

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.231305

## 基于 ISGMD-DHT 的电压暂降特征提取方法研究

郭成<sup>1</sup>, 代剑波<sup>1</sup>, 杨灵睿<sup>1</sup>, 何觅<sup>2</sup>, 杨发宇<sup>2</sup>

(1. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500; 2. 云南电网有限责任公司昆明供电局, 云南 昆明 650000)

**摘要:** 针对电压暂降特征信号在谐波、噪声环境下的准确提取问题, 提出了一种基于迭代辛几何模态分解-差值希尔伯特变换(iteration symplectic geometry mode decomposition-difference Hilbert transform, ISGMD-DHT)的提取方法。首先, 基于哈密顿矩阵与辛 QR 分解构造重构轨迹矩阵, 结合辛几何相似变换得到初始辛几何分量。其次, 根据相似度准则拟合初始辛几何分量并计算残余分量, 再根据残余分量构造轨迹矩阵。然后, 重复上述操作直至满足迭代终止条件获得最终相互独立的辛几何分量。最后, 通过差值希尔伯特变换提取暂降特征量。仿真和实测数据的分析结果表明, 该方法能在严重噪声、谐波扰动情况下准确提取暂降特征量。

**关键词:** 辛几何模态分解; 电压暂降; 特征提取; 差值希尔伯特变换; 辛几何分量

### A voltage sag feature extraction method based on ISGMD-DHT

GUO Cheng<sup>1</sup>, DAI Jianbo<sup>1</sup>, YANG Lingrui<sup>1</sup>, HE Mi<sup>2</sup>, YANG Fayu<sup>2</sup>

(1. Faculty of Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;  
2. Kunming Power Supply Bureau, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650000, China)

**Abstract:** Aiming at the accurate extraction of voltage sag characteristic signals in harmonic and noisy environments, an extraction method based on iteration symplectic geometry mode decomposition-difference Hilbert transform (ISGMD-DHT) is proposed. First, the reconstruction trajectory matrix is constructed based on the Hamiltonian matrix and symplectic QR decomposition, and the initial symplectic geometric component is obtained by combining with the symplectic geometric similarity transformation. Secondly, the initial symplectic geometric component is fitted according to the similarity criterion and the residual component is calculated, and then the trajectory matrix is constructed according to the residual component. Next, the above operations are repeated until the iteration termination condition is satisfied to obtain the final independent symplectic geometric components. Finally, the sag characteristic quantities are extracted by the difference Hilbert transform. The analysis of simulation and measured data show that the proposed method can accurately extract the sag feature quantity under severe noise and harmonic disturbance.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52367002).

**Key words:** symplectic geometric mode decomposition; voltage sag; feature extraction; difference Hilbert transform; symplectic geometric components

## 0 引言

随着社会经济水平的发展, 电压暂降已成为最严重的电能质量问题之一<sup>[1-2]</sup>, 相较于其他电能质量问题, 电压暂降发生频繁, 极易造成电子工业用户的敏感设备故障、导致工业用户巨大的经济损失<sup>[3-4]</sup>。随着以电力电子、整流负荷为代表的非线性负荷占比不断提高, 电压暂降的特征提取更易受到谐波与

噪声的影响<sup>[5-8]</sup>。因此, 在噪声与谐波扰动下, 如何准确提取电压暂降的持续时间、暂降幅值等特征是当前电压暂降的研究热点之一<sup>[9]</sup>。

针对谐波与噪声环境下电压暂降特征的准确提取问题, 国内外学者开展了大量研究工作<sup>[10-13]</sup>。文献[14-15]提出基于奇异值分解(singular value decomposition, SVD)算法确定电能质量扰动起止时间的方法。文献[16]对互补集中经验模态分解算法进行了改进, 提出了自适应互补集中经验模态分解算法, 解决了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法模态混叠以及分解残余噪声过大的问

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(52367002); 云南省科技厅联合基金重点项目资助(202201BE070001-15)

题, 但该算法存在计算量过大的缺点。文献[17]提出将自适应小波阈值降噪和改进局部均值分解相结合的算法, 该算法能准确地提取扰动的起止时间, 但对严重噪声条件下的提取效果还需进一步验证。文献[18-20]将改进小波阈值函数分别与 EMD、变分模态分解算法(variational mode decomposition, VMD)结合使用, 通过小波阈值函数进行降噪处理, 对处理后的数据分别采用 EMD、VMD 进行模态分解从而获取重构信号, 然后将希尔伯特变换与 SVD 结合使用从而提取扰动信号的特征参数, 但存在算法较为复杂的缺点。

辛几何模态分解(symplectic geometry mode decomposition, SGMD)具有良好的降噪抗干扰能力, 在机械故障检测领域取得了较好的应用效果。文献[21]在机械故障诊断领域应用了辛几何模态分解算法, 解决了时间序列分解算法易受噪声影响的问题。文献[22]针对振动信号特征提取困难的问题, 提出一种基于增强辛几何模态分解和自组织自编码卷积网络的特征提取方法。文献[23]解决了复杂环境下的特征难以提取问题, 提出了基于循环峰度熵的自适应辛几何模态分解算法。文献[24]提出了一种基于多层分解的辛几何包分解方法, 用于解决故障相关信息噪声含量过高问题。文献[25]针对故障条件下非平稳且易受噪声影响的齿轮振动信号分析, 提出了一种基于 SGMD 和自适应频带分割法-极大值包络自相关谱峭度的诊断新方法。文献[26]针对故障状态识别易受噪声影响的问题, 提出了一种基于辛奇异模态分解和拉格朗日乘子的降噪方法。文献[27]针对 SGMD 算法不适合早期故障特征提取问题, 在原始时间序列中加入滑动窗, 增强故障特征并通过变熵对辛几何分量(symplectic geometry component, SGC)进行相似度分析, 提出了基于改进辛几何模态分解的齿轮早期故障诊断方法。文献[28]针对液压泵故障诊断问题, 提出了一种基于辛几何模态分解和广义形态分形维数相结合的方法。

针对 SGMD 在噪声、谐波环境下对电压暂降特征提取存在端点效应及模态混叠问题, 迭代辛几何模态分解(iteration symplectic geometry mode decomposition, ISGMD)在 SGMD 的基础上对分解过程进行改进, 提出将分解过程变为迭代过程并设置迭代条件, 使得分解出的辛几何分量都是独立分量<sup>[29]</sup>。ISGMD 算法在没有任何定义参数的情况下依旧能有效地分离噪声、谐波等扰动分量并抑制模态混叠与端点效应, 同时 ISGMD 算法分离所得辛几何分量能有效地保留原始数据中包含的主要特征信息, 有助于开展原始数值特征提取。本文基于

