Vol.22 No.5 October 2024

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2024.05.004

基于 FMCW 雷达的多目标生命体征 检测与干扰抑制算法

蒋留兵,贺跃龙,车 俐,黄乾超

(桂林电子科技大学,广西桂林 541004)

摘 要:应用雷达进行生命体征检测时,为解决传统算法无法区分相同距离的多个目标和多目标生命体征信号检测易受干扰的问题,本文提出一种新型的基于调频连续波(FMCW)雷达的多目标生命体征检测与干扰抑制算法。基于MIMO雷达回波数据进行距离-方位维快速傅里叶变换(FFT),完成距离和方位角的目标定位,解决同距离目标分辨问题,之后利用方差法滤除静态杂波和直流分量。针对生命体征信号易受干扰的问题,本文算法利用变分模态分解(VMD)进行呼吸和心跳信号的分离与重构,剔除无效的信号分量,然后对有效重构信号进行自相关和奇异值分解(SVD)去噪,得到干净的呼吸和心跳信号。通过多组实验测试,本算法相较于传统的FFT频谱分析法、VMD信号重构法和基于完全噪声辅助聚合经验模态分解联合独立成分分析算法(CEEMDANICA),心率检测的平均误差分别降低了8.43%、5.66%和1.43%,验证了所提算法的有效性。此外,本文还进行了算法鲁棒性实验和工程应用边界条件分析。

关键词: 调频连续波雷达; 生命体征检测; 自相关; 奇异值分解; 变分模态分解

中图分类号:TN957.51

文献标志码:A

文章编号:1672-2337(2024)05-0495-12

引用格式: 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. Research on Multi-Target Non-Contact Vital Signs Detection Algorithm Based on FMCW Radar[J]. Radar Science and Technology, 2024, 22(5):495-506.

Research on Multi-Target Non-Contact Vital Signs Detection Algorithm Based on FMCW Radar

JIANG Liubing, HE Yuelong, CHE Li, HUANG Qianchao (Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: In order to solve the problems that traditional algorithms cannot distinguish multiple targets with the same distance and multi-target vital signs signal detection is susceptible to interference when using radar for vital signs detection, a novel multi-target vital signs detection algorithm based on frequency modulate continuous wave (FMCW) radar is proposed in this paper. Based on MIMO radar echo data, the range-azimuth fast fourier transform (FFT) is used to locate the range and azimuth angle of the target, and to solve the problem of target resolution at the same range. Then, the variance method is used to filter out the static clutter and the DC components. Aiming at the problem that vital signs signals are susceptible to interference, this paper uses variational mode decomposition (VMD) algorithm to separate and reconstruct breathing and heartbeat signals, eliminate invalid signal components. Then, the reconstructed signals are denoised by autocorrelation and singular value decomposition (SVD) to obtain clean breathing and heartbeat signals. Through multiple experimental tests, compared with traditional FFT spectrum analysis method, VMD signal reconstruction method and complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise combined independent component analysis (CEEMDAN-ICA) algorithm, the average error of heart rate detection of this algorithm is reduced by 8.43%, 5.66% and 1.43% respectively, which verifies the effectiveness of the proposed algorithm. In addition, the

收稿日期: 2024-05-16; 修回日期: 2024-06-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(No.61561010); 广西创新驱动发展专项资助(No.桂科 AA21077008); "广西无线宽带通信与信号处理重点实验室"2022年主任基金项目资助(No.GXKL06220102, GXKL06220108); 八桂学者专项经费资助(No.2019A51); 桂林电子科技大学研究生教育创新计划资助项目(No.2022YXW07, 2023YXW02); 桂林电子科技大学研究生教育创新计划资助项目(No.YCSW2023317, YCSW202271)

robustness experiment of the algorithm and the analysis of the boundary conditions of engineering applications are also carried out in the paper.

Key words: FMCW radar; vital signs detection; autocorrelation; singular value decomposition; variational mode decomposition

0 引 言

雷达已成为现代社会中不可或缺的工具,其 应用范围横跨自动驾驶、健康监测等多个领域,能 够为人们提供全天候的信息支持,增进人们生活 的便利及保障公共健康安全。随着医疗技术的持 续发展和人们对健康意识的日益提高,非接触式 生命体征检测技术成为雷达领域备受关注的技术 之一,并被应用于许多领域。在救援救灾活动 中[14],通过在无人机上搭载雷达,利用该技术搜索 定位灾害现场的幸存者,从而提升救援效率;在动 物医疗领域[5-6],该技术允许医护人员在无需直接 接触的情况下检测动物生命体征,从而减少对野 生动物的刺激,同时降低了人员受伤的风险。此 外,非接触式生命体征检测技术在驾驶安全监测 方面同样展示出极大潜力[7-8],它能实时监测驾驶 员的身体状态,从而预防因疲劳或突发健康问题 导致的交通事故。

在雷达非接触式生命体征检测技术的研究领 域,多数现有研究聚焦于静态单一目标的检测。 Hu等人[9]提出集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)算法进行生命 体征检测信号分离,改进了传统经验模态分解算 法(Empirical Mode Decomposition, EMD),有效解 决了如基函数的选择和模态重叠等问题。Xia等 人[10]采用变分模态分解(VMD)算法进一步解决了 端点效应和模态混叠等问题。杨路等人[11]进一步 将 VMD 和深度学习中的长短期记忆网络相结合, 并利用粒子群算法优化参数,有效提高了生命体 征信号的预测准确率。在面向多目标检测的研究 中,Zhao等人[12]提出了一种用于多目标生命体征 检测的信号处理算法,但在相同距离的多目标情 境下存在频谱混叠、目标识别困难的问题。Zhu等 人[13]提出了基于 Capon 的多目标生命体征检测算 法,该算法能够区分相同距离的多个目标并测出 目标的生命体征,但后续缺乏有效的抗干扰处理,

