

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108562

基于毫米波传感器的呼吸检测与去噪方法研究*

吴彭¹ 常俊^{1,2} 罗金燕¹ 许妍¹ 杨忠富¹

(1. 云南大学信息学院 昆明 650000; 2. 云南省高校物联网技术及应用重点实验室 昆明 650000)

摘要: 利用毫米波传感器测量较远人体目标的呼吸信号时,容易受到环境杂波的干扰,导致信号中含有较多噪声。因此提出了一种新的 GA-VMD-WT 去噪方法。方法针对呼吸信号的特点,借助排列熵设计适应度函数,采用 GA 算法优化 VMD 参数,以获得最优模态分量个数 K 和惩罚因子 α ,再用优化得到的 VMD 参数对噪声信号分解,然后对分解结果小波阈值去噪,最后重建得到去噪信号。该方法不仅避免了 VMD 分解时出现的过分解问题,并且仿真实验显示,与各传统的去噪算法相比较,信噪比分别提高了 8.502 5 dB, 7.664 2 dB, 3.363 7 dB。实测信号实验结果表明,所提方法去噪效果好,可以保留更多有用信号的信息。

关键词: 毫米波传感器;呼吸信号;排列熵;变分模态分解;小波阈值去噪

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Research on breathe signal detection and denoising method
based on millimeter Wave sensorWu Peng¹ Chang Jun^{1,2} Luo Jinyan¹ Xu Yan¹ Yang Zhongfu¹

(1. School of Information, Yunnan University, Kunming 650000, China; 2 University Key Laboratory of Internet of Things Technology and Application, Kunming 650000, China)

Abstract: When millimeter wave sensor is used to measure respiratory signal of distant human body, it is easy to be interfered by environmental clutter, which leads to more noise in the signal. Therefore this paper proposes a new GA-VMD-WT denoising method. The fitness function has been designed according to the characteristics of breathing signal and then, VMD parameters are optimized by GA algorithm using the fitness function. The optimized VMD parameters were used to decompose the noise signal, subsequently. In the end, the denoised signal can be obtain after the wavelet threshold for the decomposition results. The proposed method not only avoids the over-decomposition problem in VMD decomposition, but also improves the SNR by 8.502 5 dB, 7.664 2 dB and 3.363 7 dB, respectively, compared with other traditional denoising algorithms. Experimental results show that the denoising effect of the proposed method is good, and more useful signal information can be retained.

Keywords: millimeter wave sensor; respiratory signal; permutation entropy; variational modal decomposition; wavelet threshold denoising

0 引言

毫米波传感器^[1]在医学领域^[2-3]有重要应用。其中利用毫米波传感器来测量呼吸和心率则是目前的研究热点^[4-7]之一。呼吸检测中通常会遇到一个问题:人体目标在离毫米波传感器距离较远时,呼吸测量容易受到环境杂波的干扰。这些干扰来自于身体的其他部位或者与人体处于同一距离单元内的其他物体^[8]。此外,呼吸信号通常很弱,且信号频谱与噪声频谱有很大的重叠,用传统的信号处理

方法很难提取出真实的信号,这也是生物医学测量中的难点。

变分模态分解^[9](variational mode decomposition, VMD)广泛应用于故障检测,信号去噪等研究领域,但分解的固有模态分量(intrinsic mode function, IMF)个数 K 和惩罚因子 α 很大程度上决定着 VMD 分解的结果。为了得到最优的 K 和 α ,文献[10]以相对熵作为适应度函数,以网格搜索法来分别确定 K 和 α ,但该方法忽视了两个参数之间的相互作用,并且步长的选取对结果影响很大。

收稿日期:2021-12-09

* 基金项目:国家自然科学基金(61562090)、云南大学研究生实践创新基金(2021Y181)项目资助

文献[11]采用信噪比最低作为适应度函数优化 K 和 α 来对陀螺信号降噪,然而生物医学信号很难被测量,信噪比很难计算。文献[12]以排列熵(permutation entropy, PE)最小为适应度函数,实现对语音信号的分解,这可能会导致VMD出现过分解,不仅影响计算速度,且过多的固有模式分量还会使后续的去噪处理同样变得复杂。文献[13]通过实验,往不同信号中加入噪声并计算排列熵值,从而选取了一个合适的排列熵值作为适应度函数,但是并没有考虑到不同的频率对排列熵值的影响。

本文针对呼吸信号和杂波噪声排列熵的特点,设计了适应度函数,以遗传算法^[14](genetic algorithm, GA)来优化VMD参数,并与小波阈值(wavelet threshold, WT)去噪算法结合,提出了一种新的 GA-VMD-WT 去噪方法,与直接以排列熵最小为适应度函数相对比,该方法可以有效解决VMD出现过分解的问题,从而提高计算速度,并且实验结果表明,相比于传统去噪方法,采用 GA-VMD-WT 去噪算法可以获得更好的去噪结果。