ISGMD 算法, 借鉴了希尔伯特-黄变换(hilbert-huang transform, HHT)的特征提取思路, 提出了迭代辛几何模态分解-差值希尔伯特变换(iteration symplectic geometry mode decomposition-difference Hilbert transform, ISGMD-DHT)算法。首先, 将原始数据构造为初始轨迹矩阵, 根据哈密顿矩阵与辛 QR 分解重构初始轨迹矩阵; 其次, 利用辛几何相似变换得到初始辛几何分量, 根据相似度准则拟合初始辛几何分量并将其从原始数据中剔除, 从而获取残余分量; 然后, 计算残余分量与原始数据的归一化平均绝对误差(normalized mean absolute error, NMAE)并与预设阈值对比, 若 NMAE 低于预设阈值, 迭代终止, 反之将残余分量重构为轨迹矩阵, 重复上述迭代操作, 直至满足迭代终止条件; 最后, 基于差值希尔伯特变换提取暂降特征量。通过数值仿真信号分析与实测数据验证本文所提算法在噪声、谐波环境下能有效地提取暂降特征量。

## 1 ISGMD-DHT 算法

HHT 是一种时间序列分解算法, 由 EMD 与 Hilbert 变换组成<sup>[30]</sup>。EMD 负责将原始数据分解为若干个固有模态函数(intrinsic mode functions, IMF)与一个残余量 res, Hilbert 变换负责分析 IMF 并提取对应的瞬时特征值。由于 EMD 所得 IMF 往往存在端点效应与模态混叠, 影响 Hilbert 变换提取瞬时特征值。因此, 本文基于迭代辛几何算法, 借鉴了 HHT 算法思路并改进了 Hilbert 变换, 从而提出了 ISGMD-DHT 算法。

### 1.1 迭代辛几何模态分解

设任意电压暂降时间序列  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 其中  $n$  为样本数。基于 Takens 嵌入定理对电压暂降时间序列  $x$  采用时间序列延迟拓扑等价的方法进行重构, 从而获取轨迹矩阵  $\mathbf{X}$ 。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(d-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m & x_{m+\tau} & \cdots & x_{m+(d-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $\tau$  为延迟时间;  $d$  为嵌入维数;  $m = n - (d-1)\tau$ 。选取不同的嵌入维数  $d$  与延迟时间  $\tau$  得到不同的轨迹矩阵  $\mathbf{X}$ 。延迟时间  $\tau$  是通过 C-C 算法进行选取的。嵌入维数  $d$  是通过功率谱密度(power spectral density, PSD)来确定的。通过计算电压暂降时间序列  $x$  对应的 PSD, 获取 PSD 中最高峰值对应的频率  $f_{\max}$ , 设采样频率为  $F_s$ , 给定阈值为  $10^{-3}$ 。若归一化频率  $f_{\max} / F_s$  大于给定阈值, 则嵌入维数  $d = 1.2F_s / f_{\max}$ ,

否则将嵌入维数设置为  $d = n/3$ 。

对轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  进行自相关分析, 从而获取协方差对称矩阵  $\mathbf{A}$ 。

$$\mathbf{A} = \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (2)$$

基于矩阵  $\mathbf{A}$  构造哈密顿矩阵  $\mathbf{W}$ 。

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{A}^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

令  $\mathbf{F} = \mathbf{W}^2$ , 由哈密顿矩阵定义可知, 矩阵  $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{F}$  均为哈密顿矩阵, 从而构造辛正交矩阵  $\mathbf{Q}$ 。

$$\mathbf{Q}^T \mathbf{F} \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{R} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B}^T \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于矩阵  $\mathbf{Q}$  为辛正交矩阵, 因此在辛 QR 变换中保留了哈密顿矩阵的结构特征,  $\mathbf{R}$  为矩阵变换后的子矩阵,  $\mathbf{B}$  为上三角矩阵, 即  $b_{ij} = 0 (i > j + 1)$ , 通过施密特正交化可得  $\mathbf{B}$  矩阵特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ , 由哈密顿矩阵特性可知,  $\mathbf{A}$  矩阵特征值  $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} (i = 1, 2, \dots, d)$ ,  $\mathbf{Q}_i$  为矩阵  $\mathbf{A}$  特征值对应的特征向量, 将矩阵  $\mathbf{A}$  特征值  $\sigma_i$  与特征向量  $\mathbf{Q}_i$  降序排列, 令  $\mathbf{C} = \mathbf{Q}^T \mathbf{X}$ ,  $\mathbf{Z} = \mathbf{Q} \mathbf{C}$ , 获取重构轨迹矩阵  $\mathbf{Z}$ 。

计算转换系数矩阵  $\mathbf{C}$

$$\mathbf{C}_i = \mathbf{Q}_i^T \mathbf{X}^T \quad i = 1, 2, \dots, d \quad (5)$$

变换转换系数矩阵  $\mathbf{C}$  获取单组轨迹矩阵  $\mathbf{Z}_i$ , 并计算重构轨迹矩阵  $\mathbf{Z}$ 。

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{Q}_i \mathbf{C}_i \quad i = 1, 2, \dots, d \quad (6)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Z}_1 + \mathbf{Z}_2 + \dots + \mathbf{Z}_d \quad (7)$$

由于单组轨迹矩阵  $\mathbf{Z}_i$  为  $m \times d$  的矩阵, 因此需要将  $\mathbf{Z}_i$  转化为一组新的长度为  $n$  的时间序列信号, 定义  $\mathbf{Z}_i$  中的元素为  $z_{ij}$ , 其中  $1 \leq i \leq d$ 、 $1 \leq j \leq m$ , 令

$$z_{ij}^* = \begin{cases} z_{ij}, & m < d \\ z_{ji}, & m \geq d \end{cases} \quad (8)$$

采用对角平均传递矩阵将  $\mathbf{Z}_i$  转化为长度为  $n$  的时间序列信号  $Y_i(y_1, y_2, \dots, y_k, \dots, y_n)$ , 其中  $d^* = \min(m, d)$ ,  $m^* = \max(m, d)$ ,  $n = m + (d - 1)\tau$ 。

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k z_{p, k-p+1}^*, & 1 \leq k < d^* \\ \frac{1}{d^*} \sum_{p=1}^{d^*} z_{p, k-p+1}^*, & d^* \leq k \leq m^* \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} z_{p, k-p+1}^*, & m^* < k \leq n \end{cases} \quad (9)$$