使得信号易受噪声干扰。Dong等人^[14]提出了一种基于完全噪声辅助聚合经验模态分解(CEEM-DAN)联合独立成分分析(ICA)的生命体征检测算法,该算法能利用单根接收天线检测出相同距离单元内的多个目标的生命体征。然而,受限于天线数量,该算法无法准确区分出生命体征信号所属的具体目标。

针对上述挑战,本文提出了一种新型的基于FMCW雷达的多目标生命体征检测算法。算法首先利用距离-方位维FFT生成距离-方位图(RA图),然后通过方差法去除静态杂波和直流分量。随后通过设定阈值来筛选出目标位置,并提取这些位置上的目标回波在特定时间内的相位变化信息。接下来,运用VMD算法对呼吸和心跳信号进行分离和重构,并通过奇异值分解与自相关方法去除噪声,获得干净的呼吸和心跳信号。最终,应用FFT分析得出呼吸频率和心率,准确实现多目标生命体征检测。

1 理论分析

1.1 信号模型

雷达发射的线性调频连续波信号可以写为

$$S_{tx}(t) = A_1 e^{j2\pi \left(f_{e^t} + \frac{1}{2}\mu^2\right)}$$
 (1)

式中, A_1 表示发射信号的振幅, f_2 表示起始频率, $\mu = B/T_2$ 表示调频斜率。雷达发射信号经由目标 反射回来到达接收机,总共经过时间 τ ,则回波信 号可以表示为

$$S_{x}(t) = Me^{j2\pi(f_{e}(t-\tau) + \frac{1}{2}\mu(t-\tau)^{2})}$$
 (2)

式中,M表示雷达发射信号返回时的大气损耗、目标截面积、接收天线增益等因素造成的振幅变化。将雷达回波信号与发射信号进行混频,并利用低通滤波器去除高频信号,余下的中频信号可以表示为

$$S_{if}(t) = S_{tx}(t) \cdot S_{rx}^{*}(t) = \sigma e^{j2\pi(f_{e}\tau + \mu\tau t - \frac{1}{2}\mu\tau^{2})}$$
 (3)
式中 $\sigma = A_{e}M_{o}$ 由于残余视频相位是 τ 的平方,其

值非常小可以忽略不计,再代入时延τ的表达式:

$$\tau = \frac{2(R+d)}{c} \tag{4}$$

式中,*d*为目标胸腔振动带来的距离微动,可以简单表示为

 $d = A_b \cos(2\pi f_b(t)t) + A_h \cos(2\pi f_h(t)t)$ (5) $A_b \pi A_h$ 分别为呼吸、心跳引起的胸腔振动幅度, $f_b(t) \pi f_h(t)$ 分别为呼吸和心跳随时间变化的频率。将中频信号化简得

$$S_{it}(t) = \sigma e^{j2\pi (\frac{2(R+d)\mu}{c}t + \frac{2(R+d)}{\lambda})} \approx \sigma e^{j2\pi (\frac{2R\mu}{c}t + \frac{2(R+d)}{\lambda})}$$
(6)

目标胸部微动较小,除以光速后可以忽略不计。除此之外,我们关心的就是与d相关的相位 ϕ 的变化:

$$\phi = \frac{4\pi(R+d)}{\lambda} \tag{7}$$

1.2 生命体征检测算法



图1 生命体征信号处理流程图

1.2.1 目标检测

在获取目标胸部位移信号之前,需要确定目标的位置。雷达将回波信号进行混频处理,可以获得中频信号,该信号作为原始数据传输至信号处理单元。首先,采用距离-方位维FFT生成包含目标位置信息的距离-方位图。然而,在雷达的探测范围内,可能存在其他物体反射的电磁波,形成静态杂波;同时,雷达硬件的固有问题和温度漂移可能产生直流分量,这两种因素均可能在RA图中引起非目标点的干扰信号。

为了有效去除这些干扰并精确定位目标,本 文算法采用方差法进行目标定位。此方法通过计 算RA图中各点的方差值来实现目标识别,其原理是人体的呼吸和心跳运动引起的胸腔起伏运动会导致目标位置处的方差值显著高于其他位置。与之相对的是,静态物体位置的方差值接近于零。因此,方差法能够有效降低由静态物体杂波和直流分量所引起的干扰,从而准确确定目标位置。目标位置处的方差计算公式如下:

$$X_{(m,n)} = \frac{\sum_{i}^{N} (x_i - \bar{x})^2}{N}$$
 (8)

式中, $X_{(m,n)}$ 为位置(m,n)处的方差, x_i 为该位置第i个啁啾(chirp)的值, \bar{x} 为该位置所有 chirp 的均值,N为该位置的 chirp数。

此时方差图中目标同一距离上依然会存在一部分干扰,但目标点的方差值远大于干扰值,因此只需要设置一个合适的阈值就能筛选出目标位置点。

1.2.2 相位提取

因为呼吸心跳引起的胸部起伏幅度非常微小,对于FMCW雷达来说,在距离上难以分辨,但目标胸部起伏引起的雷达回波相位变化较为显著,因此需要对目标所在距离向进行相位提取。相位提取公式如下:

$$\varphi(n) = \arctan 2(Q(n)/I(n))$$
 (9)
式中, $\varphi(n)$ 表示信号 n 点的相位, $Q(n)$ 表示 n 点的
实部值, $I(n)$ 表示 n 点的虚部值。

