

# 基于时变滤波经验模态分解的非接触式心率变异性估计方法

马 骁, 卢晓光, 张 喆, 索晨昊, 杨 磊

(中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300)

**摘要:** 民航从业人员的身体健康状况是影响航空安全的重要因素, 其中呼吸和心跳是极其重要的健康状况表征。为解决接触式或穿戴式测量系统对人员工作时的局限与影响, 可采用线性调频连续波 (Frequency-modulated continuous wave, FMCW) 雷达达到非接触式测量的目的。由于生命体征信号具有时变、非平稳的特点, 针对经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 在信号分解中存在模态混叠现象的问题, 使用时变滤波经验模态分解 (Time varying filtering based on EMD, TVF-EMD) 自适应信号的局部截止频率, 可有效提高信号分离性能, 解决模态混叠问题。利用 TVF-EMD 分解出的本征模态函数 (Intrinsic mode functions, IMF) 分量重构心跳对应的时域信号, 估计心跳信号的频率和心跳节拍间隔 (Inter-beat interval, IBI), 进一步对心率变异性 (Heart rate variability, HRV) 相关指标进行估计。仿真实验与实测数据处理结果表明, TVF-EMD 可从毫米波雷达测量信号中有效分离出呼吸与心跳信号。同时, 从模态混叠程度及信号分离性能两方面对 TVF-EMD 与 EMD 方法分解效果进行了仿真分析, 结果表明 TVF-EMD 能够有效解决模态混叠问题。因此, TVF-EMD 方法能够准确有效地从毫米波雷达测量信号中提取生命体征信息, 为 IBI 估计和 HRV 分析提供准确的时域信息, 具有广阔的应用前景。

**关键词:** 非接触测量; 毫米波雷达; 生命体征检测; 时变滤波经验模态分解; 心率变异性

**中图分类号:** TN957.51 **文献标志码:** A

## A Non-contact HRV Estimation Method Based on TVF-EMD

MA Xiao, LU Xiaoguang, ZHANG Zhe, SUO Chenhao, YANG Lei

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** The physical health status of civil aviation personnel is an important factor affecting aviation safety, among which respiration and heart rate are extremely important indicators of health. To address the limitations and interference of contact or wearable measurement systems on personnel during working, linear frequency-modulated continuous wave (FMCW) radar can be used to achieve non-contact measurement. Since vital sign signals have the characteristics of time-varying and non-stationary, to solve the problem of mode aliasing in empirical mode decomposition (EMD) in signal decomposition, the time-varying filtering based on EMD (TVF-EMD) can adaptively adjust the local cutoff frequency of the signal, effectively improving the signal separation performance and solving the mode aliasing problem. By using the intrinsic mode functions (IMF) components decomposed by TVF-EMD to reconstruct the time-

domain signal corresponding to the heartbeat, the frequency and inter-beat interval (IBI) of the heartbeat signal can be estimated, and further the relevant indicators of heart rate variability (HRV) can be estimated. Simulation experiments and actual measured data processing results show that TVF-EMD can effectively separate respiration and heartbeat signals from millimeter wave radar measurement signals. At the same time, a simulation analysis of the decomposition effects of TVF-EMD and EMD methods from the aspects of mode aliasing degree and signal separation performance has been conducted, and the results show that TVF-EMD can effectively solve the mode aliasing problem. Therefore, the TVF-EMD method can accurately and effectively extract vital sign information from millimeter wave radar measurement signals, provide accurate time-domain information for IBI estimation and HRV analysis, and has a broad application prospect.

**Key words:** non-contact measurement; mmWave radar; vital signal detection; time varying filtering based on empirical mode decomposition (TVF-EMD); heart rate variability (HRV)

## 引 言

安全是民航业的生命线,民航从业人员在岗时的身体状况与民航运行安全紧密相关。开展民航工作人员在岗期间身体状况与呼吸、心跳等生命体征监测,及时发现疲劳等异常状况对保障民航运行安全具有重大的实际意义。心率变异性(Heart rate variability, HRV)是指连续心跳之间的微小时间差异,是用于评估心脏自主神经功能失调和交感神经与迷走神经活动水平的有效指标,使用HRV表征被测对象的疲劳程度已成为一个热点研究问题<sup>[1-2]</sup>。祝荣欣等<sup>[3]</sup>验证了HRV指标可以有效识别联合收获机驾驶人的疲劳状态。因此HRV的检测用于评价飞行员自主神经功能的均衡性,作为评价这一功能的指标,HRV被广泛用于飞行劳动负荷强度的评价<sup>[4]</sup>。

相比于传统的接触式、穿戴式的呼吸心跳测量方法,利用线性调频连续波(Frequency-modulated continuous wave, FMCW)雷达非接触式探测心跳等生命体征非常适用部署于实际工作环境中<sup>[5-8]</sup>。经典的经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)方法,自1998年被Huang等<sup>[9]</sup>提出之后,在非线性和非平稳信号的时频分析领域有着重要意义,被应用于生物医学信号等诸多信号的处理中。侯宛伶<sup>[10]</sup>使用EMD,通过分析每个本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF)的能量频谱特性,实现在时域中重构呼吸和心跳信号。林今朝等<sup>[11]</sup>使用集合经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)从含噪心电信号中提取基线漂移信号,然后重构有效的IMF得到“干净”的心电信号。Hu等<sup>[12]</sup>使用连续小波变换(Continuous wavelet transform, CWT)与经验模态分解相结合的方法,实现了心肺信号分离与提取,但此方法存在严重的模式混叠问题。针对EMD的模式混叠问题,Zheng等<sup>[13]</sup>使用的局部集成经验模态分解(Partly ensemble EMD, PEEMD),在一定程度上缓解了模式混叠问题,但新引入的噪声影响了信号重构的准确性。Li等<sup>[14]</sup>于2017年提出了基于时变滤波经验模态分解(Time varying filtering based on EMD, TVF-EMD)算法,它是一种自适应算法,可以改善EMD方法存在的模式混叠问题,马驰<sup>[15]</sup>已将其应用于超宽带(Ultra-wide band, UWB)雷达信号处理。