通过对角平均化可以获取  $d$  个时间序列信号

$Y_i(y_1, y_2, \dots, y_k, \dots, y_n)$ , 但此时各个时间序列信号之间并不是完全相互独立的, 即依旧存在相似性, 例如: 频率接近和特性相似等等, 因此采用相似度准则对时间序列信号进行分析, 计算某个时间序列信号与其余时间序列信号的相似度, 对与其相似度较高的时间序列采用线性叠加, 获得第  $l$  个辛几何分量  $S_{GCl}$ , 将  $S_{GCl}$  从原始信号  $x$  中剔除, 残余信号记为  $G_{h+1}$ ,  $h$  为迭代次数。

$$G_{h+1} = x - \sum_{l=1}^h S_{GCl} \quad (10)$$

由于每次迭代都会将  $S_{GCl}$  从原始信号  $x$  中剔除一次, 残余信号与原始信号的 NMAE 也会随着迭代次数的增加而减小, 由此可将 NMAE 作为时间序列信号  $Y_i$  之间相似度的标志。为防止因迭代次数过多导致的过分解问题, 将 NMAE 作为新的分解约束条件, 并根据分解对象的不同, 设置不同的阈值  $m$ 。

$$N_{MAEh} = \frac{1}{t} \sum_{t=1}^n \left| \frac{G_{h+1}(t)}{x(t)} \right| \quad (11)$$

若 NMAE 大于给定阈值  $m$ , 首先将残余信号  $G_{h+1}$  进行重构得到新的轨迹矩阵  $\mathbf{X}_{m \times d}$ ; 然后按照上述过程再次计算  $S_{GCl}$ , 并将其从残余信号  $G_{h+1}$  中剔除; 最后计算 NMAE 并与给定阈值  $m$  对比, 直至 NMAE 小于给定阈值  $m$  时, 结束迭代过程, 输出最终结果  $x(t)$ 。

$$x(t) = \sum_{h=1}^N S_{GC_h}(t) + G_{N+1}(t) \quad (12)$$

式中,  $N$  为 SGC 的个数。

## 1.2 差值希尔伯特变换

### 1.2.1 传统 Hilbert 变换

对于  $S_{GCl}$  信号  $x(t)$ , 定义其 Hilbert 变换为

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (13)$$

定义  $S_{GCl}$  解析信号为

$$z(t) = x(t) + jH(x(t)) = a(t)e^{j\theta(t)} \quad (14)$$

式中:  $a(t)$  为  $S_{GCl}$  的瞬时幅值;  $\theta(t)$  为  $S_{GCl}$  的瞬时相位。

$$a(t) = \sqrt{x(t)^2 + H(x(t))^2} \quad (15)$$

$$\theta(t) = \arctan \frac{H(x(t))}{x(t)} \quad (16)$$

本文基于 Hilbert 变换提取所得瞬时幅值  $a(t)$  进行改进, 从而提取暂降特征量。

### 1.2.2 差值希尔伯特变换

传统 Hilbert 变换提取电压暂降的瞬时幅值波动程度较大, 严重影响电压暂降特征提取准确度。

为提高提取准确性, 本文在 Hilbert 变换的基础上通过利用滑动均值法对瞬时幅值进行平滑处理, 并定义了两个新的量——过去幅值  $A^{\text{past}}$  与未来幅值  $A^{\text{future}}$ , 从而提出了差值希尔伯特变换。

$$A^{\text{past}}(r) = \frac{\sum_{u=r-w}^{r-1} a(u)}{w} \quad (17)$$

$$A^{\text{future}}(r) = \frac{\sum_{u=r}^{r+w-1} a(u)}{w} \quad (18)$$

式中:  $w$  为滑动窗口长度;  $r$  为待分析的采样点。

由于传统 Hilbert 变换提取所得瞬时曲线在电压暂降起止时间附近变换缓慢, 易影响暂降持续时间的提取。因此本文通过未来幅值  $A^{\text{future}}$  与过去幅值  $A^{\text{past}}$  来计算差值幅值  $A^{\text{diff}}$ , 从而判断电压暂降的起止时间, 差值幅值  $A^{\text{diff}}$  计算如式(19)所示。

$$A^{\text{diff}}(r) = |A^{\text{past}}(r) - A^{\text{future}}(r)| \quad (19)$$

在滑动窗口选取上, 本文选取的是两个相邻且不重叠的滑动窗口来分别计算过去幅值  $A^{\text{past}}$  与未来幅值  $A^{\text{future}}$ 。每一个滑动窗口所含的幅值由 3 种情况构成: (1) 暂降前或暂降后的幅值; (2) 暂降中的幅值; (3) 暂降中与正常运行时的幅值。若过去窗口与未来窗口中仅存在暂降前、暂降中或暂降后的幅值, 则计算所得的  $A^{\text{diff}}$  在理论上应该接近于零。当过去窗口与未来窗口在电压暂降信号中移动时, 其中某个窗口可能会同时存在暂降中与正常运行时的幅值,  $A^{\text{diff}}$  将不再接近于 0。在暂降起/止时间, 过去窗口仅存在暂降前/暂降中的幅值, 而未来窗口仅存在暂降中/暂降后的幅值, 故在电压暂降起止时间,  $A^{\text{diff}}$  达到最大值; 从而可以更准确地提取暂降持续时间。图 1 为未来幅值  $A^{\text{future}}$ 、过去幅值  $A^{\text{past}}$ 、差值幅值  $A^{\text{diff}}$  的原理图。

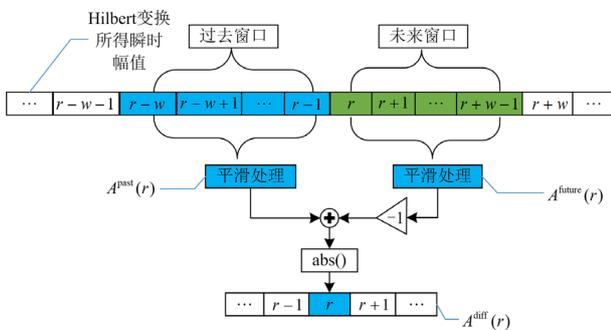


图 1 未来幅值  $A^{\text{future}}$ 、过去幅值  $A^{\text{past}}$ 、差值幅值  $A^{\text{diff}}$  的原理图

Fig. 1 Schematic diagram of future magnitude  $A^{\text{future}}$ , past magnitude  $A^{\text{past}}$ , and difference magnitude  $A^{\text{diff}}$

