

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240433

# 基于信号拟合和图像对比的有源配电网故障时刻检测方法

见文号, 高湛军, 陶政臣

(电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学), 山东 济南 250061)

**摘要:** 为了解决传统故障时刻检测方法较依赖采样频率且易受谐波和衰减振荡影响的问题, 提出了一种信号拟合和图像对比相结合的故障时刻检测方法。首先, 该方法将衰减因子引入傅里叶级数拟合模型, 可精确拟合并扩展信号中的谐波和衰减振荡分量。然后, 利用差异哈希对扩展信号和原始故障信号进行分段对比, 使用中值滤波去除由拟合误差带来的零散像素点。最后, 逐列检测故障时刻。仿真表明, 该方法将检测误差控制在像素级, 对采样频率较低或具有谐波和衰减振荡的信号也可准确地检测故障时刻, 适用多种复杂的故障场景。

**关键词:** 数据自同步; 故障时刻检测; 改进傅里叶拟合模型; 差异哈希

## Fault time detection method of an active distribution network based on signal fitting and image comparison

JIAN Wenhao, GAO Zhanjun, TAO Zhengchen

(Key Laboratory of Power Grid Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education  
(Shandong University), Jinan 250061, China)

**Abstract:** The traditional fault time detection method is dependent on the sampling frequency and is easily affected by harmonics and attenuation oscillation. Thus a fault time detection method combining signal fitting and image comparison is proposed. First, an attenuation factor is introduced into the Fourier series fitting model. This can accurately fit the harmonics and attenuation oscillation components in the extended signal. Then, the differential Hash is used to compare the extended signal and the original fault signal in segments, and a median filter is used to remove the scattered pixels caused by the fitting error. Finally, the fault time is detected column by column. The simulation results show that the method can control the detection error at the pixel level, and can accurately detect the fault time at a low sampling frequency or when there are signals with harmonics and damped oscillations. The method is suitable for a variety of complex fault scenarios.

This work is supported by the Management Science and Technology of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. 52060019001H).

**Key words:** data self-synchronization; fault time detection; improved Fourier fitting model; difference Hash

## 0 引言

在有源配电网的继电保护应用中, 大部分配电网差动保护及故障测距技术依赖于线路两端电气量同步<sup>[1-4]</sup>, 在配电网数据同步方法中故障自同步算法具有显著的优势<sup>[5]</sup>, 该算法以检测到的故障时刻为基准进行同步对比, 能够实现低成本的数据同步, 但容易存在两端检测的故障时刻不一致造成较大误差

的问题。此外, 继电保护装置对故障的处理依赖于故障启动环节, 而故障启动又以故障发生时刻为依据<sup>[6]</sup>。因此, 准确确定故障发生时刻对有源配电网继电保护具有重要意义<sup>[7]</sup>。目前分布式电源(distributed generator, DG)大量接入配电网, 使得配电网的结构从传统的辐射状网络变为多源网络<sup>[8-11]</sup>, 同时改变了配电系统的部分故障特性<sup>[12-14]</sup>, 且随着电力电子设备大量投入使用, 使得有源配电网复杂背景谐波问题和衰减振荡问题愈发严重<sup>[15-16]</sup>, 因此对故障时刻的检测提出了更高的要求。

文献[17]选择通过电流突变量来标记线路两端

基金项目: 国家电网有限公司总部管理科技项目资助  
(52060019001H)

故障时刻,再以此故障时刻为准进行两端数据同步。文献[18]对文献[17]的方法进行误差分析,指出该方法的精度易受信号中暂态分量及谐波的影响。文献[19]通过 Prony 拟合算法对相电流突变量进行拟合,进一步从拟合函数的过零点中筛选出故障时刻,具有较好的检测效果,但检测精度受采样频率的影响。文献[20]利用故障信号构造 Hankel 矩阵,通过细节信号模的极大值求得故障发生时刻,该方法具有较高的稳定性,但对数据窗口长度有一定的要求。而随着数学形态学应用于电力系统,一些使用数学形态学进行故障测距、数据同步以及暂态分量滤波的算法也被相继提出<sup>[21-23]</sup>。文献[24]将相电流突变量与形态学相结合,利用改进多分辨形态梯度算子对相电流信号进行多级梯度处理,具有更高的精度和适用性,但当采样率降低时,会出现检测误差大于一个采样间隔的情况。可以看出上述方法均未考虑到谐波或衰减振荡的影响,都一定程度地依赖于采样频率。随着电力信息化的持续深入,图像识别技术被大量地应用于电力系统<sup>[25-28]</sup>,为电力系统可靠运行提供保障,推动了电网智能化的发展。