本文采用TVF-EMD方法对FMCW毫米波雷达探测到的生命信号进行处理。利用TVF-EMD分解的IMF分量重构心跳对应的时域信号,评估心跳信号的频率、心跳节拍间隔(Inter-beat interval, IBI),并估计心率变异性相关指标。使用数值模拟分析了TVF-EMD方法和EMD方法在模式混叠程度和信号分解性能两个方面的效果;通过对实际人员的测量,采用TVF-EMD方法得到呼吸、心跳信号,实验结果与接触式仪器检测相符,并重构了原始心跳信号并提取了IBI数据,计算了HRV参数。模

拟实验与实测数据处理结果均表明,TVF-EMD方法可有效克服使用EMD方法处理雷达回波信号时存在的模态混叠问题,提取的IMF信号可准确重构心跳对应的时域信号,为IBI估计和HRV分析提供了准确的时域信息。

## 1 毫米波雷达心跳探测

### 1.1 雷达回波信号模型

探测生物信号的毫米波雷达通常采用FMCW体制<sup>[16]</sup>,其接收信号可表示为

$$X_R(t) = aA_T \cos [2\pi f_c (t - t_d) + \pi \frac{B}{T_c} (t - t_d)^2 + \varphi(t - t_d)] \quad (1)$$

式中: $a$ 为信号在传播时的幅度衰减; $A_T$ 代表发射的功率; $\varphi(t)$ 表示相位噪声; $f_c$ 为标记线性调频信号的初始频率; $B$ 指信号的带宽; $T_c$ 表示线性调频信号在时域中的脉宽; $t_d$ 为雷达接收端产生的时延<sup>[17]</sup>,满足 $t_d = 2R(t)/c$ ,其中 $R(t)$ 为雷达与待测目标之间的径向距离。

人体的呼吸心跳运动会使胸腔产生毫米级位移,该位移对应雷达回波信号的相位变化。一般认为:被测人员在静止状态下的呼吸频率为0.1~0.5 Hz,心跳频率为0.8~2 Hz,呼吸导致的胸腔位移范围为1~12 mm,而心跳造成的移动则在0.1到0.5 mm之间<sup>[18-19]</sup>。

回波信号经I/Q解调后得到中频信号,其与距离相关的相位 $\varphi_b(t)$ 满足

$$\varphi_b(t) = 2\pi f_c t_d + \pi \frac{B}{T_c} t_d^2 \quad (2)$$

当待测目标静止时, $\pi \frac{B}{T_c} t_d^2$ 项通常可忽略不计<sup>[20]</sup>,由呼吸心跳引起的胸腔位移 $\Delta R$ 与中频信号的相位差 $\Delta\varphi_b$ 关系满足<sup>[21]</sup>

$$\Delta\varphi_b = \frac{4\pi f_c}{c} \Delta R \quad (3)$$

故可由该相位差估计呼吸与心跳引起的位移,用以表征人体的呼吸与心跳信号。

### 1.2 心跳信号处理

对式(2)中的相位沿快时间维作快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT),以确定被测对象所在的距离单元,在该距离单元沿慢时间维提取不同脉冲周期中的相位,对所提取的目标信号相位信息进行解缠绕并对相邻脉冲的相位进行差分,以获得式(3)中的相位差信号。从该相位差中解算心跳信号可使用频域或时域方法<sup>[22]</sup>,因频域方法仅能估计心跳信号的频率,无法获知IBI信息,故HRV估计需使用时域方法解算心跳信号。信号预处理流程如图1所示,所得相位差信号如图2所示。

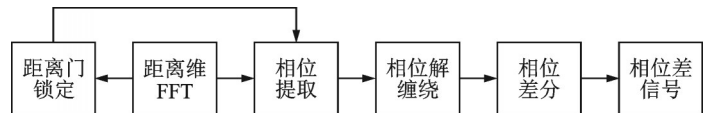


图1 信号预处理

Fig.1 Signal preprocessing

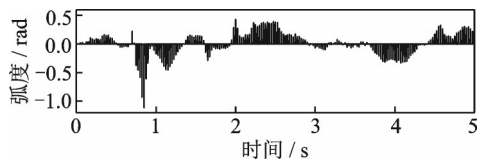


图2 相位差信号

Fig.2 Phase difference signal

## 2 基于TVF-EMD的IBI估计

### 2.1 EMD方法

EMD方法通过将雷达回波信号自适应地分解为多个IMF分量相加的形式,有效地区分并提取呼

吸与心跳信号。IMF分量可以反映存在于信号内部的频率分量,在EMD方法中,IMF分量需要满足以下条件:(1)信号中极大值、极小值和过零点的数目之差不能超过一个;(2)信号上下包络线的均值需为零<sup>[23]</sup>。EMD方法流程如图3所示。

EMD分解得到的 $n$ 个IMF分量需满足

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

式中 $r_n(t)$ 为第 $n$ 次分解后得到的残余分量,当该分量为单调函数时,EMD分解结束。

EMD方法能够将相对复杂的信号分解为具有单一频率分量的IMF信号分量,每个分量都具有一定的物理意义<sup>[23-24]</sup>。然而,在实际分解过程中,EMD对信号的噪声十分敏感。当信号受到噪声

干扰时,会影响极值点的选取,导致EMD所分解出的同一IMF中包含不同的频率分量,或同一频率分量出现在不同IMF中,即模态混叠现象,如图4所示,可见其中包含0.3 Hz和1.2 Hz两个频率分量。模态混叠使得通过EMD方法分解出的IMF组分无法明确对应到具体的物理含义<sup>[23,25]</sup>。

