

基于统计特征矢量符号值和聚类经验模态分解的 短时电能质量扰动信号分析^①

欧阳静^② 张立彬 潘国兵^③ 徐红伟 陈金鑫

(浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室 杭州市 310014)

摘 要 研究了希尔伯特-黄变换(HHT)方法分析电能质量扰动信号的不足,提出了一种统计特征矢量符号化(SFVS)算法与聚类经验模态分解(EEMD)相结合的短时电能质量扰动信号分析方法。该方法采用循环周期比较的欧氏距离的边界检测算法来对电能质量扰动信号的突变时间进行检测,以突变时刻为边界点将原始电能质量信号进行划分,再用 EEMD 方法对区块划分信号进行分解,有效抑制模态混叠,以改善信号分解性能。测试结果表明,该方法能够实现突变时刻的准确检测,对电能质量扰动信号中的各种成分进行准确分析。

关键词 短时电能质量扰动,暂态分析,统计特征矢量符号化(SFVS),聚类经验模态分解(EEMD),模态混叠

0 引言

随着技术的发展,光伏、风机等分布式新能源的成本逐渐下降,装机容量不断增加。由于风力、辐照度、温度等外在环境的影响,这些分布式能源的出力处于一种波动状态。另外,分布式能源多数以电力电子接口接入电网,惯性小、抗干扰能力弱。当气象环境变化或有大功率冲击性负荷接入时,电压暂降暂升、短时中断、暂态振荡、暂态脉冲等短时电能质量扰动事件频发,导致敏感负荷工作异常,甚至引起停电事故。准确、快速的短时电能质量扰动分析有利于分布式能源接入后的电能质量治理及分布式能源的推广应用。

国内外目前主要的电能质量扰动信号分析方法有短时傅立叶变换(short-time fourier transform, STFT)^[1, 2]、S 变换^[3-5]、小波变换(wavelet transform, WT)^[6]、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)^[7, 8]等分解方法,它们各有优劣之处。STFT 方

法时间窗长度和形状相对固定,存在无法同时体现高频及低频特征的缺点。S 变换适合于分析非平稳扰动信号,但计算量较大。小波变换对噪声敏感,而且小波基函数的基函数选择较为困难,变换尺度与频率的关系固定。可见这些分析方法本身都存在固有的局限性,如依赖于数据窗、基函数等,影响分析的结果,都不适用于电能质量扰动信号的分析。

目前常用的是一种具有很好的时间分辨率的非稳态信号分析方法,即基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)法的希尔伯特-黄变换。由于 EMD 方法本身固有的局限性(如模态混叠),一个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量中可能会包含多个频率成分的真实信号及噪声^[9],分解电能质量扰动信号时,在波形中的突然变化的过渡时间,容易产生模糊和过冲,确定波形突变时间也存在困难^[10]。针对 HHT 方法在分析电能质量扰动信号时存在的问题,本文提出了一种统计特征矢量符号化(statistic feature vector symbolic, SFVS)算法与聚类经

① 863 计划(2013AA050405),国家国际科技合作专项(2014DFE60020),浙江省自然科学基金(LY15E070004),和浙江省科学技术厅协同创新(2016F50010)资助项目。

② 女,1984 年生,博士生;主要研究方向:微网,新能源及分布式电力系统;E-mail :ouyangjing1001@163.com

③ 通信作者,E-mail:ghpan@zjut.edu.cn
(收稿日期:2017-01-10)

验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD) 的方法相结合的电能质量扰动信号分析新方法。该方法采用 SFVS 算法来确定时变信号的波形突变时刻,以突变时刻为边界点,利用窗函数对原始非稳态信号进行划分,然后使用 EEMD 方法来进行分解,以抑制模态混叠现象。

1 突变时刻检测

1.1 希尔伯特-黄变换 (HHT) 方法检测突变时刻的局限性

用 HHT 方法分析信号 $y(t)$,如式(1)分解得出的固有模态函数 (IMF) 分量和 Hilbert 变换的结果分别如图 1 和图 2 所示,可以看出利用标准经验模

