

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.07.006

基于变分模态分解和排列熵的输电线路故障诊断*

姜媛媛^{1,2} 刘朋¹ 王康¹ 程浩¹

(1. 安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001; 2. 南京航空航天大学自动化学院 南京 210016)

摘要:针对现有电力系统输电线路故障信号分析方法中,故障信号特征遗失并难以反映故障信号本质特征等问题,提出基于变分模态分解与排列熵(VMD-PE)的输电线路故障诊断方法。以输电线路单相接地短路故障为例,选取IEEE 14节点标准测试系统,以单相接地短路故障时的电流作为故障信号,首先对各相故障信号进行VMD分解,然后对分解后的故障信号作二次PE分析,基于各相故障信号的最终总PE值识别输电线路故障,并与小波变换-PE算法进行对比。实验结果表明,所提VMD-PE方法更能有效地诊断出输电线路的故障所在相,可准确可靠的用于输电线路的故障诊断。

关键词:输电线路;故障诊断;变分模态分解;排列熵;接地短路

中图分类号: TM711; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Fault diagnosis of transmission lines based on variational mode decomposition and permutation entropy

Jiang Yuanyuan^{1,2} Liu Peng¹ Wang Kang¹ Cheng Hao¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;

2. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A new fault diagnosis method based on the variational mode decomposition and permutation entropy (VMD-PE) is proposed to deal with the problem of the loss of signal feature and not reflecting the essential feature of the signal with the fault signal analysis methods of the transmission line of power system. Taking the transmission line of single-phase grounding fault as an example, the IEEE 14 nodes standard test system is selected. Taking the single-phase grounding fault current as the fault signal, each phase fault signal is firstly decomposed with VMD. And then, the decomposed fault signal is analyzed with PE. At last, according the total PE value of each phase fault signal, the transmission lines fault is identified, and the comparison with the wavelet transform and the PE is carried out. The results show that the proposed algorithm can effectively diagnose the fault of transmission line and be accurate and reliable for transmission line fault diagnosis.

Keywords: transmission line; fault diagnosis; variational mode decomposition; permutation entropy; grounding short circuit

1 引言

输电线路的安全稳定对电力系统可靠运行至关重要,随着电力系统向智能化、复杂化方向发展,输电线路的故障诊断与健康管理的逐步受到重视。输电线路在电力系统中分布广泛,长期暴露在外,经常受到周围环境和

大自然变化的影响,导致故障事件时有发生,其中接地短路故障约占总故障次数的60%~80%^[1],而传统的人工巡线方式查找故障类型已无法满足当前电力系统发展的要求^[2]。因此,基于输电线路状态信号的快速、可靠的输电线路故障诊断方法对电力系统的安全稳定运行及科学健康管理具有重要的意义。

输电线路发生故障时,故障信息隐含于故障信号中,

收稿日期:2017-01 Received Date: 2017-01

* 基金项目:国家自然科学基金(51604011,61401215)、安徽省高校优秀青年人才支持计划重点项目(gxyqZD2016082)、安徽省自然科学基金(1708085QF135)资助项目