传统的 \arctan 函数只能返回[$\frac{-\pi}{2}$, $\frac{\pi}{2}$]的值,因此只能区分一、四象限的点, \arctan 2 函数在此基础上进行改进, 能够区分4个象限的点, \arctan 2 公式如下:

由于 arctan 2 函数值的区间是[-π,π],当相位 变化超过π时,会导致相位折叠,因此需要进行相 位解缠绕使得相位展开,相位解缠绕的表达式 如下:

$$\varphi(n+1) = \{ \substack{\varphi(n+1) - 2\pi, (\varphi(n+1) - \varphi(n)) > \pi \\ \varphi(n+1) + 2\pi, (\varphi(n+1) - \varphi(n)) < -\pi} }$$
(11)

最后对相邻两点的相位作差,达到消除相位 漂移的目的,得到的相位差信号可以表征胸部的 振动。但此时信号包含着脉冲噪声,因此后续加 人滑动平均滤波算法进行噪声滤除。

1.2.3 VMD分解

VMD算法本质上是为了解决变分问题,它将信号分成多个本征模态函数(IMF),通过交替乘子法(ADMM)更新迭代每个IMF的中心频率及带宽,最终将每个IMF解调到各自的基带,并提取每个IMF及其中心频率。

首先假设将胸部振动信号分解为k个本征模态(IMF) $\{u_1,u_2,\cdots,u_k\}$,它们是中心频率为 $\{\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_k\}$ 的有限带宽信号,为了让每个模态的估计带宽最小,且模态的总和等于原始胸部振动信号,该约束变分问题可以表示为

$$\begin{cases}
\min \left\{ \sum_{i=1}^{k} \left\| \partial_{n} \left[\left(\delta(n) + \frac{\mathbf{j}}{\pi n} \right) \cdot u_{i}(n) \right] e^{-\mathbf{j}\omega_{i}n} \right\|_{2}^{2} \right\} \\
\text{s.t.} \sum_{i=1}^{k} u_{i}(n) = f(n)
\end{cases}$$
(12)

式中, $\delta(n)$ 表示单位脉冲函数,f(n)表示原始胸部振动信号。引入惩罚系数 α 和拉格朗日乘法算子 λ 可以将式(11)转化为无约束变分问题:

$$L(u_{k}, \omega_{k}, \lambda) = \alpha \sum_{i=1}^{k} \|\partial_{n} [(\delta(n) + \frac{j}{\pi n}) \cdot u_{i}(n)] e^{-j\omega_{k}n}\|_{2}^{2} + \|f(n) - \sum_{i=1}^{k} u_{i}(n)\|_{2}^{2} + (\lambda(n), f(n) - \sum_{i=1}^{k} u_{i}(n))$$
(13)

然后通过 ADMM 交替迭代模态 u_i^{r+1} ,中心频率 ω_i^{r+1} ,拉格朗日乘数 λ_i^{r+1} ,它们的迭代公式如下:

$$\hat{u}_{i}^{p+1}(w) = \frac{\hat{f}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_{i}(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_{i}^{p})^{2}}$$
(14)

$$\omega_{i}^{p+1} = \frac{\int_{0}^{\infty} \omega |\hat{u}_{i}^{p+1}(w)|^{2} dw}{\int_{-\infty}^{\infty} |\hat{u}_{k}^{n+1}(w)|^{2} dw}$$
(15)

$$\hat{\lambda}^{p+1}(w) = \hat{\lambda}^{p}(w) + \tau \left(\hat{f}(w) - \sum_{i=1}^{k} \hat{u}_{i}^{p+1}(w)\right)$$
 (16)

式中,p表示迭代次数, $\hat{u}_{\cdot}(w)$ 、 $\hat{\lambda}(w)$ 、 $\hat{f}(w)$ 表示各自

的FFT变换, 表示噪声容限参数。

其中信号分解出的 IMF 数量 k 决定了信号的分解程度,合适的 k 值能够将原信号的不同分量较好地分离出来,但 k 值选取过小时,会造成信号分解不够充分, IMF 中依然含有多个分量; k 值选取过大时,会造成信号分解过头,导致原信号中的一个分量分解成多个子模态。

惩罚系数α决定了本征模态的带宽。α越小,本征模态分量带宽越大,但带宽过大会使得一个本征模态分量包含原信号的多个分量;相反,α越大,本征模态分量带宽越小,但带宽过小会使得分解后的信号不完全。

为了获取合适的[k, α],本文采用融合鱼鹰和柯西变异的麻雀优化算法选取最优的参数组合。在将信号分解成多个IMF后,选取呼吸和心跳频谱范围的IMF进行信号重构,摒弃无用分量。

1.2.4 奇异值分解与自相关去噪

自相关方法是利用信号的时域相关性降低噪声水平。假设离散信号序列长度为N,信号x(n)的自相关估计的公式可以表示为

$$x(k+N-1) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n+k), k \in [1-N,N-1]$$
(17)

其中自相关也分为有偏估计和无偏估计,有偏估计(biased)和无偏估计(unbiased)的表达式可以分别表示如下:

有偏估计:

$$x(k+N-1) = (\sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n+k))/N, k \in [1-N,N-1]$$
(18)

无偏估计:

$$x(k+N-1) = (\sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n+k))/(N-k), k \in [1-N,N-1]$$
(19)