## 2.2 TVF-EMD方法

本文使用TVF-EMD方法来应对EMD存在的模态混叠难题,旨在增强心跳位移信号在时域的分解质量。TVF-EMD方法结合瞬时幅度和频率数据自适应地设定局部截止频率 $\varphi'_{\text{bis}}(t)$ ,运用非均匀B-样条函数进行时变滤波,同时在迭代过程中调整截止频率以克服模态混叠。因此,TVF-EMD方法适合分析线性与非稳态信号,进而优化频率的分离效果<sup>[15]</sup>。TVF-EMD分解流程如图5所示<sup>[26]</sup>。

首先确定信号的局部截止频率。在EMD中,将估计的局部均值作为一种低通滤波处理,该滤波器是线性的且具有固定的局部截止频率,因此EMD方法在处理非稳态或非线性数据时存在问题。相比之下,TVF-EMD方法引入B-样条作为时变滤波器,可以避免EMD方法中存在的问题<sup>[27]</sup>。在B-样条模型中,任何信号都可以通过多项式 $g_m^n(t)$ 进行表达,即

$$g_m^n(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c(k) \beta^n(t/m - k) \quad (5)$$

式中: $\beta^n(t)$ 为B-样条函数; $c(k)$ 表示B-样条相关

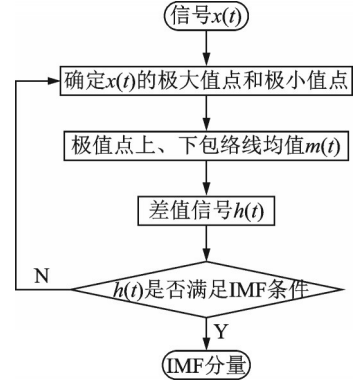


图3 EMD算法流程图

Fig.3 Flowchart of EMD algorithm

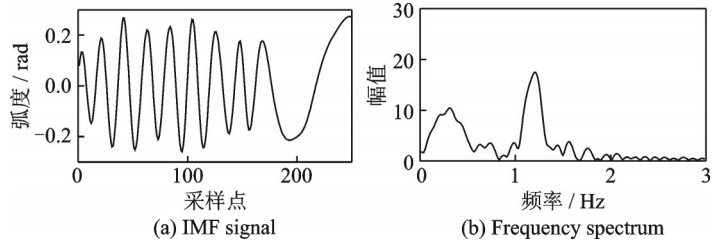


图4 EMD分解出现的模态混叠

Fig.4 Modal aliasing in EMD decomposition

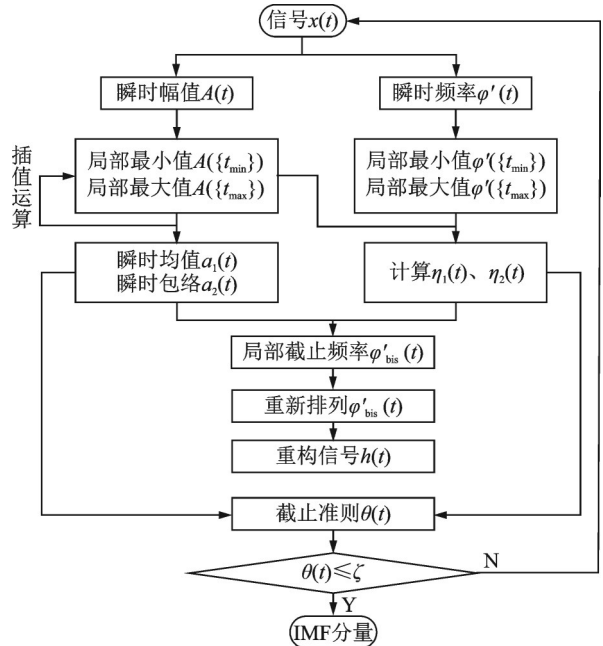


图5 TVF-EMD算法流程图

Fig.5 Flowchart of TVF-EMD algorithm

系数。式(5)的近似结果可由B-样条相关系数 $c(k)$ 、B-样条阶次 $n$ 和节点 $m$ 确定<sup>[28]</sup>。因此,如果给出 $n$ 和 $m$ 并采用B-样条近似去确定 $c(k)$ ,使得近似误差 $\epsilon_m^2$ 最小,即

$$\epsilon_m^2(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} (x(t) - [c]_{\uparrow m} * b_m^n(t))^2 \tag{6}$$

式中: $b_m^n(t) = \beta^n(t/m)$ ;  $[\cdot]_{\uparrow m}$ 表示通过节点 $m$ 的上采样操作。

故相关系数 $c(k)$ 为

$$c(k) = [p_m^n * x]_{\downarrow m}(k) \tag{7}$$

式中: $[\cdot]_{\downarrow m}$ 表示通过节点 $m$ 的下采样操作; $p_m^n = \left[ \left( [b_m^n * b_m^n]_{\downarrow m} * b_m^n \right)^{-1} \right]_{\uparrow m} * b_m^n$ 为预滤波器。

因此,式(5)可表示为

$$g_m^n(t) = [p_m^n * x]_{\downarrow m} * b_m^n(t) \tag{8}$$

B-样条时变滤波器的局部截止频率由节点 $m$ 设定,然而,在实际操作中,这些节点通常是不明确的<sup>[27]</sup>。因此,基于输入信号来构建B-样条时变滤波器并估计局部截止频率成为必要步骤。

将解析信号 $z(t)$ 看作两个分量的叠加: $z(t) = a_1(t)e^{i\varphi_1(t)} + a_2(t)e^{i\varphi_2(t)}$ ,用 $\beta_1(t)$ 、 $\beta_2(t)$ 表示瞬时幅值的变化程度,则有

$$\begin{cases} \beta_1(t) = |a_1(t) - a_2(t)| \\ \beta_2(t) = a_1(t) + a_2(t) \end{cases} \tag{9}$$

