

# 电气设备在线监测系统动态误差来源分析方法

吴华<sup>1</sup> 甘德刚<sup>2</sup> 陈彬<sup>3</sup> 梁星<sup>1</sup> 龚金龙<sup>4</sup>

(1. 国网重庆市电力公司电力科学研究院, 重庆 401123;

2. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610072;

3. 国网天津市电力公司电力科学研究院, 天津 300384;

4. 国网浙江省电力公司电力科学研究院, 浙江 杭州 310014)

**摘要:** 运用动态测试误差建模理论,对电气设备在线监测系统的误差特性以及误差来源进行分析。针对傅里叶变换、小波变换等方法在分解动态测量误差时存在的不足,提出经验模态分解法与 Fisher 距离判别算法相结合的方法。首先,利用经验模态分解法对测量误差信号进行自适应分解;其次,提取每条分解子曲线的时域自相关、互相关以及频域特征信息,构建特征空间;最后,引入 Fisher 距离判据对构建的特征空间进行分类,最终确定每条误差分解子曲线的来源。为验证所提方法的有效性,对超高频局部放电监测系统开展附加误差实验,并用所提方法对系统的总误差信号进行分解与溯源。结果表明,该方法能够有效地追溯到误差产生的源头,具有较强的适用性和可靠性。

**关键词:** 动态误差分解;经验模态分解;Fisher 判别法;误差来源分析

**Abstract:** On the basis of the dynamic testing error modeling theory, the characteristics and source of the dynamic testing error are analyzed for on-line monitoring system of electrical equipment. Aiming at the disadvantages of Fourier transform and wavelet transform in dynamic measurement error, a new method combining empirical mode decomposition (EMD) with Fisher discriminant analysis method is put forward for dynamic measurement error decomposition. First of all, EMD method is used for adaptive measuring error signal decomposition. Then, the time domain auto-correlation, cross-correlation and frequency domain characteristic information of the decomposed intrinsic mode function (IMFs) are extracted, and the feature space is constructed. Finally, the Fisher distance criterion is introduced to classify the feature space and determine the source of each decomposed IMF. In order to verify the effectiveness of the proposed method, the additional error experiments are carried out on the UHF partial discharge monitoring system, and the proposed method is used to decompose the total error signal of the system. Experiment results show that the proposed method can effectively find the source of the error, and it is highly feasible and applicable.

**Key words:** dynamic error decomposition; empirical mode decomposition; Fisher discriminant analysis method; error source analysis

中图分类号: TP2 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2016)05-0071-07

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2016.05.016

## 0 引言

随着社会经济和科技的迅猛发展,电力作为经济发展和社会生活必不可少的能源,其安全稳定运行对国计民生的影响越来越大,保证其供电可靠性对于整个国计民生而言十分重要。作为电力系统重要组成部分的电气设备,尤其是大型高电压设备,如果发生突发性停电事故,势必造成巨大的经济损失和不良的社会影响<sup>[1-2]</sup>。因此,为电力设备,特别是大型高电压设备加装在线监测和状态检修装置,有

利于及时发现其存在的不良状况,并制定科学策略进行相应的检修维护,可大大降低其突发性故障概率,这对电力系统安全稳定运行具有重要意义。截至2013年年底,国家电网28家省电力公司装用的变电设备在线监测装置已逾3万套,但实际运行状况统计数据反映出如下问题:1)测量数据不准确、误报率高;2)监测设备故障率高、寿命短、维护工作量大。综上所述,应针对该类装置的附加误差来源做深入研究,找出系统中可能造成误差的因素,为制定改善精度的措施提供依据。

对于在线监测装置的误差溯源,是要根据输出

结果中的误差,追溯其产生的源头,即测量系统内部实际包含的各误差源,是误差及精度理论的逆向问题。动态误差溯源的理论<sup>[3]</sup>由合肥工业大学费业泰教授等提出,是在前人研究正向误差理论的基础上,深入研究测试系统内部组成结构与信息传递关系,可以在系统的运行状态下确定误差源,并运用全系统动态精度理论<sup>[4-6]</sup>。这里在动态误差基础上引入经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[7-9]</sup>对系统误差进行分解,并根据分解误差与原始误差的特性利用Fisher距离判别法<sup>[9-11]</sup>进行误差溯源,从而可以精确定位电气设备在线监测装置中存在问题的模块,为在线监测装置的检定与维修提供理论支持。