信号进行自相关之后,信号的频率不变,噪声会被抑制。此时信号长度变成了2N-1,点数增加了一倍,所以信号频谱的分辨率也增加了一倍。

奇异值分解是指对于一个 $m \times n$ 阶的实矩阵 A,一定存在m阶正交矩阵U和n阶正交矩阵V,使得矩阵A能够分解为下式表示:

$$A = U\Sigma V^{\mathrm{T}} \tag{20}$$

其中 Σ 为矩阵A的全部非零奇异值组合成的对角矩阵 diag (a_1,a_2,\dots,a_i) $(i = \min(m,n))$, Σ 的前几个奇异值较大,包含了矩阵A的大部分信息。

对信号进行奇异值去噪,首先要将信号序列 重构成一个大小合适的矩阵形式,然后对该矩阵 进行奇异值分解,保留奇异值较大的部分,而将奇 异值较小部分置为零,通过这种方式可以有效地 移除信号中的噪声成分。需要指出的是,SVD去 噪方法在噪声水平相对较低时可能不会表现出显 著的去噪效果,但在噪声较强的情况下,此方法能 显著提高信号的信噪比。此外当噪声能量超过信 号本身时,使用SVD去噪存在信号丢失的风险。 为了降低这种风险,本算法在执行SVD去噪前,先 对信号进行自相关去噪处理,为后续SVD去噪提 供一个更为干净的信号基础。

2 实验测试与结果分析

2.1 实验准备

本实验采用 TI 旗下的型号为 AWR1843 的 77 GHz 毫米波雷达板进行数据采集,并利用 Matlab R2022a平台进行数据处理。雷达参数值如表 1 所示。

表1 雷达参数配置

| 参数名称 | 参数值 |
|------------------------------|-------|
| 起始频率/GHz | 77 |
| 带宽/GHz | 3.5 |
| 调频斜率/(MHz·μs ⁻¹) | 70 |
| 采样点数 | 200 |
| 采样频率/MHz | 4 |
| 帧数 | 1 200 |
| 帧周期/ms | 50 |
| 发射天线个数 | 1/2 |
| 接收天线个数 | 1/4 |

实验场地选择了一间空旷的大教室,可以减少静态杂波的干扰,实验场地布置的斜视图和侧视图如图2和图3所示。

本次设计的实验分为两大类,以评估所提算 法在不同情境下的性能表现。一是当受试者与雷 达的相对位置跨越不同的距离单元时,雷达采用 单发单收模式进行数据采集,此时仅使用单通道



图 2 实验场地斜视图



图3 实验场地侧视图

数据进行信号处理,并将算法中的距离-方位维FFT简化为仅针对距离维的FFT。二是当受试者位于相同距离单元内时,雷达采用二发四收的MI-MO模式采集数据并对信号执行完整算法流程。为进一步评估算法性能,每种实验设置下又细分为双目标和三目标两种情况,共构成4个不同的实验场景,如图4和图5所示。



本实验的参考设备使用ADS1292R 盾板心电 采集传感器和指夹式脉搏血氧仪。设备示意图如 图 6 所示。其中 ADS1292R 盾板心电采集传感器 可以通过电极贴采集人体的心电信号,并能够导 人 Matlab 平台与实验信号进行对比;指夹式脉搏 血氧仪可以较为准确地测得短时间内的心跳频率 变化。图 7 是 ADS1292R 盾板心电采集传感器采 集的心电数据所绘制的波形图。



图 6 实验设备示意图

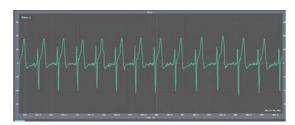


图7 心电数据波形图

2.2 实验结果

2.2.1 目标检测

图 8 和图 9 分别是对两种场景的原始信号进行距离维 FFT 和距离-方位维 FFT 得到的时距图和RA图,可以看出图中还存在直流分量和杂波。图 10 和图 11 分别是进行方差法处理后的结果,直流分量和静态杂波已被去除,只剩下目标点存在较高的幅值,此外由图 10 可以看出如果目标处于同一距离将无法分辨,图 11 进行二维 FFT 后则可以进行有效区分。实验结果表明,方差法可以有效地剔除直流分量和静态杂波干扰。经过方差法处理后,在目标同距离维度上仍然存在低幅度的频谱泄露,对目标检测造成干扰。常用的解决频谱泄露的方法如加汉宁窗会在一定程度上影响目标的定位,因此本文设置阈值进行筛选,确定目标位

置,如图12所示。

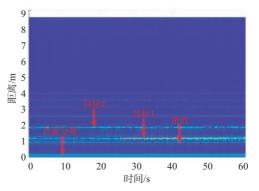


图 8 不同距离目标时距图

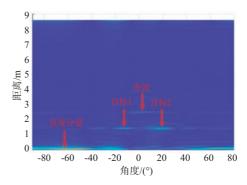


图9 相同距离目标RA图

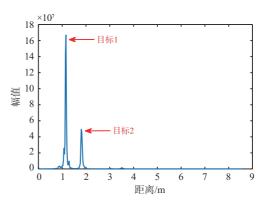


图 10 不同距离目标方差图

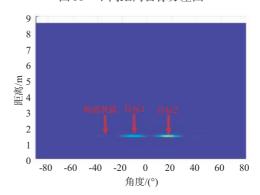


图 11 相同距离目标方差图

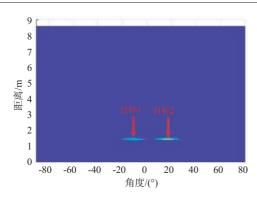
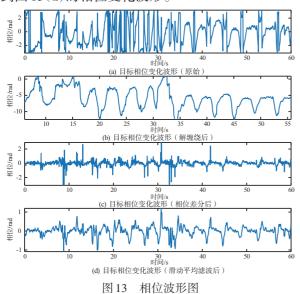