分别对 $A(\{t_{\min}\})$ 和 $A(\{t_{\max}\})$ 进行插值运算,可得

$$\begin{cases} a_1(t) = [\beta_1(t) + \beta_2(t)]/2 \\ a_2(t) = [\beta_2(t) - \beta_1(t)]/2 \end{cases} \tag{10}$$

采用插值算法分别计算 $\varphi'(\{t_{\min}\})$ 和 $\varphi'(\{t_{\max}\})$ ,即

$$\begin{cases} \varphi'(\{t_{\min}\}) = \frac{\eta_1(t)}{2a_1^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_1^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \\ \varphi'(\{t_{\max}\}) = \frac{\eta_1(t)}{2a_2^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_2^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \end{cases} \tag{11}$$

则局部截止频率 $\varphi'_{\text{bis}}(t)$ 为

$$\varphi'_{\text{bis}}(t) = \frac{\varphi'(\{t_{\min}\}) + \varphi'(\{t_{\max}\})}{2} = \frac{\eta_2(t) - \eta_1(t)}{4a_1(t)a_2(t)} \tag{12}$$

重新排列局部截止频率 $\varphi'_{\text{bis}}(t)$ 以解决模态混叠问题,提高了分离性能。

然后使用时变滤波器对输入信号进行滤波,获得局部均值。在获得局部截止频率 $\varphi'_{\text{bis}}(t)$ 后得到信号 $h(t)$ ,即

$$h(t) = \cos \left[ \int \varphi'_{\text{bis}}(t) dt \right] \tag{13}$$

通过将 $h(t)$ 的极值点用作节点,构建时变滤波器,使得该滤波器的截止频率与局部截止频率 $\varphi'_{\text{bis}}(t)$ 匹配,并采用B-样条方法对输入信号 $x(t)$ 进行滤波处理<sup>[28]</sup>,对应的近似输出为 $m(t)$ 。

判断是否满足停止准则:如果信号满足 $\theta(t) \leq \xi$ ,选择 $x(t)$ 作为信号为局部窄带信号;否则,计算 $x(t) = x(t) - m(t)$ 将其作为新的输入信号并相应地重复整个过程。其中, $\xi$ 为阈值,本文设定 $\xi = 0.05$ ;  $\theta(t)$ 为判断瞬时窄带信号的相对准则,可表示为



$$\theta(t) = \frac{B_{\text{Loughlin}}(t)}{\varphi_{\text{avg}}(t)} \quad (14)$$

式中： $\varphi_{\text{avg}}(t)$ 为加权均值瞬时频率； $B_{\text{Loughlin}}(t)$ 为Loughlin瞬时带宽。

### 2.3 仿真信号分解与性能分析

为分析EMD与TVF-EMD算法对信号的分解性能,使用固定频率的正弦信号<sup>[29]</sup>模拟呼吸与心跳引起的位移。当被测目标与雷达相对静止时,两者之间距离 $R(t)$ 满足

$$R(t) = R_0 + r_1 \sin(2\pi f_1 t) + r_2 \sin(2\pi f_2 t + \varphi) \quad (15)$$

式中： $R_0$ 为雷达与被测目标的距离， $f_1$ 为呼吸信号频率， $f_2$ 为心跳信号频率， $r_1$ 为呼吸引起的位移振幅， $r_2$ 为心跳引起的位移振幅， $\varphi$ 为二者的初始相位差。

当取 $R_0=0.6$  m、 $f_1=0.3$  Hz、 $f_2=1.2$  Hz、 $r_1=1$  mm、 $r_2=0.22$  mm、 $\varphi=0$ 时,在SNR=15 dB的高斯白噪声条件下,雷达回波中代表生命体征的相位差为： $\Delta\varphi_b = \frac{4\pi f_c}{c} \Delta R$ ,时域信号如图6所示。分别使用EMD、

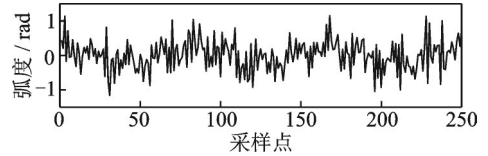
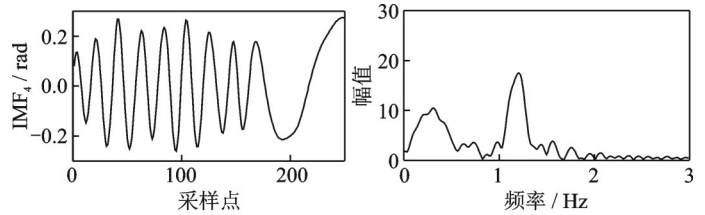


图6 生命体征的相位差时域信号

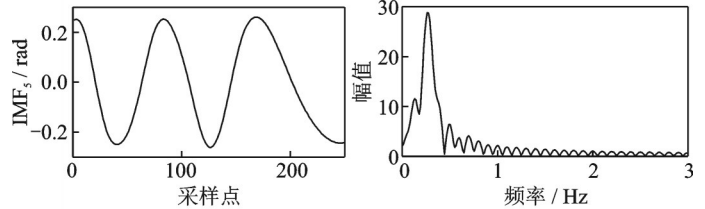
Fig.6 Phase difference time-domain signal representing vital signs

#### 2.3.1 EMD分解结果

EMD算法分解所得到的0.3~1.2 Hz频率范围内的IMF与相应频谱如图7所示。经EMD方法分解出的 $\text{IMF}_4$ 和 $\text{IMF}_5$ 信号峰值频率分别为1.224 Hz和0.276 Hz。在时域角度上,除 $\text{IMF}_5$ 前段、 $\text{IMF}_4$ 前段外,其余部分均与单频正弦信号相差较大。在频域角度上,两个信号均不是严格意义上的单频信号,特别是 $\text{IMF}_4$ 有一个强度超过10的频率峰值,值为0.312 Hz。因此,EMD方法在分解效果上存在严重模态混叠问题。