## 2 暂降特征提取

### 2.1 持续时间

预设电压暂降触发阈值  $\alpha_{\text{inf}}$ , 当计算所得瞬时幅值  $A(r)$  低于触发阈值  $\alpha_{\text{inf}}$  时, 则检测到电压暂降发生。在电压暂降期间, 满足式(20)的第一个采样点即为该次电压暂降的近似起始点  $r_b$ ; 在电压暂降开始后, 满足式(21)的第一个采样点即为该次电压暂降的近似截止点  $r_s$ 。持续时间  $T$  由式(22)计算可得, 其中  $t(r_b^*)$ 、 $t(r_s^*)$  分别为电压暂降起止点  $r_b^*$ 、 $r_s^*$  对应的暂降起止时间。

$$A(r_b) < \alpha_{\text{inf}} \quad (20)$$

$$A(r_s) > \alpha_{\text{inf}} \quad (21)$$

$$T = t(r_s^*) - t(r_b^*) \quad (22)$$

为了进一步提高确定暂降起始点的准确度, 计算从  $r_b - w$  到  $r_b$  的范围内所有采样点的过去幅值  $A^{\text{past}}$  与未来幅值  $A^{\text{future}}$ , 继而获取该范围内  $A^{\text{diff}}$  最大的采样点, 从而计算出电压暂降起始点  $r_b^*$ ; 电压暂降截止点  $r_s^*$  计算方式与起始点  $r_b^*$  相似, 计算范围为  $r_s - w$  到  $r_s$ 。

### 2.2 暂降幅值

由于传统 Hilbert 变换提取所得瞬时曲线在电压暂降起止时间附近 ( $t(r_b^*)$  到  $t(r_b^* + w)$ 、 $t(r_s^*)$  到  $t(r_s^* + w)$ ) 存在波动现象。为提高暂降幅值的提取准确度, 本文根据电压暂降起止点  $r_s^*$ 、 $r_b^*$  与过去幅值  $A^{\text{past}}$ 、未来幅值  $A^{\text{future}}$  计算调整幅值  $A^{\text{adj}}$ , 从而提取暂降幅值。调整幅值  $A^{\text{adj}}$  由式(23)计算可得, 暂降幅值  $U$  由式(24)计算可得。

$$A^{\text{adj}}(r) = \begin{cases} A^{\text{future}}(r) & r_b^* \leq r \leq r_b^* + w, \\ A^{\text{past}}(r) & r_s^* \leq r \leq r_s^* + w \\ A^{\text{past}}(r) & \text{其余时段} \end{cases} \quad (23)$$

$$U = \frac{A^{\text{sag}}}{A^{\text{nor}}} \quad (24)$$

式中:  $A^{\text{sag}}$  为暂降期间调整幅值;  $A^{\text{nor}}$  为正常运行时的调整幅值。

### 2.3 算法流程

本文算法流程图如图 2 所示。具体实施步骤如下:

- 1) 根据式(1)将原始数据构造为初始轨迹矩阵  $\mathbf{X}$ ;
- 2) 根据式(2)一式(7)获取重构轨迹矩阵  $\mathbf{Z}$ ;

3) 根据式(8)一式(10)将单组轨迹矩阵  $Z_i$  转化为时间序列信号  $Y_i$  并对其进行相似性分析, 剔除原始数据中的  $S_{GCl}$  从而获取残余分量  $G_{h+1}$ ;

4) 根据式(1)一式(12)循环迭代计算 NMAE, 直至小于给定阈值  $\mu$  时, 迭代结束并输出最终分解结果;

5) 根据式(13)一式(15)由 Hilbert 变换计算瞬时幅值  $a(t)$ ;

6) 根据式(17)一式(19)计算过去幅值  $A^{past}$  与未来幅值  $A^{future}$ , 从而获取差值幅值  $A^{diff}$ ;

7) 根据式(20)一式(22)计算准确的电压暂降起止时间, 从而提取暂降持续时间  $T$ ;

8) 根据式(23)一式(24)计算调整幅值  $A^{adj}$ , 提取暂降幅值  $U$ 。

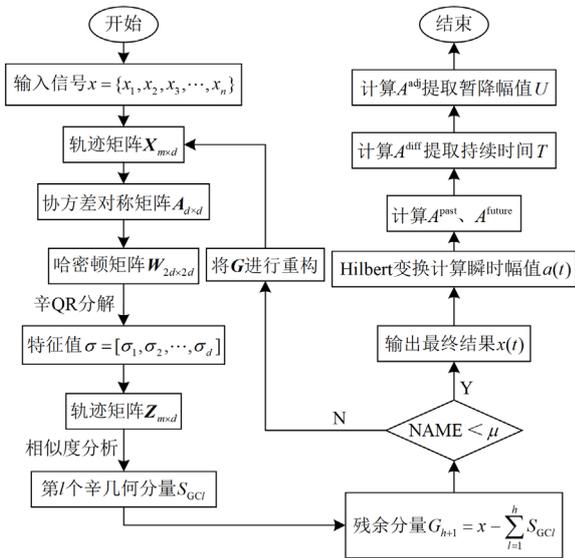


图 2 算法流程图  
Fig. 2 Algorithm flowchart

### 3 仿真实验

#### 3.1 迭代辛几何算法降噪性能验证

为验证在谐波与噪声环境下 ISGMD 算法对不同噪声水平电压暂降信号的降噪效果, 在电压暂降信号中加入 SNR 为 10~30 dB 的高斯白噪声, 使用多种降噪算法对其进行降噪处理, 降噪后的 SNR 曲线如图 3 所示。

由图 3 可知: 小波软阈值的降噪效果较为稳定, 当输入信号的信噪比增大时, 重构信号的信噪比曲线变化不明显, 受谐波分量的影响, 软阈值的小波降噪效果较差; 小波硬阈值的降噪效果随输入信号的信噪比增大而减小; 由于基于粒子群算法优化的变分模态分解(particle swarm optimization-variational

mode decomposition, PSO-VMD)算法是通过粒子群算法进行模态个数与惩罚因子的选取, 具有较大的随机性, 故 PSO-VMD 算法降噪效果并不稳定, 而本文使用的 ISGMD 算法可以随着输入信号噪声的变化进行自适应降噪, 具有极为稳定的重构降噪功能, 与另外 3 种降噪方法相比, 在谐波与噪声环境下, 本文使用的 ISGMD 算法降噪效果更优秀且在低信噪比时鲁棒性更强。

