

基于高阶累积量的换流变压器局部放电 脉冲截断方法

杨定乾, 马春龙

(1. 国网新疆电力有限公司电力科学研究院, 新疆 乌鲁木齐 830011)

Partial Discharge Pulse Segmentation Approach of Converter Transformers Based on Higher Order Cumulant

YANG Dingqian, MA ChunLong

(1. State Grid Xinjiang Electric Power Research Institute, Urumqi, 830011, China)

摘要: 作为检测变压器局部放电(PD)最有行之有效的方法手段之一, 高频法局部放电检测得到了广泛应用。但是这种方法也存在瓶颈问题, 其中最大的问题是固定长度采样下混合着脉冲干扰。因此, 文中致力于研究一种新的脉冲截断技术, 它能够局部放电脉冲从含有脉冲噪声的采样信号中分离出来, 从而抑制脉冲噪声的干扰。利用脉冲信号上升沿部位高阶累积量变化量特征, 设计了基于高阶累积量的脉冲起止时刻判断方法, 可以准确地从原始数据中提取局部放电脉冲。仿真计算结果表明, 在不含平稳噪声的情况下, 该方法的定位准确率可以达到94.67%, 现场实际测试表明, 采用截断方法前局部放电模拟信号的提取率仅为1.65%, 采用截断方法后局部放电模拟信号的提取率可以达到79%。

关键词: 局部放电; 脉冲截断; 脉冲噪声; 高阶累积量

中图分类号: TM406

文献标志码: A

Abstract: As one of the most effective methods to detect partial discharge (PD) of transformers, high frequency PD detection has been widely used. However, this method also has a bottleneck problem, the biggest problem is the mixed pulse interference under the fixed length sampling. Therefore, this paper focuses on the research of a new pulse segmentation technology, which can separate the partial discharge pulse from the sampling signal containing impulse noise, so as to suppress the interference of pulse noise. Based on the characteristics of the high-order-cumulant variation at the rising edge of the pulse signal, a method for judging the starting and ending time of the pulse based on the high-order-cumulant is designed, which can accurately extract the partial discharge pulse from the original data. The simulation results show that the location accuracy of the proposed method can reach 94.67% without stationary noise. The field test shows that the extraction rate of PD analog signal is only 1.65% before the segmentation method, and 79% after the segmentation method.

Keywords: partial discharge, pulse segmentation, impulse noise, high-order-cumulant

0 引言

特高压换流变压器的安全稳定运行是确保跨区域能源互联平稳可靠的关键。然而, 由于长期承受电应力、热应力、机械应力等各种极端负担, 绝缘组件的绝缘性能会随着时间的推移而退化。监测这种退化过程的最有效方法之一是局部放电检测^[1-2]。其中, 高频局部放电检测系统已被电气设备维护企业广泛应用于电气设备健康管理工作中, 主要包括日常维护性在线监测和周期诊断性带电检测工作^[3-4]。由于其

高采样率和高灵敏度, 可以获得丰富的缺陷信息, 从而提高后续诊断结果的准确性和可靠性。

尽管有这些优点, 高频局部放电检测也存在显著的缺点, 比如数据量大, 干扰噪声大。在采样信号预处理方面还是以整个采样序列为主, 文献[24]应用独立主成分分析方法设计了滤除现场检测中平稳噪声的滤波器, 计算量较大; 在此基础上文献[20]引入了奇异谱前端, 进一步滤除白噪声和周期性窄带干扰, 解决了主成分分析在低信噪比下提取困难的问题。在特征提取方面, 文献[21, 23]依然采用完整采样序列,

因为数据量较大所以采用了模糊聚类、知识推理等大量数据的计算方法。

事实上,除了包含局部放电脉冲的数据段外,其余大部分实时数据对于诊断分析都是无用的。一方面,这些冗余的数据部分不仅会占用大量的存储空间和计算资源,另一方面冗余数据存在与局部放电信号类似的脉冲特征,会导致诊断结果偏离实际。解决这个问题的一种合适的方法是脉冲截断,其目的是从测量数据中检测并截取局部放电脉冲^[5-7]。

目前应用脉冲截断最成熟的领域是生物医学工程,尤其是心音分离^[8-11]。例如,作者利用集合经验模式分解(EEMD)将心音分解为内禀模态函数(imf),然后计算峰度统计量来分离第一和第二心音(S1, S2)^[9]。除生物医学应用外,脉冲分割方法在电能质量扰动检测^[12]、地震纵波检测^[13]等方面也是一种很有前景的信号加工工具。

依据现有知识,脉冲截断在局部放电分析中的应用,相关报道并不多。在文献[15]中,作者开发了一种自适应提取系统,将原始的离散局部放电序列分成几个时间帧,并对每一帧连续进行离散小波变换(DWT),直到识别出含有局部放电脉冲的片段^[7]。局部放电识别环节中也采用峰度法检测突变^[5]。文献[14]首次应用数学形态学梯度(MMG)来反映局部放电引起的时域变化。然后进行基于窗口的峰度计算。

根据上述文献,我们可以将这些脉冲分割方法合理地分为两类:1)信号分析与脉冲检测;2)特征提取与脉冲识别。

前一类方法的有效性是建立在一个成功的去噪过程的基础上的,这对于局部放电电磁信号是不容易的。另外,由于脉冲检测的非平稳特性,阈值的确定也是一个具有挑战性的课题。对于第二类方法,找出可分辨特征并设计一种识别算法具有重要意义。虽然这种方法在某些应用中可以取得令人满意的结果,但它也会增加复杂性。利用时间序列高阶累积量的畸变特征,本文提出了一种基于高阶累积量变化量阈值的算法来确定局部放电诱发电磁波的边界。