基于此,本文提出一种不易受谐波、衰减振荡和低采样频率影响的有源配电网故障时刻检测方法。该方法将衰减因子引入高阶傅里叶级数拟合模型,使其能拟合信号中的谐波和衰减振荡分量,再结合差异哈希和中值滤波算法,实现先定段再定点的精确故障时刻检测。由于改进了傅里叶拟合模型,且该方法将时间差细分为像素级别,因此当信号中存在谐波、振荡或信号采样频率较低时,该方法也具有较高的检测精度,适用性强。

## 1 改进的高阶傅里叶级数拟合

电力系统含谐波分量的信号可以视为基波信号和其他高次谐波信号的和,高阶傅里叶级数拟合本质上是将复杂的周期信号拆解成多个简单的正弦和余弦函数的和,通过求解其中的系数来达到拟合原信号的目的,其通用表达式如式(1)所示。

$$\begin{cases} f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{i=1}^n [a_i \cos(ix\omega) + b_i \sin(ix\omega)] \\ a_i = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cos(ix\omega) dx \\ b_i = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \sin(ix\omega) dx \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $f(x)$  为逼近原信号得到的拟合表达式;  $a_0$  为拟合得到的直流量系数;  $a_i$ 、 $b_i$  分别为第  $i$  阶余弦和正弦分量的幅值系数;  $\omega$  为基础角频率。

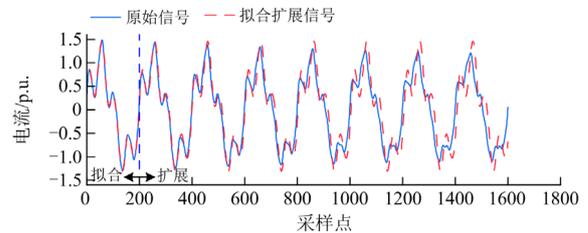
由式(1)可以看出,高阶傅里叶级数拟合含有谐波的周期性信号时,可以准确地拟合出原始信号含有的谐波信息,进而得到高精度的拟合结果。

电力系统中有时会会出现衰减的振荡信号,传统的高阶傅里叶拟合表达式没有体现衰减的分量,因此无法准确地拟合含有衰减振荡的电流或电压信号,基于此,本文在式(1)中加入衰减因子,具体如式(2)所示。

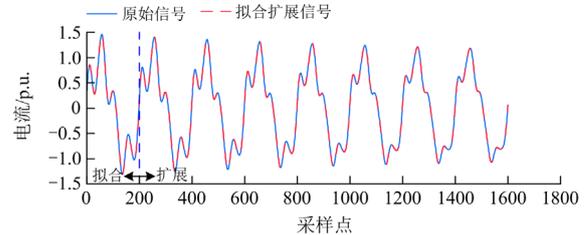
$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{i=1}^n [a_i \cos(ix\omega) + b_i \sin(ix\omega)] \cdot e^{(c_i x)} \quad (2)$$

式中,  $c_i$  为衰减因子,表示第  $i$  阶频率正余弦分量的衰减程度,通过非线性最小二乘法来估计其合适值。

式(2)中由于加入了衰减因子,因此该表达式下的傅里叶级数拟合对含有谐波及振荡的电压电流信号也可以做到高精度的拟合,拟合效果如图 1 所示。



(a) 传统傅里叶模型拟合效果



(b) 改进傅里叶模型拟合效果

图 1 传统模型和改进模型的拟合效果

Fig. 1 Fitting effect of traditional model and improved model

观察图 1(a)中传统傅里叶拟合模型对含衰减振荡和谐波信号的拟合效果,可以看出其不能精确地拟合出原始信号中的衰减振荡分量;图 1(b)为本文所提改进傅里叶拟合模型对该信号的拟合效果,由于加入了衰减因子,可以精确地拟合信号中的谐波、衰减振荡分量,并实现准确扩展,为后续故障时刻检测奠定了基础。

