

基于变分模态分解的自适应滤波降噪方法

吴龙文¹, 聂雨亭¹, 张宇鹏², 何胜阳¹, 赵雅琴¹

(1. 哈尔滨工业大学电子与信息工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 华为技术有限公司北京研究所, 北京 100095)

摘 要: 为了提高分析信号的信噪比, 本文提出了一种基于变分模态分解的变步长归一化最小均方自适应滤波降噪方法. 该方法对原信号进行变分模态分解并区分信号分量和噪声分量, 再对噪声分量进行间隙阈值降噪处理并将其作为参考信号输入自适应滤波器, 通过自适应算法迭代处理得到降噪后的信号分量, 并通过重构算法得到最终降噪后的信号. 本文还在变分模态分解的基础上使用小波阈值降噪和间隙阈值降噪方法按不同方案进行降噪处理并得到最佳算法, 将其与所提算法进行对比. 实验结果表明, 本文所提自适应滤波降噪方法的降噪效果比阈值降噪最佳方法效果更好.

关键词: 变分模态分解; 小波阈值; 间隙阈值; 自适应滤波; 信号降噪

中图分类号: TN971. +1

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2021)08-1457-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20190972

An Adaptive Filtering Denoising Method Based on Variational Mode Decomposition

WU Long-wen¹, NIE Yu-ting¹, ZHANG Yu-peng², HE Sheng-yang¹, ZHAO Ya-qin¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Beijing Research Institute, Huawei Technology Limited Company, Beijing 100095, China)

Abstract: To improve the SNR of received signals, a normalized minimum mean square adaptive filtering denoising method based on variational mode decomposition using variable step-size was proposed. The proposed algorithm decomposed the original signal into several components labelled as noise or signal component. Then an interval threshold denoising method was exploited to denoise the noise component before inputted into an adaptive filter as a reference signal. All the rest signal components were used to reconstruct the final denoised signal after denoised by iterative adaptive filters. In addition, an optimal algorithm based on variational mode decomposition using wavelet threshold denoising and interval threshold denoising methods was exploited. Experimental results show that the proposed adaptive filtering denoising method outperforms the optimal algorithm using threshold denoising.

Key words: variational mode decomposition; wavelet threshold; interval threshold; adaptive filtering; signal denoising

1 引言

在电子侦察过程中, 截获的信号可能包含一个或多个不同辐射源信号, 构成了多分量信号. 随着低截获概率技术的广泛应用, 信号截获的样本数量急剧下降, 从有限而珍贵的多分量信号样本中提取出感兴趣的有用信号信息是提升电子侦察设备作战效能的关键. 在该过程中, 对信号进行降噪显得尤为关键.

信号降噪问题是信号处理领域的一个经典问题, 经典处理过程一般从时域波形或者频域出发, 对信号

进行滤波处理. 信号分解方法是一种常规思路, 这类方法在降噪过程中, 需要对输入信号进行相应的分解, 然后对分解得到的各个信号分量分别进行降噪处理, 最终完成对信号的降噪. 1998年, Huang等人^[1]提出了经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)算法, 该算法将信号时域波形按不同频域子带分解成多个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和一个残余量 r 的累加和形式. 在此基础上, Wu等人^[2]进一步将噪声驱动分析方法用于EMD的信号分集改进, 并在2009年提出了集合经验模态分解(Ensemble Empirical

Mode Decomposition, EEMD)的方法,虽然该方法有效地解决了脉冲干扰、间断干扰和模态混叠问题^[3],但是EEMD算法引入了高斯白噪声,分解结果产生了伪分量.为了解决上述EMD类算法的伪分量、模态混叠、端点效应等问题,Dragomiretskiy等人^[4]于2014年将本征模态函数IMF重新定义为具有不同中心频率且有限带宽的振动模态函数,并且通过将IMF估计带宽之和最小优化问题转化为变分问题,最终提出了一种全新的自适应的、非递归的信号分解方法.相比EMD类方法,该方法具有更好的噪声鲁棒性,并且由于变分问题具有严格的数学含义,因此将该方法称为变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD).VMD算法一经提出,就被成功应用于地震信号降噪^[5]、水声降噪^[6]、语音降噪^[7]和滚动轴承故障诊断^[8]等诸多传统信号降噪应用场合.

小波阈值降噪(Wavelet Threshold Denoising, WTD)方法是Donoho等人^[9]在1995年提出的,它弥补了短时傅里叶变换的时频分辨率不足的问题,在降噪领域得到了广泛的应用^[10,11].目前,很多学者直接使用小波阈值降噪方法对信号经过分解后的分量分别进行降噪,进而重构得到处理后的降噪信号,这种方法虽然简单明了、易于操作,但是并没有考虑到信号经分解后各个分量的频谱分布特点,有些分量可能部分或完全为高斯白噪声,这种情况并不能有效地去除噪声分量而保留有用分量.受小波阈值降噪的启发,Kopsinis等人^[12]建立了模态单元的概念,提出了间隙阈值(Interval Thresholding, IT)降噪算法,并将其与EMD分解结合起来使用;该方法将信号分解得到的每个IMF分为很多个小单元,通过比较单元内的极值点与阈值大小判断该单元为噪声成分还是信号成分,通过将噪声成分去除达到降噪的目的.