该方法简单明了,避免了复杂的去噪和智能识别算法。为了验证其有效性,在特高压换流站对调相机变压器铁心夹件高频信号进行实际测量,信号中包含模拟局部放电信号和换相脉冲干扰信号。然后应用本文方法对这些记录到的高频信号进行脉冲截断及处理。结果表明,该方法能准确地检测出局部放电脉冲并确定其边界,截断处理前信号为多脉冲信号,无法有效分离出局部放电模拟信号,截断之后该信号为单一纯净脉冲信号,可以实现换相脉冲和模拟信号的分离。

1 基本理论

1.1 时间序列高阶累积量

信号序列高阶累积量是反映时间序列奇异程度的数值统计量,对于序列长度为 N 的离散信号 x , m_1 、 m_2 、 m_3 、 m_4 分别为该序列数组的1至4阶原点矩,其表达式如式(1)所示。在已知原点矩的基础上,其时间序列高阶累积量的表达式如式(2)所示。

$$\begin{cases} m_1 = E(x) \\ m_2 = E(x^2) \\ m_3 = E(x^3) \\ m_4 = E(x^4) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} c_1 = m_1 \\ c_2 = m_2 - m_1^2 \\ c_3 = m_3 - 3m_1m_2 + 2m_1^3 \\ c_4 = m_4 - 3m_2^2 - 4m_1m_3 + 12m_1^2m_2 - 6m_1^4 \end{cases} \quad (2)$$

式(1)中 x^2 , x^3 , x^4 表示以序列 x 中元素的平方、立方及四次方构成的序列。因此 $E(x^2)$ 、 $E(x^3)$ 、 $E(x^4)$ 分别表示序列 x 的二阶矩、三阶矩和四阶矩。在时间序列为高斯信号的前提下,以高斯随机信号 $x \sim N(0,1)$ 为例,其均值为 $E(x)=0$,中心矩即为原点矩,且 $D(x)=1$,因此其各阶原点矩的结果为式(3),这种情况下该序列的各阶累积量恒为零,如式(4)所示。

$$\begin{cases} m_1 = 0 \\ m_2 = E(x^2) = 1 \\ m_3 = E(x^3) = 0 \\ m_4 = E(x^4) = 3 \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} c_1 = m_1 = 0 \\ c_2 = m_2 - m_1^2 = 1 \\ c_3 = m_3 - 3m_1m_2 + 2m_1^3 = 0 \\ c_4 = m_4 - 3m_2^2 - 4m_1m_3 + 12m_1^2m_2 - 6m_1^4 = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} c_1 = m_1 = 0 \\ c_2 = m_2 - m_1^2 = \sigma^2 \\ c_3 = m_3 - 3m_1m_2 + 2m_1^3 = 0 \\ c_4 = m_4 - 3m_2^2 - 4m_1m_3 + 12m_1^2m_2 - 6m_1^4 = 3 - 3\sigma^4 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} y_0 = \frac{y - \mu}{\sigma} \\ m_1 = E(y_0) = 0 \\ m_2 = E(y_0^2) = 1 \\ y_0 \sim N(0,1) \end{cases} \quad (6)$$

当时间序列不服从标准正态分布 $N(0,1)$ 时,以零均值随机时间序列 $y \sim N(0, \sigma^2)$ 为例,该时间序列的各阶累积量如式(5)所示。显然其四阶累积量未必为零,

此时对噪声信号进行归一化或者标准化。构造随机信号序列 y_0 ，使 y_0 满足式 (6) 所列条件。

$$\begin{cases} c_1 = m_1 = 0 \\ c_2 = m_2 - m_1^2 = 1 \\ c_3 = m_3 - 3m_1m_2 + 2m_1^3 = 0 \\ c_4 = m_4 - 3m_2^2 - 4m_1m_3 \\ + 12m_1^2m_2 - 6m_1^4 = 0 \end{cases} \quad (7)$$

因此随机序列 y_0 的四阶累积量恒为零，归一化处理后该噪声四阶累积量如式 (7)，其对原始信号四阶累积量的影响可以通过归一化处理降至最低。

1.2 含噪局部放电信号特征分析

换流变压器局部放电测量信号中不仅含有局部放电脉冲信号，而且含有大量的干扰信号。干扰信号包括脉冲干扰和平稳干扰。这种情况下对局部放电信号的分析应包括信号中所有成分的特性分析。

通常现场的平稳背景噪声可被视为是正态随机时间序列，其时间序列服从均值 μ 为 0，方差为 δ^2 的正态随机分布。对于序列点数为 N 的噪声序列 n ，其方差 δ^2 可以表示为式 (8)。

$$\delta^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (n_i - \mu)^2 \quad (8)$$

一般地，序列中元素数量 N 越多，其方差 δ^2 的计算结果就越精确，当 N 大到一定程度时，方差 δ^2 可以认为是固定不变的。

平稳干扰信号主要为正态分布的平稳时间序列，相比之下局部放电脉冲信号主要是指指数分布的阶跃时间序列。平稳时间序列的 4 阶及以上累积量是恒定的，阶跃时间序列的 4 阶及以上累积量是非恒定的。根据这一特征，可以通过信号时间序列 4 阶累积量的变化精确高效的定位脉冲信号所在位置。