### 1 动态测试误差建模方法分析

动态误差溯源建立在全系统动态精度理论的基础上,尽可能将“黑箱”白化或者灰化,进而弥补传统误差建模方法的不足。根据全系统传递链函数及误差的“白化”模型,将系统最后输出的总误差分解为各单项误差,进一步追溯到动态测试系统内部产生该项误差的模块,并分析其误差特性。一旦实现了误差来源分析,对测试系统的传输特性就有了深刻的了解,由此可掌握系统各环节误差对其输出总误差的影响及其随时间的变化规律,并对系统的各个功能模块有较为清楚的认识。

全系统动态误差建模理论,是从系统内部各组成单元结构的误差以及外部干扰因素着手,来得到整个系统的误差传递关系。对于一个完整的监测系统,不论其监测对象、运行环境还是工作方式,一般都应包括以下5个组成部分:信号耦合部分、信号预处理部分、信号采集部分、数据传输部分和数据处理部分。因此,可以建立如图1所示的监测系统动态测量结构示意图。

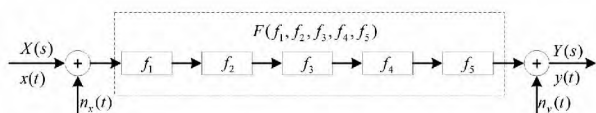


图1 全系统动态测量系统结构

从图1中所示的动态测量系统可知它由5个单元组成,各单元构成串联的关系。根据全系统动态精度理论的建模原理<sup>[12]</sup>,整个系统的传递链函数可表示为

$$F(f_1, f_2, f_3, f_4, f_5) = f_1 f_2 f_3 f_4 f_5 \quad (1)$$

式中  $f_i (i=1, 2, 3, 4, 5)$  为各单元传递函数。

从图1中可以看出,测量系统除了其本身内部各组成单元引起的误差外,还有系统受到内外干扰引起的误差,此时系统总的误差传输“白化”模型即全系统动态精度模型为

$$e_y(t) = n_x(t) F(f_i) + e_F + n_y(t) \quad (2)$$

式中:  $e_y(t)$  为系统输出总误差;  $n_x(t)$  为输入端受到的干扰信号;  $n_y(t)$  为输出端受到的干扰信号;  $e_F$  为系统内部各个组成单元误差引起的系统输出总误差。 $e_F$  经“白化”后可表示为

$$e_F = ((e_1(t)f_2 + e_2(t))f_3 + e_3(t))f_4 + e_4(t)f_5 + e_5(t) \quad (3)$$

式中  $e_i(t)$  为各单元误差,其中包含各单元本身的误差及其受到的干扰  $i=1, 2, 3, 4, 5$ 。

由式(2)和式(3)可知动态监测系统总体误差是各单元部件误差  $e_i(t)$  和传递函数  $f_i$  综合作用的结果,不同元器件、不同系统、不同传递链结构都会产生不同的误差影响。以上的动态误差模型反映了各部分误差在整个系统中的传播规律,揭示了测量精度的本质。

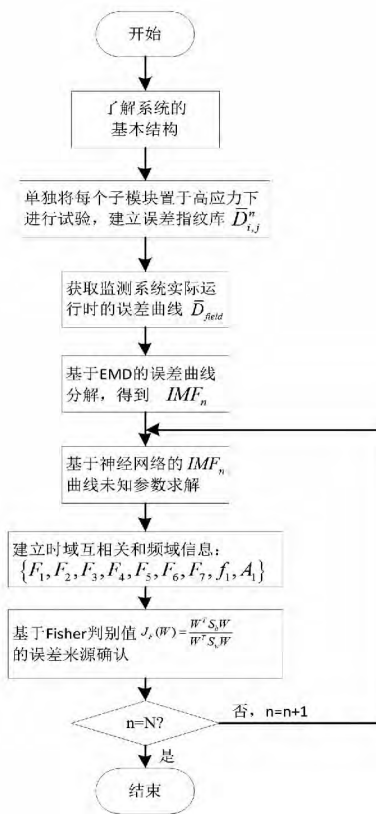


图2 误差来源分析的一般步骤

针对不同的电气设备状态检修装置,所需要的工作就是要分析各单元部分的误差建模以及各单元全系统误差建模中的传递链函数。经过系统的“白化”建模将整个系统分为不同的子模块,单独将每个子模块置于高应力条件下,由此可获得系统各个模块的误差特性,基于此对实际运行时测量得到的全系统精度损失曲线进行 EMD 分解,提取各分解子曲线中的特征信息后,可以根据神经网络和 Fisher 距离判别法进行误差溯源。误差来源分析步骤如图 2 所示。

## 2 基于 EMD 法的误差分解

实际中随着监测系统的使用,系统内电气元器件、机械结构老化等导致其内部各主要结构单元的几何形状、物理特性发生变化,从而使得信号经测量系统传递后失真,最终引起输出误差的不断增大,测量系统的精度不断降低。因此,对系统动态误差的研究也即为对精度损失的研究。