## 2 图像对比检测故障时刻

### 2.1 差异哈希算法

差异哈希算法主要用来搜索相似图片,本文利用该算法计算图片的特征哈希值,再由表征图片特征的特征哈希值计算两张图片的汉明距离和汉明分

布, 即可得到两张图片的差异大小和差异分布。用差异哈希算法对比两张图片的具体步骤如下所示。

第一步, 将两张图片压缩成相同的大小和分辨率, 保证像素个数均为  $n$ 。

第二步, 将两张图片转化为灰度图像。

第三步, 按两张图片分别按照从左到右, 从上到下的顺序按式(3)计算相邻像素值的差值。

$$d_i^k = p(i+1) - p(i) \quad (3)$$

式中:  $d_i^k$  为第  $k$  张图片第  $i$  个像素和第  $i+1$  个像素的差值;  $p(i)$  为第  $i$  个像素的像素值。若是有  $n$  个像素, 则形成  $n-1$  维的像素差序列矩阵  $\mathbf{d}$ 。

第四步, 对两张图片的像素差序列矩阵  $\mathbf{d}^1$ 、 $\mathbf{d}^2$  中的元素值  $d_i^k$  分别按式(4)进行处理, 得到图片的特征哈希值  $D_i^k$ 。

$$D_i^k = \begin{cases} 1, & d_i^k > 0 \\ 0, & d_i^k \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

第五步, 将两张图片的特征哈希值按式(5)计算汉明分布矩阵  $\mathbf{H}$  和汉明距离  $L$ 。

$$\begin{cases} H_i = D_i^1 \oplus D_i^2 \\ L = \sum_{i=1}^{n-1} H_i \\ \mathbf{H} = [H_1, H_2, \dots, H_{n-1}] \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $H_i$  为两张图片对比形成汉明分布矩阵  $\mathbf{H}$  的元素值, 表示两张图片的像素差异;  $L$  为两张图片的汉明距离, 表示两张图片的差异大小。

图2为利用式(2)对原始故障信号拟合并扩展得到的假想信号, 即对原始故障信号取前一周期进行拟合, 并向后扩展至与原始信号相同的长度, 得到系统未发生故障时的假想信号。

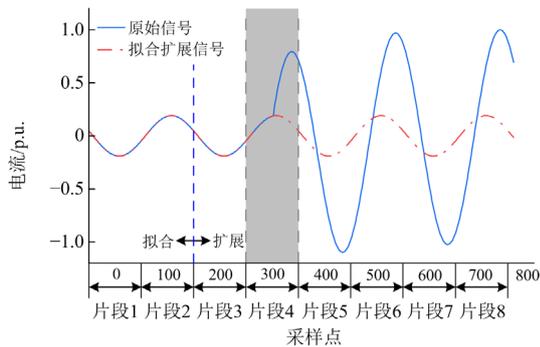


图2 不含谐波和衰减振荡信号的拟合和扩展

Fig. 2 Fitting and extension of signals without harmonics and damped oscillation signals

图2将两个信号同窗口长度地分成了8个片段, 可以看出, 在片段4内发生故障, 因此在片段1、2、

3, 原始故障信号和拟合扩展信号几乎是无差别的, 将这8个片段进行差异哈希计算, 得到每个片段的汉明距离, 如图3所示。

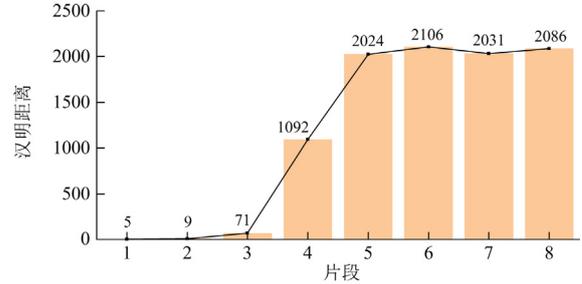


图3 每个片段的汉明距离

Fig. 3 Hamming distance of each fragment

由图3可以看出, 片段1、2、3的汉明距离分别为5、9、71, 仅有微小的拟合误差, 而片段4的原始信号和拟合扩展信号在故障时刻之后具有很大的差异, 不再重合, 因此片段4的汉明距离为1092, 相比于片段3的汉明距离急剧增大, 本文则利用这反明距离突变点进行故障时刻检测的第一步定位: 故障时刻所在片段的定位。