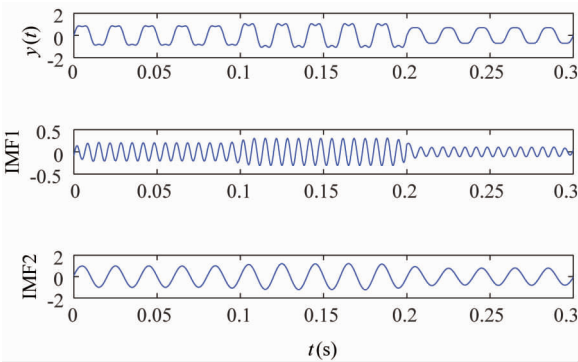


图 1 信号 $y(t)$ 及 EMD 分解后的 IMF 分量

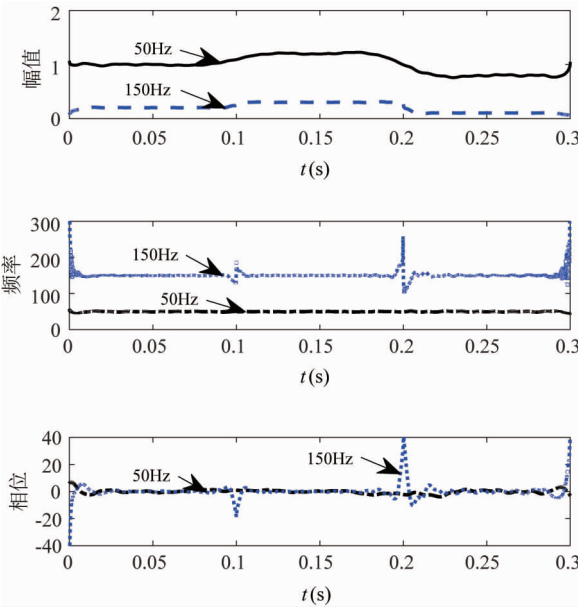


图 2 Hilbert 变换得到的瞬时幅值、频率及相位

态分解 (EMD) 方法分解电能质量扰动信号,在波形突变的过度区域容易产生模糊和过冲。

$$y(t) = \begin{cases} \sin(2\pi \times 50t + \pi/3) + 0.2\sin(2\pi \times 150t), & 0 \leq t < 0.1s \\ 1.2\sin(2\pi \times 50t + \pi/3) + 0.3\sin(2\pi \times 150t), & 0.1s \leq t < 0.2s \\ 0.8\sin(2\pi \times 50t + \pi/3) + 0.1\sin(2\pi \times 150t), & 0.2s \leq t < 0.3s \end{cases} \tag{1}$$

图 1 和图 2 中的模糊和过冲现象,可以采用对电能质量扰动信号在突变点处加窗的方法^[11]来消除。0.1s 和 0.2s 是信号 $y(t)$ 的突变时刻,以这两个时刻为划分点,对信号 $y(t)$ 加矩形窗将其分为 0~0.1s、0.1~0.2s 及 0.2~0.3s 三个部分。矩形窗的表达式如下式所示:

$$\omega_n(t) = \begin{cases} 1, & t_{n-1} \leq t < t_n \quad (n = 1, 2, \dots, k) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{2}$$

其中 $t_0 = 0, t_1, \dots, t_k$ 为各个时刻突变点。用 HHT 方法对每一个部分进行分析,得出的结果如图 3 所示,可以看出加窗法能够有效减少模糊和过冲的影响。而这个方法的关键就是首先要确定电能质量扰动信号的波形突变时刻。

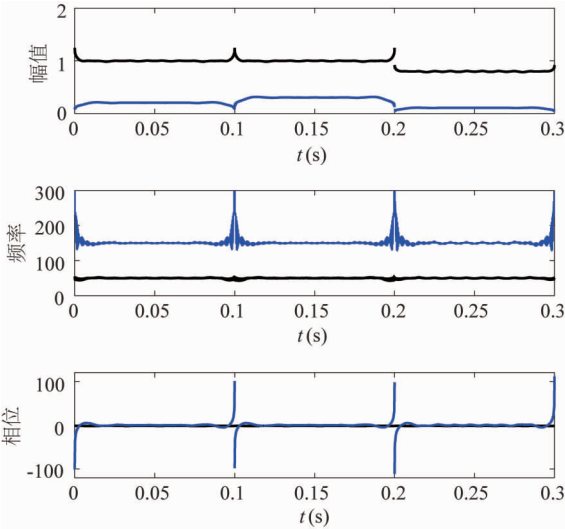


图 3 加窗后信号 $y(t)$ 的瞬时幅值、频率及相位

1.2 统计特征矢量符号化 (SFVS) 算法

通常在信号处理领域内,非平稳信号可以被看作是频谱随时间变化的信号。在原则上也可以将非平稳信号描绘成一系列各自频谱保持一致的信号的连接段。每一段信号内可能含有多种不同频率、相

位、幅值的成分,从一段过渡到另一段时,前者的频率、相位或幅值等成分变为后者,表现为时间模式的结果。

SFVS 方法被广泛应用于时间序列的数据降维,以及相似性模式搜索和异常序列检测。这样复杂波形中的基本图案可以被表征,也可以识别特定时刻,例如波形突然变化的时刻。文中使用 SFVS 方法进行电能质量扰动信号的边界检测。当突变的时刻被确定以后,原始信号可以被划分为一序列的平稳信号段。

SFVS 算法的基本要点是利用描述时序数据统计特征的均值与方差分别作为描述其平均值及发散程度的分量,而时序符号则是由这些分量构成的矢量^[12]。这样,在时序数据符号化过程中,每个时序子段将转化成一个有 2 个分量的符号矢量。为了使符号化时序数据能够适用于一般情况,首先须将原始数据归一化,即将其转化为均值为 0,均方差为 1 的规范化数据。