现代滤波降噪方法也是一类常用的降噪方法,被广泛使用的有卡尔曼(Kalman)滤波、维纳(Wiener)滤波、粒子滤波^[13]和自适应滤波^[14]等.其中自适应滤波在设计滤波器时不完全依赖输入信号的先验统计特性,不存在一些降噪方法中阈值选择的问题;自适应滤波器的核心是自适应算法,通过算法自适应调整参数、更新信号估计结果,使结果输出达到最优.最小均方(Least Mean Square, LMS)算法^[7]及其改进算法是最为经典的算法,例如归一化最小均方(Normalization Least Mean Square, NLMS)算法、变步长最小均方(Variational Step Least Mean Square, VS-LMS)算法、将NLMS与VS-LMS结合起来的变步长归一化最小均方(Variational Step Normalization Least Mean Square, VS-NLMS)算法和时变参数改进的归一化最小均方(Proportionate Normalization Least Mean Square, PNLMS)算法^[14]等,在

滤波过程中,通过不断更新抽头系数的值,自适应地匹配有用信息和噪声成分的先验知识,达到噪声抑制效果.

目前而言,已有的基于模态分解类的经典降噪算法^[3,5-8,10-12]和一些对它们进行改进的算法^[15,16]往往只在不同成分内分别独立进行降噪处理,而忽略了成分之间噪声的联系.本文预先对模态分解结果进行信号或噪声主导判断,在此基础上,通过自适应滤波过程将噪声主导成分和信号主导成分联系起来,实现降噪.具体而言,本文提出了一种全新的基于VMD的自适应滤波降噪方法,利用间隙阈值降噪对信号进行VMD分解后的噪声分量进行处理得到噪声信号,并将其作为自适应滤波部分的参考信号完成对信号主导成分的降噪,实现最终的自适应滤波过程.与此同时,基于信号模态分解在去噪方面的成功应用,利用VMD算法对含噪信号进行分解,分别使用小波阈值降噪方法和间隙阈值降噪方法对分解得到的各分量进行处理,找到使用阈值降噪效果最佳的方法,用于最终降噪性能对比.最后,将本文提出的基于VMD的自适应滤波降噪方法与基于VMD的阈值降噪方法中效果最佳的方法进行对比分析.

2 变分模态分解(VMD)

与EMD分解结果类似,VMD算法的目标是把原始信号分解为多个本征模态函数和的形式,但是VMD将本征模态函数IMF重新定义为带宽受限的AM-FM信号,即

$$h_k(t) = A_k(t)\cos(\phi_k(t)) \quad (1)$$

其中, $A_k(t)$ 为 $h_k(t)$ 的幅值包络,且 $A_k(t) \geq 0$; $\phi_k(t)$ 为 $h_k(t)$ 的瞬时相位,且 $\phi'_k(t) \geq 0$.而且与瞬时相位 $\phi_k(t)$ 相比,幅值包络 $A_k(t)$ 和瞬时角频率 $\omega_k(t) = \phi'_k(t)$ 的变化均是缓慢的.

给定原始信号 $x(t)$,找到 k 个窄带的本征模态函数 $h_k(t)$,且每个分量对应的中心频率为 ω_k ,相应的约束变分模型为

$$\min_{\{h_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| -j\omega_k \left[\left(\delta(t) + j\frac{1}{\pi t} \right) * h_k(t) \right]' e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

其中, $\{h_k\} = \{h_1, h_2, \dots, h_K\}$ 为VMD分解得到的所有本征模态函数的集合, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_K\}$ 为各个本征模态函数中心角频率的集合.

为了求解该约束变分问题的最优解,将其转为非约束变分问题,因此引入拉格朗日函数,该函数的表达式为

$$L(\{h_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| -j\omega_k \left[\left(\delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * h_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k h_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_k h_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

其中, α 为二次约束算子, $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘法算子. 利用乘子交替方向算法求解约束变分问题, 通过交替更新 h_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、 λ^{n+1} 寻找拉格朗日表达式的鞍点. h_k^{n+1} 的表达式为

$$h_k^{n+1} = \arg \min_{h_k \in X} \left\{ \alpha \left\| -j\omega_k \left[\left(\delta(t) + j \frac{1}{\pi t} \right) * h_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_i h_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (4)$$

利用 Parseval Fourier 等距变换将上式变换到频域中:

$$H_k^{n+1}(\omega) = \frac{X(\omega) - \sum_{i \neq k} H_i(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (5)$$

利用同样的方法, 可以得到 ω_k^{n+1} 的表达式:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |H_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |H_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

通过以上分析, VMD 算法可以分为如下几个步骤:

(1) 初始化 $\{H_k^1\}$, $\{\omega_k^1\}$, λ^1 和 n ;

(2) 根据式(5)和式(6)更新 h_k , ω_k ;

(3) 利用 $\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left(X(\omega) - \sum_k H_k^{n+1}(\omega) \right)$ 更新 λ ;

(4) 重复步骤(2)~(3), 直到满足约束条件

$$\sum_k \frac{\|H_k^{n+1} - H_k^n\|_2^2}{\|H_k^n\|_2^2} < \varepsilon.$$

因此, 信号经过 VMD 分解后, 最终得到 K 的 IMF, 且每个 IMF 均为 AM-FM 信号.

3 基于 VMD 的阈值降噪

3.1 小波阈值降噪(WTD)

小波阈值降噪首先要选择适合的小波基并确定具体要分解的层数, 将信号变换到小波域后获得一组小波分解系数; 然后设定一个阈值, 认为大于该阈值的小波系数主要由目标信号主导, 保留该小波系数; 小于该阈值的小波系数主要由噪声信号主导, 则舍去这个小波系数; 最后, 剩余小波系数为感兴趣信号对应的小波系数, 基于该小波系数集合, 利用小波重构算法, 构建

降噪后的感兴趣信号成分.

基于小波分解理论的阈值降噪过程可总结为以下三个步骤^[17]:

(1) 选择合适参数对信号进行小波分解;

(2) 对小波系数进行阈值处理, 根据感兴趣目标信号先验知识保留相应低频系数, 根据预设的阈值和阈值函数对高频系数进行量化处理;

(3) 信号重构, 利用处理后的小波系数和保留的低频系数进行信号重构, 得到降噪后信号.