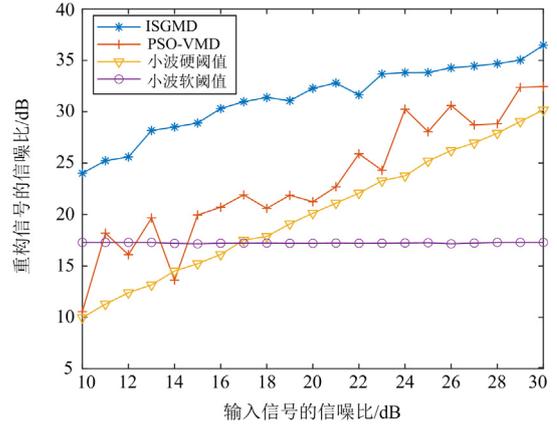


图 3 降噪后的 SNR 曲线  
Fig. 3 SNR curve after noise reduction

#### 3.2 本文算法提取效果验证

为验证本文算法在噪声与谐波环境下电压暂降特征提取效果, 分别针对含噪声的电压暂降、含噪声+谐波电压暂降利用本文算法进行分析与讨论, 采样频率为 2 kHz。

##### 3.2.1 含噪声的电压暂降特征提取

仅含幅值跌落的电压暂降扰动信号数学模型为

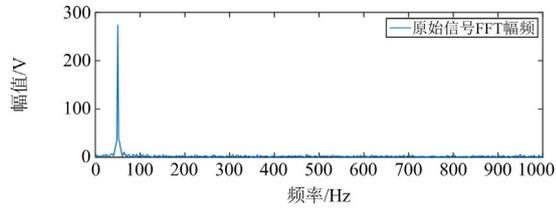
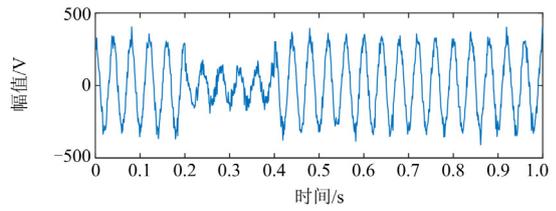
$$g(t) = \begin{cases} U_m \cos(\omega_0 t) & t < t_1, t > t_2 \\ \alpha U_m \cos(\omega_0 t) & t_1 \leq t \leq t_2 \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $U_m$  为基波电压幅值;  $\alpha$  为暂降幅值;  $t_1$ 、 $t_2$  分别为暂降的起止时间。

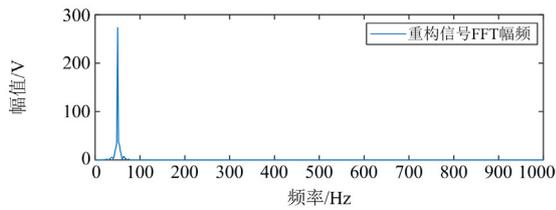
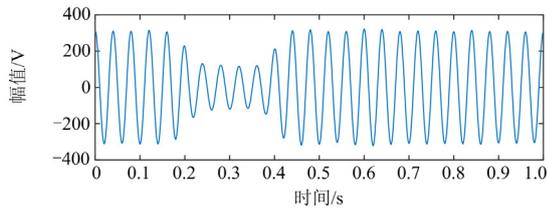
鉴于在实际电网中谐波较严重时的电压暂降幅值可以达到 0.2~0.5 p.u., 因此设置  $U_m = 220\sqrt{2}$  V、 $\alpha = 0.4$  p.u.、 $t_1 = 0.2$  s、 $t_2 = 0.4$  s, 添加 SNR 为 15 dB (SNR 越小, 噪声含量越高) 的高斯白噪声, 信号的频谱如图 4(a)所示。采用 ISGMD-DHT 重构后的信号频谱如图 4(b)所示, 重构信号中剔除了噪声分量。由图 4(c)可知, 提取后的暂降起止时间分别为 0.2 s 和 0.4 s, 暂降期间提取所得电压幅值为 124.46 V, 暂降幅值为 0.4 p.u.。

##### 3.2.2 含噪声+谐波的电压暂降特征提取

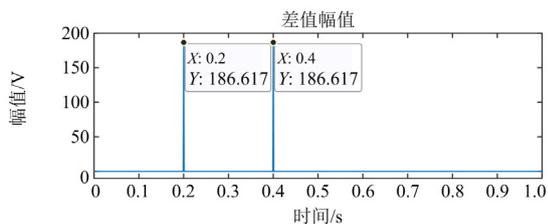
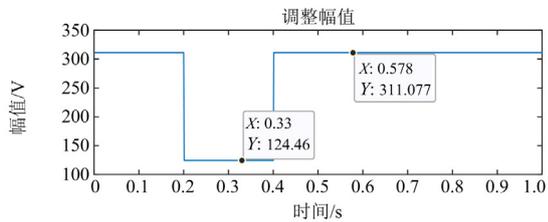
含噪声+谐波的电压暂降扰动信号数学模型为



(a) 原始信号及频谱



(b) 重构信号及频谱



(c) 提取结果

图4 含噪声的电压暂降特征提取

Fig. 4 Extraction of noisy voltage sag features

$$g(t) = \begin{cases} U_m \cos(\omega_0 t) + \sum_{i=2}^n k_i \cos(i\omega_0 t) & t < t_1, t > t_2 \\ \alpha(U_m \cos(\omega_0 t) + \sum_{i=2}^n k_i \cos(i\omega_0 t)) & t_1 \leq t \leq t_2 \end{cases} \quad (26)$$

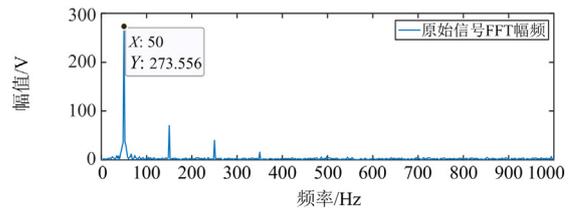
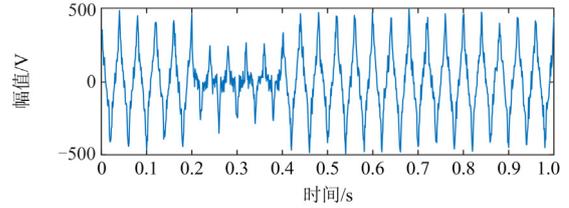
式中,  $k_i$  为各次谐波幅值系数。