然后用分段聚合近似 (piecewise aggregate approximation, PAA) 方法^[13]将标准化时序数据 $Y = y_1, y_2, \dots, y_n$ 按适当的压缩比 ω 降维,生成一个 $N = n/\omega (N \ll n)$ 维空间向量 $\mathbf{X} = x_1, x_2, \dots, x_N$ 。其中, $\mathbf{X}$ 的第 i 个元素可由下式计算:

$$X_i = \frac{1}{\omega} \sum_{j=\omega(i-1)+1}^{\omega i} Y_j \quad (3)$$

完成时序数据的预处理后,就可根据字符集和数据分布得到描述各个字符所代表数据区间的划分点,进而将已经降维的数据离散成符号化数据。

其划分规则为:首先确定划分点集 $C_i = \{C_1, C_2, \dots, C_{n-1}\}$,而划分点集 C_i 是通过将整个正态分布区间划分成 n 个等概率区间的方式确定。然后,将所有小于 C_1 的预处理时序数据映射为符号 $A_1 = A_{\min}$ 。同理,将所有大于 C_1 而小于 C_2 区间的相应数据映射为符号 A_2 ,而所有大于 C_{n-1} 区间的数据映射为符号 $A_n = A_{\max}$ 。

相应的数学描述为

$$\hat{x}_{ik} = A_{i1}, C_{i-1} \leq X_i = \frac{1}{\omega} \sum_{k=1}^{\omega} x_{ik} < C_i, k = 1 \quad (4)$$

$$\hat{x}_{ik} = A_{i2}, C_{i-1} \leq S_i = \frac{1}{\omega} \sum_{k=1}^{\omega} (x_{ik} - X_i)^2 < C_i, k = 2 \quad (5)$$

其中 C_i, C_{i-1} 分别代表第 i 个字符划分区间的上限与下限; X_i 为第 i 个时序子段的均值, S_i 为相应时序子段方差。可用式(4)、(5)将落入不同的划分区间的 X_i, S_i 值转化为相应的符号分量,进而用公式

$$\hat{X}_i = \hat{x}_{i1} \cdot i + \hat{x}_{i2} \cdot j = A_{i1} \cdot i + A_{i2} \cdot j \quad (6)$$

生成类似于 $\hat{X} = \hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_N = (a_1 i + a_2 j), (b_1 i + b_2 j), \dots$, 这样的符号矢量集。

1.3 利用 SFVS 符号检测突变时刻

当一个时间段内的信号只包含固定周期信号时, SFVS 符号将在每个周期内重复,当信号中波形出现变化时,将会表现为 SFVS 符号序列的变化。根据 SFVS 符号的这一特性,文中提出了一种通过比较欧氏距离发现不匹配的时刻来检测和确定波形发生变化的边界时刻的方法。

将预处理数据转化成符号数据后,两个长度为 n 的符号时间序列 $\hat{X}, \hat{Y}$, 它们之间的欧氏距离可由下式计算:

$$\begin{aligned} dist(\hat{X}, \hat{Y}) &= \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^2 (\hat{X}_{ik} - \hat{Y}_{ik})^2} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n [(A_{i1} - B_{i1})^2 + (A_{i2} - B_{i2})^2]} \end{aligned} \quad (7)$$

每个周期开始时,欧氏距离被设置为零。当前面一个周期与当前周期的欧氏距离超过一定的阈值时,认为该时刻为波形变化的边界时刻:

$$dist(\hat{X}, \hat{Y}) \geq \delta \quad (8)$$

式中 δ 为设定的阈值。当计算出的欧氏距离满足式(8)中设定的条件时,该符号数据对应的原始信号的时间为波形变化的边界时刻。阈值 δ 的取值与压缩比 ω 及原始信号中含噪声的大小有关。

2 模态混叠抑制

EMD 利用信号的局部特征时间尺度,从原信号中提取出若干阶固有模态函数 IMF 和一个残余分量,分解出的各阶 IMF 分量突出了数据的局部特

征,残余分量体现了信号中的缓慢变化量^[14]。对各个 IMF 进行分析,可以更准确有效地把握原始数据的特征信息。对原始信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解,得到的 IMF 分量和残余分量在数学形式上表达为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \varphi(i) + r(n) \tag{9}$$

其中 $r(n)$ 代表信号的残余分量, $\varphi(i)$ 代表信号从高到低不同频率的 IMF 成分。

EMD 方法存在模态混叠的问题,在筛选过程中,一个 IMF 分量往往包含了有着不同频率尺度的信号分量;相同频率成分的信号也可能存在于不同的 IMF 分量中。将 IMF 分量进行 Hilbert 变换得到信号的瞬时幅值、频率、相位,然而 Hilbert 变换仅在 IMF 分量是一个单一分量的正弦信号时才有效,当 IMF 中包含混合频率时,会产生不正确的结果。可见对电能质量扰动信号进行准确分析,消除模态混叠很重要。

EMD 方法产生模态混叠的原因是由于信号中的频率尺度缺失而造成的,因此向信号中加入高斯白噪声,利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性,使信号在不同尺度上具有连续性,可以促进抗混叠分解。这种方法就是利用高斯白噪声辅助分析的聚类经验模态分解 (EEMD) 方法^[15]。