1 实验方法

1.1 毫米波传感器呼吸信号检测原理

毫米波传感器的发射信号是调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW),通过发射信号与接收信号混频^[15]后得到的中频信号来获取物体的位置:

$$s_{IF}(t) = \exp(j(2\pi f_0 t + 2\pi \rho t^2 - \pi \rho \tau^2)) \quad (1)$$

式中: f_0 代表发射信号的起始频率; ρ 代表调频斜率; τ 代表接收信号的延迟,是探测到物体的距离 R 与光速 c 之比的两倍。对式(1)中的相位求时间的导数可以得到中频信号的频率:

$$f_{IF} = \frac{1}{2\pi} \frac{d \arg[s_{IF}(t)]}{dt} = \rho t \quad (2)$$

那么:

$$R = f_{IF} c / 2\rho \quad (3)$$

$\arg[\cdot]$ 为取相位函数。式(1)中,由于 τ^2 远远小于 t 和 t ,所以 $\exp(-\pi \rho \tau^2)$ 项可以忽略不计,则式(1)的傅里叶变换为:

$$S_{IF}(f) = TSa[\pi T(f_{IF} - f)]e^{j2\pi f_0 \tau} \quad (4)$$

f_{IF} 的值与人体目标的位置直接相关,所以当 $f = f_{IF}$ 时,即可提取到处于该位置上人体目标的呼吸信号:

$$\arg[S_{IF}(f)] = 2\pi f_0 \tau = 4\pi R / \lambda \quad (5)$$

其中, λ 为波长。假设整个测量过程接收到了 N 帧数据,那么完整的呼吸信号为:

$$\mathbf{Y}_{\text{breath}} = 2\pi f_0 [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N] = 4\pi [R_1, R_2, \dots, R_N] / \lambda \quad (6)$$

可见,毫米波传感器是通过捕捉人体呼吸时微小的胸腔运动来测量呼吸信号的。假设在人体目标所处的距离单元上还存在其他环境物体,根据式(4),毫米波传感器接收到的中频信号为:

$$S_{IF}(f) = TSa[\pi T(f_{IF} - f)]e^{j2\pi f_0 \tau_1} + TSa[\pi T(f_{IF} - f)]e^{j2\pi f_0 \tau_2} \quad (7)$$

在这种情况下,提取到的呼吸信号是人体目标胸腔相位与其他物体相位信息的叠加,这就会导致呼吸信号被干扰甚至是掩盖。

1.2 整体系统

图1为本文算法的整体模型,结合了3种算法:GA算法、VMD算法、WT算法。GA算法用来优化VMD算法的参数,实现最优分解,其中GA算法的适应度函数借助了排列熵算法。VMD算法将带噪信号的有效分量和噪声分量分离,从而尽可能地保留有用信息,去除无用信息。WT算法用了噪声分量去噪,进一步去除噪声。

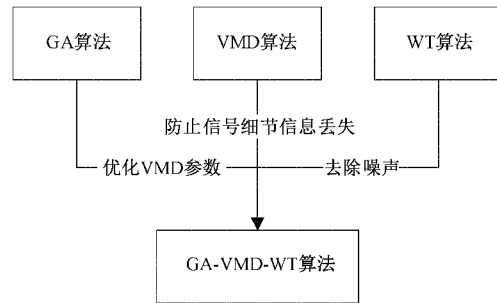


图1 GA-VMD-WT 模型

1.3 VMD 算法

如果利用WT去噪算法直接对带噪呼吸信号去噪,那么去噪后的信号将会丢失部分呼吸信号的细节信息,而先用VMD算法分解信号,尽可能将信号主导成分与噪声主导成分分离,然后保留信号主导成分,再专门对噪声主导成分去噪,重建后得到的去噪结果可以很好的保留呼吸信号的细节信息。VMD算法将每个IMF视为其中心频率附近的窄带信号准则,对输入 $x(t)$ 做分解,使得每一个IMF都有一个中心频率,且所有IMF带宽之和最小,所有IMF之和为 $x(t)$ 。

为了估计每个IMF的带宽,将按照3个步骤进行:

1)对每个IMF计算Hilbert变换得到解析信号以获得它们的单边频谱。

2)将每个IMF都移动到基带上。这两个步骤的数学表达式为:

$$[\delta(t) + \frac{j}{\pi t}] * u_k(t) e^{-j\omega_k t} \quad (8)$$

3)计算式(7)梯度的平方范数即可得到各IMF对应的估计带宽:

$$\begin{aligned} \min_{\{\omega_k\}, \{u_k\}} \sum_k \|\partial_t [\delta(t) + \frac{j}{\pi t}] * u_k(t) e^{j\omega_k t}\|_2^2 \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = x(t) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, 是IMF分量的集合, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 是IMF分量对应的中心频率的集合, $\|\cdot\|_2^2$ 为梯度的平方范数运算。

引入 Lagrange 算子 λ 和惩罚因子 α , 将式(9)中的约束问题转化为非约束问题:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t [\delta(t) + \frac{j}{\pi t}] * u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (10)$$