可通过适当的故障信号分析方法以实现其有效诊断。在现有电力系统故障信号分析方法中,傅里叶变换在分析线性、平稳故障信号时具有良好的优势,但不能有效的给出非线性、非平稳故障信号的局部信息^[3-4]。小波分析具有对被分析故障信号可进行任意的放大平移并对其特征进行提取的优点,但该方法存在选取不同小波基和分解尺度造成故障信号特征的遗失及分析故障信号无法反映信号的本质特征的缺点^[5-7]。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)一种自适应信号分解方法,其依据故障信号本身的特点,自适应选择基函数对信号进行分解,自动确定信号在不同频带的分辨率,避免了选取小波基与分解尺度的困难。但该方法属于递归式模态分解易出现模态混叠造成某个分量频带过宽、噪声干扰过多而掩盖故障信号微弱的特征信息^[8-10]。由于输电线路故障信号因时刻、故障点、故障过渡电阻及系统工况的不同而不同,具有突变性及随机性,并且在故障信号中含有大量的非基频暂态分量^[10],因此上述3种传统方法在分析输电线路故障信号时,会遗失故障信号的部分故障信息,并影响最终的故障诊断结果。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是2014年提出的一种信号分析方法^[11],与EMD不同的是它将信号分解问题转化为变分问题,通过搜寻变分最优解来确定每个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量的中心频率和带宽,实现信号频带的自适应分离^[12-14]。与上述3种信号分析方法相比,VMD为非递归分解模型,具有良好的噪声鲁棒性,能对信号在时域或频域进行自适应剖分且算法简单,已被应用于电力系统雷击故障定位^[2]、机械故障诊断^[12]、设备健康状态监测^[14]等方面。因此,VMD能够根据输电线路故障信号的特点自适应的分解,可解决输电线路故障信号的突变性、随机性等问题。此外,熵在信息理论中可用以衡量某随机变量取值的不确定性程度,是事物集合中一些相互对立性质的量度。排列熵(permutation entropy, PE)是基于熵发展出的一种算法^[15],它不仅能够反映事物集合的不确定程度,且对信号的变化具有很高的敏感性^[16],可有效反映出引发故障信号与正常信号的差异。

为此,本文将VMD与PE结合,对电力系统输电线路的接地短路故障进行诊断。首先通过VMD将故障信号进行分解得到其IMF分量,然后获取分解后各相故障信号的二次PE值,并依据各相故障信号的二次PE值识别出输电线路的接地故障所在相。通过PSCAD和MATLAB对IEEE 14节点标准测试系统的故障分析并验证本所提方法的有效性与准确性。

2 故障信号分析方法

2.1 VMD

电力系统输电线路发生接地短路故障时,因所处的地理环境不同,故障信号会有所不同。接地故障信号大多具有非线性的、非平稳的特点,而VMD方法能够依据故障信号的特点自动提取其本质特征。VMD算法是将信号分解的过程转移到变分框架内,主要包括构造变分问题以及求解变分过程,其通过搜寻变分最优解来确定每个IMF分量的中心频率与带宽。在此过程中每个IMF分量的频率中心与带宽不断更新,直至符合信号的频域特性为止。现假设有一信号 f ,通过VMD将信号 f 分解为 K 个IMF分量,则约束变分模型表达式如下:

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

式中:为个分量 $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, $\{\omega_k\}$ 为各分量的频率中心 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 。

为了求取上述约束条件的下的变分问题的最优解,引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 λ ,其求解表达式为:

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

VMD采用乘法算子方向交替法,通过交替更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、 λ^{n+1} 求取上述公式的“鞍点”即约束变分模型的最优解,其中 u_k^{n+1} 的取值表达式为:

$$u_k^{n+1} = \operatorname{argmin}_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

基于傅里叶等距变换,将式(3)转变到频域,得到各模态的频域更新:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

根据同样的过程,将中心频率的取值问题转换到频域,得到中心频率的更新方法:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

通过上述的计算,每个IMF分量的中心频率及带宽在迭代求解变分模型的过程中不断更新,直至满足迭代停止条件 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < e$,对于给定判别精

度 $e > 0$, 结束整个循环, 最终根据实际信号的频域特性得到 K 个窄带 IMF 分量, 完成信号频带的自适应分割, 有效地避免了模态混叠。

2.2 排列熵

Bandt 等人提出的排列熵是一种衡量一维时间序列复杂程度的算法, 对信号的突变具有很高的敏感性, 当输电线路发生接地短路故障时可以快速的捕捉到系统的微小信号。相比其他熵, 排列熵具有计算简单、抗噪声干扰能力强等优点, 算法的基本原理如下。