在原始信号中加入白噪声后,EEMD 提取 IMF 分量的步骤和 EMD 相同。当第一个集合提取完成后,一组含噪声的 IMF 产生,然后一个和原来添加的白噪声的振幅具有相同的标准偏差的新的白噪声被添加进残余分量信号,再对这个新的合成信号进行 EMD 分解。

EEMD 方法的具体步骤如下:

(1) 给原始信号 $x(t)$ 叠加一组高斯白噪声信号 $\theta(t)$, 得到一个合成的目标信号:

$$X(t) = x(t) + \theta(t) \tag{10}$$

(2) 对 $X(t)$ 进行 EMD 分解,得到各 IMF 分量:

$$X(t) = \sum_{j=1}^n c_j + R_n \tag{11}$$

(3) 重复步骤(1)和(2),但每次添加不同的白噪声 $\theta_i(t)$, 即有

$$X_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij} + R_{in} \tag{12}$$

(4) 利用高斯白噪声频谱的零均值原理来消除白噪声带来的影响,将每次分解的 IMF 做均值,即得到 $x(t)$ 对应的 IMF 分解结果:

$$c_n(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{i,n}(t) \tag{13}$$

所添加白噪声的振幅和集合数定义为

$$\ln \varepsilon_n + \frac{\varepsilon}{2} \ln N = 0 \tag{14}$$

式中, ε 为添加的白噪声的振幅, N 为集合数, ε_n 为原始信号与由最终的 IMF 分量加和得到的信号之间的误差,即最终误差的标准误差。由式(14)可以看出,在噪声幅度一定的情况下,集合数越多,最终分解得到的结果越接近真实值。如果原始信号中高频信号占主导地位, ε 可以取值小一些;反之低频信号占主导地位, ε 可适当取值大一些。一般情况下, ε 取 0.2, N 取 100。

3 算法验证

为了验证本文提出的方法,以含振荡暂态的电压瞬变扰动信号和微网中出现整流负荷冲击时电流扰动信号为例进行分析计算,并将结果和标准 EMD 方法进行比较。

3.1 含振荡暂态的电压瞬变电能质量扰动信号

设含振荡暂态的电能质量扰动信号 $V(t)$ 为

$$V(t) = \begin{cases} \sin(2\pi \times 50t + \pi/3) + 0.15\sin(2\pi \times 250t), & 0 \leq t < 0.1s \\ \sin(2\pi \times 50t + \pi/3) + 0.15\sin(2\pi \times 350t) \\ \quad + \sin(2\pi \times 550t)e^{(-60t)}, & 0.1s \leq t < 0.215s \\ \sin(2\pi \times 50t + \pi/3) + 0.15\sin(2\pi \times 250t), & 0.215s \leq t < 0.3s \end{cases} \tag{15}$$

$V(t)$ 中除了基波成分外,还含有 5 次、7 次、11 次谐波、振荡暂态及波形幅值瞬变。图 4 显示了 $V(t)$ 及使用 EMD 方法分解的 IMF 分量波形。

图 4 中第一个波形为原始信号 $V(t)$, 后面的 4 个信号为使用 EMD 方法分解出来的 IMF 分量。可以看出, IMF 分量出现了严重的模态混叠;波形瞬变的时间也无法判断。

使用本文提出的方法,先用 SFVS 算法找出 $V(t)$ 信号发生突变的时刻。原始信号采样频率为 10kHz, 0.3s 共 3000 个点。当信号中含噪声较严重时,压缩比 ω 取值大一点可以起到消除噪声的作

用,文中取 ω 为10。欧氏距离的阈值取2。

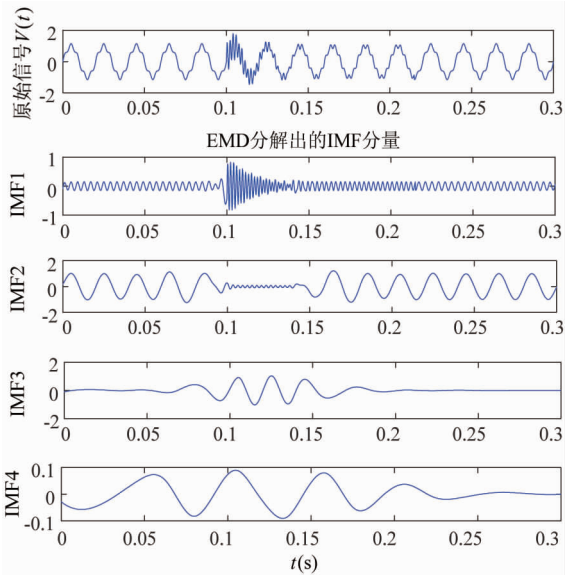


图4 原始信号 $V(t)$ 及 EMD 分解后的 IMF 分量

首先将原始信号归一化,再利用公式,原来的信号 $V(t)$ 降维为300个点,每个基波周期20个点。接着利用式(4)、(5)、(6)、(7)计算间距为一个周期的信号点的欧氏距离,找到信号发生瞬变的边界点。结果如表1、表2所示。