获得最佳小波降噪效果的关键是选择合适的阈值函数与最佳阈值. 常用的阈值函数主要有硬阈值和软阈值两种. 由于经过软阈值方法得到的小波系数具有可导性而在信号降噪领域应用较为广泛^[18], 因此本文选择使用软阈值函数, 小波软阈值的阈值函数为

$$f(x) = \begin{cases} \text{sgn}(x)(|x| - T), & |x| > T \\ 0, & |x| \leq T \end{cases} \quad (7)$$

其中, x 为小波系数, T 为阈值. 式中 T 的选择根据 Donoho 提出的 VisuShrink 方法得到

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (8)$$

其中, σ 是第 k 层分解结果中被判定为噪声成分的标准差, N 是信号长度.

3.2 间隙阈值降噪(IT)

基于 VMD 的间隙降噪过程主要参考 EMD-IT 降噪方法^[12], 含有高斯白噪声的信号经过 VMD 分解之后得到的 IMF 分量(振动模态)会有很多的零点, 相邻零点之间的波形可以看成是一个模态单元, 故每个振动模态均由一系列模态单元构成, 间隙降噪则是把每一个模态单元作为阈值处理对象. 通过分别对每个 IMF 中的模态单元按预设阈值进行检测, 对超过阈值的模态单元, 认为是有用信号, 予以保留; 否则就作为噪声单元, 全部强制置零. 上述模态单元检测处理过程称为间隙降噪过程, 即

$$\tilde{h}^{(i)}(z_j^{(i)}) = \begin{cases} h^{(i)}(z_j^{(i)}), & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| > T_i \\ 0, & |h^{(i)}(r_j^{(i)})| \leq T_i \end{cases} \quad (9)$$

其中, $j = 1, 2, \dots, N_z^{(i)}$, $h^{(i)}(z_j^{(i)})$ 表示第 i 个 IMF 在区间 $z_j^{(i)}$ 和 $z_{j+1}^{(i)}$ 上的瞬时值, 在此区间内仅有一个极值点 $h^{(i)}(r_j^{(i)})$,

$T_i = C \sqrt{E_i 2 \ln N}$, C 为常数, $E_i = \left(\frac{E_1}{\beta} \right) \rho^{-i}$, ($i = 2, 3, \dots$), E_i

为第一个 IMF 分量的功率.

3.3 基于 VMD 的 WTD/IT 降噪

根据信号分解后得到各分量的频谱特点, 有些分量主要由噪声成分组成, 称为噪声分量, 有些分量主要由有用信号成分组成, 称为信号分量. 本文中将原始信

号使用 VMD 分解后,得到的各个窄带 IMF 的能量与原始信号的能量对比和频谱对照结果显示,IMF₁ 几乎不含有用信号成分,所以将 IMF₁ 作为噪声成分,计算原始信号 VMD 分解后各成分的能量 E_s^i 和噪声成分 VMD 分解后各成分的能量 E_n^i ,定义 D_i 为各分量有用信号成分能量占比情况:

$$D_i = \frac{|E_n^i - E_s^i|}{\max(|E_n^i|, |E_s^i|)} \quad (10)$$

当 $D_i > 0.6$ 时,IMF_i 为信号分量,否则为噪声分量. 所以对于 VMD 分解后的结果,利用小波阈值降噪方法和间隙阈值降噪方法对本征模态函数进行处理时有 4 种不同的组合方案,如图 1 所示.

组合一,采用 VMD 分解和小波阈值降噪结合的方法,利用小波阈值降噪对 VMD 分解得到的每一个 IMF 进行处理,记为 VMD-WTD 降噪;组合二,采用 VMD 分解和间隙阈值降噪结合的方法,利用间隙阈值降噪对 VMD 分解得到的每一个 IMF 进行处理,记为 VMD-IT 降噪;组合三,利用能量关系准则对 VMD 分解得到的各个 IMF 进行分析,对于其中的噪声分量利用间隙阈值降噪进行处理,而信号分量则利用小波阈值降噪进行处理,记为 VMD-ITn-WTDs 降噪;组合四,对 VMD 分解得到的噪声分量利用小波阈值降噪进行处理,而信号分量则利用间隙阈值降噪进行处理,记为 VMD-ITs-WTDn 降噪.

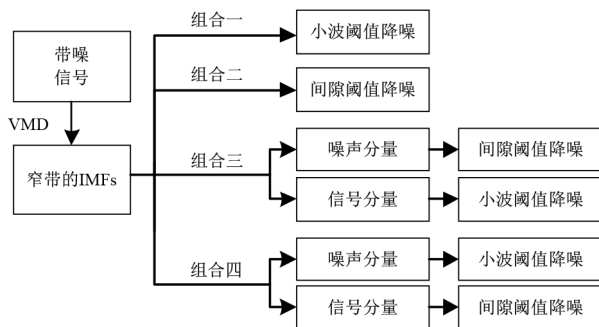


图1 VMD和WTD/IT的不同降噪方案

4 基于VMD的自适应滤波降噪

对信号进行降噪处理,通常采用频域滤波方法,该方法往往要求信号具有平稳特性且只能对带外噪声进行抑制而无法对带内噪声进行处理. 针对带内噪声或非平稳信号,自适应滤波器具有较好的处理效果,因此自适应滤波器是目前数字信号处理应用中重要的组成部分. 其中,基于最小均方算法理论发展起来的LMS算法是自适应滤波中应用最广泛的一种,LMS自适应滤波器的基本结构如图2所示.