故障时刻片段检测如式(6)所示。

$$L^k \geq \xi \cdot \max[L^1, L^2, \dots, L^{n_p}] \quad (6)$$

式中:  $L^k$  为两个信号图片的第  $k$  个片段进行差异哈希计算得到的汉明距离;  $\xi$  为第一步定位判断系数;  $L^1, L^2, \dots, L^{n_p}$  分别为这两个信号的片段1—片段  $n_p$  进行差异哈希计算得到的汉明距离,  $n_p$  为原始信号和拟合扩展信号被分割的片段数。

当选择合适的  $\xi$  时, 能够利用式(6)进行故障时刻第一步定位。

图4为经过第一步定位, 再对原始信号和拟合故障信号的片段4计算汉明分布所得到的。

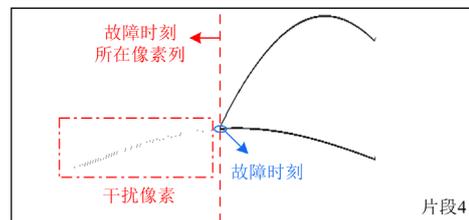


图4 信号片段4的汉明分布

Fig. 4 Hamming distribution of signal segment 4

汉明分布表征了两个图像不同的地方, 进而表征了两个信号不同的地方。由于未发生故障部分不会出现汉明分布, 因此通过检测像素列, 即可确定故障时刻所在的像素列, 再与时间信息对应起来就

可得到误差控制在像素级别的故障时刻，即实现第二步检测：故障时刻精确检测。

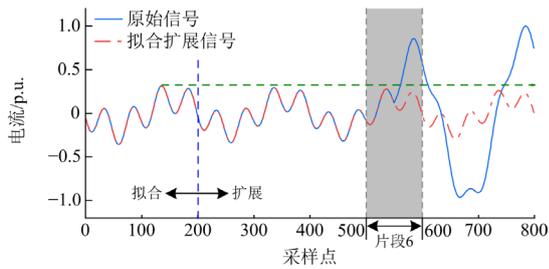
但当拟合扩展时，难免会带来一些微小的拟合误差，而这些微小的拟合误差在汉明分布图上以零散细小的像素点呈现，如图4红色虚线框内所示，若是想要通过检测像素列来精确检测故障时刻，必须要去除由拟合微小误差带来的影响。

本文利用中值滤波，对这些零散像素点滤除，其具体实现方法如式(7)所示。

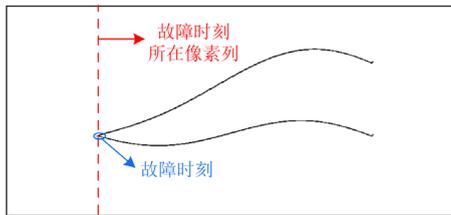
$$\begin{bmatrix} 7 & 4 & 6 & 3 & 1 \\ 3 & 15 & 2 & 9 & 5 \\ 8 & 3 & 8 & 5 & 9 \\ 6 & 17 & 2 & 1 & 3 \\ 7 & 5 & 16 & 15 & 2 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 7 & 4 & 6 & 3 & 1 \\ 3 & 15 & 2 & 9 & 5 \\ 8 & 3 & 5 & 5 & 9 \\ 6 & 17 & 2 & 1 & 3 \\ 7 & 5 & 16 & 15 & 2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式(7)的数值矩阵被一个3×3的中值滤波器进行窗口移动滤波，对落在这个矩阵的数字序列按从小到大排序，将数字序列的中值替换滤波器中心的数值，达到滤除零散像素点的效果。