由于实际电网中 3、5、7 次谐波较为突出, 设置该信号中存在基波、3 次、5 次与 7 次谐波, 添加 SNR 为 15 dB 的高斯白噪声, 取  $k_3 = 50\sqrt{2}$  V、 $k_5 = 30\sqrt{2}$  V、 $k_7 = 10\sqrt{2}$  V。原始信号的频谱如图 5(a)所示, 重构后的信号频谱如图 5(b)所示。由图 5(c)可知, 提取后的暂降起止时间分别为 0.2 s 和 0.4 s, 正常运行幅值为 311.087 V, 暂降期间提取所得电压幅值为 124.446 V, 暂降幅值为 0.4 p.u., 与原始信号幅值存在些许偏差, 偏差小于 1%。

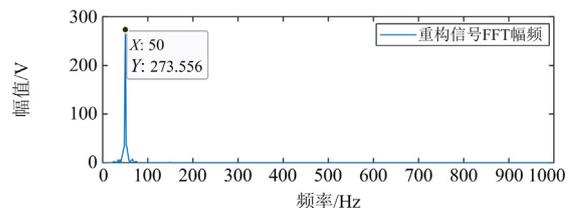
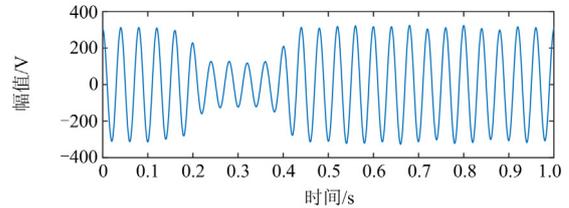
### 3.2.3 暂降幅值对算法提取效果影响

为探究不同暂降幅值条件下本文算法提取效果的适应性, 设置了暂降幅值分别为 0.2 p.u.、0.3 p.u.、0.4 p.u. 的 3 种不同暂降, 并在信号中添加 3 次、5 次、7 次谐波分量以及 SNR 为 15 dB 的高斯白噪声。分别针对不同暂降幅值情况下的含噪声的电压暂降与含噪声+谐波的电压暂降进行特征提取分析, 提取结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 在暂降幅值分别为 0.2 p.u.、0.3 p.u.、0.4 p.u. 的情况下, 分别对含噪声的电压暂降与含噪声+谐波的电压暂降进行暂降特征提取, 提取值与



(a) 原始信号及频谱



(b) 重构信号及频谱

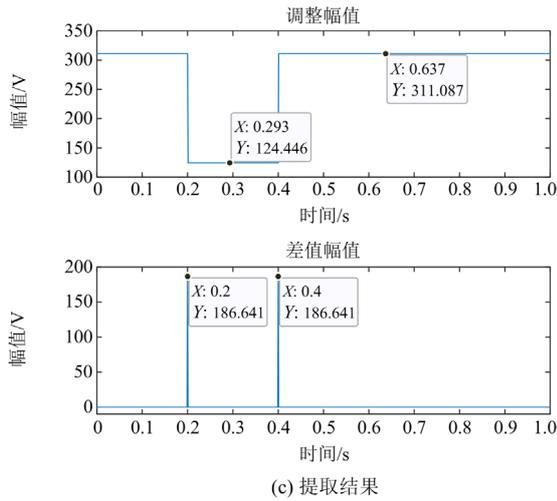


图5 噪声+谐波的电压暂降特征提取

Fig. 5 Voltage sag feature extraction of noise + harmonics

表1 不同暂降幅值下的提取结果

Table 1 Extraction results for different sag amplitude

故障类型	预设值			提取值	
	SNR/dB	起止时间/s	暂降幅值/p.u.	起止时间/s	暂降幅值/p.u.
电压暂降	15	0.2, 0.4	0.4	0.4	0.4
			0.3	0.2, 0.4	0.3
			0.2		0.2
暂降+谐波	15	0.2, 0.4	0.4	0.4	0.4
			0.3	0.2, 0.4	0.3
			0.2		0.2

表2 不同算法的暂降特征提取结果

Table 2 Results of sag feature extraction by different algorithms

故障类型	起止时间/s	暂降幅值/p.u.	SNR/dB	起始时间/s			截止时间/s			暂降幅值/p.u.		
				ISGMD-DHT	PSO-VMD	HHT	ISGMD-DHT	PSO-VMD	HHT	ISGMD-DHT	PSO-VMD	HHT
电压暂降	0.2, 0.4	0.3	10	0.2	0.197	0.196	0.4	0.399	0.404	0.3	0.2915	0.2889
			20	0.2	0.2	0.198	0.4	0.402	0.397	0.3	0.2941	0.2922
			30	0.2	0.2	0.199	0.4	0.4	0.401	0.3	0.3028	0.2972
暂降+谐波	0.2, 0.4	0.3	10	0.2	0.204	0.191	0.4	0.397	0.393	0.2999	0.3123	0.2875
			20	0.2	0.198	0.197	0.4	0.399	0.403	0.3	0.2925	0.2911
			30	0.2	0.2	0.198	0.4	0.4	0.398	0.3	0.2979	0.2953

### 3.4 实时性分析

电压暂降特征提取关系到电压暂降的治理，因此电压暂降提取要求极高的时效性。在谐波与噪声环境下，应用本文算法与 PSO-VMD、SGMD 对电压暂降与暂降+谐波进行特征提取，得到的提取时间见表3。

由表3可知，PSO-VMD 算法的模式个数与惩

预设值完全相同，证明本文算法能准确提取持续时间与暂降幅值，具有良好的适应性。

### 3.3 同类算法对比

为进一步验证本文算法的准确性与有效性，选取 PSO-VMD 算法、HHT 算法与本文算法进行比较，设置暂降幅值为 0.3 p.u.，并在信号中分别添加 3 次、5 次、7 次谐波分量，以及 SNR 分别为 10 dB、20 dB、30 dB 的高斯白噪声。分别验证 3 种算法针对含噪声的电压暂降与含噪声+谐波的电压暂降的特征提取的准确性，提取结果如表 2 所示。

由表 2 可知，在噪声与谐波环境下，分别采用本文算法与 PSO-VMD 算法、HHT 算法对含噪声的电压暂降与含噪声+谐波的电压暂降进行特征提取，本文算法的提取准确度远高于 PSO-VMD 算法与 HHT 算法。因为 HHT 算法是由 EMD 算法与 Hilbert 变换组成的，当噪声分量过大时，EMD 算法模式混叠问题较为严重，无法准确地分离谐波分量与噪声分量，严重影响暂降特征提取的准确度。PSO-VMD 算法是通过粒子群算法进行模式个数与惩罚因子的选取，具有较大的随机性，降噪和分离谐波性能不稳定。但本文算法可以随着输入信号噪声的变化进行自适应降噪，且能够有效地保留原始数据的频率与幅值扰动特征，降低了特征提取的偏差，能够在噪声与谐波环境下更准确地提取暂降幅值与持续时间。