图2中, $x(n)$ 为输入信号, $y(n)$ 为自适应滤波器的输

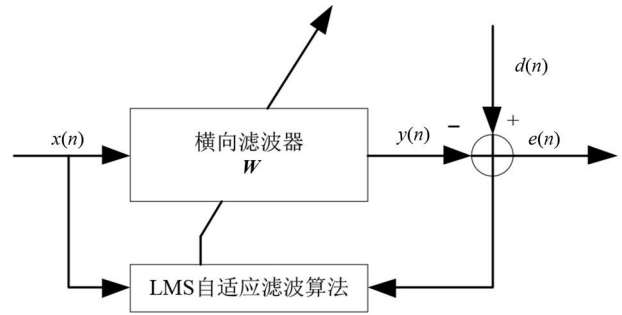


图2 LMS自适应滤波器的基本结构

出信号, $d(n)$ 为参考信号, $e(n)$ 为误差信号, W 为滤波器的权值系数向量.

对于 N 阶滤波器,设它的权值系数向量为

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_N\} \quad (11)$$

滤波器某一时刻的输入向量为

$$X(n) = \{x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-N)\} \quad (12)$$

则误差信号 $e(n)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - y(n) \\ &= d(n) - \sum_{i=1}^N w_i x(n-i) \\ &= d(n) - X^T(n)W \end{aligned} \quad (13)$$

根据滤波器的目标,LMS算法的目的是:当滤波过程完成时,滤波器的权值系数向量更接近于真实权值,从而使得均方误差(Mean Square Error, MSE)达到最小. 因此选取误差平方的数学期望值作为目标函数,即

$$\begin{aligned} J(n) &= E[d^2(n)] - 2E[d(n)X^T(n)]W \\ &\quad + W^T E[X(n)X^T(n)]W \end{aligned} \quad (14)$$

令 $P_{dx} = E[d(n)X^T(n)]$, $R_{xx} = E[X(n)X^T(n)]$, 则

$$J(n) = E[d^2(n)] - 2P_{dx}W + W^T R_{xx}W \quad (15)$$

为了方便计算,取目标函数 $J(n)$ 的瞬时估计值为 $\bar{J}(n) = 0.5e^2(n)$, 根据公式推导得到滤波器的权值系数向量的迭代公式为

$$\begin{aligned} W(n+1) &= W(n) + \mu \left(-\frac{\partial \bar{J}(n)}{\partial W} \right) \\ &= W(n) + \mu e(n)X(n) \end{aligned} \quad (16)$$

其中, μ 为算法的收敛因子也称为步长因子,在滤波过程中,用于控制算法的稳定误差和收敛速度.

由于输入信号的大小对LMS算法存在影响,当步长因子较大时,收敛速度小,收敛精度高;反之,当步长因子较小时,收敛速度变大,但收敛精度却变小. 在LMS自适应算法的基础上,又提出各种改进的算法,例如归一化最小均方(NLMS)算法、变步长最小均方(VS-LMS)算法以及变步长归一化最小均方(VS-NLMS)算法等.

NLMS、VS-LMS算法的滤波器权值系数向量的更

新表达式如下.

NLMS算法:

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \frac{\mu}{\gamma + \|\mathbf{X}(n)\|^2} \mathbf{X}(n)e^*(n) \quad (17)$$

不加限制的 VS-LMS 算法:

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \mu(n+1)e^*(n)\mathbf{X}(n) \quad (18)$$

其中,

$$\mu(n+1) = \alpha\mu(n) + \gamma e^2(n), \quad 0 < \alpha < 1, \gamma > 0 \quad (19)$$

加限制的 VS-LMS 算法:

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) + \mu(n+1)e^*(n)\mathbf{X}(n) \quad (20)$$

其中,

$$\hat{\mu}(n+1) = \alpha\hat{\mu}(n) + \gamma e^2(n), \quad 0 < \alpha < 1, \gamma > 0 \quad (21)$$

$$\mu(n+1) = \begin{cases} \mu_{\max}, & \hat{\mu}(n+1) > \mu_{\max} \\ \mu_{\min}, & \hat{\mu}(n+1) < \mu_{\min} \\ \hat{\mu}(n+1), & \text{others} \end{cases} \quad (22)$$

为了获得更好的收敛效果, VS-LMS 算法的步长函数通常采用箕舌函数的形式:

$$\mu(n+1) = \beta[1 - \exp(-\alpha|e(n)|^2)] + \gamma\mu(n) \quad (23)$$

利用式(22)和式(23)在 VMD 的框架下实现自适应滤波过程就可以得到本文所提出的基于 VMD 的变步长归一化最小均方自适应滤波算法 VMD-VS-NLMS. 本文在利用自适应算法对 IMF 进行降噪的过程中, 由于含噪信号经过 VMD 分解后得到的 IMF 中, 主要由噪声成分组成的噪声分量也可能含有一部分有用信号的频谱信息, 所以首先使用信号间隙降噪方法对噪声分量进行处理得到噪声信号, 然后将其作为自适应滤波部分的参考信号, 当存在多个噪声分量时, 计算其均值作为参考信号, 算法参数为在其他文献中讨论过的相对最优参数, 其中 γ 取 0.001, β 取 0.001, α 取 0.95.

图 3 所示为本文设计的基于 VMD 的自适应滤波系统. 该系统的特点是, 将 VMD 分解得到的噪声分量作为参考信号对信号分量进行降噪, 这样得到的参考信号能更好地反映信号中的噪声信息.