接着使用交替方向乘子算法来迭代优化 IMF 分量 u_k 和其中中心频率 ω_k , 以及计算式(10)中的鞍点。计算步骤如算法 1 所示。

1.4 排列熵算法

为了找到最优参数, 本文借助排列熵算法来设计 GA 算法的适应度函数。排列熵是一种检测时间序列随机性

算法 1 VMD 变分求解过程

初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\hat{\omega}_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n = 0$

repeat

$n \leftarrow n + 1$

for $k = 1:K$

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^n(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + 0.5 \hat{\lambda}^n(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2}$$

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

end for

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma(\hat{x}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad // \gamma \text{ 为噪声容限}$$

until convergence: $\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \epsilon \quad // \epsilon \text{ 为收敛判别精度}$

的方法。对于时间序列的随机性可以给出定量的评价指标, 现介绍排列熵的算法原理^[16], 假设计算一维时间序列 X 的排列熵:

$$X = \{x(1), x(2), \dots, x(n)\} \quad (11)$$

序列中任意一个元素的相空间重构向量为:

$$Y_j = \{x(j), x(j+1), \dots, x[j+(m-1)\tau_d]\} \quad (12)$$

m 和 τ_d 分别表示嵌入维数和延迟时间, 那么对于所有序列元素, 可以得到相空间重构矩阵:

$$Y_j = \begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau_d) & \dots & x[1+(m-1)\tau_d] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(j) & x(j+\tau_d) & \dots & x[j+(m-1)\tau_d] \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(k) & x(k+\tau_d) & \dots & x[k+(m-1)\tau_d] \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$k = n - (m-1)\tau_d \quad (14)$$

k 为重构分量的个数。接着对每一个相空间重构向量按照元素值的大小顺序排列, 即满足:

$$x[i+(j_1-1)\tau_d] \leq x[i+(j_2-1)\tau_d] \leq \dots \leq x[i+(j_m-1)\tau_d] \quad (15)$$

j 的下标数字表示重新排列后各元素所在列的索引, 将重新排列后得到的相空间重构向量映射为一组符合序列, 相空间重构矩阵 Y 共有 k 行, 因此可以得到 k 个符号序列:

$$S(l) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}, l = 1, 2, \dots, k \quad (16)$$

这个映射对于任意一行相空间重构向量均成立。对含有 m 个元素的符号序列, 它全排列有 $m!$ 种, 而式(16)是 $m!$ 种当中的一种。计算每个符号序列出现的概率 P :

$$P(l) = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}, l = 1, 2, \dots, k \quad (17)$$

综上, 时间序列 X 的排列熵定义为:

$$H_p = - \sum_{j=1}^k P_j \ln P_j \quad (18)$$

为了方便比较, 对排列熵进行归一化:

$$H_{p_{\max}}(P_j = 1/m!) = \ln m! \quad (19)$$

$$0 \leq H_p / \ln m! \leq 1$$

频率越低, 成分越简单的时间序列排列熵越小, 如单调时间序列的排列熵值为 0。反之则排列熵越大。排列熵参数 τ_d 对计算结果的影响很小, m 的取值一般在 3~7 之间。

1.5 WT 去噪算法

WT 去噪的核心理论是, 带噪信号在经过小波分解后, 信号的小波系数要大于噪声的小波系数, 因此可以根据这一点, 选取合适的阈值来过滤噪声小波系数, 保留信号小波系数, 然后再进行重构, 从而完成信号去噪。对于呼吸信号这样的一维时间信号, 去噪过程分为 3 个步骤^[17]: 1) 选择合适的小波基和分解层数 N , 然后以该小波基对信号进行 N 层分解; 2) 提取第 N 层的低频系数和每一层的高频系数, 保留低频系数, 然后利用阈值条件对高频系数进行处理; 3) 将阈值处理后的高频系数和低频系数重构,

得到结果就是去噪后的信号。

步骤 2) 需要面临的问题是阈值方法和阈值函数的选择。常用的阈值方法分为硬阈值法和软阈值法。常用的阈值为:

$$Thr = \sigma \sqrt{2 \ln N_0} \quad (20)$$

σ 是带噪信号的标准差, N_0 是小波系数的长度。在实际应用中, 阈值选的太小将不能有效滤除噪声, 阈值太大又会导致有用成分被滤除。噪声的小波系数会随分解层数的增加而减少, 因此本文所选用的是改进的阈值:

$$Thr(j) = \sigma \sqrt{\ln N_j / \ln(j + 1)}' \quad (21)$$

式中: 当前的分解层数是 j , 与之对应的小波系数的长度为 N_j , 可见随着当前分解层数 j 的不同, 阈值也会随着发生变化。

2 GA-VMD-WT 去噪算法

2.1 适应度函数

VMD 算法的输入参数 K 和 α 对分解的结果影响较大, 本文采用 GA 算法来对 VMD 的参数进行优化, 并且还要避免出现过分解问题, 即 K 值太大会使得分解得到的 IMF 分量过多。相反 K 值太小又不能很好的将有用分量和噪声分量分离。所以适应度函数的选取显得尤为重要。