表3 提取时间

Table 3 Extraction time

故障类型	提取时间		
	PSO-VMD	SGMD	ISGMD-DHT
电压暂降	1.557	0.438	0.482
暂降+谐波	1.782	0.563	0.598

罚因子是由粒子群算法进行选取的, 且自身运算量较大、耗时较长。ISGMD 是在传统 SGMD 的基础上在分解过程中多次迭代分解从而获取最终重构信号, 故 ISGMD-DHT 的提取时间要略长于传统 SGMD 算法。

#### 4 实测数据提取验证

为验证本文算法在实际工程应用中的准确性与有效性, 选用发生在昆明某配电网的某次实测电压暂降数据进行有效性验证, 应用本文算法对实测数据提取暂降特征量, 实测数据提取结果如图 6 所示。由图 6 可知, 本文所用算法通过对原始信号数据进行重构, 获取重构信号, 基于差值希尔伯特变换计算差值幅值与调整幅值, 从而准确地提取暂降幅值与持续时间。此外, 为验证本文算法的优越性, 与 PSO-VMD、SGMD 算法进行对比, 其结果如表 4 所示。

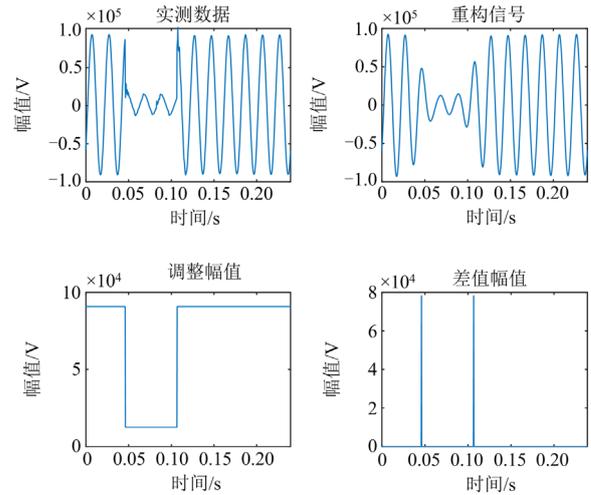


图 6 实测数据提取结果

Fig. 6 Measured data extraction results

表 4 提取偏差和对比表

Table 4 Comparison table of extraction errors

特征量	实测值	ISGMD-DHT		SGMD		PSO-VMD	
		提取值	偏差/%	提取值	偏差/%	提取值	偏差/%
暂降幅值/p.u.	0.139	0.138	0.72	0.136	2.16	0.143	2.88
暂降起始时间/s	0.046	0.046	0	0.048	4.35	0.043	6.52
暂降截止时间/s	0.107	0.107	0	0.106	0.93	0.104	2.80

由表 4 可知: SGMD 算法提取暂降截止时间偏差较小, 但起始时间与暂降幅值偏差较大; PSO-VMD 算法提取效果较差, 特征提取值均存在一定偏差; 本文算法提取效果优于其他算法, 可见本文算法在实际工程应用中的优越性。

#### 5 总结

针对电压暂降特征信号在噪声、谐波环境下难以准确提取的问题, 本文基于迭代辛几何算法开展电压暂降特征提取研究。仿真与实测结果表明:

- 1) 通过迭代辛几何算法对原始数据进行重构, 抑制了谐波与噪声等扰动分量的影响, 有效保留了原始数据的频率与幅值扰动特征;
- 2) 差值希尔伯特变换基于差值幅值与调整幅值提取暂降幅值与持续时间, 提取准确度高;
- 3) 在谐波与噪声环境下, 与 PSO-VMD 算法、HHT 算法相比, 本文算法具有自适应性, 降噪、分离谐波效果更明显, 抑制了暂降幅值变化对提取准确度的影响, 能更准确、有效地提取电压暂降、暂降+谐波的暂降特征量。

#### 参考文献

[1] 肖湘宁. 电能质量分析与控制[M]. 北京: 中国电力出

版社, 2010.

- [2] 贾荣, 张逸, 林鸿伟, 等. 基于感知哈希序列的电压暂降事件同源识别[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(3): 133-144.  
JIA Rong, ZHANG Yi, LIN Hongwei, et al. Homology identification of multi voltage sag events based on perceptual Hash sequence[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(3): 133-144.
- [3] 贺茂成, 王承海, 辛钟毓, 等. 一种组合重构的电能质量扰动特征提取方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(10): 34-44.  
HE Hucheng, WANG Chenghai, XIN Zhongyu, et al. A feature extraction method for power quality disturbance based on reconstructed combination[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(10): 34-44.
- [4] 李建闽, 林海军, 梁成斌, 等. 基于双分辨率 S 变换和学习向量量化神经网络的电能质量扰动检测方法[J]. 电工技术学报, 2019, 34(16): 3453-3463.  
LI Jianmin, LIN Haijun, LIANG Chengbin, et al. Detection method of power quality disturbances based on double resolution S transform and learning vector quantization neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(16): 3453-3463.