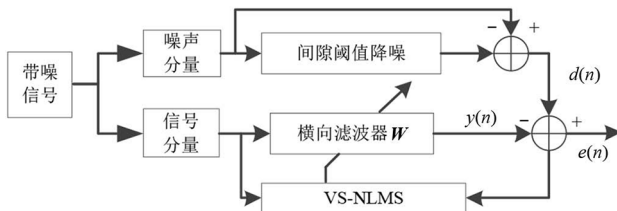


图3 基于 VMD 的自适应滤波系统

5 实验仿真

为了验证本文中所提出不同方法的降噪性能,本

文中实验均采用如式(24)所示由单频信号与线性调频信号构成的多分量混合信号:

$$\begin{cases} x = s_1 + s_2 + \eta \\ s_1 = e^{j[2\pi(f_{01}t + 0.5k_1t^2)]} \\ s_2 = e^{j2\pi f_{02}t} \end{cases} \quad (24)$$

其中, s_1 为线性调频信号, 初始频率 f_{01} 为 15 MHz, 带宽 B_1 为 10 MHz, 脉冲宽度 T_1 为 5 μ s, 调频斜率 $k_1 = \frac{B_1}{T_1}$; s_2 为单频正弦信号, 频率 f_{02} 为 20 MHz, 脉冲宽度 T_1 为 5 μ s; η 表示高斯白噪声, 其均值为 0, 标准差为 σ . 信号的采样率为 300 MHz.

同时引入信噪比改善 (Signal Noise Ratio Improvement, SNRI) 这一指标对不同算法的降噪性能进行分析, SNRI 的数学表达式具体为

$$[\text{SNRI}]_{\text{dB}} = [\text{SNR}]_{\text{dB(降噪后)}} - [\text{SNR}]_{\text{dB(降噪前)}} \quad (25)$$

5.1 基于 VMD 的 WTD/IT 降噪实现

为了对比文中提出的基于 VMD 的 WTD/IT 的 4 种方案的降噪效果, 计算了降噪后信号的信噪比改善、与原始信号的均方根误差和互相关系数. 在 -11 dB 到 -1 dB 噪声强度下进行 1000 次蒙特卡罗实验, 其结果如图 4~6 所示.

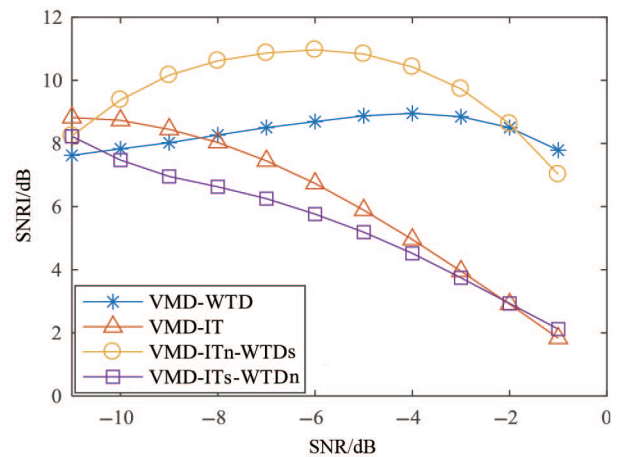


图4 VMD 和 WTD/IT 不同降噪方案的信噪比改善

从图 4~6 中可以看出, 与其他三种降噪方法相比, 当信噪比大于 -10 dB 且小于 -2 dB 时, 采用 VMD-ITn-WTDs 降噪方法得到的信号的信噪比改善大, 降噪信号与原始信号的均方根误差小, 且互相关系数好, 说明 VMD-ITn-WTDs 的降噪效果明显优于其他三种方案. 图 4 中, 采用 VMD-ITn-WTDs 降噪后得到的信噪比改善随噪声强度的变化呈现凸函数的变化趋势, 这说明降噪性能可能与门限等参数条件的设置有关. 在该实验设置的门限等参数条件下, 当信噪比约为 -6 dB 时, 采用 VMD-ITn-WTDs 对仿真信号进行降噪时, 能取得最

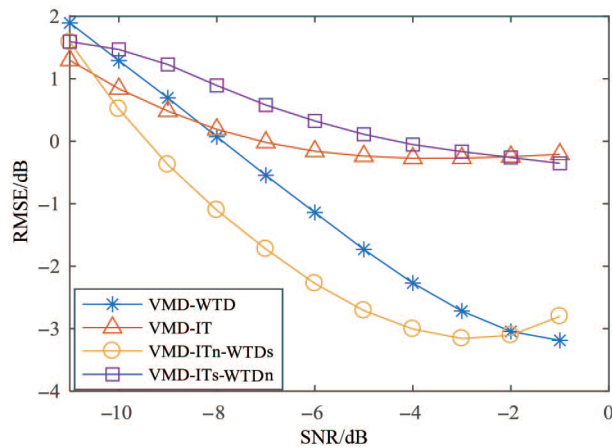


图5 VMD和WTD/IT不同降噪方案的均方根误差

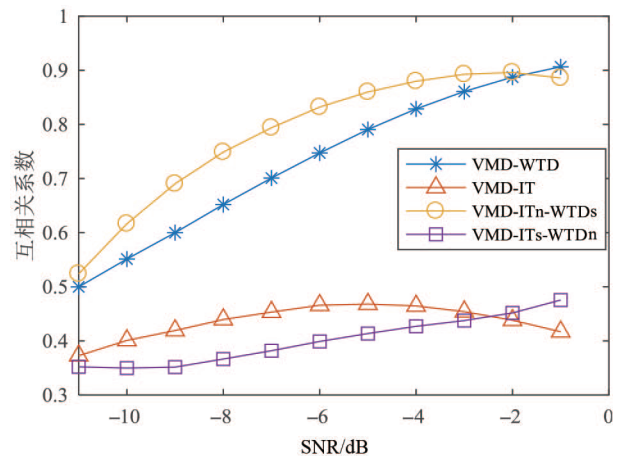


图6 VMD和WTD/IT不同降噪方案的互相关系数

好的降噪效果. 当信噪比为 -6dB 时,4种方法处理后得到的信噪比改善、均方根误差和互相关系数的具体

结果如表1所示,该结果为1000次实验结果的平均值.