设一维时间序列 $\{X(i), i = 1, 2, \dots, n\}$, 对 $X(i)$ 进行相空间重构, 得到矩阵 Y :

$$Y = \begin{bmatrix} x(1) & x(1 + \tau) & \dots & x(1 + (m - 1))\tau \\ x(2) & x(2 + \tau) & \dots & x(2 + (m - 1))\tau \\ x(j) & x(j + \tau) & \dots & x(j + (m - 1))\tau \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x(k) & x(k + \tau) & \dots & x(k + (m - 1))\tau \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: m 为嵌入维数, τ 为延迟时间, $j = 1, 2, \dots, k$ 。

矩阵中每一行都可以看成一个重构分量, 将矩阵 Y 的每一列按照升序的排列方式进行排序。每一列用 j_1, j_2, \dots, j_m 代表其所在列数, 即:

$$x(i + (j_1 - 1))\tau \leq x(i + (j_2 - 1))\tau \leq \dots \leq x(i + (j_m - 1))\tau \quad (7)$$

假如 $x(i + (j_p - 1))\tau = x(i + (j_q - 1))\tau$ 且 $p \neq q$, 则按照 j_p 和 j_q 值的大小来排序。如 $j_p < j_q$, 则 $x(i + (j_p - 1))\tau < x(i + (j_q - 1))\tau$ 。因此对于任意一维向量都能得到一组唯一的序列。

$$S(D) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\} \quad (8)$$

式中: $l = 1, 2, 3, \dots, k$, 且 $k \leq m!$, m 维相空间映射不同的符号序列 (j_1, j_2, \dots, j_m) 总共有 $m!$ 。 $S(D)$ 只是其中的

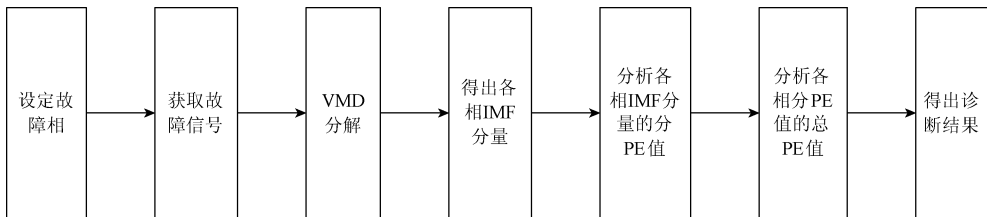


图1 故障诊断方法具体流程

Fig. 1 Flow chart of fault diagnosis method

4 实验结果与分析

在实际工况中输电线路发生故障多以单相接地短路故障, 以图2所示的广泛用于电力系统性能测试的 IEEE 14 节点标准测试系统为例, 验证本文所述方法的有效性

一种符号排列顺序, 而 $S(D)$ 在 $m!$ 中出现的概率为 p 。因此, 时间序列 $X(i)$ 的排列熵 H_p 可以按照信息熵的形式定义为:

$$H_p(m) = - \sum_{j=1}^k p_j \ln(p_j) \quad (9)$$

若式(9)中的 $p_j = 1/d!$ 时, 则 $H_p(m)$ 达到最大值 $\ln(d!)$ 。为了直观的反映信号的信息, 通常将 $\ln(d!)$ 进行归一化, 即:

$$0 \leq H_p \leq 1 \quad (10)$$

H_p 的大小表示为一维时间序列 $X(i)$ 的随机程度, 当 H_p 越接近 1 时, 表示一维时间序列 $X(i)$ 越混乱, 反之表示一维时间序列 $X(i)$ 越规则。

3 输电线路接地短路故障诊断

基于 VMD 和 PE 的电力系统输电线路接地短路故障诊断方法是通过 VMD 对故障信号进行分解得到若干个 IMF 分量, 分析并获取各 IMF 分量的分 PE 值, 对各 IMF 分量的分 PE 值再次进行 PE 分析获得各相的总 PE 值, 依据各相的总 PE 值诊断出故障所在相。具体流程如图1所示, 主要步骤如下:

- 1) 设置故障点并提取故障点的故障电流作为故障信号;
- 2) 确定 IMF 分量的个数, 利用 VMD 对故障信号进行分解, 得到分解后的个 IMF 分量;
- 3) 对各 IMF 分量进行 PE 分析并获取各 IMF 的分 PE 值;
- 4) 对各相得分 PE 值再次进行 PE 分析并获取各相的总 PE 值;
- 5) 分析各相的总 PE 值诊断出故障发生所在相。

及准确性。图2中节点1、2、3、6、8分别表示为发电机节点, 其余节点分别为母线与输电线路的节点。利用电力系统仿真软件 PSCAD, 对 IEEE 14 节点标准测试系统的单相接地故障进行仿真实验, 根据发生接地短路故障时故障电流的特点, 将发生接地短路故障时的电流信号作为故障信号^[17], 对 A、B、C 三三相的故障情况分析并诊断。

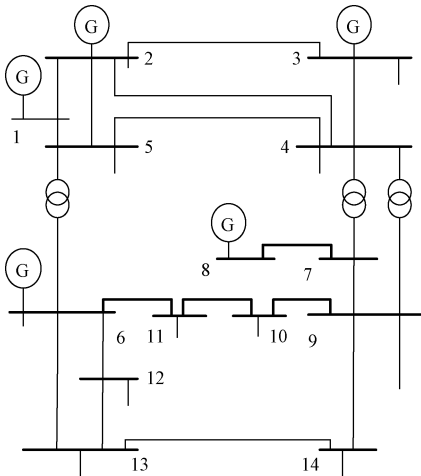


图2 IEEE14 节点标准测试系统

Fig.2 IEEE14 nodes standard test system

依据实际发生单相接地短路故障的情况,设置 IEEE 14 节点标准测试系统故障类型。本文随机选取两个相

邻节点之间的输电线路为故障点,如节点 2 与节点 3 之间的输电线路发生 A 相单相接地短路故障,通过实验仿真获取 A 相故障信号如图 3 所示。

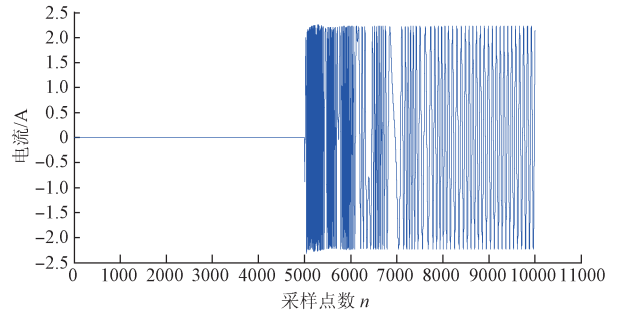


图3 A 相故障信号

Fig.3 A phase fault signal

利用 VMD 方法处理故障信号时,需要预先设定所分解的故障信号 IMF 分量的个数。在本文实验中 IMF 分量个数为,分解后的各 IMF 分量如图 4 所示。

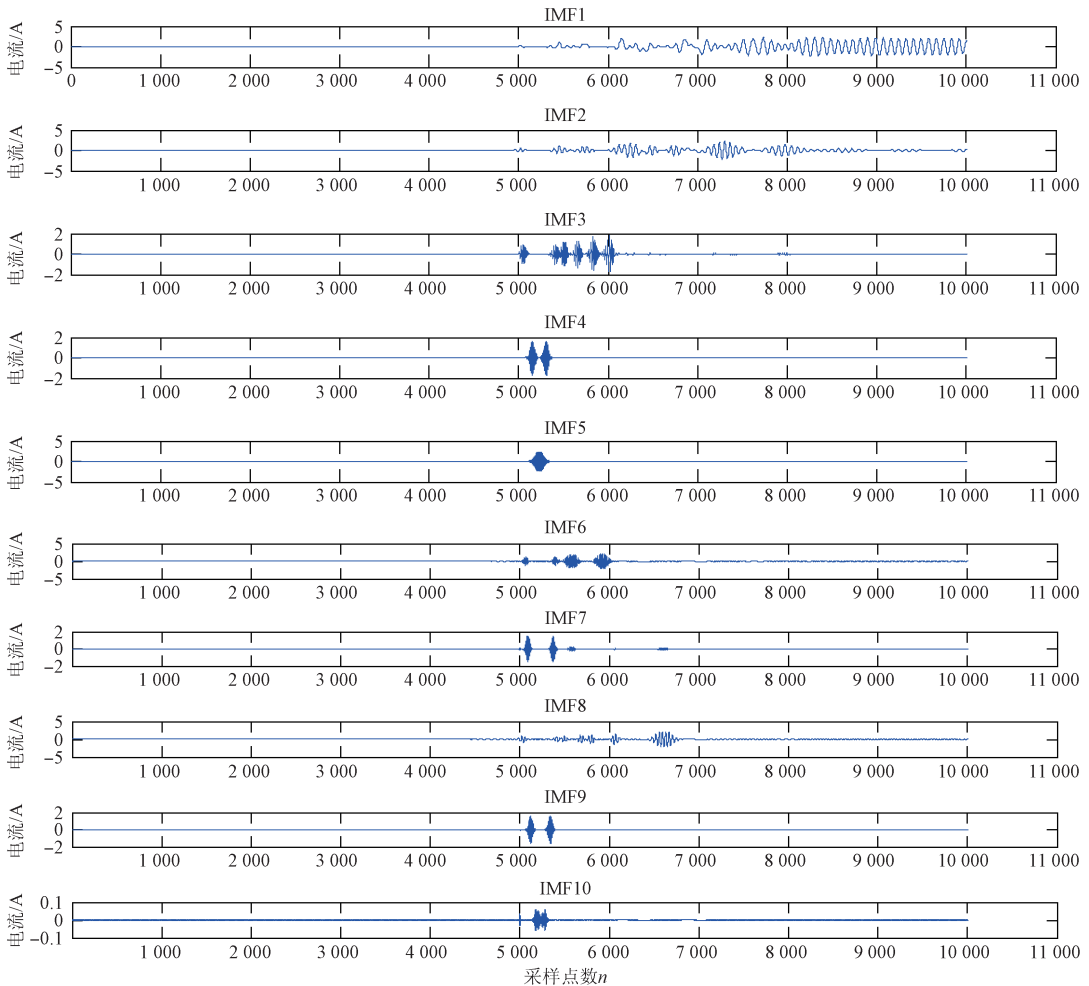


图4 A 相的 IMF 分量