近距离下测量时, 传感器的发射信号和接收信号不容易受到干扰, 而且信号衰减也很小, 可以将近距离条件(测量距离小于 20 cm)下测到的呼吸信号视为理想呼吸信号, 同等频率下, 受到噪声干扰的呼吸信号的排列熵要更高, 即:

$$H_s(f) = H_y(f) \quad (22)$$

$H_s(f)$ 代表频率为 f 的带噪呼吸信号的排列熵, $H_y(f)$ 代表频率为 f 的理想呼吸信号的排列熵。本文希望带噪呼吸信号在经过去噪处理后能达到和理想呼吸信号一样的效果, 那么要求带噪呼吸信号在经过 VMD 分解后, 呼吸信号占主导的 IMF 分量的排列熵应该与理想呼吸信号的排列熵尽可能的接近, 因此本文设计的适应度函数为:

$$fitness = |H_y(f) - H_{IMF}(f)| \quad (23)$$

$H_{IMF}(f)$ 为带噪呼吸信号 VMD 后的呼吸信号占主导的分量, 适应度函数值越小, 就认为适应度越好。想要观测到任意频率下的 $H_y(f)$ 值是不可能的, 但呼吸引起的胸腔运动可以近似地由正弦信号表示, 那么可以用正弦信号来代替理想呼吸信号设计适应度函数。但人的呼吸具有一定的随机性, 比如每次呼吸的幅度和速率都有所不同, 所以理想呼吸信号的排列熵要高于正弦信号的排列熵。如果往正弦信号中加入随机噪声, 随着信噪比的降低, 正弦信号的排列熵就会增大。图 2 所示为呼吸信号与不同信噪比等级下正弦信号的归一化排列熵。

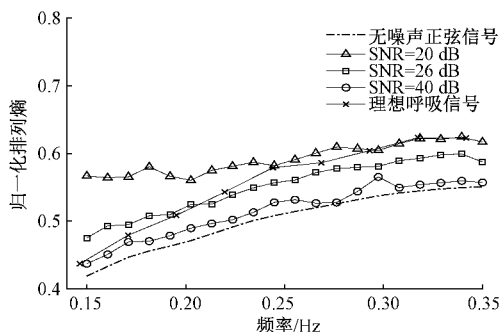


图 2 不同信噪比等级下信号的归一化排列熵

从图 2 中可以发现, 呼吸信号的排列熵值与介于正弦信号 SNR=20 dB 与 SNR=26 dB 之间, 因此将式(23)修改为:

$$fitness = |H_{sin}(snr, f) - H_{IMF}(f)| \quad (24)$$

$H_{sin}(snr, f)$ 代表频率为 f , 信噪比 snr 的正弦信号排列熵, 这里本文选取的是信噪比等级在 20~26 dB 之间的正弦信号的排列熵值。采用该适应度函数, 经过 GA 算法优化后, 适应度最大时对应的 K 和 α 即所需要的 VMD 分解参数。

2.2 算法流程

为了更好地表示各算法之间的功能以及每一步输入输出参数的传递过程, 则 GA-VMD-WT 去噪算法框图如图 3 所示, 算法伪代码如算法 2 所示。

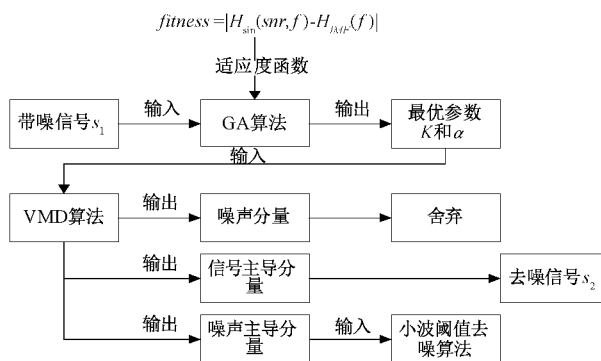


图 3 GA-VMD-WT 去噪算法框图

3 实验与结果分析

3.1 仿真实验设置及结果分析

将传感器放置于人体胸腔正前方 10 cm 处, 由于传感器与人体距离很近, 信号不会出现明显的衰减, 受到的外界干扰也极小, 因此在该条件下所测到的呼吸信号可以认为是理想的。雷达参数的配置参考文献[7]。采样率为 25 Hz, 共采样了 1 024 个点, 可以捕捉到的正常呼吸次数在 8~16 之间, 如图 4(a) 所示。在其中加入了 10 dB 的随机噪声模拟实验中由外部环境和实验设备带来的干扰, 信号如图 4(b) 所示。