图5(a)为在图2信号基础上，加入了3、5、7、11次谐波，并且加入了频率为200 Hz、衰减常数为-6的衰减振荡。可以看出，本文提出的改进高级傅里叶模型能很好地拟合并扩展此信号。得到的故障时刻所在片段6的汉明分布如图5(b)所示，经过中值滤波后，可以看出其不再含有零散像素点，而是只包含故障时刻后两者信号不同的地方，很好地消去了可能由拟合误差带来的像素误差。在得到不含零散像素点的汉明分布后，通过检测像素列即可得到像素级别误差的故障时刻。



(a) 含谐波和衰减振荡信号的拟合扩展



(b) 片段6的汉明分布图

图5 含谐波和衰减振荡信号的拟合扩展与汉明分布  
Fig. 5 Fitting extension and Hamming distribution with harmonics and damped oscillation signals

## 2.2 提高时间分辨率

由2.1节可知，本文算法最后通过检测像素列来定位故障时刻在汉明分布图中的位置，因此需要将每一列像素都附上时间信息，将像素列与时间对应起来，从而当找到故障时刻所在像素列时，也能得到故障时刻对应的时间。

汉明分布图中每一列像素的时间信息标记如式(8)所示。

$$\begin{cases} g = \frac{t(n_c) - t(1) + \Delta t}{n_p n_s} \\ T_j = g \cdot (j - 1) + t(1), j \in [1, n_p n_s] \end{cases} \quad (8)$$

式中： $t(n_c)$ 、 $t(1)$ 分别为原始采样数据最后一个、第1个采样点的时间信息； $\Delta t$ 为采样间隔； $n_s$ 为每个片段图像的像素列数； $g$ 为两列像素之间的时间差值； $T_j$ 为第 $j$ 列像素的时间信息。

在图片中，一个采样点由多个像素组成，因此可以通过式(8)将原始信号每一个采样点所对应的时间信息分割成更细致的像素所对应的时间信息，时间分辨率从采样点之间的 $\Delta t$ 变成像素列之间的 $g$ ，即使采样频率较小，但检测的时间分辨率也因为一个点由多个像素组成而增大，也会具有较高的时间检测精度。

综上，本文提出的故障时刻检测算法流程如图6所示。

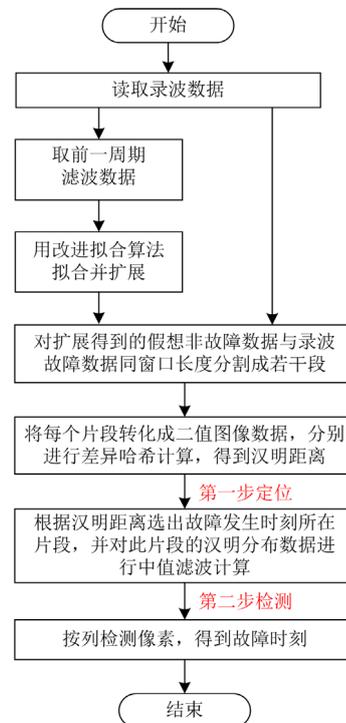


图6 故障时刻检测算法流程

Fig. 6 Fault moment detection algorithm flow

### 3 仿真分析

为了验证本文提出算法的性能, 在 Matlab/Simulink 仿真软件中搭建了如图 7 所示的 10 kV 有源配电网模型。图 7 中变压器容量为 50 MVA; L3、L4 和 L5 均为 6 km, L1、L2、L6 和 L7 均为 4 km, 线路参数为  $(0.13 + j0.402) \Omega/\text{km}$ ; K1—K16 为断路器; DG1、DG2 和 DG3 为 IIDG, 额定容量均为 2.5 MW, DG4 为 MTDG, 额定容量为 4 MW; Load1 和 Load2 的负荷容量为 2 MW, 功率因数为 0.9; 采样频率为 10 kHz。