Fig.4 Intrinsic Mode Function component of A phase

对 A 相分解后的 10 个 IMF 分量分别分析并获取各 IMF 分量的分 PE 值,类似地,分别对 B、C 两相的故障信号进行 VMD 与 PE 值分析。通过反复实验,对不同嵌入维数和延迟时间取不同值时进行了比较,选择了 PE 分析

时的嵌入维数和延迟时间分别为 $m = 2$ 、 $\tau = 3$ 。将每相各分量的分 PE 值再次计算以获取对应各相的总 PE 值,结果如表 1 所示。

表 1 三相故障信号排列熵
Table 1 The three-phase fault signal permutation entropy

三相电路	分 PE 熵值										总 PE 熵值
A 相	0.259 6	0.292 4	0.327 5	0.425 3	0.506 5	0.360 3	0.369 9	0.304 4	0.394 1	0.355 7	0.985 2
B 相	0.148 6	0.273 5	0.431 7	0.503 3	0.427 8	0.423 9	0.379 6	0.536 6	0.571 8	0.518 1	0.863 1
C 相	0.164 7	0.346 6	0.464 9	0.522 1	0.482 3	0.435 6	0.528 7	0.577 3	0.554 9	0.530 1	0.863 0

由表 1 可知,每相的 10 个 IMF 分量的分 PE 值各不相同,难以依据各分 PE 值识别出故障相;而对每相的各分 PE 值做二次 PE 分析所获取的总 PE 值中,故障相 A 相的总 PE 值明显大于正常相 B 相和 C 相,且正常相 B、C 两相的总 PE 值几乎相等。因此,由总 PE 值即可判断 A 相发生了接地短路故障。