1.3 时间序列累积量特性分析

采样点数为 B 的染噪换流变压器局部放电信号模拟定义为 a_0 ，该信号由 $a_{01}, a_{02}, a_{03}, a_{04}$ 四个分段构成，其中 a_{01} 为预触发分段， a_{02} 至 a_{04} 为触发分段，其中触发时刻包含在 a_{02} 中，定义 m_{ni} 为第 i 分段的 n 阶原点矩， c_{ni} 为第 i 分段的 n 阶累积量， Δc_j 为第 j 分段的 4 阶累积量变化量，且 $\Delta c_j = c_{4j} - c_{4(j-1)}$ ，对 $a_{01}, a_{02}, a_{03}, a_{04}$ 四个分段分别按照式 (9) 及式 (10) 所列条件进行赋值。

$$\begin{cases} a_{01} = [x_1, x_2, \dots, x_{q-1}, x_q] \\ a_{02} = [x_{q+1}, x_{q+2}, \dots, x_{2q-1}, x_{2q}] \\ a_{03} = [x_{2q+1}, x_{2q+2}, \dots, x_{3q-1}, x_{3q}] \\ a_{04} = [x_{3q+1}, x_{3q+2}, \dots, x_{4q-1}, x_{4q}] \\ L = \text{size}(a_0); \quad q = L/4; \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} a_{01} = [0, 0, \dots, 0, 0] \\ a_{02} = [\sin(\frac{\pi}{q}), \dots, \sin(\frac{(q-1)\pi}{q}), \sin(\frac{q\pi}{q})] \\ a_{03} = a_{04} = a_{01} \end{cases} \quad (10)$$

则采样信号的高阶原点矩及高阶累积量的推导可分为四个分段，式 (11) 中 $a_{012}, a_{013}, a_{014}$ 表示以序列 a_{01} 中元素的平方、立方及四次方构成的序列。因此 $E(a_{01}^2), E(a_{01}^3), E(a_{01}^4)$ 分别表示序列 a_{01} 的二阶矩、三阶矩和 4 阶矩。该信号区间内的四阶高级累积量恒为零。

$$\begin{cases} m_{41} = m_{31} = m_{11} = E(a_{01}) = 0 \\ m_{12} = m_{32} = m_{12} = E(a_{01}^2) = 0 \\ m_{43} = m_{33} = m_{13} = E(a_{01}^3) = 0 \\ m_{44} = m_{34} = m_{14} = E(a_{01}^4) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} c_{31} = c_{41} = c_{11} = 0 \\ c_{32} = c_{42} = c_{12} = 0 \\ c_{33} = c_{43} = c_{13} = 0 \\ c_{34} = c_{44} = c_{14} = 0 \end{cases} \quad (12)$$

对于 a_{02} 分段，其高阶原点矩及各阶累积量如式 (13) 及式 (14) 所示，该信号的四阶累积量非零。

$$\begin{cases} m_{21} = E(a_{02}) = \frac{2}{\pi} \\ m_{22} = E(a_{02}^2) = \frac{1}{2} \\ m_{23} = E(a_{02}^3) = \frac{4}{3\pi} \\ m_{24} = E(a_{02}^4) = \frac{3}{8} \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} c_{21} = m_{21} = \frac{2}{\pi} \\ c_{22} = m_{22} - m_{21}^2 \approx \frac{1}{10} \\ c_{23} = m_{23} - 3m_{21}m_{22} + 2m_{21}^3 = \frac{16-5\pi^2}{3\pi^3} \\ c_{24} = m_{24} - 3m_{22}^2 - 4m_{21}m_{23} \\ + 12m_{21}^2m_{22} - 6m_{21}^4 = \frac{40}{3\pi^2} - \frac{3}{4} \approx \frac{7}{12} \end{cases} \quad (14)$$

因此各个分段的高阶累积量及高阶累积量变化量的数学关系为式 (15) 所示的相等关系。对于纯净无噪信号的计算结果表明对于触发分段，其高阶累积量自身与高阶累积量变化量存在相等的显著特征，这一数学特征在其他分段上是不具备的。这表明利用这一特征可以鉴别信号上升沿，也就是信号起始时刻。

$$\begin{cases} c_{24} - c_{14} = \frac{7}{12} = c_{24} \\ c_{34} - c_{24} = -\frac{7}{12} = -c_{24} \\ c_{44} - c_{34} = 0 \end{cases} \quad (15)$$

2 脉冲截断方法的步骤

在时域四阶累积量等于时域四阶累积量变化量这一根本特征的基础之上,综合各影响因素及优化措施,形成了如图1所示的最终的高阶累积量的脉冲截断方法。

该方法包含如下主要过程:

(1) 信号预处理。对采样信号进行滤波、分段、归一化等预处理。

(2) 脉冲上升沿确定。根据时域累积量和时域有效值特征,对照四阶累积量变化量等于四阶累积量原则,判断是否是独立信号的上升沿。

(3) 脉冲起始时刻确定。在进行起始时刻计算,对全部分段进行时域四阶累积量及时域四阶累积量

变化量计算,判断同时满足 $CUM(i) = \Delta CUM(i)$ 、 $CUM(i) > CUM_0$ 、 $RMS(i) > RMS_0$ 三个条件信号分段,确定该时刻为起始时刻。其中 CUM_0 为四阶累积量门槛阈值,本文中该值取 3.0, RMS_0 为有效值门槛阈值。

(4) 脉冲截止时刻确定。以各个上升沿时刻为起始点正向搜索,计算各段最小计算信号的四阶累积量及有效值。根据信号的衰减特征,包含脉冲截止时刻的分段,其累积量模值小于设定阈值,有效值也小于设定阈值。另外,截止时刻至下一脉冲上升沿时刻的信号是平坦的,这个区间的累积量模值和信号有效值也小于设定阈值,所以要将率先满足阈值条件的信号段视为脉冲截止时刻。

(5) 形成截断信号。依据脉冲起始时刻和截断时刻,在原采样信号中截取脉冲时域序列。为了降低时间长度对等效时间的影响,将截取信号补零至相同长度,即原始信号时域长度。