近年来,许多学者对动态测量误差的分解与溯源进行了深入研究,提出了熵分解<sup>[13]</sup>、神经网络<sup>[14]</sup>、傅里叶变换和小波变换<sup>[15]</sup>等方法。但是,以上方法在运用时都有一定的局限性,采用熵分解法时,无法给出具体的误差只能反应系统不确定度;傅里叶变换适合于分解平稳信号,无法分解非平稳的动态测量误差信号;神经网络与小波变换的算法构造复杂,且神经网络对网络设计以及初值选取有很高要求;而小波变换中不同的小波基会导致不同的分解结果。所提方法是将经验模态分解和 Fisher 距离判别法进行结合,避免了小波神经网络分解时需提前选取小波基函数的问题且缩短了溯源时间。

EMD 是由美国宇航局的黄锷博士提出的一种根据数据自身的时间尺度特性进行分解的方法,能自适应地生成固有模态函数,即 IMF。由 EMD 分解出来的固有模态函数必须满足以下两个条件:

- 1) 在整个数据序列中,极值点和过零点的数目必须相等或最多相差 1 个;
- 2) 在任意时间点上,信号局部极大值确定的上包络线和局部极小值确定的下包络线的均值为 0。

EMD 对信号  $x(t)$  的分解过程如图 3 所示。

- 1) 设  $r_0(t) = x(t)$ , 确定  $r_0(t)$  的局部极大值点

和极小值点,通过 3 次样条插值函数将极大值与极小值连接起来,确定上下包络线,计算出 2 条包络线的平均值  $m_1(t)$ 。

2) 计算出  $h_1(t) = r_0(t) - m_1(t)$ , 若满足终止条件,则  $c_1(t) = h_1(t)$ ; 若不满足终止条件,则将  $h_1(t)$  视为待处理信号,重复以上步骤,这就是“筛过程”。为保证 IMF 分量的频率调制和幅度调制都有意义,黄锷等人提出通过限制标准差 SD 来停止“筛过程”,SD 的值常取 0.2~0.3 之间,其表达式为

$$S_{SD} = \frac{\sum_0^T |h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{\sum_0^T |h_{k-1}(t)|^2} \quad (4)$$

若经过  $k$  次筛选后  $h_k(t)$  满足终止条件,则  $h_k(t)$  为第 1 个 IMF 分量,记作  $c_1(t)$ 。

3) 设  $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$ , 则  $r_1(t)$  为  $x(t)$  去掉高频分量后的信号,将  $r_1(t)$  视为新的待处理信号,跳至步骤 1) 重复进行图 3 中的步骤,依次得到  $c_2(t), c_3(t), \dots$ , 若  $n$  次后  $c_n(t)$  或  $r_n(t)$  满足终止条件时分解终止,则分解结果可表示为

$$x(t) = \sum_i^n c_i(t) + r_n(t)$$

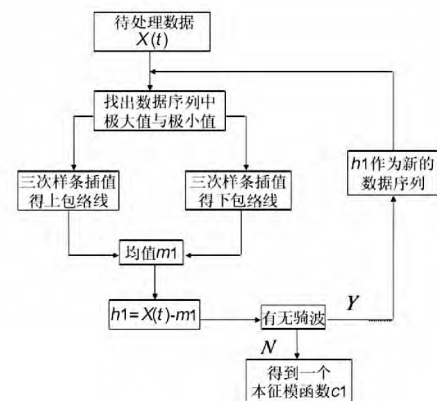


图 3 经验模态法流程图

经验模态分解作为一种自适应时间-频率信号分析方法问世以来,已被各领域学者成功地用于处理各种问题。上述方法分解出来的各特征分量,即可视为系统中各子模块产生的误差经系统传递到输出端的结果。因此,对各分解子曲线中包含的特征信息进行提取和辨识,以便进行误差溯源。

## 3 利用 Fisher 距离判别算法确认误差来源

经过经验模态法可以提取出各误差信息,但各误差的来源还无法确定,还需建立分解误差与

白化建模中原始误差的关联算式。由于时域互相关函数及其衍生出的特征量能够有效反映出两列时序信号的相关程度,已经被广泛应用于信号时域波形的关联性分析中;同时,大量文献指出系统中不同部件产生的误差频域特征也不尽相同:因此,所提方法结合时域互相关特征和频域特征,组成用于误差信息关联的特征子空间。具体算法如式(5)~式(12)所示。

$$A_{XY}(m) \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} X_{n+m} X_n \\ A_{XY}(-m) \end{cases} \quad (5)$$