(a)  $\text{IMF}_4$  signal and its frequency spectrum



(b)  $\text{IMF}_5$  signal and its frequency spectrum

图7 生命体征信号的EMD算法分解

Fig.7 EMD algorithm decomposition of vital sign signals

#### 2.3.2 TVF-EMD分解结果

TVF-EMD算法分解所得到的0.3~1.2 Hz频率范围内的IMF与相应频谱如图8所示。经TVF-EMD方法分解出的 $\text{IMF}_8$ 、 $\text{IMF}_9$ 峰值频率分别为0.3 Hz和1.2 Hz, $\text{IMF}_8$ 和 $\text{IMF}_9$ 与仿真信号参数设定一致;从时域角度可见, $\text{IMF}_8$ 、 $\text{IMF}_9$ 几乎为标准单频正弦信号,说明TVF-EMD方法能有效分离呼吸和心跳信号。在与EMD方法相同信噪比条件下,TVF-EMD分解结果不存在模态混叠,效果更优。

### 2.4 EMD与TVF-EMD信号分离性能分析

为表征EMD和TVF-EMD对双分量信号 $x(t)$ 频率-振幅的分离性能<sup>[14]</sup>,定义

$$x(t) = \cos(2\pi t) + a \cos(2\pi ft) \quad (16)$$

$$c = \frac{\|\text{IMF}_1(t) - s_1(t)\|}{\|s_2(t)\|} \quad (17)$$

式中: $a$ 为 $x(t)$ 中两个分量信号的振幅比,取值范围为 $0.01\sim 100$ ;  $f$ 为 $x(t)$ 中两个分量信号的频率比,取值范围为 $0\sim 1$ ;  $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 分别表示两个分量信号;  $IMF_1(t)$ 表示算法分离出的第1个信号分量,当 $s_1(t)$ 与 $IMF_1(t)$ 越接近时,此时对应的 $c$ 值越小。

以0.5作为判别分离性能的阈值,EMD方法与TVF-EMD方法的分离性能如图9所示。图9中的黑色区域对应 $c < 0.5$ ,代表可有效分离双分量信号。由图9可知,EMD和TVF-EMD均只在频率比 $f$ 低于某一阈值时才能有效分离双分量信号,即当两信号频率趋于接近时,两种算法对双分量信号的分离性能都急剧下降。当分离性能条件 $c=0.5$ 时,EMD频率比截止值 $f$ 约为0.65,TVF-EMD频率比截止值约为0.9,TVF-EMD方法有效分离带宽约为EMD方法的1.38倍。对应人体呼吸心跳位移信号的频率范围,0.1~0.5 Hz与0.8~2 Hz,频率比约为0.05~0.625,因此TVF-EMD方法可获得更好的分离性能。

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验环境

实验使用TI公司IWR6843雷达评估板,数据采集使用DCA1000采集板。实验中,被测人员静止坐在雷达前方0.6 m处,胸腔与雷达处于同一水平线,保持平稳呼吸。被测人员同时佩戴接触式手环,采集实验测量期间心跳与呼吸频率平均值,作为实验参考值。实验中雷达载波频率为60 GHz,调频斜率70 MHz/ $\mu$ s,采样时间5 s,线性调频脉冲(Chirp)信号周期56  $\mu$ s,每帧共16个Chirp,帧周期25 ms,单个Chirp采样点数200,ADC采样率4 MHz。实验场景如图10所示。

雷达采集数据经过预处理后,使用TVF-EMD分离得到心跳位移时域信号,使用该时域信号估计HRV指标。图11显示为信号分离与HRV估计流程。

根据前述静息状态下典型呼吸与心跳信号频率范围,对2 Hz以下的频率成分使用TVF-EMD算法进行分离:

(1)使用TVF-EMD分离相位差信号,得到若干个IMF信号分量。

(2)对分解得到的各个分量以频率范围加以

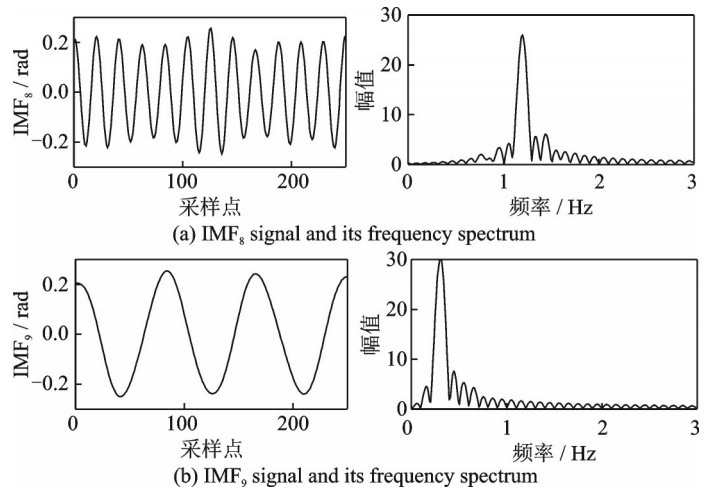


图8 生命体征信号的TVF-EMD算法分解

Fig.8 VF-EMD algorithm decomposition of vital sign signals

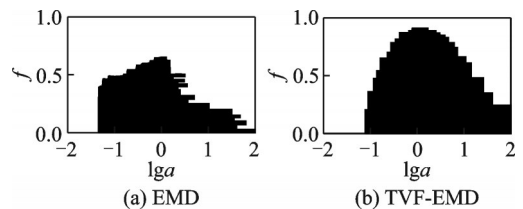
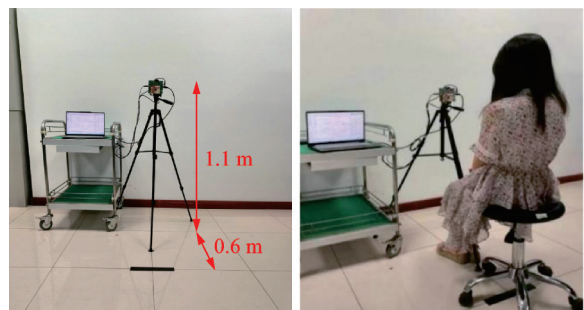