表1 基于VMD的WTD/IT不同降噪方案的性能对比

降噪方法	信噪比改善 SNRI/dB	均方根误差 RMSE/dB	互相关系数
VMD-WTD	8.6935	-1.1401	0.7473
VMD-IT	6.7343	-0.1605	0.4659
VMD-ITn-WTDs	10.9665	-2.2766	0.8321
VMD-ITs-WTDn	5.7632	0.3250	0.3990

从表1中的数据同样可以看出,VMD-ITn-WTDs的降噪效果明显优于其他三种方案.降噪后,信号的信噪比改善大,且与原始信号的互相关系数好,说明该方案在滤除噪声的同时,也尽可能多地保留了原始信号中的时频信息.4种方案中VMD-ITn-WTDs的均方根误差最小,则说明采用该方案降噪后,信号的瞬时幅度信息更接近于原始信号.可以看出,VMD-ITn-WTDs是VMD与WTD/IT降噪相结合算法中的最佳算法.

5.2 VMD-VS-NLMS 与 VMD-ITn-WTDs 的性能对比

在仿真信号式(24)的基础上,VMD-ITn-WTDs和VMD-VS-NLMS两种方案的降噪结果如图7~9所示.从图中可以看出,当信噪比大于 -5dB 时,VMD-VS-NLMS的降噪性能整体优于VMD-ITn-WTDs,而当信噪比低于 -5dB 时,使用VMD-VS-NLMS降噪后信号与原始信号之间的相关性仍然高于使用VMD-ITn-WTDs的相关性.这说明VMD-VS-NLMS在降噪过程中,能更好地保留原始信号中的时频信息.

选择信噪比为 -6dB ,对比VMD-VS-NLMS算法和VMD-ITn-WTDs算法的降噪性能,结果如表2所示.从实验结果可以看出,在较低信噪比下(-6dB),使用两种方法降噪后信号的信噪比改善和均方根误差均很接近,但使用VMD-VS-NLMS降噪后的信号与原始信号的互相关系数高于VMD-ITn-WTDs,说明基于VMD的VS-

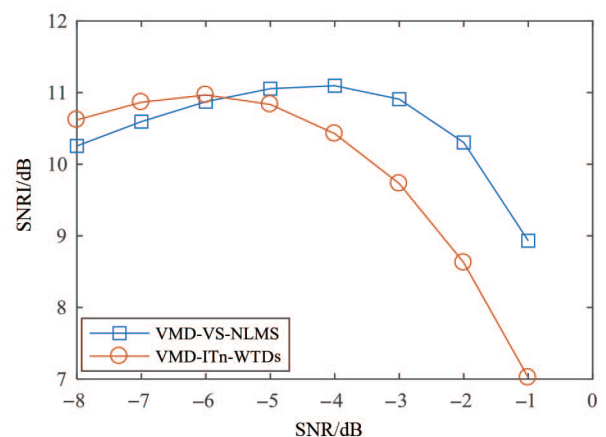


图7 VMD-VS-NLMS与VMD-ITn-WTDs的信噪比改善

NLMS降噪方法比基于VMD的WTD/IT降噪方法中的最佳方法VMD-ITn-WTDs降噪效果更好.

5.3 VMD-VS-NLMS 和 VMD-ITn-WTDs 在实际信号上的降噪效果对比

在实际信号的应用方面,采用某实测雷达信号数据进行实验说明.选取某一段时间间隔内的雷达信号,该雷达信号的采样率为 200MHz ,脉冲宽度为 $6.24\mu\text{s}$,信噪比约为 8dB ,将信号幅度进行归一化处理得到时域波形和STFT获得的二维时频信息如图10和图11所示.