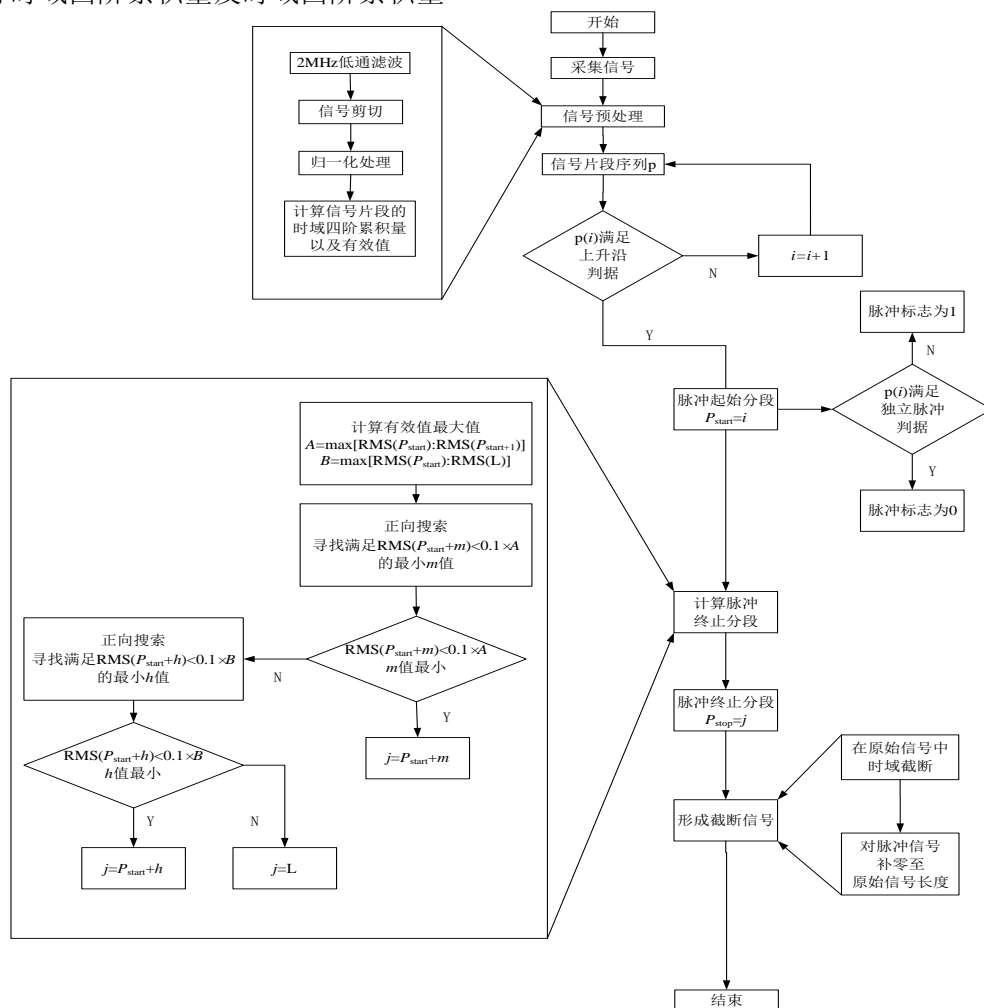


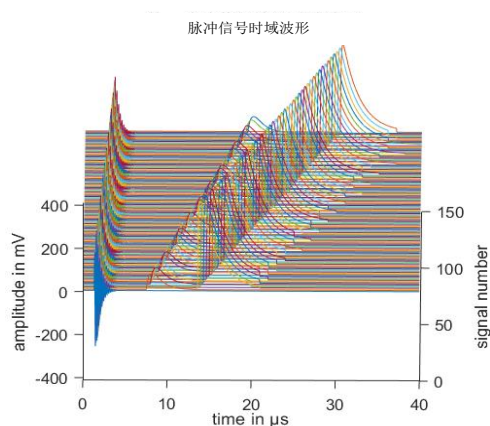
图1 脉冲截断方法流程图

Fig.1 Program block diagram of pulse segmentation method

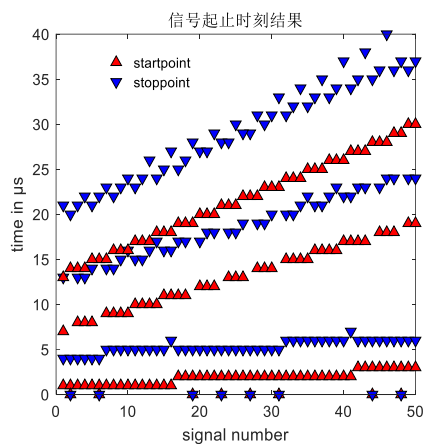
3 脉冲截断方法验证

3.1 计算验证

建立一组含有50个纯净信号的研究对象信号组A，每个信号均由三个独立脉冲构成，将该组对象信号输入图1所示的脉冲截断方法流程图中，信号参数如表1所示。



(a) 仿真对象时域波形



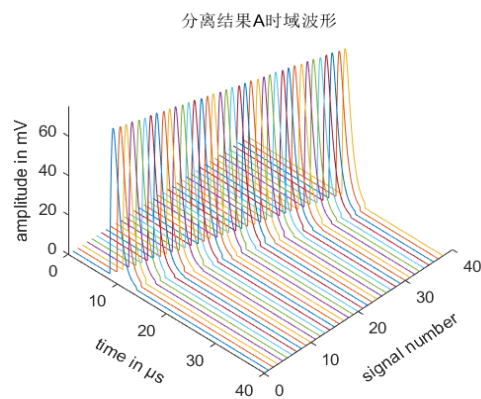
(b) 截断方法处理结果

图2 仿真对象时域波形及截断处理结果

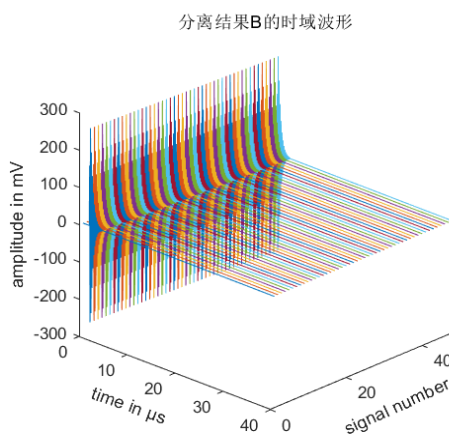
Fig.2 simulation objects' time domain waveform and segmentation processing results