图 12 阈值检测图

2.2.2 相位提取

确定了目标位置后,就可以提取相位信号。图 13(a)展示了提取出的目标原始相位变化信息,图 13(b)展示了相位解缠绕后的波形,然后进行相位差分,消除相位偏移得到图 13(c)展示的相位波形。最后利用滑动平均滤波法滤除脉冲噪声,得到图 13(d)的相位变化波形。



2.2.3 信号分离

图 14 所示结果为采用融合鱼鹰和柯西变异的麻雀优化算法,以样本熵值作为判定依据,多次迭代确定的 VMD惩罚系数及其分解层数。该优化算法展示了向期望值快速收敛的能力,表明其在参数优化方面的高效性。利用算法确定的惩罚系数和分解层数对信号执行 VMD,进而获得图 15 所示的各 IMF。这些 IMF 之间的频率重叠部分较小,分解完全。在获得这些子模态后,通过频谱筛选对它们进行了进一步的信号重构处理,得到了图 16

所示的重构信号。尽管该重构信号进行了初步的信号还原,但仍然存在较大的噪声。因此该重构信号需要经过进一步的降噪处理,以提高信号质量,确保分析结果的准确性。

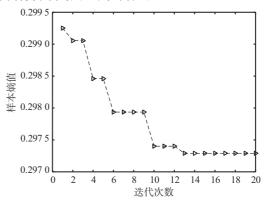


图 14 融合鱼鹰和柯西变异的麻雀优化算法迭代图

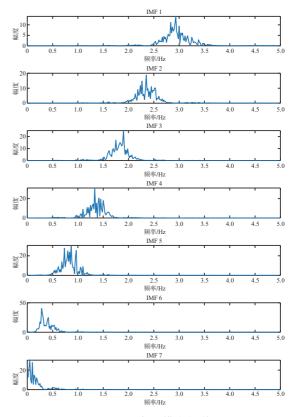


图 15 VMD 各子模态频谱图

2.2.4 信号降噪与频率估算

对于图 16 中经过初步重构的信号,首先采用自相关方法进行降噪处理以提升信噪比。处理后的信号频谱图如图 17 所示,可以看出信噪比得到了一定程度的改善但信号仍受到了较为明显的噪声干扰。为了进一步提高信号质量,本算法随后

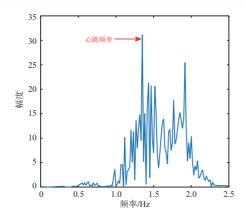


图 16 VMD 心跳重构信号频谱图

采用SVD去噪方法,结果如图18所示,该方法以较小的频谱泄露为代价,基本上消除了剩余的噪声,显著提高了信号的纯净度。将分离去噪后的心跳信号与参考设备采集的ECG信号进行对比,如图19所示,两者在频率上展现了高度一致性,验证了算法的有效性。图20和图21是分离出的呼吸信号波形图和频谱图,可以看出呼吸信号在频域上能量非常集中。

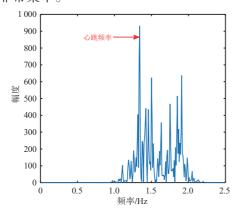


图 17 自相关分解去噪效果图

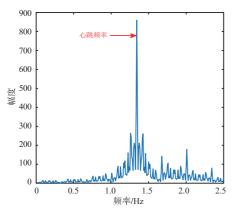


图 18 SVD 去噪效果图

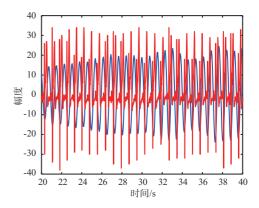


图19 心跳信号与参考信号对比图(20 s)

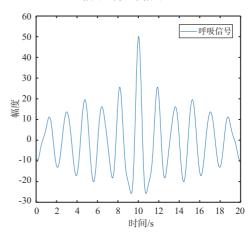


图20 呼吸信号波形图(20 s)

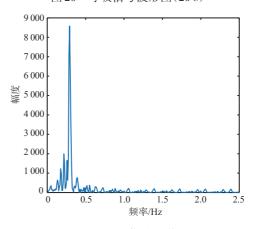


图 21 呼吸信号频谱图

2.3 数据分析

为了评估不同算法的性能,本研究设计并重复执行了多组实验,分别应用FFT频谱分析法、VMD信号重构算法^[10]、CEEMDAN-ICA算法^[14]以及本文提出的算法进行目标心率的估算,并将结果与参考设备测得的心率值进行对比,计算误差。

鉴于呼吸导致的胸腔起伏幅度远大于心跳,不易 区分各算法的优劣,因此本实验主要集中于分析 目标的心率数据。

表 2 是目标相距雷达不同距离情况下的多组 实验数据统计,据表分析,在信号信噪比较高的情况下,3 种算法都能较为准确地估算出目标的心率;但在信号受干扰严重时,FFT频谱分析法的心率估算准确率最低,易受杂波和噪声干扰而导致估算错误;其次是 VMD 信号重构算法,平均误差率 相较于FFT频谱分析法降低了7.77%,但仍受干扰影响较大;本文提出的算法准确率最高,相较于FFT频谱分析法和VMD信号重构算法分别降低了10.67%和2.9%。表3是目标相距雷达同距离情况下的多组实验数据统计,本文算法相较于FFT频谱分析法、VMD信号重构算法、CEEMDAN-ICA算法分别降低了8.43%、5.66%和1.43%。由实验数据分析可知,本文算法在4种实验场景下均具有较高的准确率,验证了本文所提算法的有效性和普适性。