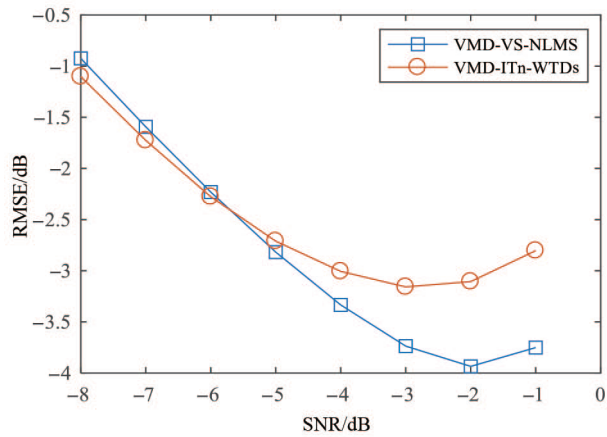


图8 VMD-VS-NLMS与VMD-ITn-WTDs的均方根误差

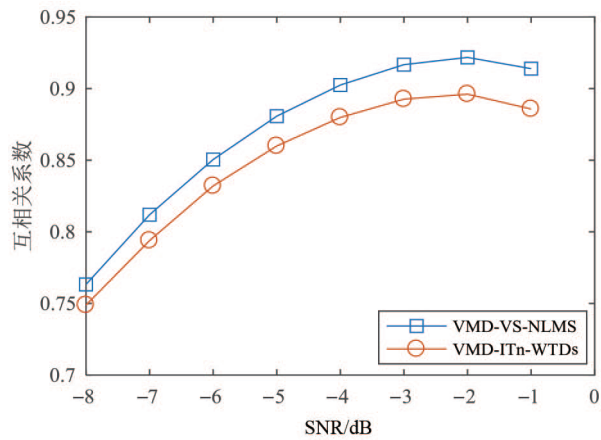


图9 VMD-VS-NLMS与VMD-ITn-WTDs的互相关系数

从图11中可以看到,该雷达信号为线性调频信号,信号带宽约为3MHz。

使用VMD-ITn-WTDs和VMD-VS-NLMS对信号进行降噪的结果如图12和图13所示。

与图11对比可以看出,信号中大部分的噪声被有效滤除。使用不同降噪方法在实际雷达信号上的降噪结果如表3所示,该实验结果为10段脉冲信号实验结果的平均值。

表3中同时给出了使用EMD直接降噪、EMD-WTD和EMD-IT的降噪结果。从实验结果中可以看出,与同类型的EMD-WTD和EMD-IT降噪结果相比,基于VMD类方法的降噪效果明显优于EMD类方法,并且可以发现,在实际信号的应用过程中,使用自适应滤波降噪方法中的VMD-VS-NLMS算法降噪效果最好。

表2 VMD-VS-NLMS和VMD-ITn-WTDs的性能对比

降噪方法	信噪比改善SNRI/dB	均方根误差RMSE/dB	互相关系数
VMD-ITn-WTDs	10.9665	-2.2766	0.8321
VMD-VS-NLMS	10.8734	-2.2310	0.8505

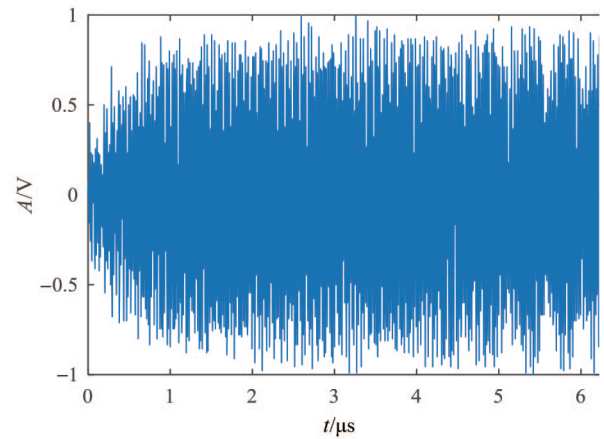


图10 实际雷达信号的时域波形

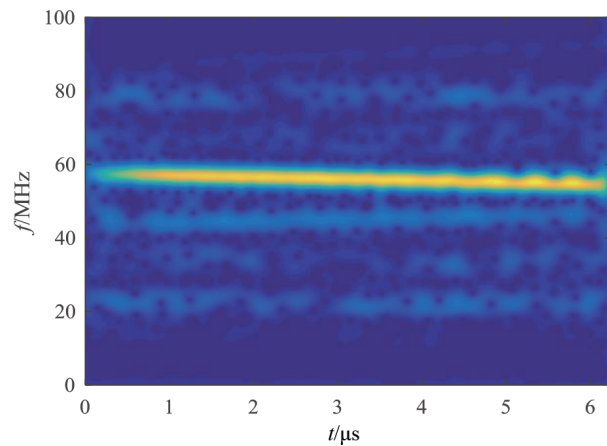


图11 实际雷达信号的二维时频信息

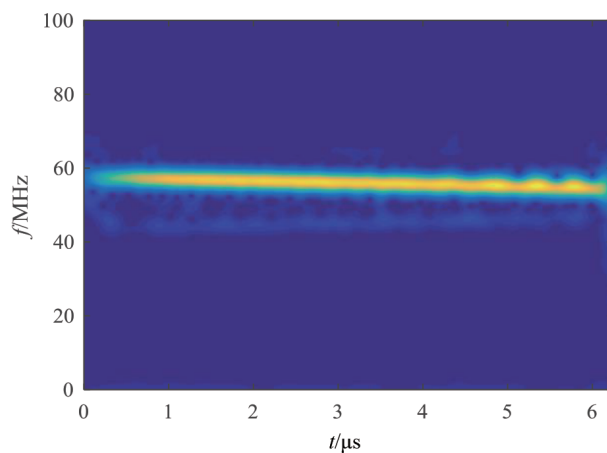


图12 VMD-ITn-DWTs的降噪结果

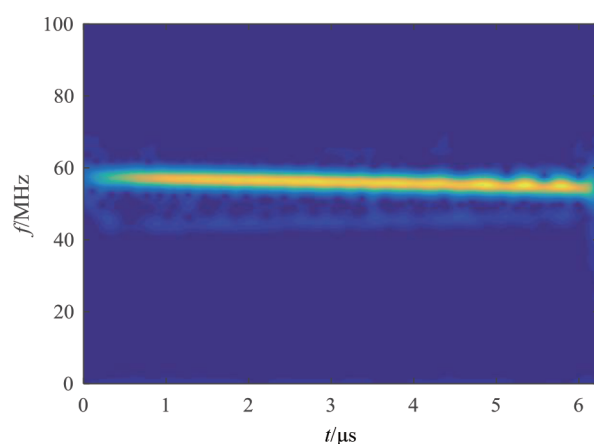


图 13 VMD-VS-NLMS 的降噪结果

表 3 不同方法在实际信号上的降噪结果

降噪方法	信噪比改善 SNRI/dB
VMD-WTD	3.9316
VMD-IT	3.8247
VMD-ITn-WTDs	4.0329
VMD-ITs-WTDn	3.8621
VMD-VS-NLMS	4.0717
EMD 直接降噪	0.3184
EMD-WTD	0.0264
EMD-IT ^[12]	-0.0182