A_m 为信号幅值，单位为mV， τ_1 为信号上升衰减时间，单位为 μs ， τ_2 为信号下降衰减时间，单位为 μs ， f_c 为振荡频率，单位为MHz， T_0 为信号起始时刻，单位为 μs 。信号时域变化过程中仅有起始时刻发生变化，且变化过程中sigB及sigC延时变化均大于sigA，以此确保整个过程中不会发生信号的重叠。信号时域波形如图2(a)所示。图2(b)体现了脉冲起始及终止时刻的定位结果。信号组150个脉冲信号，对该组

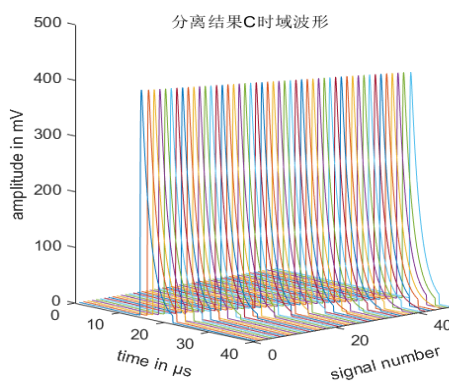
信号的起始时刻结果和终止时刻进行统计，其中有8个信号的起始时刻和终止时刻相等，这八个信号的起始和终止时刻均为 $0\mu\text{s}$ ，如图2(b)所示，其余142个信号均通过计算得到了定位结果。



(a) A类信号时域波形



(b) B类信号时域波形



(c) C类信号时域波形

图3 截断处理后信号的聚类分离结果

Fig.3 clustering separation results of segmentation processing results

在得到了脉冲起始和终止时刻之后,利用起始时刻和终止时刻对脉冲进行截断和提取,通过观察提取结果的完整性,可以评估起始及终止时刻计算结果的准确性,也即该算法对脉冲信号定位的准确率。

根据脉冲定位结果截取形成的截断信号的时域波形如图 3 所示,可以看到截断信号完整性较好,这说明 142 个信号的定位结果是准确的,因此该算法定位准确率达到了 94.67%,表明截断方法的有效性不低於 90%。

对截断前后的时域信号进行时频特征提取,等效时间/等效频率特征值散点图如图 4 所示,混合信号中无法筛选出我们需要的局部放电信号,经过截断处理后,聚类对象变为独立的脉冲信号,独立脉冲之间可以实现良好的分离。

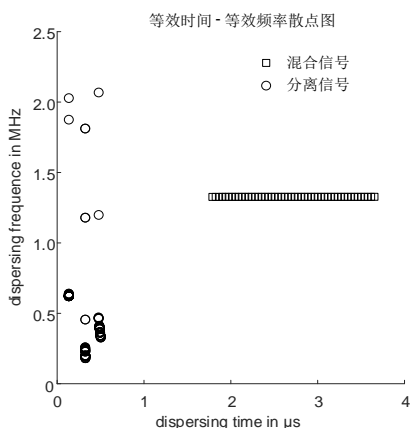


图 4 仿真对象时域波形及截断处理结果

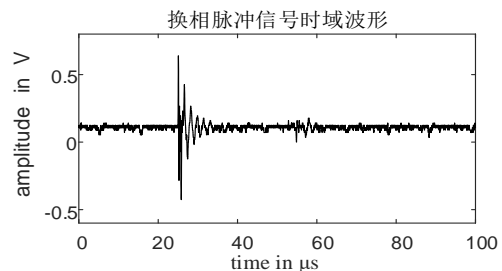
Fig.4 Simulation objects' time domain waveform and segmentation processing results

根据图 4 所示的等效时频聚类结果,截断后信号结果分为 A、B、C 三类,截断后的信号仅有脉冲区域为非零序列,其余不含脉冲信息的平稳序列均为零值序列,这一操作大大降低了单一信号的,并且三个时域波形与数学模型对应的波形一致。这些结果表明基于四阶累积量的脉冲截断方法具有较好的效果。

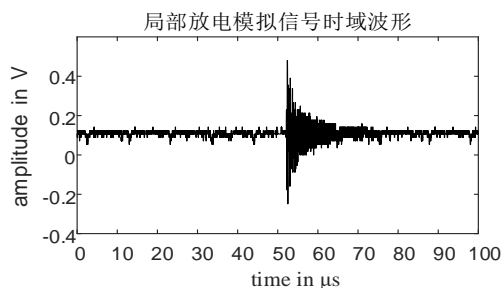
3.2 换流站实测验证

选择换流站变频调速场景下电气设备局部放电检测场景对本文方法进行实际验证,该场景下有换相脉冲干扰信号以及模拟局部放电信号,其时域波形如图 5 所示。现场实测中共采集信号 2000 个,单个脉冲的时域长度为 $100\mu\text{s}$ 。从时域波形上看,换相脉冲持续时间小于 $10\mu\text{s}$,单个局放脉冲时长约 $20\mu\text{s}$ 。从时域波形可以看出,换相脉冲的幅值更高,持续的时