$$F_1 = \text{Maximum value of sequence}(A_{n\max}) \quad (6)$$

$$F_2 = \frac{\sum_{n=-N}^N n A_n}{A_{n\max}} \quad (7)$$

$$F_3 = \frac{\sum_{n=-N}^N n A_n}{\sum_{n=-N}^N A_n} \quad (8)$$

$$F_4 = \frac{\sum_{n=-N}^N |n| A_n}{\sum_{n=-N}^N A_n} \quad (9)$$

$$F_5 = \sqrt{\frac{\sum_{n=-N}^N n^2 A_n}{\sum_{n=-N}^N A_n}} \quad (10)$$

$$F_6 = \frac{\sum_{n=-N}^N A_n}{2N+1} \quad (11)$$

$$F_7 = \sqrt{\frac{\sum_{n=-N}^N (A_n - F_6)^2}{2N+1}} \quad (12)$$

式中:  $A_{XY}(m)$  是序列的互相关函数;  $F_1 \sim F_7$  为基于自相关函数的特征参量;  $F_1$  为自相关序列的最大值;  $F_2$  表示序列的等效宽度;  $F_3$  表示序列的中心;  $F_4$  为序列的绝对值中心;  $F_5$  表示序列的均方根宽度;  $F_6$  代表序列均值;  $F_7$  为序列的标准差。

频域特征量包括:第1主峰频率即频谱中最大值所处频率  $f_1$  和第1主峰幅值即频谱中的最大值  $A_1$ 。

$F_1 \sim F_7, f_1$  和  $A_1$  9个参量构成了反映分解子曲线与原始误差曲线之间相关性的特征参量。在获取上述特征参量后,按以下步骤完成误差来源辨识。

1) 计算每条分解子曲线的自相关函数特征

$$\text{auto}_n = \{ F_{1\text{ auto}}, F_{2\text{ auto}}, F_{3\text{ auto}}, F_{4\text{ auto}}, F_{5\text{ auto}}, F_{6\text{ auto}}, F_{7\text{ auto}}, f_{1\text{ auto}}, A_{1\text{ auto}} \}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

以及每条子曲线与原始误差曲线的互相关函数特征:

$$\text{cross}_{n,m} = \{ F_{1\text{ cross}}, F_{2\text{ cross}}, F_{3\text{ cross}}, F_{4\text{ cross}}, F_{5\text{ cross}}, F_{6\text{ cross}}, F_{7\text{ cross}}, f_{1\text{ cross}}, A_{1\text{ cross}} \}, \quad n = 1, 2, \dots, N; m = 1, 2, \dots, M \quad (14)$$

以上两式中,  $N, M$  分别代表分解子曲线的个数以及原始误差曲线的个数。

2) 分别计算  $\text{auto}_n$  与  $\text{cross}_{n,1}, \text{cross}_{n,2}, \text{cross}_{n,3}, \dots, \text{cross}_{n,M}$  之间的 Fisher 判别值,取原始误差曲线中使得 Fisher 判别值最大的一类作为该条分解子曲线  $n$  的误差来源。Fisher 判别值的计算公式为

$$J_F(W) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (15)$$

式中,  $S_b, S_w$  分别为样本类间离散度和样本类内离散度,各自的计算公式为

$$S_b = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T, S_w = S_1 + S_2 \quad (16)$$

$$S_i = \sum_{X \in w_i} (X - m_i)(X - m_i)^T, m_i = \frac{1}{N} \sum_{X \in w_i} X \quad (17)$$

基于此判决办法可以确定分解得到的每一种误差曲线在先验数据库中所对应的误差来源,较好地实现误差溯源。

## 4 超高频局部放电监测系统动态误差分析

选取超高频局部放电监测系统作为实验对象,此系统可分为:信号采集部分、信号传输部分和信号处理部分,分别记为:  $a_1, a_2, a_3$ 。由于到每个子模块的误差最终会传递到输出结果的误差中,且整套系统的输出总误差是各子模块的噪声传递到输出端后的简单相加,因此完全可采用分别将子模块单独置于特定的测试环境中,让系统的传递特性隐含在其输出误差中。实验步骤可分为以下两步。

1) 步骤一:将需要测试的子部分放入试验箱内,其余部分按正常位置处于室温中;依据 GB/T 2423.2 将试验箱温度调控到试验规定的温度上限 +10℃,使试验样品温度达到稳定;当箱内温度达规定值时,对样品加电进行测试记录。

