

基于 VMD-SVD 的拉曼分布式 光纤测温系统降噪方法*

周 龙 宋树祥 杨 军 徐 隆 龙 彪
(广西师范大学电子与信息工程学院 桂林 541004)

摘要: 针对分布式光纤测温系统,其产生的包含温度信息的后向拉曼散射信号极其微弱,因此极易被白噪声掩盖的问题。本文设计了一种基于 VMD-SVD 联合降噪算法,并提出通过对构造的仿真信号做降噪对比实验,以更优的降噪性能指标选取该算法的重要参数。实验表明,将该联合算法及 EMD、VMD、EMD-SVD 算法分别用于多组测试信号降噪时,VMD-SVD 降噪算法相较于 EMD 算法有均有 15 dB 以上提升,相较于 VMD 算法有均有 9 dB 以上的提升,最后相较于 EMD-SVD 算法也均有 1 dB 以上提升,最后将上述算法应用于分布式光纤测温系统测量的多组后向拉曼散射信号降噪时,VMD-SVD 降噪算法也能最有效的消除该信号白噪声,为后续高质量测温奠定基础。

关键词: VMD;SVD;分布式光纤测温系统;降噪

中图分类号: TN731 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.20

Noise reduction method of Raman distributed optical fiber temperature measurement system based on VMD-SVD

Zhou Long Song Shuxiang Yang Jun Xu Long Long Biao

(School of Electronic and Information Engineering,Guangxi Normal University,Guilin 541004,China)

Abstract: For distributed optical fiber temperature measurement system, the back Raman scattering signal containing temperature information generated by it is extremely weak, so it is easy to be masked by white noise. In this paper, a joint noise reduction algorithm based on VMD-SVD is designed, and the important parameters of the algorithm are selected with better noise reduction performance indicators by comparing the noise reduction of the constructed simulation signal. Experiments show that when the joint algorithm and EMD, VMD, EMD-SVD algorithm are used to reduce the noise of multiple groups of test signals respectively, the VMD-SVD noise reduction algorithm has an improvement of more than 15 dB compared with the EMD algorithm, and more than 9 dB compared with the VMD algorithm. Finally, compared with the EMD-SVD algorithm, the VMD-SVD algorithm has an improvement of more than 1 dB. Finally, when the above algorithm is applied to reduce the noise of multiple groups of backward Raman scattering signals measured by the distributed optical fiber temperature measurement system, VMD-SVD noise reduction algorithm can also effectively eliminate the white noise of the signal, laying the foundation for subsequent high-quality temperature measurement.

Keywords: VMD;SVD;distributed optical fiber temperature measurement system;noise reduction

0 引 言

近年来,随着光通信的快速发展,分布式光纤测温系统得到了一定的发展,由于其可以实现长距离大范围的测温,并定位温度异常点,所以在石油燃气管道^[1]、大型粮仓^[2]、隧道^[3]、电力电缆^[4]上有着重要的应用,并且光纤还具有

抗电磁干扰^[5-7],体积小等优点。对于分布式光纤测温系统,它的一些重要指标如空间精度、测温精度、测量距离最终都和后向拉曼散射信号的信噪比相关,所以信噪比也就反映了测温系统的综合性能。也因此信噪比的提升成了大家对分布式光纤测温系统的一个研究热点。其中陈瑞麟等^[8]使用累加平均算法对系统原始后向拉曼散射信号去