图9 算法分离性能对比

Fig.9 Comparison of algorithm separation performance



(a) Experimental environment construction (b) Signal acquisition scenarios

图10 实验环境搭建及信号采集场景

Fig.10 Experimental environment construction and signal acquisition scenarios

区分:一类IMF分量为频率为0.1~0.5 Hz的分量;二类IMF分量为频率为0.8~2 Hz的分量;冗余IMF分量为频率高于2 Hz的分量与直流量。

(3)判断二类IMF分量的数量:若小于等于2,则所有IMF分量均参与心跳信号重构;若数量大于2,则选取两个能量之和占比大于70%的IMF分量用于重构心跳信号。

### 3.2 实测信号分离结果

采用TVF-EMD算法分解相位差信号中的呼吸与心跳时域信息,结果如图12所示。

分解得到24个IMF信号分量,因呼吸信号、心跳信号的频率范围均小于2 Hz,仅有IMF<sub>21</sub>、IMF<sub>22</sub>、IMF<sub>23</sub>、IMF<sub>24</sub>信号分量处于该频率范围内;IMF<sub>22</sub>信号峰值频率为1.248 Hz;IMF<sub>23</sub>信号峰值频率为1.008 Hz,IMF<sub>24</sub>信号峰值频率为0.372 Hz,对应IMF<sub>24</sub>为呼吸信号(23次/分),IMF<sub>23</sub>为心跳信号(60 BPM)。相应接触式手环测得心率为64 BPM,呼吸为23次/min。不同实验对象实测分离结果如表1所示。可见TVF-EMD分离结果与接触式手环测量值相符。

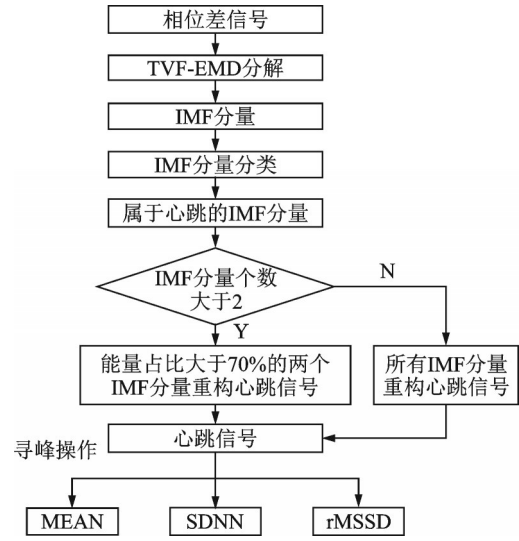


图11 信号分离及生命体征检测

Fig.11 Signal separation and vital signal detection

不同实验对象实测分离结果如表1所示。可见TVF-EMD分离结果与接触式手环测量值相符。

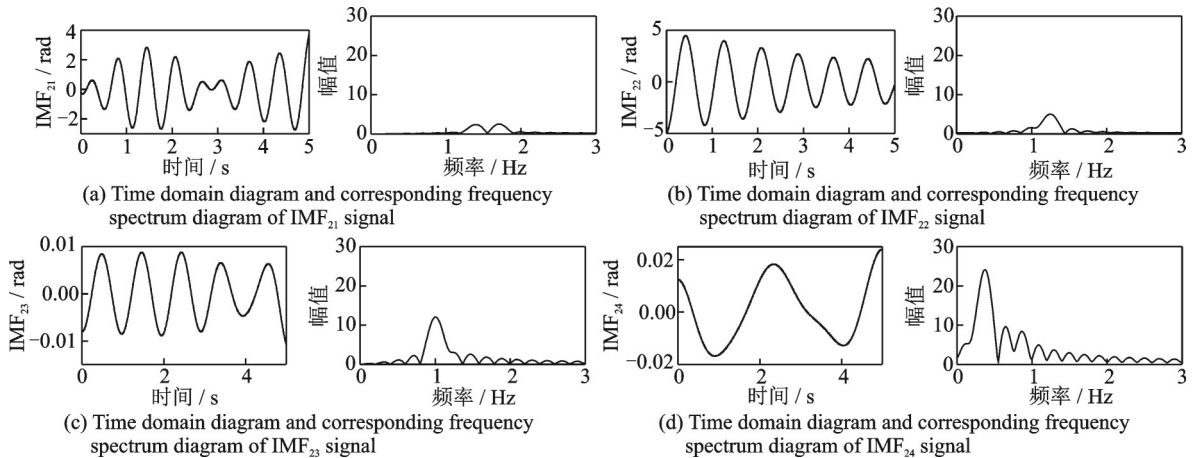


图12 TVF-EMD算法信号分解

Fig.12 Signal decomposition using TVF-EMD algorithm

表1 实测呼吸及心跳信号

Table 1 Measured respiratory and heartbeat signals

实验人员	雷达检测心率/BPM	手环心率/BPM	雷达检测呼吸/(N·min <sup>-1</sup> )	计数呼吸/(N·min <sup>-1</sup> )
男1	85	81	18	20
男2	72	76	19	19
女1	65	70	16	15
女2	92	95	26	28

### 3.3 心跳信号重构

IMF<sub>21</sub>、IMF<sub>22</sub>、IMF<sub>23</sub>、IMF<sub>24</sub>信号频域图如图13所示。在图13所示的分离结果中,处于0.8~2 Hz



