

文章编号: 1672-8785(2020)02-0026-05

## 基于 VMD 与 SSA 的 OTDR 信号去噪算法

韩 强 张志辉 黄红伟 张志远 闫宝东

(中电科仪器仪表有限公司, 山东 青岛 266555)

**摘 要:** 为对光时域反射计(Optical Time Domain Reflectometer, OTDR)数据进行去噪处理, 提出了一种基于变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)与奇异谱分析(Singular Spectrum Analysis, SSA)的去噪算法。首先, 对 OTDR 数据进行 VMD 分解; 然后根据相关系数准则判定有效分量, 并采用 SSA 对与原信号相关系数较小的分量进行处理; 再对所有分量求和, 得到重构后的信号, 从而实现数据信噪比的提高。经实验验证, 该算法的去噪效果良好, 容易实现, 具有较大的实用价值。

**关键词:** 光时域反射计; 变分模态分解; 奇异谱分析; 相关系数

**中图分类号:** TH741 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2020.02.004

## OTDR Signal Denoising Algorithm Based on VMD and SSA

HAN Qiang, ZHANG Zhi-hui, HUANG Hong-wei, ZHANG Zhi-yuan, YAN Bao-dong

(China Electronics Technology Instruments Co., Ltd., Qingdao 266555, China)

**Abstract:** To denoise the optical time domain reflectometer (OTDR) data, a denoising algorithm based on variational mode decomposition (VMD) and singular spectrum analysis (SSA) is proposed. First, perform VMD decomposition on the OTDR data; then, determine the effective component according to the correlation coefficient criterion, perform singular spectrum analysis on the component with the smaller correlation coefficient to the original signal, and then sum all the components to obtain the reconstructed signal. So signal-to-noise ratio of the data is improved. It is verified by experiments that the algorithm has good denoising effect, simple implementation and great application value.

**Key words:** OTDR; VMD; SSA; correlation coefficient

### 0 引言

OTDR 利用光在光纤中传输时产生的背向散射光信号来表征光纤的特性。它被广泛应用于光纤光缆的生产、施工、维护等方面, 是光纤通信领域中不可或缺的测试仪表。

OTDR 曲线可以反映整条链路中的损耗分

布情况。通过分析此曲线, 能对光纤中的接头、熔接点、断裂、弯曲等事件进行精确定位, 并可获取事件处的插入损耗和反射损耗。实际工程应用中, OTDR 在测试长距离链路或有分路器、衰减器等光器件的链路时, 因散射光信号减弱, 测试曲线末端的信噪比降低, 难以识别

收稿日期: 2020-02-18

作者简介: 韩强(1989-), 男, 山东济宁人, 硕士, 主要从事光通信与光传感研究。

E-mail: eiqd@cyear.com

事件, 从而影响了 OTDR 自动分析结果的准确性和重复性。为解决上述问题, 必须对测试曲线进行去噪处理, 以获得纯净的有用信号。

OTDR 曲线包含代表事件的尖峰或突变, 并且噪声也不是平稳白噪声。针对这些特点, 国内外的研究人员利用小波变换的多尺度特性, 将小波阈值去噪应用到 OTDR 信号去噪中, 并取得了一定成绩<sup>[1,2]</sup>。但为实现理想的去噪效果, 该方法需要根据信号的特点选择适当的阈值、阈值函数和小波基等, 从而限制了其应用。

Huang N E 等人于 1998 年提出的经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 算法也被广泛应用于非线性、非平稳信号去噪中<sup>[3]</sup>。与其它时频分析方法相比, EMD 算法在分解过程中能保留数据本身的特性, 更好地反映了信号的物理意义。但该算法本身却存在模态混叠、端点效应等问题。

由 Dragomiretskiy K 等人<sup>[4]</sup>于 2014 年提出的 VMD 算法是一种自适应、非递归的信号分解方法。该算法可将多分量信号分解成有限个调幅调频分量信号, 实现了信号各分量的有效分离, 很好地克服了 EMD 方法的几个缺陷。

为将 VMD 更好地应用到 OTDR 信号去噪中, 本文将 SSA 与 VMD 相结合。对 OTDR 数据进行 VMD 分解后, 根据相关系数准则判定有效分量, 并采用 SSA 对与原信号相关系数较小的分量进行处理, 再将处理后的高频分量与低频分量重构。实际测试曲线实验表明, 该算法能提高数据的信噪比。

## 1 基本原理

### 1.1 VMD 原理

VMD 的实质是构建变分问题并求最优解。它将输入信号  $f(t)$  分解为  $k$  个模态分量  $u_k(t)$ , 使  $k$  个模态的估计带宽总和最小。约束条件为各模态分量相加等于输入信号。其中  $u_k(t)$  为调幅调频信号, 表达式为

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

按以下步骤进行变分问题的构建<sup>[4]</sup>:

(1) 通过希尔伯特-黄变换计算每个模态分量的解析信号, 并获取其对应的单边频谱。

(2) 引入指数项  $e^{-j\omega_k t}$ , 调整每个模态分量频谱至其对应的基带。

(3) 通过高斯平滑, 估算各模态分量对应的带宽。

构建的约束变分问题的表达式为

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

$$\sum_k u_k = f \quad (3)$$

式中,  $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$  为各模态分量的集合,  $\omega_k = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$  为各模态分量所对应中心频率的集合。

为确保信号的重构精度和求取最优解的严格性, 使用二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日惩罚算子  $\lambda(t)$ 。增广的拉格朗日表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (4)$$

使用交替方向乘子算法对式(4)进行迭代求解, 确定其鞍点。经分解得到的  $k$  个调幅调频分量信号可表示为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (5)$$

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

### 1.2 相关系数

通过 VMD 分解, OTDR 信号可被转换为有限个模态分量。其中阶数小的模态分量对应信号的低频成分, 可认为它是有效分量。阶数大的模态分量对应信号的高频成分, 受噪声影响较大。本文通过相关系数准则来寻找噪声信号的分界点。

相关系数是衡量变量之间相关程度的统计指标。选用皮尔逊相关系数法依次求解各分量与原数据之间的线性关系, 其计算公式为

$$\text{Corr}(x, y) = \frac{\text{Cov}(x, y)}{\sqrt{\text{Var}(x)}\sqrt{\text{Var}(y)}} \quad (7)$$

$|\text{Corr}(x, y)|$  越小, 两变量的相关程度越小。 $|\text{Corr}(x, y)| < 0.3$  时为低度相关。假设第  $n$  个分量与原数据之间的相关系数小于 0.3, 则可认为该分量是噪声能量分布突变分量。OTDR 信号的重构表达式为

$$f'(t) = \sum_{i=1}^{n-1} u_i(t) + \sum_{i=n}^k u_i'(t) \quad (8)$$

式中, 前  $n-1$  个分量无需处理, 直接参与重构; 第  $n$  个及以后的分量经 SSA 去噪处理后参与重构。

### 1.3 SSA 原理

SSA 是一种基于奇异值分解的主成分分析方法, 适用于处理非线性时间序列数据。SSA 具备时域性频域特征分析方式, 且无需选择结构函数作为先验信息, 可更灵活地在非线性、不稳定时间序列中提取不同成分的信号分量, 从而实现趋势分析、去噪、特征提取等功能。

本文通过 SSA 对用 VMD 分解得到的高频分量进行去噪处理。传统 SSA 包括 4 个步骤: 嵌入、奇异值分解、分组和重构。具体步骤概述如下<sup>[5]</sup>:

(1) OTDR 信号可看作等间隔采样的一维时间序列  $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。若嵌入窗口的长度为  $L (L < N/2)$ , 则可得到一个相空间为  $L \times M (M=N-L+1)$  的轨迹矩阵  $X$ 。

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_M \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{M+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (9)$$

(2) 对轨迹矩阵  $X$  进行奇异值分解:

$$X = U \Sigma V^T \quad (10)$$

式中, 矩阵  $U$ 、 $V$  均为单位正交阵; 矩阵  $\Sigma$  为对角矩阵, 仅在主对角线上有值。通过奇异值分解得到  $L$  个奇异值  $\sigma_i$ 。每个  $\sigma_i$  有与之对应的经验正交函数  $\mu_i$  及主成分  $v_i$ 。 $\sigma_i$  的大小为矩阵  $XX^T$  中相应经验正交函数  $\mu_i$  的特征值  $\lambda_i$  的平方根。 $X$  可表示为

$$X = \sum_{i=1}^d X_i = \sum_{i=1}^d \mu_i \sigma_i v_i^T, d = \text{rank} X \quad (11)$$

(3) 根据特征值对式(11)中的  $X_i$  进行分组。一般较大特征值对应有用信号, 较小特征值对应噪声。

$$X = X_I + X_{\bar{I}}, \begin{cases} I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\} \\ \bar{I} = \{1, 2, \dots, d\} \setminus I \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $X_I$  为有用信号集合,  $X_I = \sum_{i \in I} X_i$ ;  $X_{\bar{I}}$  为噪声信号集合,  $X_{\bar{I}} = \sum_{i \in \bar{I}} X_i$ 。对信号进行重构时, 可忽略较小特征值所对应的  $X_i$ 。

(4) 依据对角平均, 将轨迹矩阵还原为长度  $N$  的一维信号:

$$\tilde{x}_i = \begin{cases} \frac{1}{i} \sum_{l=1}^i X_I(l, i-l+1) & 1 \leq i \leq L \\ \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L X_I(l, i-l+1) & L \leq i \leq M \\ \frac{1}{N-i+1} \sum_{l=1}^{N-i+1} X_I(l+i-M, M-l+1) & M \leq i \leq N \end{cases} \quad (13)$$