收稿日期:2022-09-13

* 基金项目:桂林市重点研发计划项目(2020010329)、广西师范大学重大科技成果转化培育项目(2020PY002)资助

噪,去噪效果明显,但是随着累加次数的增加去噪效果会严重衰减,且影响系统实时性。此后王星^[9]对该系统的信号使用了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),可在一定程度上消除噪声,但是降噪效果一般,虽然 EMD 属于一种自适应分解算法,但是由于其缺少数学理论基础,容易出现模态混叠和端点效应。Pan 等^[10]对该系统的信号使用了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),在保持系统空间分辨率不变的情况下将信噪比提高了 8.8 dB,但是最后的得到信号精度偏低,且 EEMD 并没有解决模态混叠和端点效应^[11-12],仅仅起到了一定的缓解作用。2014 年,变分模态分解(variational modal decomposition, VMD)被首次提出,它也属于一种自适应分解算法^[13],其正好能克服了 EMD 算法存在的模态混叠和端点效应。综上, VMD 算法一种相对优秀的算法,考虑到单一的降噪算法降噪往往是有限的,所以联合奇异值分解^[14](singular value decomposition, SVD)算法进行降噪。本文提出了变分模态分解联合奇异值分解(variational modal decomposition-singular value decomposition, VMD-SVD)的降噪算法,该算法能够有效的抑制噪声,增大信号信噪比。

1 VMD-SVD 优化降噪方法

1.1 VMD 原理

VMD 通过循环迭代搜索模型最优解的方式确定分量的中心频率和带宽,核心思想是构建和求解变分问题,具体步骤如下:

1) 构造变分问题,分解信号,估计各模态带宽之和最小,原信号等于所有模态分量之和作为约束条件:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s. t. \sum_{k=1}^K u_k = s \end{cases} \quad (1)$$

2) 获取增广 Lagrange,引入惩罚因子 α 和乘法算子 λ ,将约束变分问题转变为非约束变分问题,其 Lagrange 表达式为:

$$\begin{aligned} L[\{u_k(t)\}, \{\omega_k\}, \lambda(t)] = & \\ & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2 + \langle \lambda(t), S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

3) 求解变分模型最优解:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^{\omega_0} \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2}{\int_0^{\omega_0} |\hat{u}_k(\omega)|^2} \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

$$\sum_k \left\| u_k^{n+1} - u_k^n \right\|_2^2 / \left\| u_k^n \right\|_2^2 < \epsilon \quad (6)$$

1.2 VMD 参数的选取

VMD 对降噪效果起主要作用的参数是分解层数 K 和惩罚因子 α ,对于这两个参数的确定没有统一的说法,现有的方式有排列熵等算法去确定。无论用什么办法确定的参数,最终目的都是为了该算法能得到最优的降噪效果,那么信噪比大小就是降噪效果的最好体现。本次通过各分解层数下信噪比曲线来确定最优的分解层数 K 。首先构造这样一个不同频率及幅值的信号 $y(t) = 0.3\sin(2\pi \times 80t) + 0.5\sin(2\pi \times 40t)$,使用 matlab 的 awgn 函数给构造的信号分别添加 -5、1、6 dB 的白噪声,分别构成带噪信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 。令惩罚因子 $\alpha = 6000$,分解层数 K 的值从 1~10 分别对 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 信号进行分解,将 VMD 分解到得的一系列固有模式函数(intrinsic mode function, IMF),利用峭度准则^[15]选出最优的 IMF 分量进行对应信号重构。通过选用不同分解层数对 3 种加噪信号进行降噪后得到的信噪比曲线图如图 1 所示,其中最优分解层数主要集中在 2、3 层,可以看出它们分解重构的信号信噪比最高,最终分解层数选择为 3 层。其中峭度的计算公式如下:

$$K_s = \frac{E(x - \mu)^4}{\eta} \quad (7)$$

式中: μ 、 η 分别为 x 的均值与标准; $E(x - \mu)^4$ 为 4 阶数学期望。

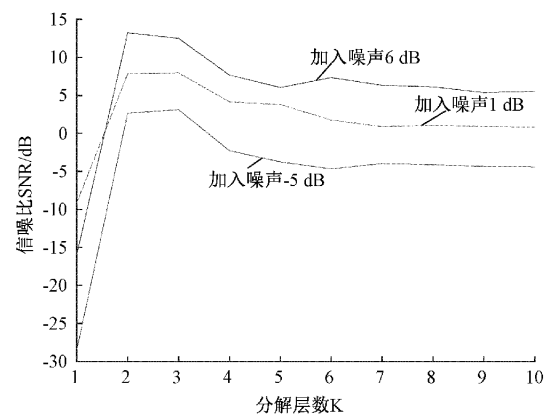


图 1 VMD 不同分解层数对不同带噪信号降噪对比

1.3 SVD 原理

奇异值分解与重构与线性代数的运算息息相关,对于 SVD 降噪原理:可以把采集到的模拟温度信号看作不带噪声的纯净信号与带白噪声的随机信号的叠加,可以将这个信号带白噪声的温度信号构造成一个 Hankel 矩阵,此时对该矩阵进行奇异值分解,可以得到一个带奇异值的 S 矩阵,将奇异值较小数用 0 进行替换,因为它们带了较多的噪声信息;而奇异值较大的信号就进行保留,因为它们带了较多的有用信号信息。最后将 S 矩阵进行奇异值重构,便可以

得到降噪的信号。

对采样离散信号 $\{x_i, i = 1, 2, 3 \dots N\}$, 构造 $Z \times K$ 阶的 Hankel 矩阵:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_K \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_Z & x_{Z+1} & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: N 为采样离散信号的长度, $K = N - Z + 1$ 。 \mathbf{H} 矩阵的奇异值分解式为:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (9)$$

式中: $\mathbf{U} \in R^{Z \times Z}$, $\mathbf{V} \in R^{K \times K}$, $\mathbf{S} \in R^{Z \times K}$, $\mathbf{S} = (\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), 0)$, 0 代表零矩阵, $q = \min(Z, K)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_q \geq 0$ 为依次递减的奇异值。

1.4 SVD 参数选择

奇异值分解降噪过程中最重要的参数当属有效秩阶数 k , 同样它的确定方式也很多, 其中比较经典的就是用单边极大值原则对差分谱^[16]进行分析, 从而选择最优的有效秩阶数, 但此方案容易出现降噪过度, 导致信号失真。本次也是通过对不同有效秩阶数下对之前 VMD 选择参数时构造的带噪信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 分别进行降噪实验 (Hankel 将矩阵的行数设置为 512), 得到的实验图如图 2 所示。通过查看不同有效阶次下最优的信噪比来确定有效秩阶数, 可以看到信噪比随着有效秩阶数的增加先增大后减小, 其中有效秩阶数为 6 时 3 条信噪比曲线的信噪比均达到最大。因此最终秩阶数最终选择 6, 对应奇异值分解出的 S 矩阵中的奇异值仅需保留前 6 个, 其余奇异值清零。

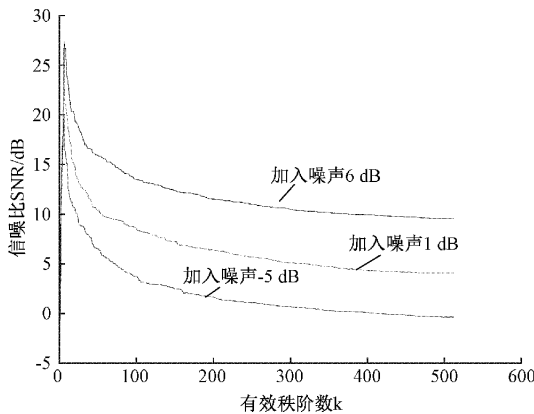


图 2 SVD 不同有效秩阶数对不同带噪信号降噪对比

1.5 VMD-SVD 联合降噪方法

本文提出的基于 VMD-SVD 联合降噪方法, VMD 的降噪能力存在不足, 此处结合 SVD 算法进行联合降噪, 以弥补 VMD 在降噪能力上的缺点。这样对信号进行降噪处理时, 很大程度上能提升信号的信噪比。本文提出的 VMD-SVD 降噪流程如图 3 所示, 具体步骤为:

步骤 1) 准备好原始的带噪信号并进行一定的预先处理;

步骤 2) 对信号进行 3 层的 VMD 分解, 求解各层峭度值, 选择峭度值较大的各 IMF 分量;

步骤 3) 将选择出来的 IMF 分量进行叠加重构信号;

步骤 4) 将重构出来的信号进行 SVD 分解。

步骤 5) 保留 SVD 分解出的 S 矩阵的前 6 个奇异值, 其余奇异值清零。

步骤 6) 再次重构出最终的降噪信号。

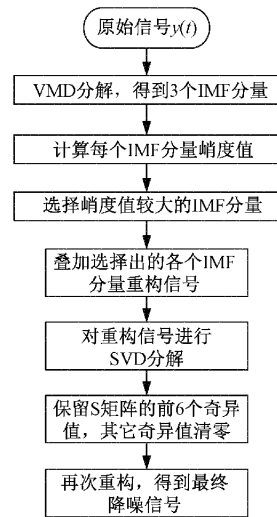


图 3 VMD-SVD 算法流程

2 仿真信号降噪分析

为了对本文所提出的 VMD-SVD 算法的性能进行验证, 将在此引入仿真对比实验, 对于仿真实验: 先构造一个仿真信号 $y(t) = \sin(2\pi \times 40t) + 0.5\sin(2\pi \times 100t)$ 如图 4(a) 所示, 对仿真信号分别加入 3、5、7 dB 的白噪声构成带噪信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 。如图 4(b) 为 $y(t)$ 加 5 dB 白噪声构成的 $y_2(t)$ 信号。对于带噪信号 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$, 本文将分别进行 EMD 算法、VMD 算法、经验模态分解联合奇异值分解算法 (empirical mode decomposition-singular value decomposition, EMD-SVD)、VMD-SVD 算法的降噪对比实验, 以验证 VMD-SVD 算法在降噪方面的性能及普适性。

下面将展示各算法对 $y_2(t)$ 的降噪效果图。EMD 算法分解得到的有用分量, 本次通过相关系数来确定, 根据构造信号特点, 将相关系数阈值设置为 0.4, 大于 0.4 的则为有用分量, 最后 EMD 降噪效果如图 5(a) 所示。对于 VMD 算法的参数选择, 依旧按照前文 1.2 节进行参数设置, 最后 VMD 降噪效果如图 5(b) 所示。对于 EMD-SVD 算法, 依旧是先将信号进行 EMD 分解, 将相关系数阈值设置为 0.4, 大于 0.4 的则为有用分量, 将有用的各分量进行叠加重构信

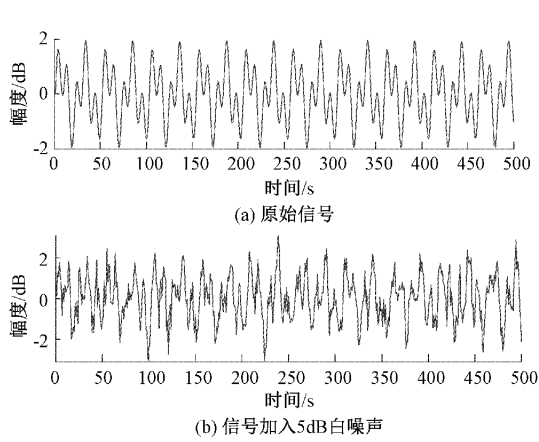


图 4 原始信号和含噪信号

息,最后将重构的信号通过 SVD 降噪,最后 EMD-SVD 降噪效果如图 5(c)所示。对于 VMD-SVD 算法,降噪流程按照 1.5 节流程图 3 进行信号的降噪,最后 VMD-SVD 降噪效果如图 5(d)所示,本次降噪后信噪比提升至 23.68 dB,相比于 EMD-SVD 算法有 2.27 dB 的提升,相比于 VMD 算法有 11.73 dB 提升,相比于 EMD 算法更有 18.54 dB 提升。最后将 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 3 组不同带噪信号通过上述各降噪算法处理后得到的信噪比(SNR)及均方根(MSE)绘制在表 1 中。数据表明,本文提出的 VMD-SVD 算法相较于 EMD 算法、VMD 算法、EMD-SVD 算法,在信噪比和均方根方面上均有较大提升。