间更长,这表明换相脉冲的时域能量更大。相比之下局部放电信号的幅值较低,但是振荡次数明显高于换相脉冲,这是因为换相脉冲经过绕组间及绕组对地电容过滤,其高频成分有很大程度的衰减。局部放电信号传播路径更短,因此高频成分更加丰富,上升沿陡度更大。



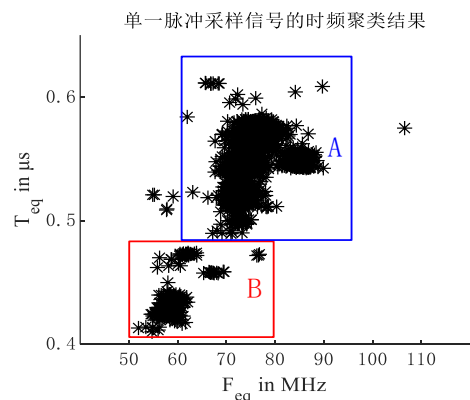
(a)换流站换相脉冲实测结果



(b)换流站局部放电模拟信号实测结果

图 5 换流站现场实测波形

Fig.5 field measured waveform of converter station



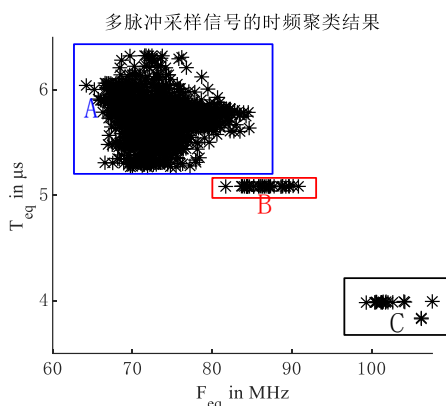


图 6 截断处理前信号的聚类分离结果

Fig.6 clustering separation results of signals before segmentation processing

图 6 为在某特高压换流站实际测量的时域信号及等效时频聚类结果,选择 $10\mu\text{s}$ 的采样时间,在这样比较短的采样时间下,采集到的信号均为单一脉冲,此时采样信息的聚类结果将脉冲分为 A、B 两类,其中 A 类 1700 个, B 类 298 个,隶属于局部放电模拟信号的 B 类信号占比 19.9%。选择 $100\mu\text{s}$ 的采样时间,在这样比较长的采样时间下,采集到的信号部分为多个脉冲,多脉冲采样信号的聚类结果将脉冲分为 A、B、C 三类,其中 A 类 1890 个, B 类 33 个, C 类 26 个,隶属于局部放电模拟信号的 B 类信号占比 1.65%。可见两次采样出现了显著差异。

这一结果表明,多脉冲采样信号的时频特征覆盖了局部放电脉冲的时频特征,多脉冲情况下聚类算法

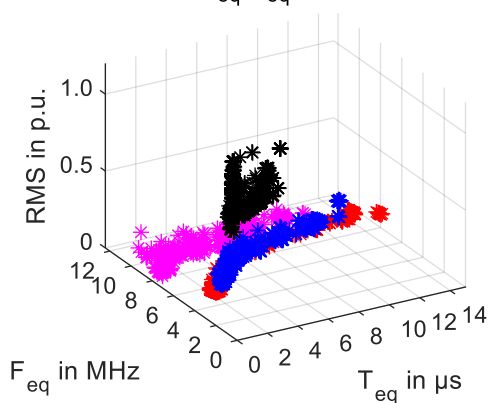
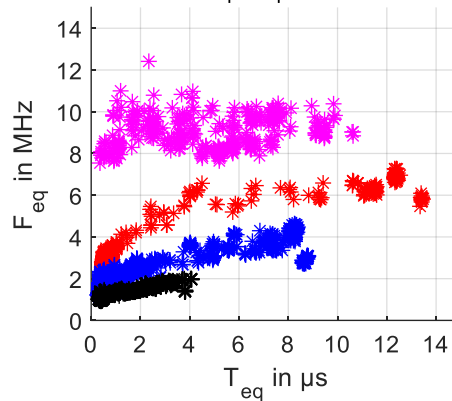
 1号变压器 T_{eq} - F_{eq} -RMS 的聚类结果

 1号变压器 T_{eq} - F_{eq} -RMS 的聚类结果


图 7 截断处理后信号的聚类分离结果

Fig.7 clustering separation results of segmentation processing results

无法分离局部放电脉冲和干扰脉冲导致脉冲提取数量大幅降低,仅分离出 8% 的局部放电脉冲。为了降低脉冲干扰对聚类结果影响,应用本文提出的脉冲截断算法,将一次采样中多个脉冲剥离出来,保证聚类分离器计算对象为单一脉冲信号。

以 $100\mu\text{s}$ 的采样时间下采集到的 2000 个信号为对象,利用图 1 所示计算流程进行截断处理,并在进行脉冲截断处理后开展时频聚类,其分离结果如图 7 所示,该分离结果中有 A、B、C、D 四类脉冲。在三维聚类图中, A、B、C、D 四类脉冲聚簇显著,没有重合;在 T_{eq} - F_{eq} 二维投影面中,四个信号在 T_{eq} - F_{eq} 二维投影面有重合。分离结果中 A 类信号 1930 个、B 类信号 1580 个、C 类信号 600 个、D 类信号 960 个,截断处理后局部放电模拟信号 B 类信号的提取率达到了 79%。