表1 第4、5周期的SFVS符号及欧氏距离

	S_1			S_2		欧氏距离
n_1	A_{i1}	A_{i2}	n_2	A_{i1}	A_{i2}	
98	4	1	78	4	1	0
99	5	1	79	5	1	0
100	7	2	80	7	2	0
101	16	6	81	10	2	7.21
102	5	5	82	11	1	10.20

表2 第10、11周期的SFVS符号及欧氏距离

S_1			S_2			欧氏距离
n_1	A_{i1}	A_{i2}	n_2	A_{i1}	A_{i2}	
213	-10	1	193	-10	1	0
214	-11	1	194	-11	1	0
215	-7	3	195	-7	3	0
216	-6	2	196	-4	1	2.24
217	1	3	197	-3	2	4.69

从表1、表2可以看出边界点为点101、216。转换为原始信号中的时间, $(101 - 1)/20 \times 0.02 = 0.1\text{s}$; $(216 - 1)/20 \times 0.02 = 0.215\text{s}$ 。原始信号的基波周期为0.02s。

根据前面求出的两个信号边界点,对信号 $V(t)$ 加窗,得到 $V_1(t)$ 、 $V_2(t)$ 、 $V_3(t)$ 三段波形。用EEMD方法分别进行分解,结果如图5、图6、图7所示。从而,可得出信号 $V(t)$ 采用SFVS和EEMD方法分析的IMF分量如图8所示。与图4的EMD方法分解结果相比较,可以看出文中提出的方法信号分析结果更加准确,电压振荡信号可以准确提取,谐波分量也分布到各IMF分量中。

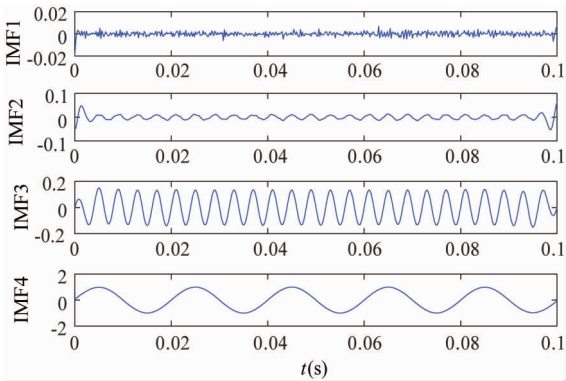


图5 $V_1(t)$ 经EEMD分解后的IMF分量

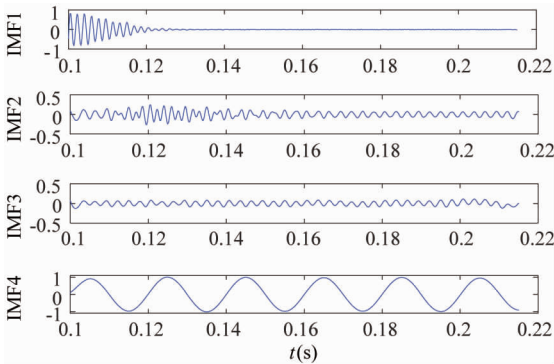


图6 $V_2(t)$ 经EEMD分解后的IMF分量

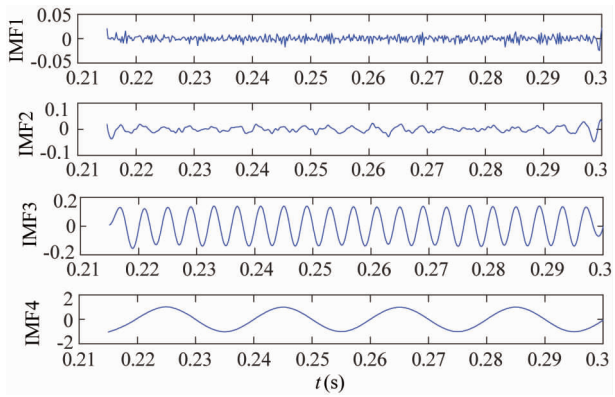


图 7 $V_3(t)$ 经 EEMD 分解后的 IMF 分量

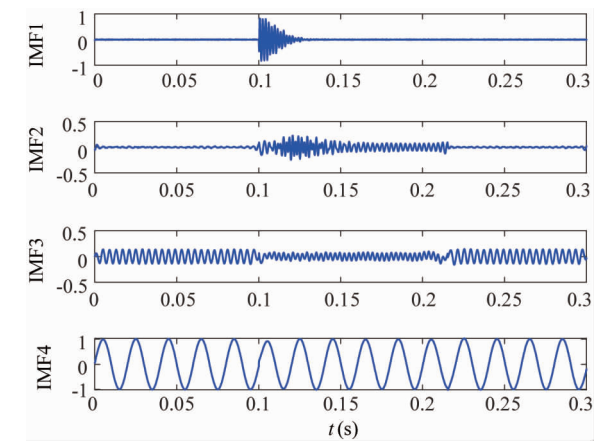


图 8 $V(t)$ 采用 SFVS 和 EEMD 所得 IMF 分量

对 IMF 分量进行 Hilbert 变换, 得到各分量的瞬时幅值、瞬时频率。为了获得更精确的计算结果, 文中运用曲线拟合的方法对瞬时参数进行了拟合, 结果如表 3 表示。