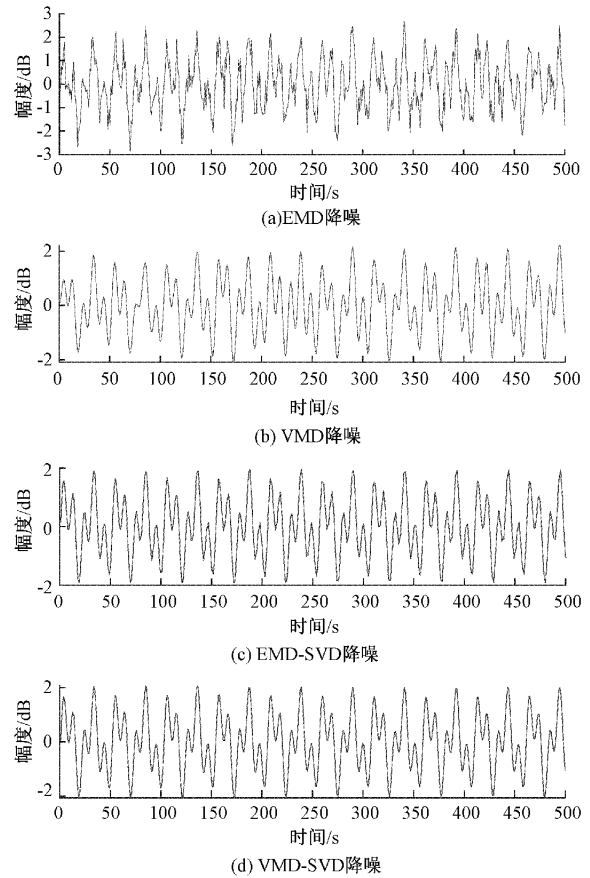


图 5 各算法对仿真信号降噪结果

表 1 各降噪算法降噪效果对比

去噪算法	3 dB		5 dB		7 dB	
	SNR/dB	MSE	SNR/dB	MSE	SNR/dB	MSE
EMD	3.177 8	0.694 2	5.147 3	0.553 3	7.017 9	0.446 1
VMD	9.888 7	0.320 6	11.957 4	0.252 5	13.869 6	0.202 7
EMD-SVD	17.546 4	0.175 4	21.415 0	0.085 0	22.798 8	0.072 5
VMD-SVD(本文)	18.269 9	0.123 6	23.688 5	0.067 4	26.536 2	0.047 2

3 实测信号降噪分析

3.1 系统硬件

如图 6 所示为分布式光纤测温系统组成结构,系统主要分为光学部分的脉冲激光器、波分复用器、传感光纤,及电学部分的光电转换(APD)及放大电路、现场可编程门阵列(FPGA)数据采集卡、上位机。FPGA 数据采集卡产生频率为 10 kHz,脉宽为 20 ns(高电平的脉宽)的电脉冲信号,通过 FPGA 其中一个 I/O 输入到脉冲激光器产生光脉冲信号,光脉冲经过脉冲激光器中集成的光纤放大器(EDFA)放大后经波分复用器进入光纤,此时光纤会产生与光脉冲相反方向运动的后向拉曼散射信号(包含反斯托克斯光信号和的斯托克斯光信号)。此时后向拉曼散射信号号会进入波分复用器,通过波分复用器分离得到波长为