范围内的 IMF 信号分量有 3 个,考虑能量占比后选取频率值为 1.248 Hz 和 1.008 Hz 的 IMF 信号分量(对应图 13 中 IMF<sub>22</sub> 和 IMF<sub>23</sub>)进行心跳信号重构。重构后心跳信号如图 14 所示。重构后心跳信号波形的波峰认定为 QRS 波形的 R 峰,后续 IBI 计算与 HRV 估计均需使用该 R 波波峰。

### 3.4 HRV 估计

依据图 14 的 R 波波峰位置,计算相邻波峰时域间距即 IBI,并由此估计 HRV 指标。典型 HRV 估计包括计算 MEAN 值、SDNN 值、rMSSD 值。其中,MEAN 全程记录中相邻 R-R 间隔的平均值,反映了心率变异的平均水平,可表示为

$$MEAN = \sum_{i=1}^N \frac{RR_i}{N} \quad (18)$$

SDNN,即 R-R 间隔的标准差,展现了时间段内所有心动周期变异的总体变化<sup>[10]</sup>,可表示为

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2}{N}} \quad (19)$$

rMSSD 为相邻 R-R 间隔差值的均方根,用于计算相邻心动周期的变异,反映 HRV 的快速变化<sup>[10]</sup>,可表示为

$$rMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (RR_i - RR_{i-1})^2}{N}} \quad (20)$$

式中: $N$  为正常心跳间隔总数; $RR_i$  为第  $i$  个 R-R 间期; $\overline{RR}$  为  $N$  个心跳间隔的 R-R 间隔的平均值。

对其重构后的心跳信号进行时域分析,计算得到:MEAN=1 014 ms、SDNN=52.9 ms、rMSSD=37.2 ms。不同实验对象实测心跳信号 HRV 如表 2 所示。所得结果可准确重构原始心跳信号,所估计出的 HRV 参数被测人主观疲劳感受评价一致。

## 4 结束语

本文使用 TVF-EMD 方法处理 FMCW 毫米波雷达探测的生命体征信号,采用 B-样条近似作为时变滤波器,提高了分离性能,有效解决了模态混叠问题,能够准确分离出呼吸及心跳信号。对分解后的 IMF 分量进行分类后,重构心跳对应的时域信号,估计心跳信号的频率和 IBI,并估计了 HRV 的相关指标。通过数值模拟,对 TVF-EMD 和 EMD 方法的模态混叠程度和信号分解性能进行了定量分析。模拟实验与实测数据处理结果均表明,TVF-EMD 方法可以有效地解决 EMD 方法存在的模态混叠问题。TVF-EMD 方法提取结果可准确重构心跳时域信号,为后续 IBI 估计、HRV 参数计算和人员疲劳状态评估提供了可行的解决手段。

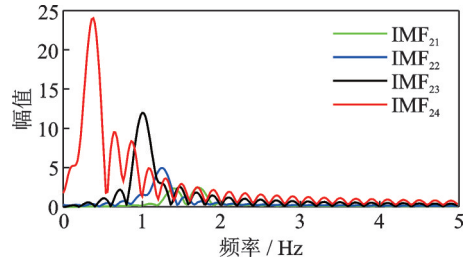


图 13 IMF 分量频率

Fig.13 IMF component frequency

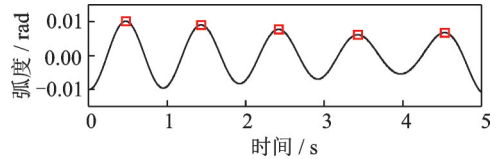


图 14 重构后心跳信号

Fig.14 Reconstructed heartbeat signal

表 2 实测心跳信号 HRV

Table 2 Measured heartbeat signal HRV ms			
实验人员	MEAN	SDNN	rMSSD
男 1	1 093	111.5	24.6
男 2	992	99.6	18.1
女 1	986	99.1	21.3
女 2	1 038	111.9	41.2