综上, 基于 VMD 与 SSA 的 OTDR 信号去噪算法的原理框图如图 1 所示。

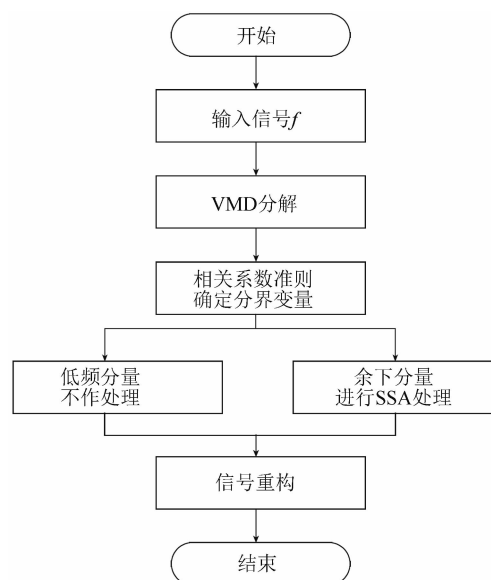


图 1 基于 VMD 与 SSA 的 OTDR 信号去噪算法的原理框图

## 2 仿真实验

为了验证基于 VMD 与 SSA 的 OTDR 去噪算法的有效性, 使用 Matlab 编程对 OTDR

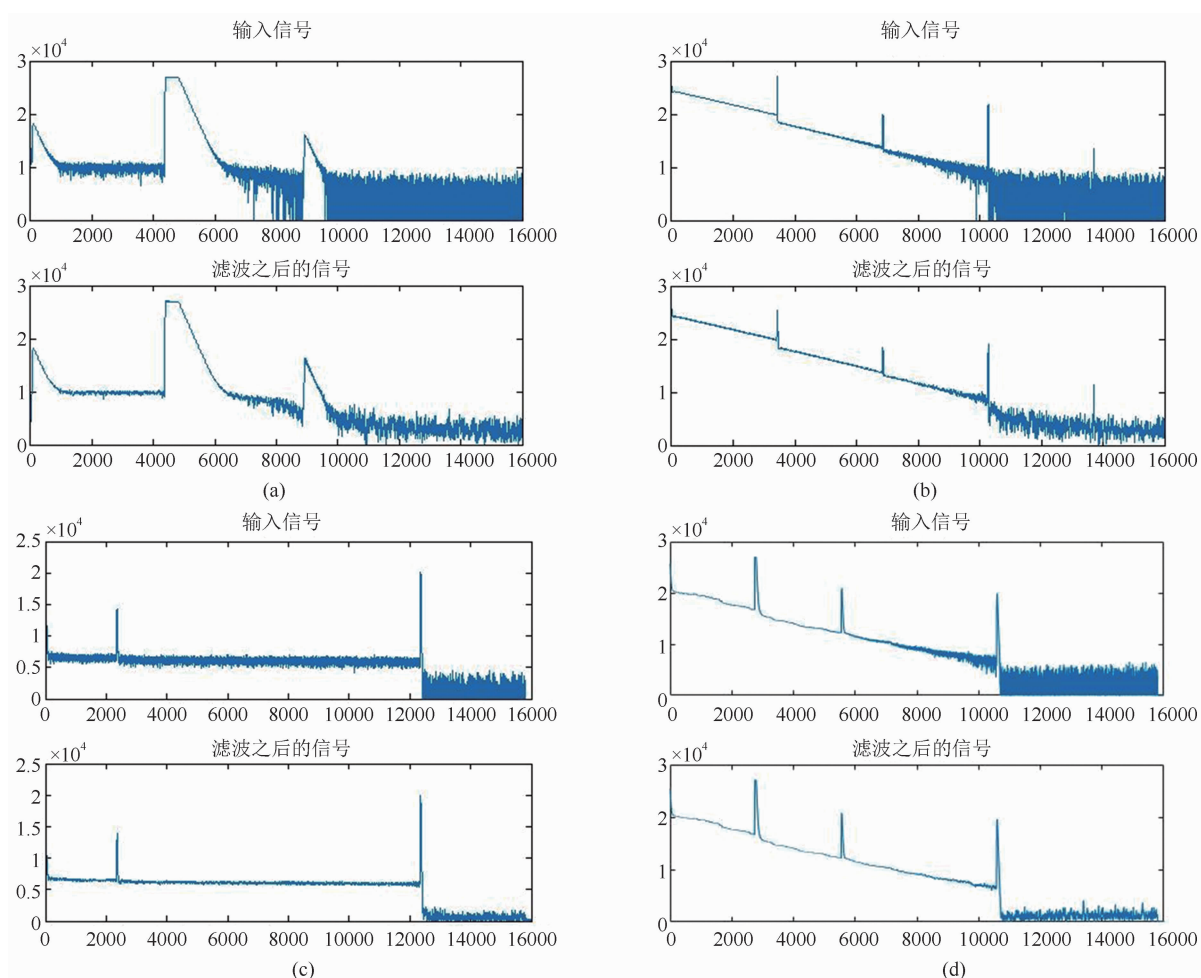


图 2 去噪效果

实际测量数据进行去噪处理。其中, OTDR 数据采样的点数为 16000。将变分模态分解分量个数设置为 6, 将二次惩罚因子  $\alpha$  设置为 5, 将奇异谱分析窗口长度  $L$  设置为 600。能量贡献率在 2% 以上的分量参与重构。

如图 2 所示, 4 条不同链路的测试曲线经本文算法处理后, 线性部分比原始曲线更加平滑, 且相应链路中接头和熔接点的反射峰及台阶均得到了保留。这有助于下一步在曲线中定位事件点, 并确保平均损耗、接头损耗、熔接损耗等链路关键物理参数的计算更加准确。

图 3 为去噪效果的局部对比图。从图 3 中可以发现, 当末端信噪比较低时, 原始曲线中相应熔接点的台阶已湮没在噪声信号中, 无法辨别。而经本文算法处理后, 则能够在曲线中清晰地观察到台阶趋势。

### 3 结束语

针对 OTDR 测试数据本身的特点, 提出了一种基于 VMD 与 SSA 的 OTDR 信号去噪算法。首先, 充分利用 VMD 的自适应性、模态混叠现象不明显等优点, 将信号分解为若干分量; 根据相关系数准则判定有效分量, 并使用 SSA 对高频分量进行处理; 最后重构信号。经实验验证, 该算法对不同类型的测试曲线均有较好的去噪效果, 容易实现, 具有较大的实用价值。下一步将研究如何提高算法的处理速度和实现参数的智能选择, 从而进一步优化该算法。