算法 2 算法流程

```

Input:  $s_1, f_1, K_0, \alpha_0$  //带噪呼吸信号,带噪呼吸信号频率,初始 VMD 参数值
begin
     $IMF \leftarrow VMD(s_1, K_0, \alpha_0)$  //  $VMD(\cdot)$  为变分模态分解函数
     $fitness = |H_{sin}(snr, f) - H_{IMF}(f)|$ 
     $K \leftarrow K_0; \alpha \leftarrow \alpha_0$ 
    for  $i=1: I_{max}$  //  $I_{max}$  为 GA 算法最大迭代次数
         $[K, \alpha] \leftarrow GA(fitness, K, \alpha)$  //  $GA(\cdot)$  为遗传算法
         $[K, \alpha] \leftarrow GA(fitness, K, \alpha)$ 
         $fitness = |H_{sin}(snr, f_1) - H_{IMF}(f_1)|$ 
    end for
     $K_{opt} \leftarrow K; \alpha_{opt} \leftarrow \alpha$ 
     $u \leftarrow VMD(s_1, K_{opt}, \alpha_{opt})$ 
     $s_2 \leftarrow WT(u, Thr)$  //  $WT(\cdot)$  为小波阈值去噪算法,  $s_2$  为去噪信号
end
    
```

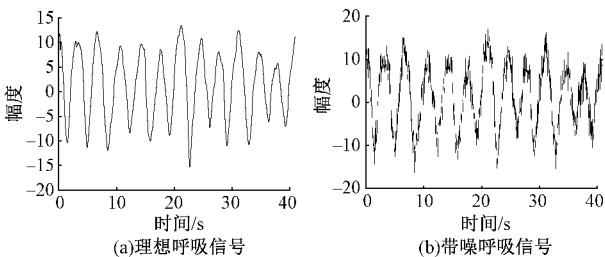


图 4 呼吸信号

接着采用本文所提出的 VMD 参数优化算法,计算得到 VMD 分解得最优参数为 $K=4, \alpha=1.070$ 。而以排列熵最小为适应度函数进行 VMD 分解,则得到的 $K=8$ 。分解结果如图 5 和 6 所示。

由于该信号结构较为简单,所以图 5 中 4 个 IMF 分量中,第 1 个分量(IMF1)为理想信号的主要成分,而 IMF2, IMF3, IMF4 为含噪分量。因此,IMF1 分量将直接保留,其余 3 个分量需要进行 WT 去噪。

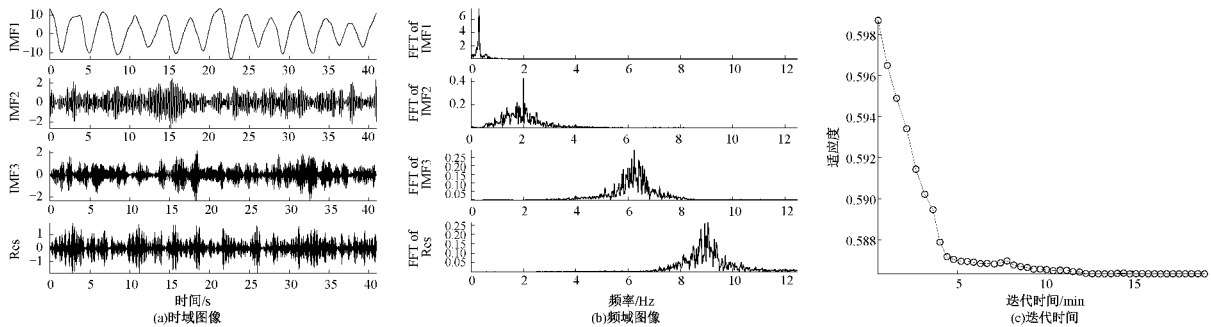


图 5 本文方法的分解结果

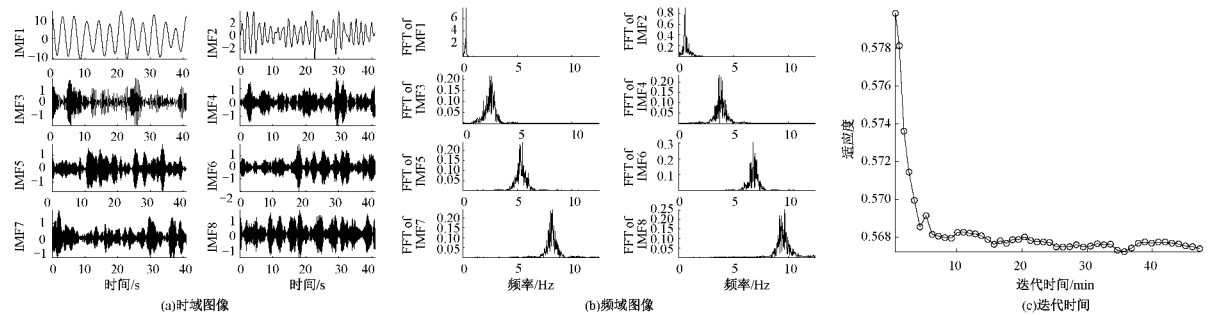


图 6 以最小排列熵为适应度函数的分解结果

图 6 中分解得到 8 个 IMF 分量,而各个分量之间的中心频率已经极为接近,这就可以认为出现了过分解^[18],由于分解的层数过多,也就增加了计算量,不仅降低了计算速度,且过多的分解层数也不利于后续的去噪处理。