表 3 使用 HT 方法检测出的幅值、频率和相位角

	幅值 (V)	频率 (Hz)	相位角 (°)
$0 \leq t < 0.1\text{s}$	0.99	50	60.8
	0.14	250	0
$0.1\text{s} \leq t < 0.215\text{s}$	0.98	50	61.2
	0.14	350	1.7
	$e^{(-61.13t)}$	550	-1.60
$0.215\text{s} \leq t < 0.3\text{s}$	0.99	50	59.8
	0.14	250	2.35

从表 3 中可以看出, 求得的各时间段的幅值、频率、相位基本是准确的。对振荡暂态的持续时间和大小的分析也比较精确。对含振荡暂态电压瞬变电能质量扰动信号中的各种波形成分和暂态过程有了一个清晰的描述。

3.2 整流负荷冲击时扰动信号

微网中的 DG 源包括光伏、风力等, 多数都以电力电子接口接入微网, 惯性小, 抗扰动能力差。以欧盟在微网研究项目“Microgrids”中提出的典型低压微网结构为基础^[16], 在 Matlab 中搭建模型, DG 源和负荷的类型和容量按照该低压微网给出的参数来接入。

整流型负荷会给微网注入大量的谐波电流, 引起变压器、电容等设备发热。电动汽车充电是典型的整流型负荷。选择比亚迪 E6 电动汽车, 参考该电动汽车的电池规格参数^[17], 其锂电池的标称电压为 $U_n = 316.8\text{V}$ 、电池容量为 $Q = 200\text{Ah}$, 额定功率为 7kW 。单台充电机的结构主要包括整流电路、低通滤波器和 DC-DC 变换器, 采用恒流 - 恒压方式进行充电。为了减少电动汽车接入微网充电时对微网的冲击, 恒流阶段采用了软启动方法。即刚接入微网时充电电流为 5% 的额定充电电流, 然后逐步增大到额定充电电流。

在负荷 3 节点处接入比亚迪 E6 电动汽车, 数量为 10 台。假设 10 台电动汽车同时接入, 充电电池的初始荷电状态 (state of charge, SOC) 相同, 都为 20%。对充电负荷刚接入时节点 5 处的 A 相电流波形 $I(t)$ 进行监测。

图 9 中的波形为原始电流信号 $I(t)$, 图 10 为滤波并归一化后的电流波形 $I_0(t)$ 。图 11 中的 4 个信号为使用 EMD 方法分解出来的 IFM 分量, 可以看出模态混叠现象严重, 波形瞬变的时间也无法判断。

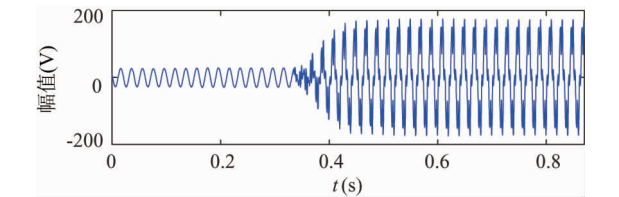


图 9 原始电流波形 $I(t)$

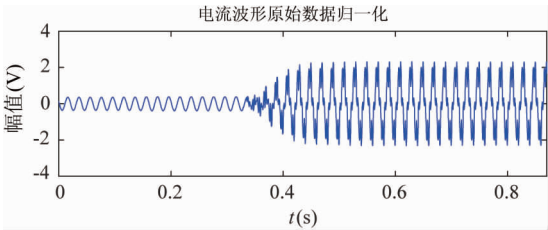


图 10 电流波形归一化

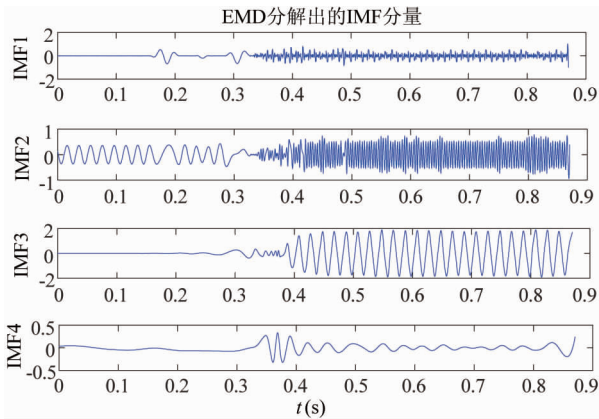


图 11 $I_0(t)$ 经 EMD 分解后的 IMF 分量

电流波形原始信号 $I_0(t)$ 的采样频率为 5kHz, 压缩比 ω 取值为 10, 压缩后每个周期为 10 个点。欧氏距离的阈值取 1.5, 结果如表 4、表 5 表示。

表 4 第 16、17 周期的 SFVS 符号及欧氏距离

S_1			S_2			欧氏距离
n_1	A_{i1}	A_{i2}	n_2	A_{i1}	A_{i2}	
167	1	1	157	2	1	1
168	2	1	158	2	1	1
169	2	1	159	2	1	1
170	-2	1	160	2	1	4.12