6 结论

本文提出了一种全新的基于 VMD 的自适应滤波降噪方法 (VMD-VS-NLMS), 即利用间隙阈值降噪对信号进行 VMD 分解后的噪声分量进行处理得到噪声信号, 并将其作为自适应滤波部分的参考信号完成对信号主导成分的降噪, 实现最终的自适应滤波过程. 在该算法过程中, 突破传统的成分之间独立处理的思路, 利用自适应滤波技术框架将不同成分之间的噪声建立了联系. 作为对照, 利用 VMD 算法对含噪信号进行分解, 判断分解得到的 IMF 分量是主要包含有用信号的分量还是主要包含噪声的分量, 使用小波阈值降噪方法和间隙阈值降噪方法对各分量独立进行降噪处理, 得到了该阈值降噪技术框架下降噪效果最佳的方法 VMD-ITn-WTDs. 最后, 对仿真信号和实际信号分别进行实验, 实验结果均表明, 本文所提采用自适应滤波降噪方案的 VMD-VS-NLMS 算法比使用阈值降噪方案中最佳算法 VMD-ITn-WTDs 的降噪效果更好.

参考文献

[1] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the

Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903 – 995.

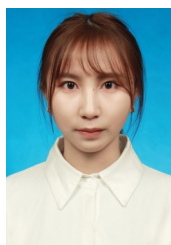
- [2] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1 – 41.
- [3] 王莹. 基于成分分解的自适应滤波降噪方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- Wang Y. Research on adaptive filter denoising method based on component decomposition[D]. Harbin, China: Harbin Institute of Technology, 2017. (in Chinese)
- [4] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531 – 544.
- [5] Li F Y, Zhang B, Verma S, et al. Seismic signal denoising using thresholded variational mode decomposition[J]. Exploration Geophysics, 2018, 49(4): 450 – 461.
- [6] Hu H P, Zhang L M, Yan H C, et al. Denoising and baseline drift removal method of MEMS hydrophone signal based on VMD and wavelet threshold processing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 59913 – 59922.
- [7] Ram R, Mohanty M N. Performance analysis of adaptive variational mode decomposition approach for speech enhancement[J]. International Journal of Speech Technology, 2018, 21(2): 369 – 381.
- [8] Gu X J, Chen C Z. Rolling bearing fault signal extraction based on stochastic resonance-based denoising and VMD[J]. International Journal of Rotating Machinery, 2017, 2017: 1 – 12.
- [9] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(432): 1200 – 1224.
- [10] 曹伟, 孙红梅, 贾瑞生, 等. 基于小波包分解重构的微地震信号降噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(4): 134 – 143.
- Cao W, Sun H M, Jia R S, et al. Micro-seismic signal denoising method based on wavelet packet decomposition and reconstruction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(4): 134 – 143. (in Chinese)
- [11] Awal M A, Mostafa S S, Ahmad M, et al. An adaptive level dependent wavelet thresholding for ECG denoising[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2014, 34(4): 238 – 249.
- [12] Kopsinis Y, McLaughlin S. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(4): 1351 – 1362.

- [13] Tsakonas E E, Sidiropoulos N D, Swami A. Optimal particle filters for tracking a time-varying harmonic or chirp signal[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10): 4598 – 4610.
- [14] 倪锦根. 时变参数比例自适应滤波算法[J]. 电子学报, 2016, 44(5): 1208 – 1212.
Ni J G. Time-varying parameter proportionate adaptive filtering algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(5): 1208 – 1212. (in Chinese)
- [15] 张强, 行鸿彦. 基于 EMD 方差特性的混沌信号自适应去噪算法[J]. 电子学报, 2015, 43(5): 901 – 906.
Zhang Q, Xing H Y. Adaptive denoising algorithm based on the variance characteristics of EMD[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(5): 901 – 906. (in Chinese)
- [16] 王文波, 晋云雨, 王斌, 等. 混沌信号的自适应阈值同步挤压小波变换消噪[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1652 – 1657.
Wang W B, Jin Y Y, Wang B, et al. Chaotic signal denoising based on adaptive threshold synchrosqueezed wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(7): 1652 – 1657. (in Chinese)
- [17] Nasri M, Nezamabadi-Pour H. Image denoising in the wavelet domain using a new adaptive thresholding function[J]. Neurocomputing, 2009, 72(4/5/6): 1012 – 1025.
- [18] 王磊, 孙玮, 陈奕博, 等. 基于自适应小波阈值的心电信号降噪方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(15): 29 – 33.
Wang L, Sun W, Chen Y B, et al. ECG denoising method based on adaptive wavelet threshold selection[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(15): 29 – 33. (in Chinese)

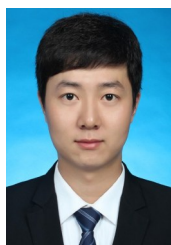
作者简介



吴龙文 男, 1988 年 9 月出生. 工程师, 工学博士, 主要研究方向为辐射源识别、辐射源个体识别、无源定位、多核学习和医学信号处理.
E-mail: wulongwen@hit.edu.cn



聂雨亭 女, 1997 年 9 月出生. 硕士研究生, 主要研究方向为时频分析、信号处理和医学信号处理.
E-mail: yuting.nie@foxmail.com



张宇鹏 男, 1992 年 8 月出生. 工学硕士, 主要研究方向为时频分析、信号处理和雷达信号处理.
E-mail: zhangyupeng10@hisilicon.com



何胜阳 男, 1983 年 2 月出生. 高级工程师, 工学博士, 主要研究方向为无线光通信、嵌入式系统和算法加速.
E-mail: heshengyang@hit.edu.cn



赵雅琴(通信作者) 女, 1976 年 2 月出生. 教授, 工学博士, 主要研究方向为辐射源识别、辐射源个体识别、无源定位、光通信、医学信号处理.
E-mail: yaqinzhao@hit.edu.cn