为了探讨本文所提出方法的有效性,还采用了几种不同的去噪方法进行对比实验。并以信噪比(signal to noise ratio, SNR)和均方误差(mean square error, MSE)作为客观衡量指标。

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{\sum_{i=1}^n (s_i - y_i)^2} \quad (25)$$

$$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} (s_i - y_i)^2 \quad (26)$$

式中: y 为理想信号, s 为带噪信号。各算法的去噪结果如图 7 所示,客观衡量指标结果如表 1 所示。

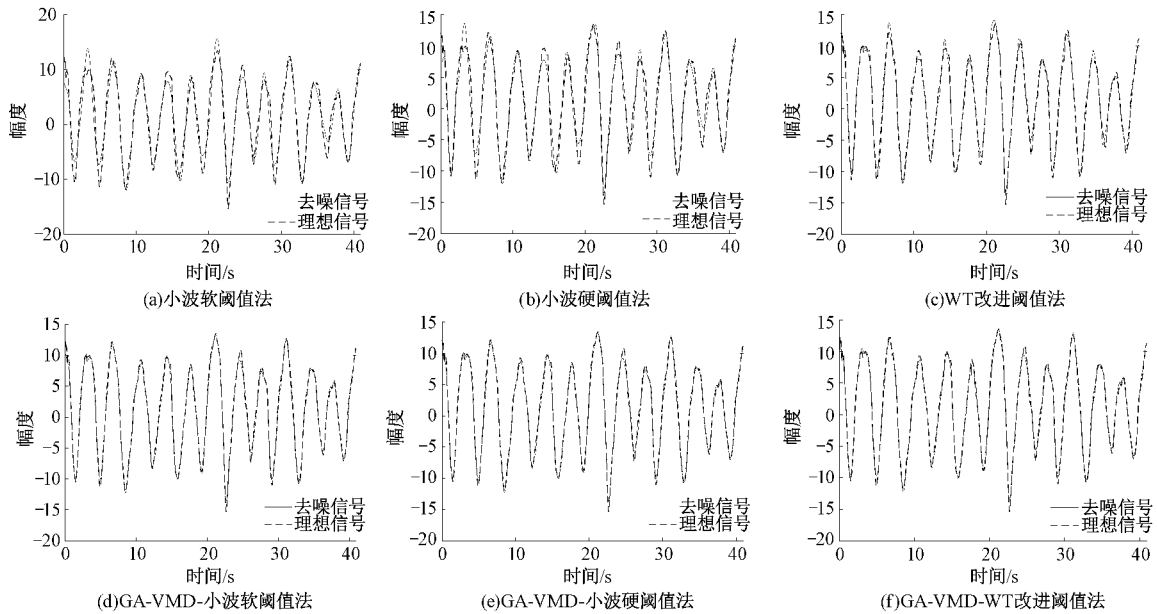


图 7 多种去噪方法仿真结果对比

表 1 客观指标

去噪方法	SNR/dB	MSE
小波软阈值法	11.800 6	3.289 9
小波硬阈值法	12.640 3	2.711 5
WT 改进阈值法	17.284 9	0.930 6
GA-VMD-小波软阈值法	20.303 1	0.464 4
GA-VMD-小波硬阈值法	20.304 5	0.464 3
GA-VMD-WT 改进阈值法	20.648 6	0.428 9

表 1 中的前 3 种方法为传统去噪方法,根据仿真结果可知,使用 GA-VMD 进行分解后,再进行去小波去噪处理,比直接去噪取得的效果更好。其中 GA-VMD-WT 改进阈值算法具有最高的 SNR 和最小的 MSE。从图像上看,传统去噪法在波峰波谷及一些信号细节部分有遗失,而采用 GA-VMD 的去噪方法则可以在这些细节部分更好的逼近的理想信号。

各种采用了 GA-VMD 的先分解后去噪的算法在信噪比和均方误差上仅有微小差别,这是因为呼吸信号的成分较为简单,理想的呼吸信号可以近似建模为正弦信号,因此在经过 VMD 分解后,有用的 IMF 分量可以很容易被分解出来。含噪 IMF 分量中只会残留极少的有用信号成分,