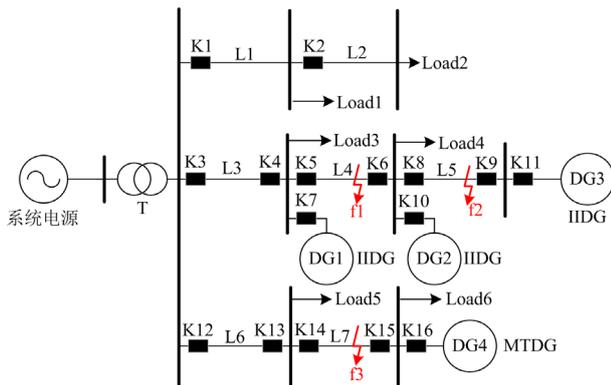


图 7 10 kV 有源配电网模型

Fig. 7 10 kV active distribution network model

#### 3.1 对谐波的适应能力

为了验证本文算法对谐波的适应能力, 在图 7 所示模型中注入不同幅值的谐波进行验证。工矿企业中大量使用的整流器是 5 次和 7 次谐波的主要来源, 而非线性的照明设备如节能灯, 是 3 次谐波的主要来源<sup>[15]</sup>, 这些谐波对电力系统的影响较大, 则本文主要验证算法在 3、5、7、11 次谐波的适应能力。表 1 为注入不同谐波的识别结果。

由国家标准 GB/T 14549-93 《电能质量公用电网谐波》中对 10 kV 系统注入公共连接点的谐波电流最大允许值可知, 3 次谐波电流最大允许值为 20 A, 5 次谐波电流最大允许值为 20 A, 7 次谐波电流最大允许值 15 A, 11 次谐波电流最大允许值为 9.3 A。因此在图 7 所示模型中 L4 处注入多组幅值的谐波, 让其发生 BC 两相短路故障。

由表 1 可以看出, 注入的谐波幅值从允许最大值的 10% 到允许最大值情况下, 本文提出的算法故障时刻检测误差基本都小于  $1^\circ$ , 即小于一个采样间隔, 只有第 4 种情况检测误差为  $1.008^\circ$ , 但也小于一个采样间隔, 且从表 1 中可以看出, 误差并不随着谐波幅值和频率的增大而线性增大。由于本文算法检测时将每个采样点细分成了多个像素, 因此时

间值也被细化, 即一个采样点被分成了若干个像素进行检测, 同时采样点对应的时间也被细化, 具有较高的检测精度和谐波适应能力。

表 1 不同谐波幅值下故障时刻的检测误差

Table 1 Detection error at fault time under different harmonic amplitudes

谐波次数	谐波幅值/A	真实故障时刻/s	检测故障时刻/s	检测误差( $^\circ$ )
3	2			
5	2	0.5100	0.510 035 1	0.63
7	1.5			
11	0.93			
3	5			
5	5	0.5100	0.510 035 1	0.63
7	3			
11	2			
3	10			
5	10	0.5100	0.510 035 1	0.63
7	6			
11	4			
3	15			
5	15	0.5100	0.510 056 0	1.008
7	9			
11	6			
3	20			
5	20	0.5100	0.510 035 1	0.63
7	15			
11	9.3			

#### 3.2 对衰减振荡的适应能力

为了验证本文算法对衰减振荡的适应能力, 在 L4 线路故障前向对应点注入不同幅值和不同频率的衰减振荡, 令 f1 处发生 BC 两相短路故障, 故障时刻的检测结果如表 2 所示。

表 2 不同衰减振荡下故障时刻的检测误差

Table 2 Detection error at fault time under different damped oscillations

振荡频率/Hz	振荡幅值/p.u.	衰减常数	真实故障时刻/s	检测故障时刻/s
200	0.2	-0.5	0.5100	0.510 056 0
	0.5	-3	0.5100	0.510 038 0
	1	-6	0.5100	0.510 038 0
	1.5	-10	0.5100	0.510 017 3
500	0.2	-0.5	0.5100	0.510 056 0
	0.5	-3	0.5100	0.510 038 0
	1	-6	0.5100	0.510 038 0
	1.5	-10	0.5100	0.510 017 3
1000	0.2	-0.5	0.5100	0.510 056 0
	0.5	-3	0.5100	0.510 038 0
	1	-6	0.5100	0.510 038 0
	1.5	-10	0.5100	0.510 017 3
2000	0.2	-0.5	0.5100	0.510 056 0
	0.5	-3	0.5100	0.510 038 0
	1	-6	0.5100	0.510 038 0
	1.5	-10	0.5100	0.510 017 3