- [5] 辛峰, 尤向阳, 葛笑寒, 等. 基于空间相量模型的三相电压暂降扰动特征提取与分类[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(8): 58-65.  
XIN Feng, YOU Xiangyang, GE Xiaohan, et al. Feature extraction and classification of three-phase voltage dips based on a space phasor model[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 58-65.
- [6] 张逸, 吴逸帆, 李传栋, 等. 基于仿真与实测数据融合的电压暂降风险评估[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(10): 174-185.  
ZHANG Yi, WU Yifan, LI Chuandong, et al. Voltage sag risk assessment based on fusion of simulated and measured data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(10): 174-185.
- [7] 张逸, 吴逸帆, 陈晶腾. 新型电力系统背景下电压暂降风险评估技术挑战与展望[J]. 电力建设, 2023, 44(2): 15-24.  
ZHANG Yi, WU Yifan, CHEN Jingteng. Research status of voltage sag risk assessment and prospect under the background of new power system[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(2): 15-24.
- [8] 贺焯丹, 夏向阳, 尹旭, 等. 不对称电压暂降下最大功率输出的 MMC 协调控制策略[J]. 中国电力, 2022, 55(12): 160-167.  
HE Yedan, XIA Xiangyang, YIN Xu, et al. MMC coordinated control strategy for maximum power output under asymmetric voltage sag[J]. Electric Power, 2022, 55(12): 160-167.
- [9] 马莉, 陈应雨, 田钉荣, 等. 基于改进层次分析法的多级电压暂降严重程度评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(17): 49-57.  
MA Li, CHEN Yingyu, TIAN Dingrong, et al. Severity evaluation of multistage voltage sag based on an improved analytic hierarchy process[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(17): 49-57.
- [10] 朱锐锋, 刘水, 彭祥华, 等. 基于有理样条插值 LMD 的电压暂降检测与分析[J]. 广东电力, 2022, 35(5): 60-69.  
ZHU Ruifeng, LIU Shui, PENG Xianghua, et al. Detection and analysis of voltage sag based on RSI-LMD[J]. Guangdong Electric Power, 2022, 35(5): 60-69.
- [11] 谢伟伦, 薛峰, 黄志威. 基于网络传播特性的配电网电压暂降随机预估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8): 163-171.  
XIE Weilun, XUE Feng, HUANG Zhiwei. Stochastic estimation method of voltage sags for a distribution network based on network propagation property[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(8): 163-171.
- [12] XIAO Xianyong, HE Hanyang, WANG Ying. An analytical model of AC contactors for studying response mechanism to multidimensional voltage sag characteristics and its novel applications[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2019, 13(17): 3910-3920.
- [13] 张震霄, 年珩, 李培, 等. 储能型统一电能质量调节器电压补偿能力分析及其提升方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(23): 151-159.  
ZHANG Zhenxiao, NIAN Heng, LI Pei, et al. Voltage compensation capability analysis and improvement method for unified power quality conditioner with energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23): 151-159.
- [14] 徐永海, 赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采用奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术, 2011, 35(8): 174-180.  
XU Yonghai, ZHAO Yan. Identification of power quality disturbance based on short-term Fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2011, 35(8): 174-180.
- [15] LI Yaxin, TENG Zhaosheng, LIANG Chengbin, et al. Detection and localization of short duration variations using sliding window SVD and sparse signal decomposition[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6912-6920.
- [16] 胡明, 郭健鹏, 李富强, 等. 基于自适应 CEEMD 方法的电能质量扰动检测与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(21): 103-110.  
HU Ming, GUO Jianpeng, LI Fuqiang, et al. Power quality disturbance detection and analysis based on adaptively complementary ensemble empirical mode decomposition method[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(21): 103-110.
- [17] 唐圣学, 付滔, 李志刚. 基于自适应小波阈值去噪和 HT-LMD 的电能质量扰动检测方法[J]. 电测与仪表, 2017, 54(17): 70-76.  
TANG Shengxue, FU Tao, LI Zhigang. Power quality disturbance detection method based on adaptive wavelet threshold de-noising and HT-LMD[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(17): 70-76.
- [18] 古庭赟, 高云鹏, 吴聪, 等. 基于改进小波阈值函数和奇异值分解的电能质量扰动检测[J]. 电测与仪表, 2020, 57(21): 111-118.  
GU Tingyun, GAO Yunpeng, WU Cong, et al. Power quality disturbance detection based on improved wavelet threshold function and singular value decomposition[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(21): 111-118.

- [19] 吴建章, 梅飞, 潘益, 等. 基于改进经验小波变换的电能质量扰动检测新方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(6): 142-151.  
WU Jianzhang, MEI Fei, PAN Yi, et al. Novel detection method of power quality disturbance based on IEWT[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 40(6): 142-151.
- [20] 徐长宝, 古庭赟, 高云鹏, 等. 基于改进小波阈值函数和变分模态分解的电能质量扰动检测[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2020, 47(6): 77-86.  
XU Changbao, GU Tingyun, GAO Yunpeng, et al. Power quality disturbance detection based on improved wavelet threshold function and variational mode decomposition[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2020, 47(6): 77-86.
- [21] PAN Haiyang, YANG Yu, LI Xin, et al. Symplectic geometry mode decomposition and its application to rotating machinery compound fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2019, 114: 189-211.
- [22] 陈志刚, 杜小磊, 王衍学. 增强辛几何模态分解和自我组织自编码卷积网络的电机轴承工况识别[J]. 振动工程学报, 2022, 35(4): 958-968.  
CHEN Zhigang, DU Xiaolei, WANG Yanxue. Motor bearing condition identification of enhanced symplectic geometric mode decomposition and self-organizing auto-encoder convolution network[J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35(4): 958-968.
- [23] GOU Jianchun, SI Zetian, XIANG Jiawei. Cycle kurtosis entropy guided symplectic geometry mode decomposition for detecting faults in rotating machinery[J]. ISA Transactions, 2023, 138: 546-561.
- [24] CHENG Jian, YU Yang, LI Xin, et al. Symplectic geometry packet decomposition and its applications to gear fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2022, 174: 109096.
- [25] WANG Xinglong, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. Maximum envelope-based autogram and symplectic geometry mode decomposition based gear fault diagnosis method[J]. Measurement, 2021, 174: 108575.
- [26] PAN Haiyang, YANG Yu, ZHENG Jinde, et al. A noise reduction method of symplectic singular mode decomposition based on Lagrange multiplier[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2019, 133: 106283.
- [27] CHENG Jian, YANG Yu, LI Xin, et al. An early fault diagnosis method of gear based on improved symplectic geometry mode decomposition[J]. Measurement, 2019, 151: 107140.
- [28] 郑直, 王宝中, 刘佳鑫, 等. 辛几何模态分解和广义形态分形维数的液压泵故障诊断[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(5): 724-730.  
ZHENG Zhi, WANG Baozhong, LIU Jiaxin, et al. Hydraulic pump fault diagnosis method of symplectic geometry mode decomposition and generalized morphological fractal dimensions[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(5): 724-730.
- [29] 林森, 靳行, 王延翠. 迭代辛几何模态分解的高速列车轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2020, 33(6): 1324-1331.  
LIN Sen, JIN Hang, WANG Yancui. High speed train bearings fault diagnosis of iteration symplectic geometry mode decomposition[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(6): 1324-1331.
- [30] 胡雷, 陈湘波, 熊魁, 等. 基于改进 HHT 的电能质量扰动检测方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21): 105-111.  
HU Lei, CHEN Xiangbo, XIONG Kui, et al. Power quality disturbance detection method based on improved HHT[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(21): 105-111.

收稿日期: 2023-10-09; 修回日期: 2023-12-25

作者简介:

郭成(1978—), 男, 工学博士, 教授, 主要从事电能质量分析与控制、电力系统稳定分析研究工作。E-mail: gc325@126.com

(编辑 姜新丽)