所以从信噪比和均方误差上看,采用了各种 GA-VMD 去噪算法的结果相差不大,但是明显优于直接去噪算法。

3.2 实测信号实验

将雷达放置于距离人体约 2 m 的位置,雷达各项参数设置与仿真实验保持一致,测到远距离情况下的呼吸信号,信号的时域图像和频域图像如图 8 所示。

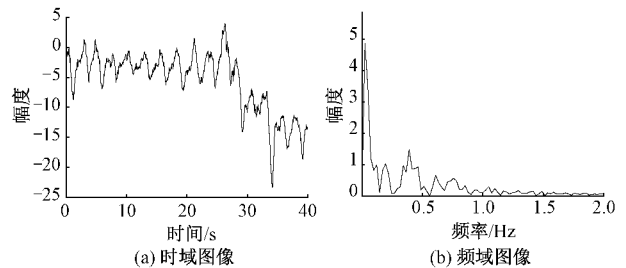


图 8 实测呼吸信号

从时域图像中可以看出,相比于仿真实验中所测到的理想信号,实测信号的时域波形存在杂

波干扰,并且由于测量过程中人体产生了位移,使得波形有整体的运动趋势。在频域图像中,呼吸信号的主频率约为 0.39 Hz,在 0~0.2 Hz 的频率范围内有一个峰值,这就是人体产生的位移所导致的。因此在正式分解信号

前应先去趋势,假设:

$$s(t) = y(t) + e(t) + n(t) \quad (27)$$

式中: $s(t)$ 为带噪信号; $y(t)$ 为理想信号; $n(t)$ 为随机噪声信号; $e(t)$ 为人体趋势噪声信号。而 $e(t)$ 可以表示为:

$$e(t) = \frac{e_i(t) + e_u(t)}{2} \quad (28)$$

$e_i(t)$ 和 $e_u(t)$ 分别代表带噪信号的上包络线和下包络线,因此计算出上下包络信号,根据式(30)就可以得到去趋势后的带噪信号。

由于各种采用了 GA-VMD 的小波去噪算法结果都为接近,因此以 WT 改进阈值法与 GA-VMD-WT 改进阈值法(本文方法)来分别对实测信号 A、实测信号 B 做去噪并对比去噪前后的效果。去噪结果如图 9 和 10 所示。

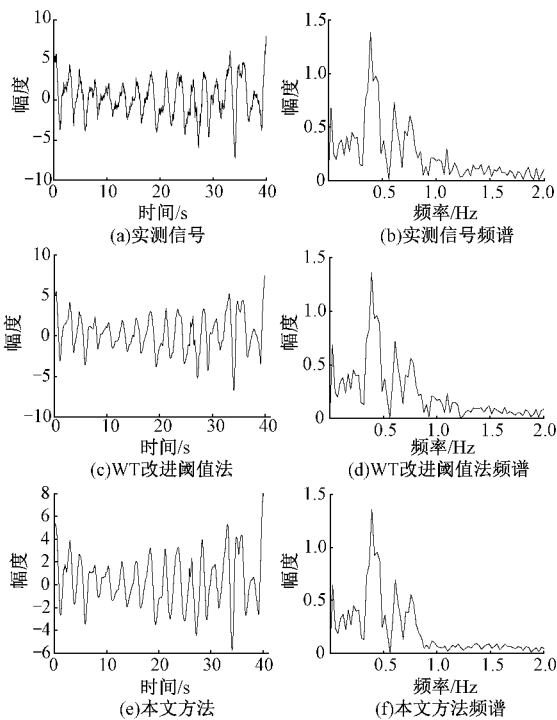


图 9 实测呼吸信号 A 去噪对比

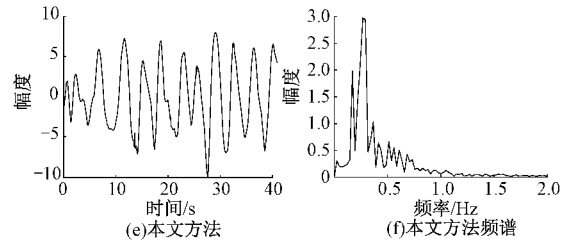
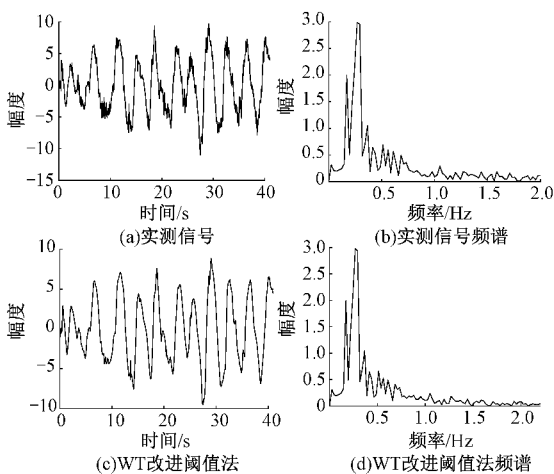


图 10 实测呼吸信号 B 去噪对比

对比图 8(b)和图 9(b),经过去趋势处理后,消除了波形整体的运动趋势。从时域波形上看,传统去噪法的去噪波形结果仍然存在有较为尖锐的部分,这说明传统方法的去噪并不彻底,噪声含量还比较多。而采用了 GA-VMD 先分解后去噪方法的波形整体上变得更为光滑,去噪较为彻底。