### 参考文献

- [1] Gu X D, Sablatash M. Estimation and Detection in OTDR Using Analyzing Wavelets [C]. Philadelphia:

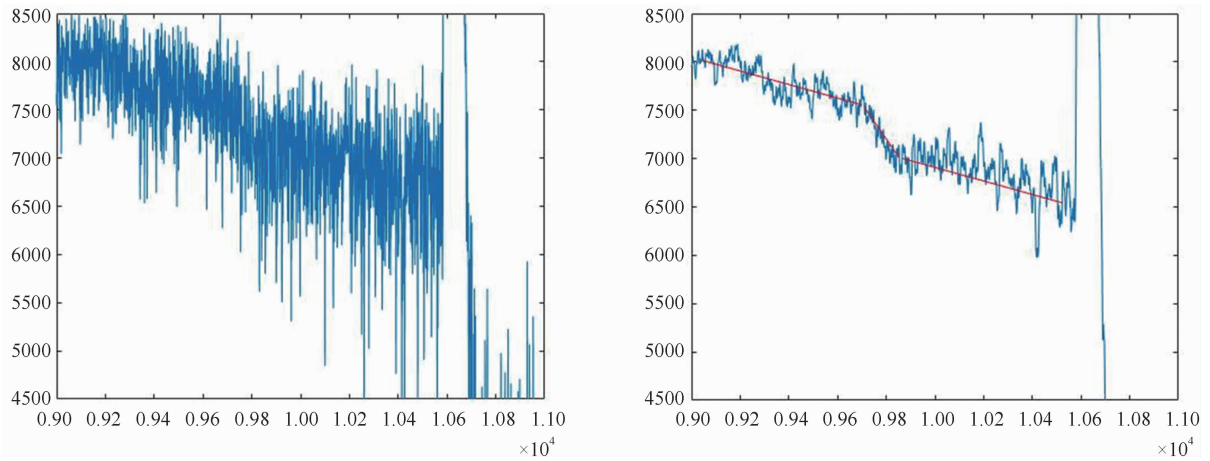


图 3 去噪效果的局部对比

IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994.

- [2] 王韶波, 李康, 孔繁敏. 基于小波变换的光时域反射仪数据去噪分析 [J]. *红外与激光工程*, 2003, **32**(4): 398-400.
- [3] Manuel B V, Weng B W, Barner K E. ECG Signal Denoising and Baseline Wander Correction Based on the Empirical Mode Decomposition [J]. *Computers in Biology and Medicine*,

2008, **38**(1): 1-13.

- [4] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, **62**(3): 531-544.
- [5] Zhigljavsky A. Singular Spectrum Analysis for Time Series; Introduction to This Special Issue [J]. *Statistics and Its Interface*, 2010, **3**(3): 255-258.