此外,利用小波变换与 PE 结合实现图 2 所示 IEEE14 节点标准测试系统的接地故障诊断,即对相应故障信号进行小波去噪、分解与重构后,再分析其 PE 值,其中,重构后的故障信号如图 5 所示。PE 分析中的嵌入维数和延迟时间两参数的设置与本文所提 VMD-PE 方法相同,即 $m = 2$ 、 $\tau = 3$,最后计算得到的基于小波分析的 PE 值如表 2 所示。

波变换后原故障信号中的一部分有效故障信号遗失,再用 PE 分析时,必将一定程度上影响诊断效果。从表 2 中可以看出,两种方法都能识别出故障相 A 相,但通过分析知 VMD-PE 方法比小波变换-PE 方法对故障的识别度更高。因此,本文提出的 VMD-PE 方法在输电线路故障诊断中具有更高的可靠性和准确性。

5 结 论

输电线路发生故障时,故障情况复杂且现有故障信号分析方法存在易丢失故障信号特征及故障不敏感的问题,本文所提的基于 VMD-PE 的输电线路故障诊断方法,能够有效地克服现有故障信号分析时易丢失部分故障信号等缺点,并挖掘出故障信号的敏感特征,能够实现输电线路接地短路故障的准确诊断,并可推广用于输电线路的其他故障类型的测试诊断。

参考文献

[1] 行晋源,李庆民,丛浩熹,等. 长距离输电线路潜供电弧弧根跳跃与弧长剧变的物理机制与仿真[J]. 电工技术学报,2016,31(12):90-98.
XING J Y, LI Q M, CONG H X, et al. Physical mechanism and simulation method of the arc root jumping and arc length variation of the secondary arcs with long-distance transmission lines [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(12):90-98.

[2] 高艳丰,朱永利,闫红艳,等. 基于 VMD 和 TEO 的高压输电线路雷击故障测距研究[J]. 电工技术学报,2016,31(1):24-33.
GAO Y F, ZHU Y L, YAN H Y, et al. Study on lightning fault locating of high-voltage transmissions on lines based on VMD and TEO [J]. Transactions of China Electro Technical Society, 2016, 31(1):24-33.

[3] 李舜酩,郭海东,李殿荣. 振动信号处理方法综述[J]. 仪器仪表学报,2013,34(8):1907-1915.
LI SH M, GUO H D, LI D R. Review of vibration signal processing methods [J]. Chinese Journal of Scientific

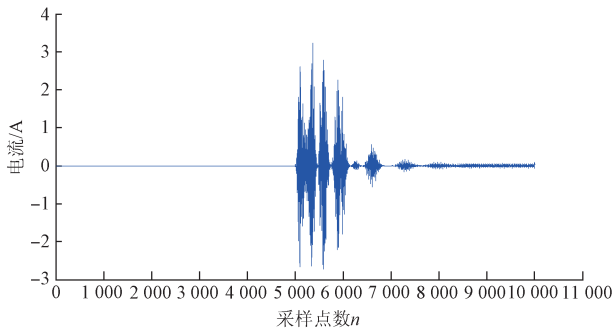


图 5 小波变换后的故障信号

Fig.5 Fault signal after wavelet transform

表 2 小波分析后的熵值

Table 2 Entropy after wavelet analysis

方法	VMD-PE 方法	小波变换-PE 方法
各相总 PE 值		
A 相总 PE 值	0.985 2	0.922 4
B 相总 PE 值	0.863 1	0.912 3
C 相总 PE 值	0.863 0	0.914 4
诊断结果	A 相	A 相