表 2 中衰减振荡的幅值是以非故障 L4 线路相电流为基准的标幺值。可以看出,本文提出的算法对应对上述振荡信号时检测误差均远小于一个采样间隔,误差基本在 1°以内,其不受振荡频率和振荡幅值的影响,仅与衰减常数有关。随着衰减常数的增大,振荡的衰减速率增大,对信号影响的时间短,进而对本文算法的影响就小,本文算法对故障时刻检测的精度就高。当信号中有更高频率的振荡时,需提高傅里叶级数的阶数,来确保拟合的准确度,因此本文算法对衰减振荡也具有较好的适用性。

### 3.3 对低采样率的适应能力

为了验证本文算法对低采样率的适应能力,将数据采样频率设置为 2 kHz,在 f2 处设置 BC 两相短路故障作拟合时,分别取 85 个数据和 200 个数据作拟合,拟合结果分别如图 8 所示。其中  $y$  表示原始采样信号, $y_{fit}$  表示拟合扩展信号。

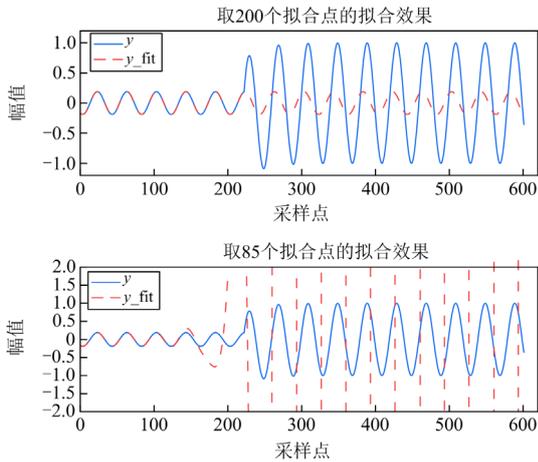


图 8 2 kHz 采样率下不同数据窗口的拟合效果

Fig. 8 Fitting effect of different data windows at 2 kHz sampling rate

由图 8 可以看出,在低采样率下,使用本文提出的改进高阶傅里叶级数拟合需要更长的数据窗口长度,取 200 个数据进行拟合可以获得较好的拟合效果,同时检测到的故障时刻 M 端为 0.510 192 8 s, N 端为 0.510 117 5 s,误差分别为 3.47°和 2.12°,均小于此采样频率下的一个采样间隔。而取 85 个数据进行拟合和数据扩展时,数据趋于发散,无法用作故障时刻检测,因此在低采样率情况下,需要提高拟合数据的窗口长度来确保故障时刻检测的精度,当拟合数据窗口长度合适时,仍然可以达到较高的检测精度,具有较好的低采样频率适用性。

### 3.4 对不同故障地点和不同检测地点的适应能力

为了验证本文算法对不同故障地点和不同检测

地点的适应能力,在仿真模型的 L4、L5 和 L7 分别设置 BC 两相短路故障 f1、f2 和 f3,分别对线路源侧(设为 M 端)和负荷侧(设为 N 段)的故障录波数据进行故障时刻检测,检测结果如表 3 所示。

表 3 不同故障地点和不同检测地点的检测误差

Table 3 Detection errors of different fault locations and different detection locations

故障地点	检测地点	真实故障时刻/s	检测故障时刻/s	检测误差/(°)
f1	M	0.5100	0.510 035 1	0.63
	N	0.5100	0.510 093 4	1.68
f2	M	0.5100	0.510 056 0	1.008
	N	0.5100	0.510 014 3	0.26
f3	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 038 0	0.68

由表 3 可以看出,本文算法对故障发生在配电网中不同地点的情况下也能较高准确,地识别出故障时刻,且对于不同检测地点(M、N 端)的故障电流信号,均能高精度地检测出故障时刻。