表2 不同距离目标场景下的多组实验数据统计(心率)

| 试验 组数 | 目标人数 | 距离/m | 角度/(°) | 参考值/ bpm | FFT频谱分 析法/bpm | 误差/% | VMD算法/ bpm | 误差/% | 本文算法/bpm | 误差/% |
|-------|------|-------------|--------|-------------|------------------|-------|---------------|-------|----------|------|
| 1 0 | | 1 | -20 | 76 | 110 | 44.73 | 79 | 3.94 | 78 | 2.63 |
| 1 | 2 | 2 | 20 | 69 | 69 | 0 | 69 | 0 | 69 | 0 |
| 2 | 2 | 1 | -20 | 82 | 84 | 2.43 | 84 | 2.43 | 83 | 1.21 |
| 2 | 2 | 2 | 20 | 75 | 75 | 0 | 75 | 0 | 74 | 1.33 |
| 3 | 2 | 1 | -20 | 82 | 59 | 28.04 | 81 | 1.21 | 81 | 1.21 |
| 3 | 2 | 2 | 20 | 72 | 73 | 1.38 | 73 | 1.38 | 73 | 1.38 |
| | | 1 | -30 | 57 | 58 | 1.75 | 58 | 1.75 | 57 | 0 |
| 4 | 3 | 1.5 | 0 | 80 | 79 | 1.25 | 79 | 1.25 | 79 | 1.25 |
| | | 2 | 30 | 73 | 50 | 31.5 | 74 | 1.36 | 74 | 1.36 |
| | | 1 | -30 | 61 | 61 | 0 | 61 | 0 | 60 | 1.63 |
| 5 | 3 | 1.5 | 0 | 81 | 77 | 4.93 | 77 | 4.93 | 77 | 4.93 |
| | | 2 | 30 | 71 | 71 | 0 | 71 | 0 | 71 | 0 |
| | | 1 | -30 | 64 | 51 | 20.31 | 65 | 1.56 | 65 | 1.56 |
| 6 | 3 | 1.5 | 0 | 81 | 63 | 22.22 | 63 | 22.22 | 80 | 1.23 |
| | | 2 | 30 | 71 | 87 | 22.53 | 87 | 22.53 | 72 | 1.4 |
| 最 | 大误差值 | Ĩ/bpm | | | | 34 | | 8 | | 4 |
| = | 平均误差 | E /% | | | | 2.07 | | 4.3 | | 1.4 |

表3 相同距离目标场景下的多组实验数据统计(心率)

| 试验 组数 | 目标 人数 | 距离/ m | 角度/ (°) | 参考值/ bpm | FFT频谱分 析法/bpm | 误差/ % | VMD算 法/bpm | 误差/ % | CEEMDAN-ICA 算法/bpm | 误差/ % | 本文算 法/bpm | 误差/% |
|-------|----------|----------|------------|-------------|------------------|----------|---------------|----------|-----------------------|----------|--------------|------|
| 1 | 2 | 1 | -20 | 69 | 69 | 0 | 69 | 0 | 70 | 1.45 | 69 | 0 |
| 1 | 2 | 2 | 20 | 85 | 78 | 8.23 | 84 | 1.17 | 82 | 3.53 | 83 | 2.35 |
| 2 | 2 | 1 | -20 | 83 | 67 | 19.27 | 58 | 30.12 | 87 | 4.82 | 84 | 1.2 |
| 2 | 2 | 2 | 20 | 75 | 54 | 28 | 76 | 1.33 | 74 | 1.33 | 74 | 1.33 |
| 2 | 2 | 1 | -20 | 81 | 94 | 16.04 | 107 | 32.09 | 76 | 6.17 | 79 | 2.46 |
| 3 | 3 2 | 2 | 20 | 69 | 69 | 0 | 69 | 0 | 69 | 0 | 69 | 0 |
| | | 1 | -30 | 70 | 70 | 0 | 70 | 0 | 73 | 4.28 | 70 | 0 |
| 4 | 3 | 1.5 | 0 | 61 | 62 | 1.63 | 62 | 1.63 | 62 | 1.63 | 61 | 0 |
| | | 2 | 30 | 86 | 60 | 30.23 | 88 | 2.32 | 91 | 5.49 | 87 | 1.16 |
| | | 1 | -30 | 87 | 56 | 35.63 | 62 | 28.73 | 87 | 0 | 88 | 1.14 |
| 5 | 3 | 1.5 | 0 | 69 | 69 | 0 | 69 | 0 | 68 | 1.45 | 68 | 1.44 |
| | | 2 | 30 | 65 | 65 | 0 | 65 | 0 | 65 | 0 | 64 | 1.53 |

| | | | | | | | | | | | | 续表 |
|----------|----------|----------|------------|-------------|------------------|----------|---------------|----------|-----------------------|----------|--------------|------|
| 试验 组数 | 目标 人数 | 距离/ m | 角度/ (°) | 参考值/ bpm | FFT频谱分 析法/bpm | 误差/ % | VMD算 法/bpm | 误差/ % | CEEMDAN-ICA 算法/bpm | 误差/ % | 本文算 法/bpm | 误差/% |
| | | 1 | -30 | 65 | 64 | 1.53 | 64 | 1.53 | 65 | 0 | 63 | 3.07 |
| 6 | 3 | 1.5 | 0 | 63 | 62 | 1.58 | 62 | 1.58 | 65 | 3.17 | 63 | 0 |
| | | 2 | 30 | 82 | 79 | 3.65 | 79 | 3.65 | 76 | 7.31 | 79 | 3.65 |
| 最大 | 误差值 | /bpm | | | | 31 | | 26 | | 6 | | 3 |
| 平均误差/% | | | 9.71 | | 6.94 | | 2.71 | | 1.28 | | | |