从频域上看,相比于图 9(d)和图 10(d),图 9(f)和图 10(f)不仅对频率较高的噪声去除的更为彻底,而且还能有效去除 0.5~1 Hz 之间存在的噪声,而传统方法却不能去除该频段内的噪声。这是因为传统方法并没有将信号先进行分解,因此也就不能有效去除所有频段上可能存在的噪声。

4 结 论

毫米波传感器远距离测量呼吸信号时容易受到环境中杂波和噪声的干扰,而将 VMD 与 WT 相结合在信号的去噪上有很好的效果。为了使得 VMD-WT 算法对呼吸信号去噪具有更好的针对性,本文分析了不同频率下理想呼吸信号,不同信噪比等级正弦信号的排列熵,发现在 20~26 dB 的信噪比下,二者的排列熵值很接近,于是以此设计了适应度函数来优化 VMD 参数,最后采用 WT 算法对分解结果去噪。基于这种方法,可以更好地将信号分量和噪声分量分离,使得信噪比得到了提升,并且不会丢失波形的细节信息。但本文方法对于人的身体运动产生的低频噪声不够敏感,找到一种更好的方法来对人的身体运动进行运动补偿也是今后要面临的一个重要问题。

参考文献

[1] HASCH J, TOPAK E, SCHNABEL R, et al. Millimeter-wave technology for automotive radar sensors in the 77 GHz frequency band [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory & Techniques, 2012, 60(3):845-860.

[2] ZHANG D, KURATA M, INABA T. FMCW radar for small displacement detection of vital signal using projection matrix method [J]. International Journal of Antennas and Propagation 2013, 2013(4):1-5.

[3] ALIZADEH M, SHAKER G, ALMEIDA J D, et al. Remote monitoring of human vital signs using mm-wave FMCW radar [J]. IEEE Access, 2019, 7:

- 54958-54968.
- [4] WANG F K, JUAN P, CHIAN D, et al. Multiple range and vital sign detection based on single-conversion self-injection-locked hybrid mode radar with a novel frequency estimation algorithm[J]. IEEE Transactionson Microwave Theory and Techniques, 2020, 68(5):1908-1920.
- [5] REN L Y, WANG H F, NAISHADHAM K, et al. Phase-based methods for heart rate detection using UWB impulse doppler radar [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2016, 64(10): 3319-3331.
- [6] XIONG J J, HONG H, ZHANG H Q, et al. Multitarget respiration detection with adaptive digital beamforming technique based on SIMO radar [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2020, 68(11):4814-4824.
- [7] 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):1-15.
- [8] 刘震宇,陈惠明,陆蔚,等. 基于改进经验模态分解的雷达生命信号检测[J]. 仪器仪表学报,2018,39(12): 171-178.
- [9] DRAGOMIRETIKIY K, ZOSSO D. Variationalmode decomposition [J]. IEEE Transactionson Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [10] 尹佳璠,陈小奇,李世林,等. 优化 VMD 与 NLM 结合的信号去噪[J]. 计算机工程与设计, 2021,42(4): 1135-1142.
- [11] 丁明宽,石志勇,韩兰懿,等. 基于优化 VMD-小波阈值的 MEMS 陀螺信号降噪[J]. 兵器装备工程学报, 2021,42(8):191-197.
- [12] 李宏,李定文,朱海琦,等. 一种优化的 VMD 算法及其在语音信号去噪中的应用[J]. 吉林大学学报(理学版),2021,59(5):1219-1227.
- [13] 朵慕社,纪国宜,朱海龙,等. 基于 VMD 降噪和 CNN 的轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2021,41(5): 155-160.
- [14] 淳新益,郑秀娟,张畅,等. 遗传算法优化 BP 神经网络的非接触式血压估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(7):53-59.
- [15] 郑睿,李方东. 基于调频毫米波的安防移动机器人导航系统[J]. 仪器仪表学报,2021,42(3):105-113.
- [16] ZANIN M, ZUNINO L, ROSSO O A. Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: a review[J]. Entropy, 2012, 14(8): 1553.
- [17] TO A C, MOORE J R, GLANSER S D. Wavelet denoising techniques with applications to experimental geophysical data[J]. Signal Processing, 2009, 89(2): 144-160.
- [18] 吴杰,王召巴,陈友兴. 基于变分模态分解的玻纤复合材料内部缺陷特征提取方法[J]. 国外电子测量技术, 2021,40(1):15-20.

作者简介

吴彭,硕士研究生,主要研究方向为毫米波传感器信号处理与生命体征信号探测。

E-mail:wupeng9803@163.com

常俊,副教授,主要研究方向为无线通信信号处理与软件无线电、智能无线定位与感知等。

E-mail:changjun@ynu.edu.cn

罗金燕,硕士研究生,主要研究方向为 FMCW 雷达和人体行为识别。

E-mail:18487362521@139.com

许妍,硕士研究生,主要研究方向为毫米波雷达信号处理和雷达手势识别。

E-mail:18760959827@163.com

杨忠富,硕士研究生,主要研究方向为无线信道估计和参数测量。

E-mail:tarotyang@163.com