从图 7 中的聚类计算结果可以看出, A 类脉冲等效时间长度介于 $0\mu\text{s}$ 和 $10\mu\text{s}$,等效频带宽度介于 7MHz 和 11MHz; B 类脉冲等效时间长度介于 $0\mu\text{s}$ 和 $14\mu\text{s}$,等效频带宽度介于 2MHz 和 8MHz; C 类脉冲等效时间长度介于 $0\mu\text{s}$ 和 $10\mu\text{s}$,等效频带宽度介于 1MHz 和 4MHz; D 类脉冲等效时间长度介于 $0\mu\text{s}$ 和 $4\mu\text{s}$,等效频带宽度介于 0MHz 和 2MHz。分离结果表明在长时间采样下,多脉冲数量增加,使用脉冲截断方法的优势得以显现,脉冲截断方法实现了单一脉冲的提取;与没有截断的聚类分离结果相比,借助脉冲截断后计算对象均为单脉冲聚类结果更加精细。

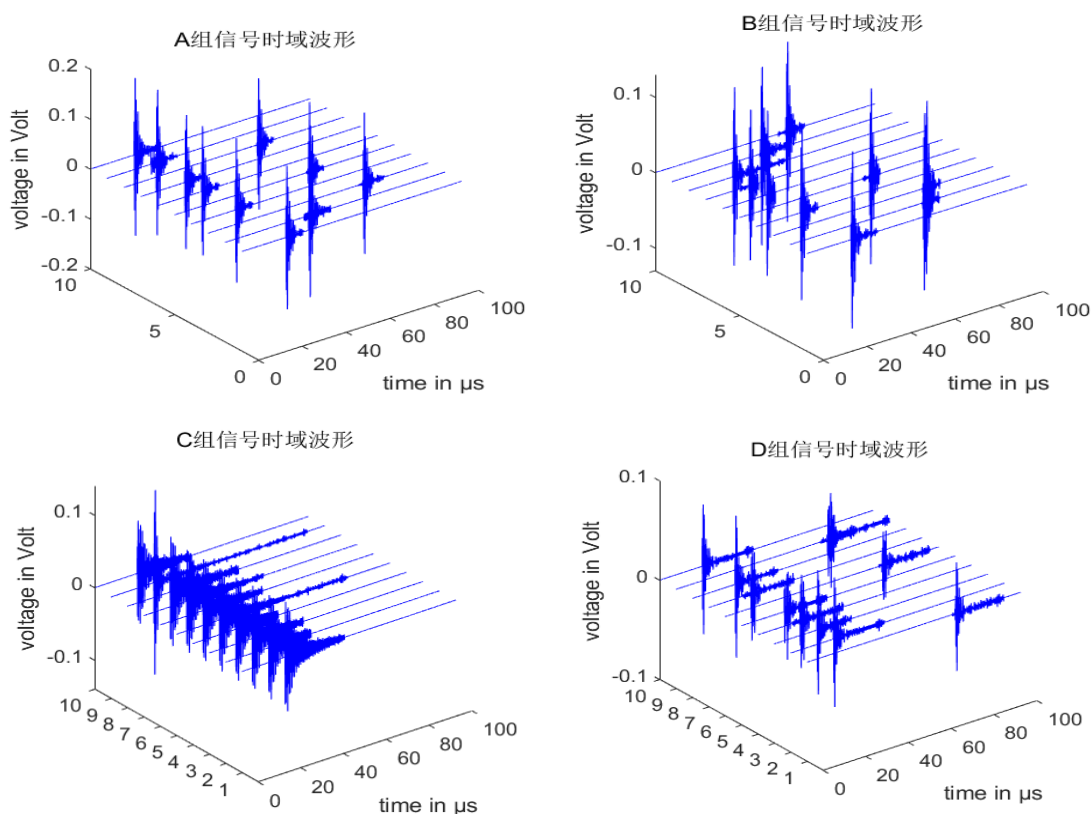


图 8 特高压换流站实测信号经截断处理后的时域波形

Fig.8 Time domain waveform of UHVDC converter station measured signal after truncation

4 结论

(1) 提出了基于时间序列高阶累积量的换流变压器甚高频局部放电检测中脉冲截断方法。采样信号中的脉冲上升沿区域具有四阶累积量等于四阶累积量变化量的特征，基于这一特点提出了实现脉冲信号剪切的脉冲截断方法。

(2) 对比分析多脉冲信号和截断信号的时频聚类结果，截断前分离脉冲的正确率为 8%，截断后分离脉冲的正确率超过 90%。

(3) 在特高压换流站对脉冲截断方法进行验证及应用。该方法在时域波形上实现了换相脉冲与局部放电脉冲的分离。

(4) 在 PWM 换相脉冲很多的场景下，采样时间长度达到 $100\mu\text{s}$ 时采样信号中包含大量换相脉冲信息，提取模拟局部放电信号的正确率为 1.65%，本文所述方法将采样信号中的局部放电信号单独抽取，使得局部放电信号提取率提高到 79%。

参考文献

[1] Wu M, Cao H, Cao J, et al. An overview of state-of-the-art partial discharge analysis techniques for condition monitoring[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2015, 31(6):22-35.

[2] IEC/TS 64278-2016, 高电压试验技术-局部测量的电磁学及声学方法[S].

[3] 唐炬, 王静, 李剑. 统计参数用于局部放电模式识别的研究[J]. 高电压技术, 2002, 28(8): 4-6.
Tang Ju, Wang Jing, Li Jian. Statistical parameter method for PD pattern recognition[J]. High Voltage Engineering, 2002, 28 (8): 4-6.

[4] 胡文堂, 高胜友, 余绍峰, 等. 统计参数在变压器局部放电模式识别中的应用[J]. 高电压技术, 2009, 35(02): 277-281.
Hu Wentang, Gao Shengyou, Yu Shaofeng, et al. Application of statistical parameters in pattern recognition of transformer partial discharge[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(2): 277-281.