1 450 nm 的反斯托克斯光信号和 1 660 nm 的斯托克斯光信号,两光信号经过 APD 及放大电路进行信号的光电转换和放大后便可通过 FPGA 数据采集卡进行数据采集,将采集的两光信号分别存储在 FPGA 片内的两个随机存取存储器(RAM)中,然后传入第三代双倍速率同步动态随机存储器(DDR3)中进行缓存,最后通过千兆以太网接口将数据上传到上位机,此时就可获得后向拉曼散射信号进行温度曲线解调。

其中 FPGA 数据采集卡硬件系统如图 7 所示,系统为双通道数据采集系统,主要包含模数转换(ADC)数据采集模组、FPGA 数据处理模组、DDR3 数据缓存模组、以太网数据传输模组 4 部分。其中的数据采集模组的 ADC 采样率设置为 100 MHz,采样位宽为 14 bit,每帧采样的后向拉曼散射信号都为 6 000 个点。

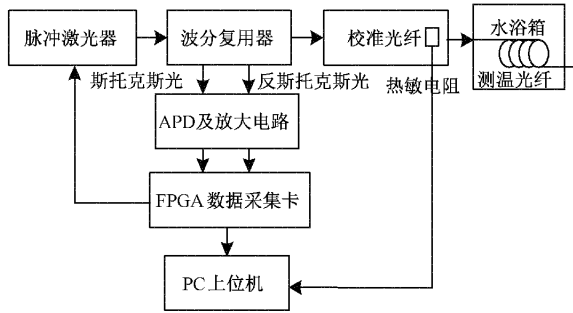


图 6 测温系统

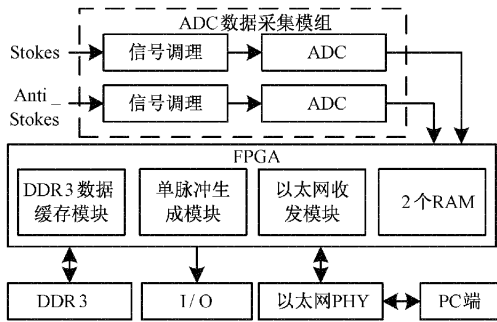


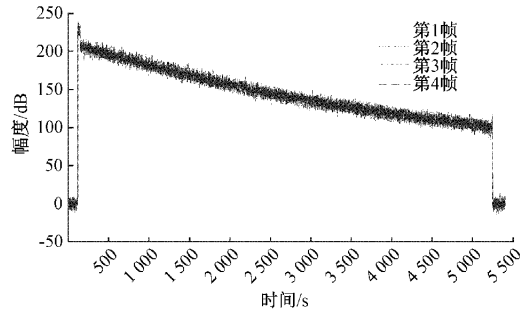
图 7 FPGA 数据采集卡系统

3.2 实验结果分析

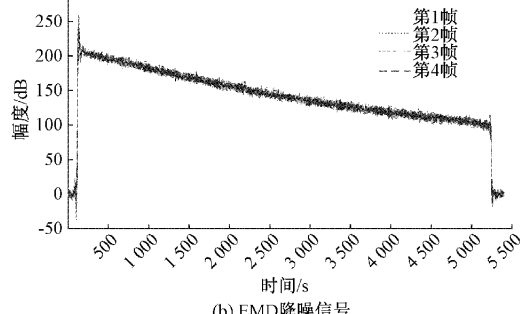
下面在分布式光纤测温系统中每隔一分钟获取一帧后向拉曼散射信号中的反斯托克斯信号,共十帧信号,进行 EMD 算法、VMD 算法、EMD-SVD 算法、VMD-SVD 算法的降噪对比实验。取 10 帧数据的前 4 帧未经任何处理的反斯托克斯信号如图 8(a)所示,可见有效信号被白噪声所掩盖。通过 EMD 算法对反斯托克斯信号进行降噪的效果如图 8(b)所示,EMD 算法虽能去除一定噪声,但是效果一般;通过 VMD 算法对反斯托克斯信号进行降噪的效果如图 8(c)所示,EMD 算法虽能去除大量噪声,但是不能达到预期效果;最后通过 EMD-SVD 算法及 VMD-SVD 算法进行降噪的效果如图分别如图 8(d)、(e)所示,虽然它们都能达到很好的降噪效果,但是后者更胜一筹。由于无法获取纯净的反斯托克斯信号,且为了定量的评价各算法的降噪性能,这里通过降噪误差比(dnSNR)来表示各算法的去噪性能,其中 dnSNR 定义如下:

$$dnSNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^N x^2(i)}{\sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2} \right) \quad (10)$$

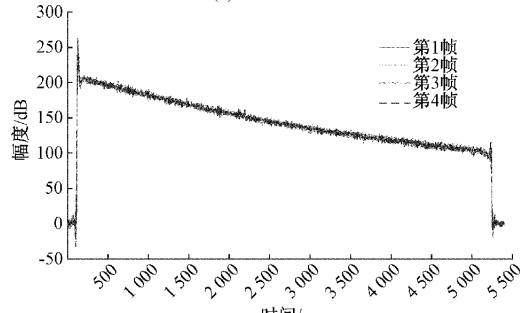
dnSNR 越小表示降噪效果越好,结果如表 2 所示,从表中可以看出本文提出的方法降噪效果最优。



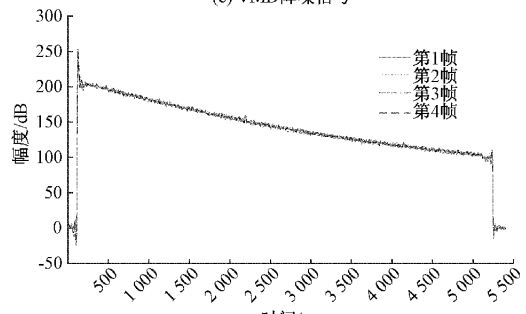
(a) 原始信号



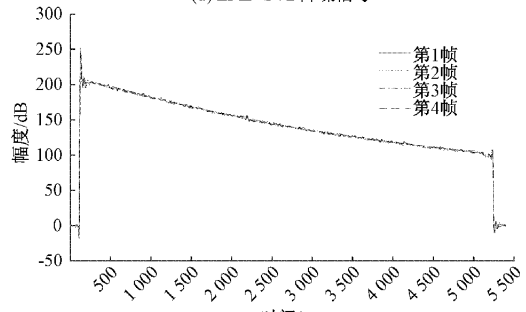
(b) EMD 降噪信号



(c) VMD 降噪信号



(d) EMD-SVD 降噪信号



(e) VMD-SVD 降噪信号

图 8 各算法对仿真信号降噪结果

表 2 各降噪算法降噪误差比

去噪算法	EMD	VMD	EMD-SVD	VMD-SVD
第 1 帧 DnSNR/dB	8.911 2	4.908 5	1.717 2	1.014 3
第 2 帧 DnSNR/dB	8.403 2	5.003 1	1.934 2	1.253 3
第 3 帧 DnSNR/dB	9.143 2	4.911 2	1.717 1	0.914 3
第 4 帧 DnSNR/dB	8.500 1	4.801 0	1.685 4	1.021 3
第 5 帧 DnSNR/dB	8.774 8	4.913 2	1.665 1	1.014 8
第 6 帧 DnSNR/dB	8.801 0	5.120 1	1.896 1	0.928 1
第 7 帧 DnSNR/dB	9.010 3	5.175 6	1.741 5	0.896 8
第 8 帧 DnSNR/dB	8.959 7	5.124 7	1.931 2	1.121 3
第 9 帧 DnSNR/dB	8.652 9	4.802 8	1.774 9	1.111 5
第 10 帧 DnSNR/dB	9.063 5	4.787 3	1.992 3	1.234 1