由图 5 中可知,相比于图 3 的原始故障信号,经过小

- Instrument, 2013, 34(8):1907-1915.
- [4] 欧璐,于德介. 路图傅里叶变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2015, 51(23):76-83.
OU L, YU D J. The application of Fourier transform and its path in the fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(23):76-83.
- [5] ZHANG J M, ZHANG Y B, GUAN Y G. Analysis of time-domain reflectometry combined with wavelet transform for fault detection in aircraft shielded cables[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(11):4579-4586.
- [6] FLAVIO B, JOHAN D. Assessment of voltage sag indices based on scaling and wavelet coefficient energy analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2013, 28(1):336-346.
- [7] 黄良沛,吴超威,王靖. 小波包分析和BP神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用[J]. 电子测量技术, 2016, 39(4):164-168.
HUANG L P, WU CH W, WANG J. Fault pattern recognition of rolling bearing using wavelet package analysis and BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(4):164-168.
- [8] 刘立君,王奇,杨克己,等. 基于EMD和频谱校正的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6):1278-1283.
LIU L J, WANG Q, YANG K J, et al. EMD and spectrum correction-based fault diagnosis method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6):1278-1283.
- [9] 黄元亮,郝真真,姜甜甜,等. 一种新的输电线路双端行波故障定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(1):20-29.
HUANG Y L, HAO ZH ZH, JIANG T T, et al. Novel two terminal travelling wave fault location algorithm for transmission line[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(1):20-29.
- [10] 李天云,赵妍,季小慧,等. HHT方法在电力系统故障信号分析中的应用[J]. 电工技术学报, 2005, 20(6):87-91.
LI T Y, ZHAO Y, JI X H, et al. Application of HHT method for analysis of fault signal in electric power system[J]. Transactions of China Electro technical Society, 2005, 20(6):87-91.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [12] 王晓龙,唐贵基. 基于变分模态分解和1.5维谱的轴承早期故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(7):125-130.
WANG X L, TANG G J. Incipient bearing fault diagnosis based on VMD and 1.5-dimension spectrum [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(7):125-130.
- [13] UPADHYAY A, PACHORI R. Instantaneous voiced/non-voiced detection in speech signals based on variational mode decomposition [J]. Journal of the Franklin Institute, 2015, 352(7):2679-2707.
- [14] 张宁,朱永利,高艳丰,等. 基于变分模态分解和概率密度估计的变压器绕组变形在线检测方法[J]. 电网技术, 2016, 40(1):297-302.
ZHANG N, ZHU Y L, GAO Y F, et al. An online detection method of transformer winding deformation based on variational mode decomposition and probability density estimation[J]. Power System Technology, 2016, 40(1):297-302.
- [15] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series [J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17):21-24.
- [16] XIANG S Y, PAN W, YAN L S, et al. Quantifying chaotic unpredictability of vertical-cavity surface-emitting lasers with polarized optical feedback via permutation entropy [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2011, 17(5):1212-1219.
- [17] 李谦,张波,蒋愉宽,等. 变电站内短路电流暂态过程及其影响因素[J]. 高电压技术, 2014, 40(7):1986-1993.
LI Q, ZHANG B, JIANG Y K, et al. Transient process of short-circuit current in substations and its influential factors [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(7):1986-1993.

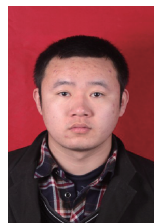
作者简介



姜媛媛,分别在2003年、2006年于安徽理工大学获得学士学位和硕士学位,现为南京航空航天大学博士研究生,现为安徽理工大学教授,主要研究方向为复杂系统故障预测与健康管理。

E-mail: jyll672@163.com

Jiang Yuanyuan received B. Sc. and M. Sc. both from Anhui University of Science and Technology in 2003 and 2006, respectively. Now she is a Ph. D. candidate in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics and a professor in Anhui University of Science and Technology. Her main research interest includes complex system fault prediction and health management.



刘朋,2014年于安徽建筑大学获得学士学位,现为安徽理工大学硕士研究生,主要研究方向为电力系统状态测试、诊断与预测。

E-mail: 1500120163@qq.com

Liu Peng received B. Sc. from Anhui Architecture University in 2014. Now he is a M. Sc. candidate in Anhui University of Science and Technology. His main research interest includes power system state test, diagnosis and prediction.