开始记录 48 h 内系统的输出数据,记为

$$D_{ij}^n, i = a_1, a_2, a_3, j = b_1, b_2, b_3, b_4, n = 1, 2 \quad (18)$$

因此,试验共将收集到如下 24 组数据集:

$$D = \left\{ \begin{matrix} D_{a_1 b_1}^1 & D_{a_1 b_2}^1 & D_{a_1 b_3}^1 & D_{a_1 b_4}^1 & D_{a_2 b_1}^1 & D_{a_2 b_2}^1 & D_{a_2 b_3}^1 & D_{a_2 b_4}^1 & D_{a_3 b_1}^1 & D_{a_3 b_2}^1 & D_{a_3 b_3}^1 & D_{a_3 b_4}^1 \\ D_{a_1 b_1}^2 & D_{a_1 b_2}^2 & D_{a_1 b_3}^2 & D_{a_1 b_4}^2 & D_{a_2 b_1}^2 & D_{a_2 b_2}^2 & D_{a_2 b_3}^2 & D_{a_2 b_4}^2 & D_{a_3 b_1}^2 & D_{a_3 b_2}^2 & D_{a_3 b_3}^2 & D_{a_3 b_4}^2 \end{matrix} \right\} \quad (19)$$

2) 步骤二: 同时将同一型号同一批次的相同监测系统置于和步骤一相同的正常室温下, 静置 1 h 后, 记录其 48 h 内系统的输出数据  $D_{normal}$  然后用式 (19) 中的每组数据集减去此步骤中收集的参考数据集, 得到式 (20) 所示的误差指纹库。

$$\bar{D} = \left\{ \begin{matrix} \bar{D}_{a_1 b_1}^1 & \bar{D}_{a_1 b_2}^1 & \bar{D}_{a_1 b_3}^1 & \bar{D}_{a_1 b_4}^1 & \bar{D}_{a_2 b_1}^1 & \bar{D}_{a_2 b_2}^1 \\ \bar{D}_{a_1 b_1}^2 & \bar{D}_{a_1 b_2}^2 & \bar{D}_{a_1 b_3}^2 & \bar{D}_{a_1 b_4}^2 & \bar{D}_{a_2 b_1}^2 & \bar{D}_{a_2 b_2}^2 \\ \bar{D}_{a_2 b_2}^1 & \bar{D}_{a_2 b_3}^1 & \bar{D}_{a_2 b_4}^1 & \bar{D}_{a_3 b_1}^1 & \bar{D}_{a_3 b_2}^1 & \bar{D}_{a_3 b_3}^1 \\ \bar{D}_{a_2 b_3}^2 & \bar{D}_{a_2 b_4}^2 & \bar{D}_{a_3 b_1}^2 & \bar{D}_{a_3 b_2}^2 & \bar{D}_{a_3 b_3}^2 & \bar{D}_{a_3 b_4}^2 \end{matrix} \right\}$$

$$\bar{D}_{ij}^n = |D_{ij}^n - D_{normal}| \quad (20)$$

将实验所得数据进行分析:

1) 首先从电网运营部门获得所测试的同类型监测系统在现场环境下收集到的 48 h 内输出数据集, 记为  $D_{field}$  再减去步骤二中的正常数据集, 得到现场运行环境下的系统总误差曲线为

$$\bar{D}_{field} = |D_{field} - D_{normal}| \quad (21)$$

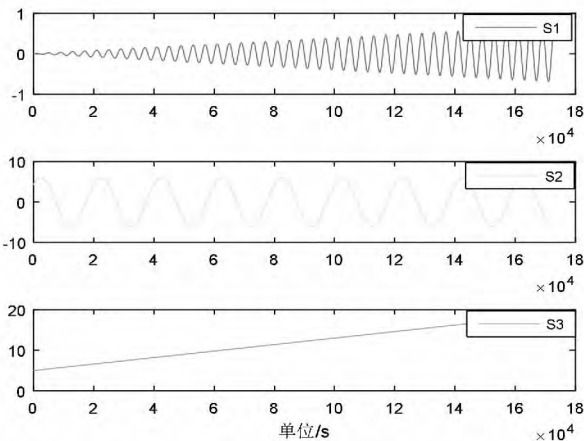


图4 各子模块精度损失曲线

图4为各子模块的精度损失曲线, 图中: S1 为将信号传输模块单独置于上述试验环境下得到的典型精度损失曲线; S2 为将信号处理模块单独置于上述试验环境下得到的典型精度损失曲线; S3 为将信号采集模块单独置于上述试验环境下得到的典型精度损失曲线。