4 结 论

本文设计了一种对分布式光纤测温系统产生携带温度信息的后向拉曼散射信号进行 VMD 联合 SVD 的降噪算法,通过对构造的仿真信号做对比实验,以更优的降噪性能指标选取该算法的重要参数。对于构造的仿真信号降噪,本文 VMD-SVD 算法相比于 EMD-SVD 算法有 1 dB 以上的提升,相比于 VMD 算法更是有 9 dB 以上增幅,相比于 EMD 算法更是有 15 dB 以上增幅。最后将各算法应用于系统产生的原始后向拉曼散射信号中,通过降噪误差比验证了本文 VMD-SVD 算法对实测信号依然有着较好地去噪效果,对后续温度信号的解调有重要意义。

参考文献

- [1] 黄程,翟富超,范高.输气管道泄漏与防治方法研究[J].化学工程与装备,2016(10):67-68,189.
- [2] 陈晴川,王剑锋,刘红林,等.基于分布式拉曼光纤传感的粮食测温系统研究[J].中国粮油学报,2019,34(S2):16-20.
- [3] 杜文斌.分布式光纤测温系统在铁路隧道中的应用[J].现代隧道技术,2014,51(3):206-210,DOI:10.13807/j.cnki.mtt.2014.03.032.
- [4] 陈健.光纤测温系统在电力电缆中的研究和应用[D].广州:华南理工大学,2016.
- [5] 宁枫.分布式光纤拉曼测温系统空间分辨率及稳定性

研究[D].重庆:重庆大学,2012.

- [6] 李健.高性能拉曼分布式光纤传感仪关键技术研究[D].太原:太原理工大学,2021.
- [7] 张明江,李健,刘毅,等.面向分布式光纤拉曼测温的新型温度解调方法[J].中国激光,2017,44(3):219-226.
- [8] 陈瑞麟,万生鹏,贾鹏,等.基于累加平均的分布式光纤拉曼测温系统[J].应用光学,2018,39(4):590-594.
- [9] 王星.基于 EMD 的分布式光纤管道测温信号去噪分析[J].电脑与电信,2019(3):51-54,DOI:10.15966/j.cnki.dnydx.2019.03.015.
- [10] PAN L,LIU K,JIANG J, et al. A de-noising algorithm based on EEMD in raman-based distributed temperature sensor[J]. IEEE Sensors Journal,2016,(99):1-1.
- [11] 赵越,赵英亮,王黎明,等.基于 EEMD 的压力管道泄漏声源定位[J].国外电子测量技术,2021,40(7):128-132,DOI:10.19652/j.cnki.femt.2102601.
- [12] 贾亚超,李国龙,何坤,等.基于灰色准则与 EEMD 的滚刀振动信号降噪方法[J].仪器仪表学报,2019,40(7):187-194,DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J1905242.
- [13] 朱文昌,李振璧,姜媛媛.联合 VMD 与 ISSA-ELM 的电力电子电路软故障诊断[J].电子测量与仪器报,2022,36(5):223-233,DOI:10.13382/j.jemi.B2104972.
- [14] 赵学智,陈统坚,叶邦彦.变结构 SVD 算法及其在信号分离中的应用[J].机械工程学报,2017,53(22):11-21.
- [15] 李长江,刘广朋.基于 VMD 和 SVD 的矿用电机局部放电信号降噪算法研究[J].电子测量技术,2021,44(6):42-46,DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105752.
- [16] 宋守许,汪志全,蔚辰,等.EMD 与改进 SVD 联合的脉冲涡流检测信号降噪方法[J/OL].中国测试:1-9 [2022-08-31].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20220322.2240.066.html>.

作者简介

周龙,硕士研究生,主要研究方向为分布式光纤传感技术。

E-mail:1042188141@qq.com

杨军(通信作者),高级工程师,主要研究方向为光纤传感技术。

E-mail:yjgioc@163.com