表 5 第 23、24 周期的 SFVS 符号及欧氏距离

S_1			S_2			欧氏距离
n_1	A_{i1}	A_{i2}	n_2	A_{i1}	A_{i2}	
231	-5	4	221	-4	4	1
232	-2	1	222	-2	1	1
233	7	3	223	7	3	1
234	8	3	224	8	3	1
235	10	3	225	9	3	1.414
236	4	4	226	3	4	1.732

从表 4、表 5 可以看出边界点为点 170、236。转换为原始信号中的时间, $(170 - 1)/10 \times 0.02 = 0.338\text{s}$; $(236 - 1)/10 \times 0.02 = 0.47\text{s}$ 。原始信号的基波周期为 0.02s 。根据这两个信号边界点, 用矩形窗函数将 $I_0(t)$ 分解为 $I_{01}(t)$ 、 $I_{02}(t)$ 、 $I_{03}(t)$ 三部分。再使用 EEMD 方法对这三部分进行分解得到 IMF 分量, 如图 12、图 13、图 14 所示。从而, 可得出信号 $I_0(t)$ 采用 SFVS 和 EEMD 方法分析的 IMF 分量如图 15 所示。与图 11 的 EMD 方法分解结果相比较, 可以看出文中提出的方法信号分析结果准确, 基波和谐波分解到各 IMF 分量中, 信号幅值的变化趋势清晰可见。

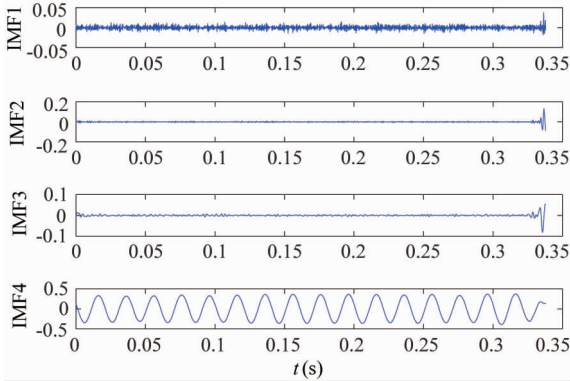


图 12 $I_{01}(t)$ 经 EEMD 分解后的 IMF 分量

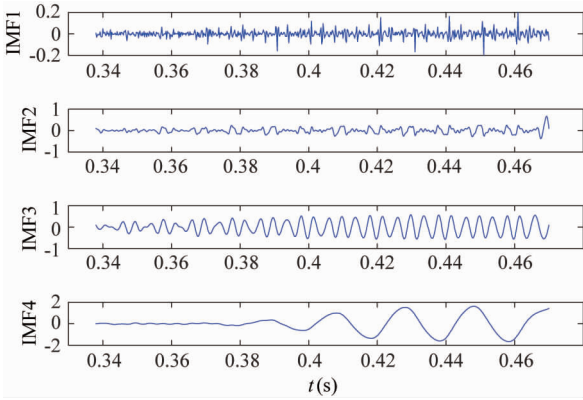


图 13 $I_{02}(t)$ 经 EEMD 分解后的 IMF 分量

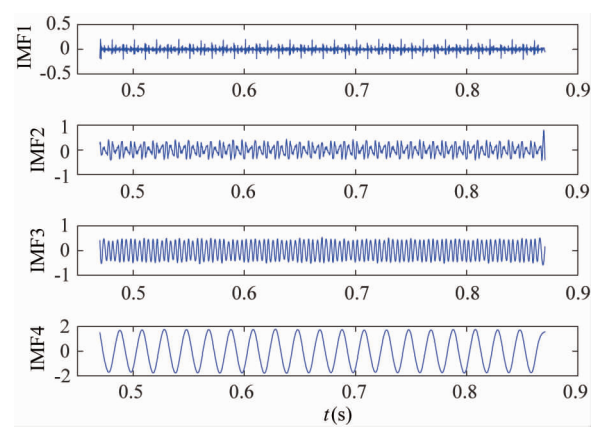


图 14 $I_{03}(t)$ 经 EEMD 分解后的 IMF 分量

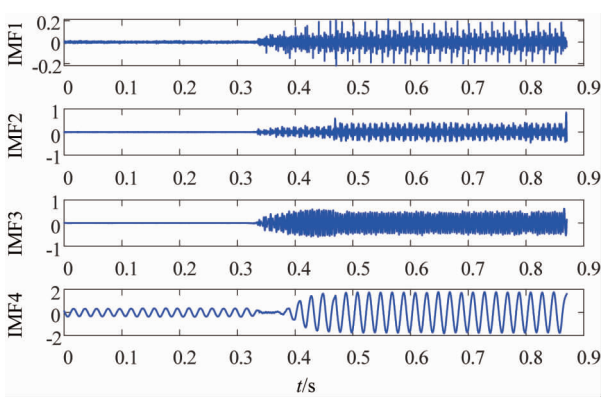


图 15 $I_0(t)$ 采用 SFVS 和 EEMD 所得 IMF 分量

然后对各 IMF 分量进行 Hilbert 变换,便可求得各分量的瞬时幅值和瞬时频率等,如表 6 所示。

表 6 使用 HT 方法检测出的幅值、频率和相位角

	幅值 (V)	频率 (Hz)	相位角 (°)
$0 \leq t < 0.338s$	0.35	50	160
$0.338s \leq t < 0.47s$	$(-16.5t + 5.8)$	50	95
	0.4	250	125
	0.19	350	160
$0.47s \leq t < 0.87s$	1.7	50	130
	0.6	250	115
	0.19	350	130