2) 将整套超高频局部放电装置置于上述试验环境下得到典型精度损失曲线, 如图5所示。

3) 对系统总精度损失曲线进行 EMD 分解, 如图6所示。

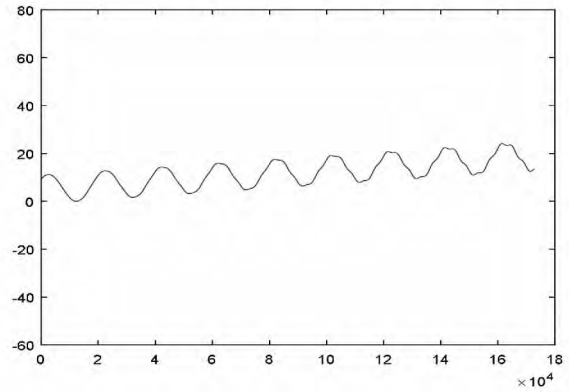
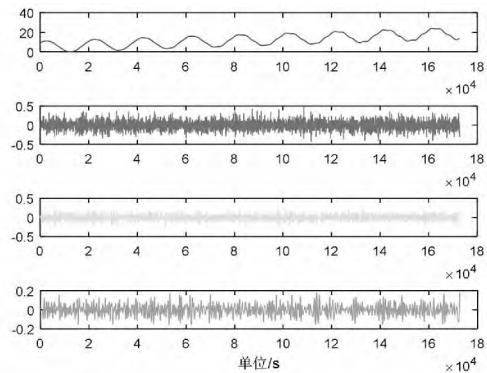
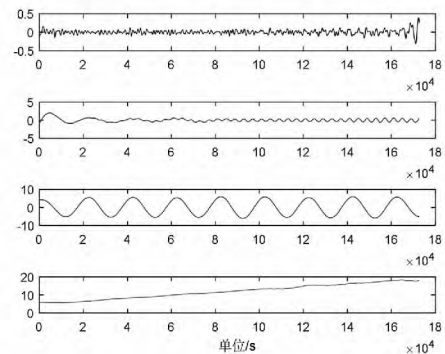


图5 系统总精度损失曲线



(a) 原信号及 IMF<sub>1</sub> ~ IMF<sub>3</sub>



(b) IMF<sub>4</sub> ~ IMF<sub>6</sub> 及余项

图6 系统总精度损失曲线图的 EMD 分解  
显然, IMF<sub>1</sub> ~ IMF<sub>4</sub> 都为高频噪声项, 可不用考虑。而剩下的 IMF<sub>5</sub>、IMF<sub>6</sub> 以及余项可借助于神经网络拟合方法来得到其解析表达式为

$$\begin{aligned} \text{IMF}_5 &: 0.4 \times 10^{-5} t \sin(1/2000\pi t) \\ \text{IMF}_6 &: 6 \sin(1/10000\pi t + \pi/4) \\ \text{residue} &: 8 \times 10^{-5} t + 5 \end{aligned} \quad (22)$$

#### 4) 特征量计算

基于时域自相关和互相关函数的特征参数计算以及频域特征参数计算, 结果如表1所示, 其中:  $auto_n$

表 1 基于时域自相关和互相关函数的特征参数计算

	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	$F_6$	$F_7$
$auto_5(\times 10^3)$	0.171 3	-0.000 0	-0.000 0	-1.666 6	0.000 0 + 1.68i	0.000 3	0.027 6
$auto_6(\times 10^3)$	1.031 6	-0.000 0	-0.000 0	-4.049 9	1.836 5	0.000 2	0.421 0
$auto_7(\times 10^3)$	1.217 6	0.000 0	0.000 0	0.896 3	1.108 9	0.549 6	0.360 4
$cross_{1_5}(\times 10^3)$	0.168 0	-2.983 6	3.142 6	3.303 0	2.995 6	-0.000 0	0.057 6
$cross_{2_5}(\times 10^3)$	0.198 4	-0.076 0	-0.011 1	-1.817 6	0.000 0 + 1.81i	0.000 2	0.091 1
$cross_{3_5}(\times 10^6)$	0.000 1	1.785 5	0.002 2	0.001 9	0.002 0	0.000 0	0.000 0
$cross_{1_6}(\times 10^4)$	0.001 3	-1.359 0	0.131 0	0.155 8	0.197 8	-0.000 0	0.000 5
$cross_{2_6}(\times 10^3)$	1.213 6	-1.693 2	-1.844 0	-4.868 2	1.793 6	0.000 2	0.499 8
$cross_{3_6}(\times 10^5)$	0.000 7	3.475 9	0.004 0	0.013 0	0.015 7	0.000 1	0.000 2
$cross_{1_7}(\times 10^5)$	0.000 1	-6.518 2	0.009 2	0.011 7	0.014 0	-0.000 0	0.000 0
$cross_{2_7}(\times 10^6)$	0.000 1	-1.539 2	-0.002 2	0.001 8	0.001 9	0.000 0	0.000 0
$cross_{3_7}(\times 10^4)$	0.124 9	1.666 3	0.000 6	0.089 6	0.110 8	0.056 3	0.037 0