[5] 唐炬, 王静, 李剑. Weibull 分布在识别变压器局部放电中的应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2002(04): 87-90.
Tang Ju, Wang Jing, Li Jian, et al. Application of the Weibull distribution for the recognition of transformer PD phenomena[J]. Journal of Chongqing University(Natural Science Edition), 2002, 25(4): 87-90.

[6] El-Hag, Ayman, H. Promoting Condition Monitoring and Diagnostics of Electrical Insulation in Undergraduate Capstone Graduation Projects[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2015.

[7] Okabe S, Ueta G, Hama H, et al. New aspects of UHF PD diagnostics on gas-insulated systems[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2014, 21(5):2245-2258.

[8] M.D. Judd, Yang L, Hunter I B B. Partial discharge monitoring of power transformers using UHF sensors. Part I: sensors and signal interpretation[J]. Electrical Insulation Magazine IEEE, 2005, 21(2):5-14.

- [9] 陈刚, 刘志刚, 张巧革. 一种基于谱峭度的局部放电信号提取新方法[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(8): 94-100.
CHEN Gang, LIU Zhi-gang, ZHANG Qiao-ge. Partial discharge signals extraction based on spectral kurtosis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(8): 94-110.
- [10] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-111.
HU Ai-jun, MA Wan-li, TANG Gui-ji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11): 106-111.
- [11] Ozbek I Y, Shamsi H. Heart Sound Localization in Respiratory Sound Based on a New Computationally-Efficient Entropy Bound[J]. IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics, 2017, 21(1):105-114.
- [12] Fernandes, Ricardo A S, Andrade, et al. Adaptive threshold based on wavelet transform applied to the segmentation of single and combined power quality disturbances[J]. Applied Soft Computing, 2016.
- [13] Ait Laasri E H, Akhouayri E S, Agliz D, et al. Automatic detection and picking of P-wave arrival in locally stationary noise using cross-correlation[J]. Digital Signal Processing, 2014, 26:87-100.
- [14] 尚海昆, 苑津莎, 王瑜, 等. 平移不变小波迹消噪方法在局部放电检测中的应用[J]. 电工技术学报, 2013, 28(10): 33-40.
SHANG Hai-kun, YUAN Jin-sha, WANG Yu, et al. Application of wavelet footprints based on translation-invariant in of partial discharge signal detection[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(10): 33-40.
- [15] 张晓星, 周君杰, 李楠, 等. 抑制局部放电白噪声的分块阈值空域相关联合去噪法[J]. 高电压技术, 2011, 37(5): 1142-1148.
ZHANG Xiao-xing, ZHOU Jun-jie, LI Nan, et al. Block thresholding spatial combined de-noising method for suppress white-noise interference in PD signals[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(5): 1142-1148.
- [16] 姚陈果, 陈昱, 陈攀, 等. 基于信号能量谱特征的局部放电故障识别方法及其系统实现[J]. 高电压技术, 2014, 40(3): 829-836.
YAO Chen-guo, CHEN Yu, CHEN Pan, et al. Method for partial discharge pattern recognition based on characteristics of signal energy spectrum and its system realization[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(3): 829-836.
- [17] Ashtiani M, Shahrash S. Partial discharge pulse localization in excessive noisy data window[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2015, 22(1):428-435.
- [18] 许中荣, 唐炬, 张晓星, 等. 应用复小波变换对电力变压器局部放电超高频信号去噪研究[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(1): 27-32.
XU Zhong-rong, TANG Ju, ZHANG Xiao-xing, et al. Denoising of UHF partial discharge signal by complex wavelet transform for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(1): 27-32.
- [19] Kamran, Muhammad, Bajwa, et al. An investigation into partial discharge pulse extraction methods[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2015.
- [20] Dong Y, Liao M, Zhang X, et al. Faults diagnosis of rolling element bearings based on modified morphological method[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2011, 25(4):1276-1286.
- [21] 郑艳艳, 朱永利, 高佳程. 基于 SSA 与 ICA 的变压器局部放电混合信号分离[J]. 电测与仪表, 2020, 57(22):84-90.
Zheng Yanyan, Zhu Yongli, Gao Jiacheng. Hybrid signal separation of transformer partial discharge based on SSA and ICA [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(22):84-90.
- [22] 王艳, 徐祥海, 侯伟宏等. 基于模糊聚类算法的油纸绝缘缺陷识别[J]. 电测与仪表, 2017, 54(22):123-128.
Wang Yan, Xu Xianghai, Hou Weihong, et al. Defect Recognition of Oil-Paper Insulation Based on Fuzzy C-means Algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(22):123-128.
- [23] 何樱, 华征, 侯智剑等. 类均值核主元法在 GIS 局部放电模式识别中的应用研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(02):84-89.
He Ying, Hua Zheng, Hou Zhijian, et al. GIS partial discharge pattern recognition research based on class kernel mean principal component analysis [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(02):84-89.
- [24] 苑津莎, 王玉鑫, 刘钢等. 基于知识推理的变压器局部放电故障检测技术[J]. 电测与仪表, 2020, 57(13):1-5.
Yuan Jinsha, Wang Yuxin, Liu Yin, et al. Partial discharge fault detection technology for transformer based on knowledge reasoning [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(13):1-5.
- [25] 靳海岗. 应用变分模态分解和独立分量分析的变压器局部放电信号特征提取研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(21):70-73+109.
Jin Haigang. Research on feature extraction of transformer partial discharge signal based on variational mode decomposition and independent component analysis [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(21):70-73+109.

作者简介:



杨定乾 (1990—), 男, 硕士研究生, 中级工程师, 从事变压器类设备的在线监测与故障诊断。Email: 1050535208@qq.com



马春龙 (1994—), 男, 大学本科, 助理工程师, 从事变压器类设备的在线监测与故障诊断。Email: 2284024754@qq.com