2.4 抗干扰实验分析

为了进一步验证本文算法的抗干扰性能,我们在上述测得的数据基础上添加了一定程度的人为噪声,以评估该算法在噪声环境下的鲁棒性。本次实验挑选了上述相同距离目标场景下的其中一组实验数据,对每位受试者的生命体征信号分别添加不同程度的噪声,共5组,以心率误差和信号信噪比(SNR)为评估标准,检测不同算法在干扰

情况中的鲁棒性。

表4记录了实验数据及计算得出的平均误差。从表中可以看出,加噪信号的 SNR 相对于原始信号减少了 1~4 dB不等。其中,FFT频谱分析法测得的平均心率误差为 20.01%,信噪比无变化;VMD算法测得的平均心率误差为 12.14%,信噪比增加了 2.43 dB;本文算法测得的平均心率误差为 2.4%,信噪比增加了 6.68 dB,验证了本算法在抗干扰性能方面的优越性。

表 4 算法鲁棒性试验

| 受试者编号/原始信号信噪比/ dB | 参考心率 | 加噪组别 | 加噪信号 SNR/dB | FFT频谱分 析法 SNR/ dB | 心率/ bpm | 心率误 差/% | VMD算法 SNR/dB | 心率/ bpm | 心率误 差/% | 本文算法 SNR/dB | 心率/ bpm | 误差/ % |
|----------------------|------|------|----------------|-------------------------|------------|------------|-----------------|------------|------------|----------------|------------|----------|
| | | 1 | 8.17 | 8.17 | 63 | 1.56 | 9.61 | 63 | 1.56 | 14.05 | 63 | 1.56 |
| ニットナ | | 2 | 7.54 | 7.54 | 77 | 20.31 | 10.77 | 69 | 7.81 | 11.67 | 69 | 7.81 |
| 受试者 1/9.38 | 64 | 3 | 6.81 | 6.81 | 64 | 0 | 8.55 | 64 | 0 | 11.16 | 63 | 1.56 |
| 1/9.36 | | 4 | 5.97 | 5.97 | 79 | 23.44 | 10.42 | 64 | 0 | 14.95 | 63 | 1.56 |
| | | 5 | 5.03 | 5.03 | 85 | 32.81 | 7.28 | 97 | 51.56 | 13.03 | 63 | 1.56 |
| 受试者 2/7.53 | 62 | 1 | 6.94 | 6.94 | 93 | 50 | 7.89 | 62 | 0 | 11.97 | 63 | 1.61 |
| | | 2 | 6.34 | 6.34 | 60 | 3.23 | 9.23 | 94 | 51.61 | 10.23 | 63 | 1.61 |
| | | 3 | 6.03 | 6.03 | 93 | 50 | 7.73 | 62 | 0 | 12.36 | 63 | 1.61 |
| 211.55 | | 4 | 5.56 | 5.56 | 87 | 40.32 | 9.88 | 62 | 0 | 17.98 | 61 | 1.61 |
| | | 5 | 5.06 | 5.06 | 62 | 0 | 9.06 | 62 | 0 | 12.71 | 63 | 1.61 |
| | | 1 | 9 | 9 | 78 | 0 | 10.77 | 82 | 3.8 | 14.26 | 81.5 | 3.16 |
| ニントセ | | 2 | 8.39 | 8.39 | 79 | 0 | 12.06 | 79 | 0 | 16.82 | 78.5 | 0.63 |
| 受试者 2/9.62 | 79 | 3 | 6.88 | 6.88 | 79 | 0 | 7.58 | 108 | 36.7 | 12.26 | 79 | 0 |
| 2/9.02 | | 4 | 6.08 | 6.08 | 61 | 22.8 | 8.09 | 86 | 8.86 | 12.46 | 83 | 5.06 |
| | | 5 | 5.69 | 5.69 | 123 | 55.7 | 7.05 | 95 | 20.25 | 13.70 | 83 | 5.06 |
| 平均误 | 差/% | | | | | 20.01 | | | 12.15 | | | 2.40 |
| 平均SN | R/dB | | 6.63 | 6.63 | | | 9.06 | | | 13.31 | | |

2.5 工程应用边界条件分析

此外,本文针对实际工程应用进行了边界条件分析实验。在上述的实验条件下,利用本算法进行多目标生命体征检测的最小距离约为0.6 m,

在此距离下目标之间的间隔角度最小约为40°,如图22所示;最大约为130°,如图23所示;最大距离约为4m,在此距离下两个目标间的间隔角度最小约为20°,如图24所示;最大间隔角度约为60°,如图25所示。

