多角度自适 应的能力.为 FMCW 雷达检测心率呼吸提供了一种多 人目标分离及信号提取的有效策略.

本文提出的多目标心率呼吸检测算法进一步在非 接触式心率呼吸检测领域的多目标检测方向进行延伸. 但是由于数据样本的独特性和难以获取性,因此在下 一步工作中还要继续扩充数据库,增加样本多样性.

参考文献

- 1 王健琪, 董秀珍, 王海滨, 等. 基于毫米波的呼吸、心率非接触检测实验. 第四军医大学学报, 2001, 22(2): 180-182. [doi: 10.3321/j.issn:1000-2790.2001.02.026]
- 2 Chen F, Jiang XN, Jeong MG, *et al.* Multitarget vital signs measurement with chest motion imaging based on MIMO radar. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2021, 69(11): 4735–4747. [doi: 10.1109/TMTT. 2021.3076239]
- 3 侯培国,李宁,宋涛.生命探测技术研究现状与发展.传感器与微系统,2014,33(7):1-3,8. [doi: 10.3969/j.issn.1000-9787.2014.07.001]
- 4 吴志军,韦金宜,黄李波,等.基于调频连续波雷达的多目标生命体征实时检测.传感器与微系统,2021,40(3): 112-115,119.[doi:10.13873/J.1000-9787(2021)03-0112-04]
- 5 Li MY, Lin JS. Wavelet-transform-based data-length-

variation technique for fast heart rate detection using 5.8-GHz CW Doppler radar. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(1): 568-576. [doi: 10.11 09/TMTT.2017.2730182]

- 6 Muñoz-Ferreras JM, Peng ZY, Gómez-García R, et al. Random body movement mitigation for FMCW-radar-based vital-sign monitoring. Proceedings of the 2016 IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies. Networks, and Sensing Systems. Austin: IEEE, 2016. 22-24.
- 7 Nguyen V, Javaid AQ, Weitnauer MA. Spectrum-averaged harmonic path (SHAPA) algorithm for non-contact vital sign monitoring with ultra-wideband (UWB) radar. Proceedings of the 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Chicago: IEEE, 2014. 2241-2244.
- 8 Wang SY, Kueppers S, Cetinkaya H, et al. 3D localization and vital sign detection of human subjects with a 120 GHz MIMO radar. Proceedings of the 20th International Radar Symposium. Ulm: IEEE, 2019. 1-6.
- 9 Ahmad A, Roh JC, Wang D, et al. Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW millimeter-wave sensor. Proceedings of the 2018 IEEE Radar Conference. Oklahoma City: IEEE, 2018. 1450-1455.
- 10 Wang FY, Zhang F, Wu CS, et al. ViMo: Multiperson vital sign monitoring using commodity millimeter-wave radio. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(3): 1294-1307. [doi: 10.1109/JIOT.2020.3004046]
- 11 Mercuri M, Lorato IR, Liu YH, et al. Vital-sign monitoring

and spatial tracking of multiple people using a contactless radar-based sensor. Nature Electronics, 2019, 2(6): 252-262. [doi: 10.1038/s41928-019-0258-6]

- 12 Diebold S, Goetzl D, Ayhan S, et al. W-band MMIC radar modules for remote detection of vital signs. Proceedings of the 7th European Microwave Integrated Circuit Conference. Amsterdam: IEEE, 2012. 195-198.
- 13 崔丽辉,赵安兴,宁方正.基于 EMD 和 BP 神经网络的雷 达体征信号检测算法. 计算机系统应用, 2017, 26(8): 217-222. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.005920]
- 14 赵昕海,张术臣,李志深,等.基于 VMD 的故障特征信号 提取方法. 振动、测试与诊断, 2018, 38(1): 11-19. [doi: 10. 16450/j.cnki.issn.1004-6801.2018.01.002]
- 15 刘建昌, 权贺, 于霞, 等. 基于参数优化 VMD 和样本熵的 滚动轴承故障诊断.自动化学报,2022,48(3):808-819. [doi: 10.16383/j.aas.c190345]
- 16 Udhayakumar RK, Karmakar C, Palaniswami Μ. Understanding irregularity characteristics of short-term HRV signals using sample entropy profile. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018, 65(11): 2569-2579. [doi: 10. 1109/TBME.2018.2808271]
- 17 Nguyen NTP, Lyu PY, Lin MH, et al. A short-time autocorrelation method for noncontact detection of heart rate variability using CW Doppler radar. Proceedings of the 2019 . 2016 .wave Biomedical ..., 2019. 1-4. (校对责编: 孙君艳)

```
206 软件技术•算法 Software Technique•Algorithm
```