为第  $n$  条 EMD 分解子曲线的自相关函数特征;  
 $cross_{m,n}$  为第  $m$  条误差指纹库曲线与第  $n$  条子曲线互相关函数特征。

5) 基于 Fisher 距离判决算法进行误差来源识别。IMF<sub>5</sub> 的自相关函数特征值以及 IMF<sub>5</sub> 分别与 S1、S2、S3 的互相关函数的特征值在三维图中的展示如图 7 所示(只取前 3 个特征即  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$  作图)。

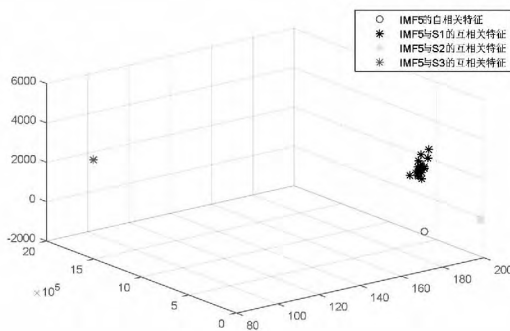


图 7 IMF<sub>5</sub> 的自相关特征值以及与 S1、S2、S3 的互相关特征

IMF<sub>6</sub> 的自相关函数特征值以及 IMF<sub>6</sub> 分别与 S1、S2、S3 的互相关函数的特征值在三维图中的展示如图 8 所示(只取前 3 个特征即  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$  作图)。

残差项的自相关函数特征值以及残差项分别与 S1、S2、S3 的互相关函数的特征值在三维图中的展示如图 9 所示(只取前 3 个特征即  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$  作图)。

经过上述步骤的计算以及辨识,从表 1、图 7 ~

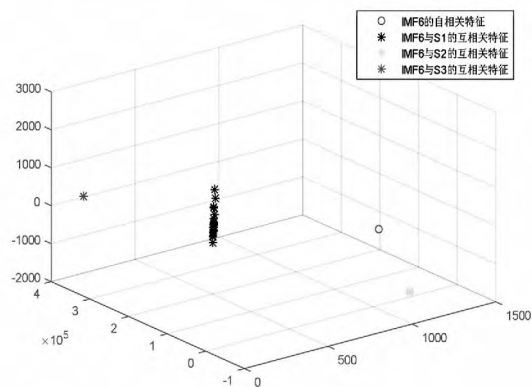


图 8 IMF<sub>6</sub> 的自相关特征值以及与 S1、S2、S3 的互相关特征

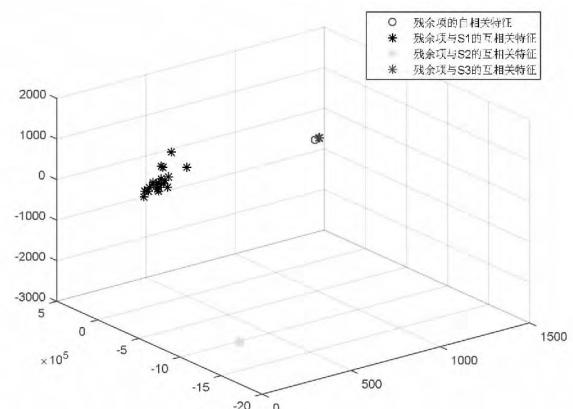
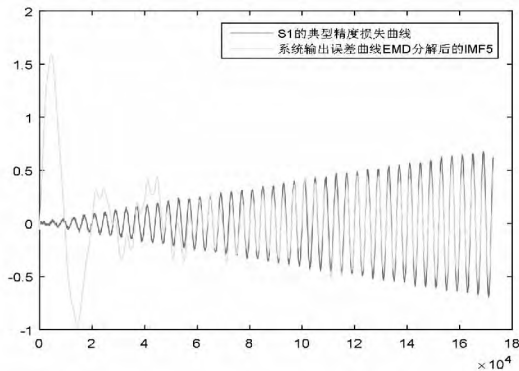


图 9 残差项自相关特征值以及与 S1、S2、S3 的互相关特征  
图 9 可以比较直观地看出经过 EMD 分解后的系统误差子曲线与误差指纹库中的曲线有比较明显的对应关系,即:

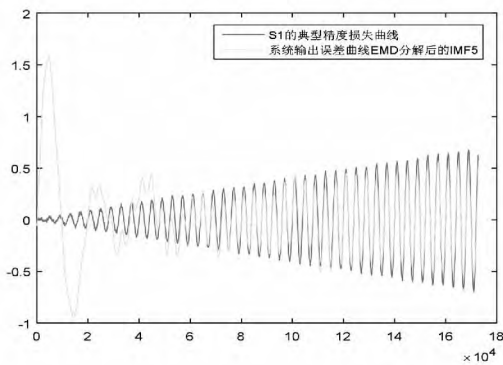
IMF<sub>5</sub> 对应 S1,也即 IMF<sub>5</sub> 所显示的误差来源于于信号传输模块; IMF<sub>6</sub> 对应 S2,也即 IMF<sub>6</sub> 所显示的误差来源于于信号处理模块; 残差项对应 S3,也即残差

项所显示的误差来源于信号采集模块。

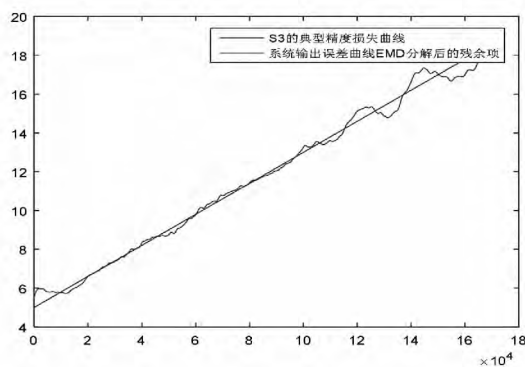
图 10 显示了  $IMF_5$ 、 $IMF_6$  和残差项的拟合曲线与误差指纹库中相应曲线的对应关系,也表明了所提方法的有效性。



(a)  $IMF_5$  与 S1 的对应关系



(b)  $IMF_6$  与 S2 的对应关系



(c) 残差项与 S3 的对应关系

图 10  $IMF_5$ 、 $IMF_6$  和残差项的拟合曲线与误差指纹库中相应曲线

## 5 结 论

首先建立变电设备在线监测装置的动态误差模型,并提出基于经验模态法和 Fisher 距离判别算法相结合的误差溯源方法,从超高频动态误差影响因

素与建模的结果来看,动态误差建模理论用于电力系统中状态监测设备具有良好的效果:运用经验模态法进行误差分解,可以高效地从总系统误差中提取出有效误差因子;基于 Fisher 距离判别算法的误差溯源可以良好地进行误差溯源。所提研究方法为电力系统在线监测设备的实时通电误差分析提供理论与技术依据。

### 参考文献

- [1] 姚勇,岳彦峰,黄兴泉. GIS 超高频/超声波局放检测方法的现场应用[J]. 高电压技术,2008(2): 422 - 424.
- [2] 刘颖,郭小凯,方义治. GIS 特高频局放在线监测技术的应用[J]. 高压电器,2013(5): 128 - 133.
- [3] 许桢英,费业泰,陈晓怀. 动态精度理论研究与进展[J]. 仪器仪表学报,2001(s2): 70 - 71.
- [4] 许桢英. 动态测量系统误差溯源与精度损失诊断的理论与方法研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2004.
- [5] 李晓惠. 动态测量误差分解及溯源研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2006.
- [6] 苏文胜,王奉涛,张志新. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2010(3): 18 - 21.
- [7] 王婷. EMD 算法研究及其在信号去噪中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2010.
- [8] 张杨,刘志刚. EEMD 在电能质量扰动检测中的应用[J]. 电力自动化设备,2011(12): 86 - 91.
- [9] 程正东,章毓晋,樊祥. 常用 Fisher 判别函数的判别矩阵研究[J]. 自动化学报,2010(10): 1361 - 1370.
- [10] 杨健,杨静宇,叶晖. Fisher 线性鉴别分析的理论研究及其应用[J]. 自动化学报,2003(04): 481 - 493.
- [11] 孙志军,薛磊,许阳明. 基于深度学习的边缘 Fisher 分析特征提取算法[J]. 电子与信息学报,2013(04): 805 - 811.
- [12] 费业泰. 论全系统动态测试精度理论的研究[J]. 合肥工业大学学报,2000,23(1): 6 - 9.
- [13] 李龙根,徐静,吕秀丽. 测量与控制系统动态误差溯源熵方法[J]. 机电产品开发与创新,2005,8(6): 115 - 135.
- [14] 马强,许桢英. 动态测量误差溯源方法研究[J]. 安徽机电学院学报,2001,16(4): 22 - 25.
- [15] 许桢英,费业泰. 基于小波神经网络的动态测试误差溯源研究[J]. 农业机械学报,2003,34(4): 117 - 119.

(收稿日期:2016-07-18)