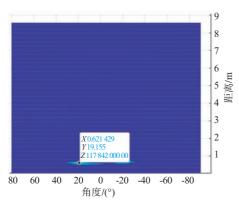


图 22 最小距离-最小间隔角度阈值检测图

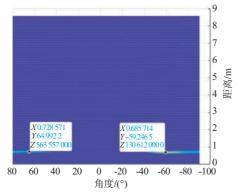


图 23 最小距离-最大间隔角度阈值检测图

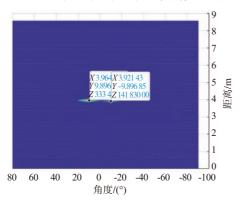


图 24 最大距离-最小间隔角度阈值检测图

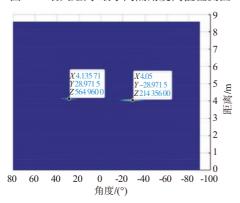


图25 最大距离-最大间隔角度阈值检测图

本次实验结果测得的最小距离和该距离下的最小间隔角度受限于人体目标的体积,因为人体目标是大体积目标,两目标间会有一定距离上的间隔,同理,最小距离下的最大间隔角度也是受限于人体目标体积,因为这种情况下人体一部分会超过雷达的探测角度,因此在用于单目标生命体征检测时,该距离能进一步减小。而雷达进行多目标生命体征检测的最大距离和该距离下的最大间隔角度则受限于雷达的硬件条件,包括天线的发射功率、接收天线的增益等;最大距离下的最小间隔角度受限于天线数量。因此要改善工程应用边界条件,可以增加雷达发射天线的发射功率、接收天线的接收增益、天线数量等措施。

3 结束语

在面对雷达多目标生命体征检测场景中存在的挑战,特别是多个目标位于相同距离和心跳信号容易受到干扰的问题时,本研究提出了一种新的基于调频连续波(FMCW)雷达的多目标生命体征检测算法。通过对实验数据的深入分析,论证了该算法的有效性与普适性。

本文算法采用距离-方位维FFT与方差法的结合,成功消除了静态杂波和直流分量的干扰,实现了对同一距离以及不同距离上的多个目标的有效检测。此外,通过应用VMD信号重构法并结合自相关方法与SVD去噪,能够有效滤除噪声,提高了对目标生命体征信号的检测准确率,相比于传统的检测算法具备更高的准确率。

多个不同场景下的测试结果和鲁棒性实验进一步验证了本研究提出算法的可行性和准确性,此外还进行了工程应用边界条件分析,为技术落实到实际应用提供了一些指标和方向。通过这些实验验证,本研究解决了现有技术中存在的一些问题,为雷达多目标生命体征检测技术的发展提供了一项有效的技术方案。

参考文献:

[1] CHAVES C S, GESCHKE R H, SHARGORODSKYY M, et al. Multisensor Polarimetric MIMO Radar Network for Disaster Scenario Detection of Persons [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2021, 32(3):238-

240.

- [2] ROHMAN B P A, RUDRAPPA M T, SHARGOROD-SKYY M, et al. Moving Human Respiration Sign Detection Using mm-Wave Radar via Motion Path Reconstruction [C]//2021 International Conference on Radar, Antenna, Microwave, Electronics and Telecommunications, Bandung, Indonesia: IEEE, 2021:196-200.
- [3] STOCKEL P, WALLRATH P, HERSCHEL R, et al. Detection and Monitoring of People in Collapsed Buildings Using a Rotating Radar on a UAV[J]. IEEE Trans on Radar Systems, 2023, 2:13-23.
- [4] CHAVES C S, GESCHKE R H, SHARGORODSKYY M, et al. Polarimetric UAV-Deployed FMCW Radar for Buried People Detection in Rescue Scenarios [C]//2021 18th European Radar Conference, London, UK: IEEE, 2022: 5-8.
- [5] LAI Jun, LU Jingyun, GU Changzhan, et al. Non-Contact Vital Sign Monitoring of Cat Using Continuous-Wave Doppler Radar [C]//2022 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology, Harbin, China: IEEE, 2022:1-3.
- [6] YANG Hanchun, LUO Yunlong, QI A, et al. FMCW-Radar-Based Vital-Sign Monitoring of Pet [C]//2021 13th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory, Zhuhai, China: IEEE, 2021:1-3.
- [7] SCHWARZ C, ZAINAB H, DASGUPTA S, et al. Heartbeat Measurement with Millimeter Wave Radar in the Driving Environment [C]//2021 IEEE Radar Conference, Atlanta, GA, USA: IEEE, 2021:1-6.
- [8] DESERNO T M, WARNECKE J M, FLORMANN M, et al. Combining Vehicle BUS and Vital Sign Sensors for Continuous Health Monitoring During Driving: Concept and First Results [C]//2022 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering, Maldives:IEEE, 2022:1-6.

- [9] HU Wei, ZHAO Zhangyan, WANG Yunfeng, et al. Noncontact Accurate Measurement of Cardiopulmonary Activity Using a Compact Quadrature Doppler Radar Sensor [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2013, 61(3):725-735.
- [10] XIA Zilang, WANG Xinhuai, WEI Hongbo, et al. Detection of Vital Signs Based on Variational Mode Decomposition Using FMCW Radar [C]//2021 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology, Nanjing, China:IEEE, 2021:1-3.
- [11] 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):
- [12] ZHAO Yanhua, SARK V, KRSTIC M, et al. Multi-Target Vital Signs Remote Monitoring Using mmWave FMCW Radar [C]//2021 IEEE Microwave Theory and Techniques in Wireless Communications, Riga, Latvia: IEEE, 2021:290-295.
- [13] ZHU Jiale, XU Dalong, XU Wenwen, et al. Multi-Target Vital Sign Detection Based on Capon Spatial Spectrum [C]//2022 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology, Harbin, China: IEEE, 2022:1-3.
- [14] DONG Xichao, FENG Yun, CUI Chang, et al. CEEM-DAN-ICA-Based Radar Monitoring of Adjacent Multi-Target Vital Signs [J]. Electronics, 2023, 12(12):2732.

作者简介:

蒋留兵 男,硕士,研究员,主要研究方向为宽带信号处理。

贺跃龙 男,硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理。

车 俐 女,硕士,高级实验师,主要研究方向为智能信息处理。

黄乾超 男,硕士研究生,主要研究方向为雷达成像。