## 参考文献:

- [1] BROOKHUIS K A, WAARD D D. Monitoring drivers' mental workload in driving simulators using physiological measures [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2010, 42(3): 898-903.
- [2] VUKSANOVI V, GAL V. Heart rate variability in mental stress aloud[J]. *Medical Engineering & Physics*, 2007, 29(3): 344-349.
- [3] 祝荣欣, 王金武. 基于心肌电的联合收获机驾驶人疲劳检测研究[J]. *农机化研究*, 2020, 42(2): 8-14, 43.  
ZHU Rongxin, WANG Jinwu. The study of fatigue detection of combine harvester driver based on ECG and sEMG[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2020, 42(2): 8-14, 43.
- [4] 曹征涛, 熊瑾乐, 梁学宇, 等. 基于心率变异性的长航时模拟飞行疲劳评估[J]. *空军军医大学学报*, 2023, 30(8): 1-14.  
CAO Zhengtao, XIONG Jinle, LIANG Xueyu, et al. Fatigue evaluation of long-term simulated flight based on heart rate variability[J]. *Journal of Air Force Medical University*, 2023, 30(8): 1-14.
- [5] MUNOZ-FERRERAS J M, PENG Z, GÓMEZ-GARCÍA R, et al. Random body movement mitigation for FMCW-radar-based vital-sign monitoring[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems (BioWireless)*. [S.l.]: IEEE, 2016: 22-24.
- [6] ERNST R, NILSSON E, VIBERG P A. 60 GHz vital sign radar using 3D-printed lens[C]//*Proceedings of 2016 IEEE SENSORS*. [S.l.]: IEEE, 2016: 1-3.
- [7] LEE H, KIM B H, PARK J K, et al. A resolution enhancement technique for remote monitoring of the vital signs of multiple subjects using a 24 GHz bandwidth-limited FMCW radar[J]. *IEEE Access*, 2019, 8: 1240-1248.
- [8] 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 Wei, HOU Kaiyue, WANG Gang, et al. Multi-target respiration detection using FMCW mmWave radar[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(9): 1581-1588.
- [9] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings A*, 1998, 54(1971): 903-995.
- [10] 侯宛伶. 基于毫米波雷达的驾驶员疲劳检测方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2020.  
HOU Wanling. Research on detecting driver's fatigue based on millimeter wave radar[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2020.
- [11] 林金朝, 刘乐乐, 李国权, 等. 基于改进EEMD的心电信号基线漂移消除方法[J]. *数据采集与处理*, 2018, 33(5): 880-890.  
LIN Jinzhao, LIU Lele, LI Guoquan, et al. A method for removing baseline drift in ECG signal based on improved EEMD[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2018, 33(5): 880-890.
- [12] HU W, ZHAO Z, WANG Y, et al. Noncontact accurate measurement of cardiopulmonary activity using a compact quadrature Dopple radar sensor[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, 61(3): 725-735.
- [13] ZHENG J D, CHENG J S, YANG Y. Partly ensemble empirical mode decomposition: An improved noise-assisted method for eliminating mode mixing[J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 362-374.
- [14] LI H, LIZ, MO W. A time varying filter approach for empirical mode decomposition[J]. *Signal Processing*, 2017, 138: 146-158.
- [15] 马驰. 基于CWT和TVF-EMD的脉冲UWB雷达生命体征信号检测算法研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2022.  
MA Chi. Research on vital sign signal detection algorithm of pulse UWB radar based on CWT and TVF-EMD[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2022.
- [16] CHUANG H R, KUO H C, CHOU C C. A simple muscle-sphere model to approximate the radar cross section of the man heart for vital-signs detection range problem at different RF frequencies[C]//*Proceedings of 2019 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference(IMBioC)*. Nanjing, China: IEEE, 2019: 1-3.
- [17] 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[J]. *计算机系统应用*, 2017, 26(8): 217-222.  
CUI Lihui, ZHAO Anxing, NING Fangzheng. Radar vital sign detection method based on the EMD and BP algorithm[J]. *Computer Systems & Applications*, 2017, 26(8): 217-222.
- [18] SUHAS S R, VIJENDRA S, BURK J R, et al. Spectral analysis of R wave attenuation and heart rate variability for detection of Cheyne stokes breathing[C]//*Proceedings of 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*. Shanghai, China: IEEE, 2005: 1216-1219.
- [19] ZHANG H, LI S, JING X J, et al. The separation of the heartbeat and respiratory signal of a Doppler radar based on the LMS adaptive harmonic cancellation algorithm[C]//*Proceedings of the 2013 Sixth International Symposium on Computational Intelligence and Design*. [S.l.]: IEEE, 2013.
- [20] DING L, ALI M, PATOLE S, et al. Vibration parameter estimation using FMCW radar[C]//*Proceedings of 2016 IEEE*

- International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processin(ICASSP). [S.l.]: IEEE, 2016: 25-28.
- [21] AHMAD A, ROH J C, WANG D, et al. Vital signs monitoring of multiple people using a FMCW millimeter-wave sensor [C]//Proceedings of 2018 IEEE Radar Conference(RadarConf18). [S.l.]: IEEE, 2018: 1450-1455.
- [22] 田哲嘉. 基于毫米波雷达的高可靠呼吸与心率提取算法的设计与实现[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.  
TIAN Zhejia. Design and implementation of high reliable respiratory and heart rate extraction algorithm based on millimeter wave radar[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021.
- [23] 陈惠明. 基于FMCW毫米波雷达的生命信号检测技术研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.  
CHEN Huiming. Research on life signal detection technology based on FMCW millimeter wave radar[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2020.
- [24] JHA C, KOLEKAR M. Empirical mode decomposition and wavelet transform based ECG data compression scheme[J]. IETE Journal of Research, 2021, 42(1): 65-72.
- [25] 汤宝平, 董绍江, 马靖华. 基于独立分量分析的EMD模态混叠消除方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1477-1482.  
TANG Baoping, DONG Shaojiang, MA Jinghua. Study on the method for eliminating mode mixing of empirical mode decomposition based on independent component analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1477-1482.
- [26] 曹蔚, 苟臻元, 韩昭, 等. 基于GWO-TVF-EMD方法的行星齿轮箱齿面剥落故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(11): 2418-2429.  
CAO Wei, GOU Zhenyuan, HAN Zhao, et al. Fault diagnosis of tooth surface spalling of planetary gearbox based on GWO-TVF-EMD method[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(11): 2418-2429.
- [27] 王延鹏. 基于TVF-EMD的主干道路口短时交通流量预测研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2022.  
WANG Yanpeng. Short term traffic volume prediction of arterial road intersection using time varying filtering based empirical mode decomposition[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2022.
- [28] 孙冬宁, 曾小飞, 莫贞凌. 参数自适应TVF-EMD的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2020(4): 171-176.  
SUN Dongning, ZENG Xiaofei, MO Zhenling. Parameter adaptive time varying filtering based on empirical mode decomposition with application to bearing fault diagnosis[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(4): 171-176.
- [29] LEE H, KIM B, YOON J. Path loss compensation method for multiple target vital sign detection with 24-GHz FMCW radar [C]//Proceedings of 2018 IEEE Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation(APCAP). Auckland: IEEE, 2018: 100-101.

#### 作者简介



马晓(1998-),女,硕士研究生,研究方向:雷达信号处理,E-mail: 18222474526@163.com。



卢晓光(1983-),通信作者,男,副教授,研究方向:雷达信号处理等,E-mail: xglu@cauc.edu.cn。



张喆(1982-),男,副教授,研究方向:相干信号处理、航空器追踪与监视信息处理。



索晨谟(1999-),男,硕士研究生,研究方向:雷达信号处理。



杨磊(1984-),男,教授,研究方向:高分辨率雷达成像与实现、基于机器学习的SAR图像处理等。

(编辑:王静)