从表 6 中所列数据可以看出,10 台电动汽车充电负荷接入微网前电流波形主要为基波分量。接入后由于充电负荷的软启动作用,电流的幅值有一个

逐渐增大的过程,同时出现了较大的 5 次、7 次谐波成分。电流波形稳定后,除基波成分外,还含 5 次谐波及少量的 7 次谐波。

4 结 论

本文提出一种适用于电能质量扰动信号的分析方法。该方法采用循环周期比较 SFVS 符号值的欧氏距离的边界检测算法来对电能质量扰动信号的突变时间进行检测;采用噪声辅助的 EEMD 方法对信号进行分解,有效抑制了模态混叠,改善了解析的性能。不需要依赖于数据窗和基函数的选择,是一种自适应的信号分解方法,能够将复杂信号序列简单化、平稳化处理,适用于处理电能质量扰动信号。

测试结果证实了该方法可以快速准确地对电能质量扰动信号波形的组成成分进行评价,有助于制定改善电能质量方案及设计设备保护对策,具有灵活性和有效性。

参考文献

[1] 徐健,张语劼,李彦斌. 短时傅里叶变换和 S 变换用于检测电压暂降的对比研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014,42(24):44-48

[2] 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

[3] 刘鑫,杨洪耕,赵俊. 基于 S 变换模时频矩阵局部相似度的短时电能质量扰动分类[J]. 电力系统自动化, 2009,33(8): 62-67

[4] 徐方维,杨洪耕,叶茂清. 基于改进 S 变换的电能质量扰动分类[J]. 中国电机工程学报, 2012,32(4): 77-84

[5] 易吉良,彭建春. 基于广义 S 变换的短时电能质量扰动信号分类[J]. 电网技术, 2009,33(5): 22-27

[6] Thirumala K, Umarikar A C, Jain T. Estimation of single-phase and three-phase power-quality indices using empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(1): 445-454

[7] Gu F C, Chang H C, Chen F H, et al. Application of the Hilbert-Huang transform with fractal feature enhancement on partial discharge recognition of power cable joints[J].

- IET Science, Measurement & Technology*, 2012, 6(6): 440-448
- [8] 刘兴茂,何正友. 基于希尔伯特-黄变换的输电线路距离保护方案[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(2): 108-112
- [9] Chan J C, Hui M, Saha T K, et al. Self-adaptive partial discharge signal de-noising based on ensemble empirical mode decomposition and automatic morphological thresholding[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, 21(1): 294-303
- [10] Afroni M J, Sutanto D, Stirling D. Analysis of nonstationary power-quality waveforms using iterative Hilbert Huang transform and SAX algorithm[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery* Eram, 2013, 28(4): 2134-2144
- [11] Drummond C F, Sutanto D. Classification of power quality disturbances using the iterative Hilbert Huang transform [C]. In: Proceedings of the 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP). Bergamo, Italy, 2010. 1-7
- [12] 钟清流,蔡自兴, 基于统计特征的时序数据符号化算法[J]. 计算机学报, 2008, 31(10): 1857-1864
- [13] Keogh E, Lin J, Fu A. HOT SAX: efficiently finding the most unusual time series subsequence[C]. In: Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Data Mining. Houston, USA, 2005. 8
- [14] Huang N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non stationary-time series analysis[J]. *Proceedings of the Royal Society A*, 1998, 454(454): 903-995
- [15] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41
- [16] Eram T, Chapman P L. Comparison of photovoltaic array maximum power point tracking techniques [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2007, 22(2): 439-499
- [17] 郑竞宏,戴梦婷,张曼. 住宅区式电动汽车充电站负荷集聚特性及其建模[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(22): 32-38

Analysis of short time power quality disturbances based on statistic feature vector symbolic and ensemble empirical mode decomposition

Ouyang Jing, Zhang Libin, Pan Guobing, Xu Hongwei, Chen Jinxin

(Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education & Zhejiang Province, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

Abstract

Aiming at the deficiency of the Hilbert-Huang transform (HHT) method for power quality disturbance analysis, a new method for analysis of short time power quality disturbances based on the combination of statistic feature vector symbolic (SFVS) and ensemble empirical mode decomposition (EEMD) is proposed. This method uses the SFVS algorithm for boundary detection, once the instants of transition are found, the short time power quality disturbance signal can be divided into certain segments of stationary signals and the EEMD can be applied to each segment to decompose it to effectively restrain the mode mixing. The testing results show that the proposed method can accurately detect the time of transition and analyse various components in the short time power quality disturbance signal.

Key words: short time power quality disturbances, transient analysis, statistic feature vector symbolic (SFVS), ensemble empirical mode decomposition (EEMD), mode mixing