### 3.5 对单相接地故障的适应能力

为了验证本文算法对单相接地故障的适应能力,在 f1 处设置不同接地电阻的单相接地故障,故障时刻检测结果如表 4 所示。

表 4 不同接地电阻下的单相接地故障时刻检测误差

Table 4 Detection error of single-phase grounding fault time under different grounding resistance

接地电阻/ $\Omega$	检测地点	真实故障时刻/s	检测故障时刻/s	检测误差/(°)
5	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 093 4	1.68
10	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 093 4	1.68
20	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 093 4	1.68

由表 4 可以看出,由于系统为小电阻接地系统,发生单相接地故障时,分布式电源侧的故障电流变化很小,所以可能会增大检测误差,但两侧各自的误差也均未超过一个采样周期。随着接地电阻的增大,故障时电流的增幅变小,此时可以考虑将本文方法应用于零序电流,以保证故障时刻的检测精度,提高本文算法抵抗接地电阻的能力。

### 3.6 对过渡电阻的适应能力

为了验证本文算法对过渡电阻的适应能力,在 f1 处设置不同接地电阻的 BC 两相短路故障,故障时刻的检测结果如表 5 所示。

由表 5 可以看出,在 150  $\Omega$  高过渡电阻的情况下,本文算法的故障时刻检测误差也小于一个采样

间隔, 有较好的过渡电阻适应性。但由于故障电流幅值较小, 因此 N 侧的检测误差略大, 基本上等于一个采样间隔, 但也小于一个采样间隔, 且两侧分别以各自检测到的故障时刻为基准进行数据同步时, 同步误差也远小于一个采样间隔。

表 5 不同过渡电阻下的故障检测误差

过渡电阻/ $\Omega$	检测地点	真实故障时刻/s	检测故障时刻/s	检测误差/(°)
25	M	0.5100	0.510 058 8	1.06
	N	0.5100	0.510 097 5	1.76
50	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 097 5	1.76
100	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 096 5	1.73
150	M	0.5100	0.510 038 0	0.68
	N	0.5100	0.510 097 5	1.76

### 3.7 对不同短路故障类型的适应能力

为了验证本文算法在不同短路故障类型下的适应能力, 在 f1 处设置过渡电阻均为  $5 \Omega$  的三相短路、两相短路、两相接地短路故障, 故障时刻的检测结果如表 6 所示。

表 6 不同短路故障类型下的故障检测误差

故障类型	检测地点	真实故障时刻/s	检测故障时刻/s	检测误差/(°)
三相短路	M	0.5100	0.510 035 1	0.63
	N	0.5100	0.510 005 4	0.10
两相短路	M	0.5100	0.510 042 6	0.77
	N	0.5100	0.510 093 4	1.68
两相接地	M	0.5100	0.510 042 6	0.77
	N	0.5100	0.510 098 4	1.77

由表 6 可以看出, 本文算法对于不同短路故障类型, 均能高精度地识别出故障时刻, 因此本文算法对于不同短路故障类型也具有较好的适用性。

## 4 结论

本文基于目前常用的图像学提出了一种基于改进高阶傅里叶级数拟合和图像对比的有源配电网故障时刻检测方法, 通过多角度仿真分析得出以下结论。

1) 本文方法可以精确地拟合并扩展信号中存在的谐波信号和衰减振荡信号, 面对较为复杂的现场也具有较好的适应能力。

2) 本文方法在保证拟合精度的基础上, 可以做到检测误差为像素级别的检测精度, 对低采样频率的信号也有较高的检测精度, 具有一定的耐受过渡

电阻的能力, 对不同故障类型和检测地点均有效, 当信号中存在谐波和衰减振荡时, 也能保证较高的检测精度, 具有较好的多方面适用性。

除此之外, 本文方法在需要拟合更高频率的谐波或衰减振荡时, 需要继续提高傅里叶拟合模型的阶数, 从而保证对信号的精确拟合, 对于此问题, 需要未来进一步的研究, 使得算法不过多依赖于模型阶数。

## 参考文献

- [1] 李铁成, 范辉, 张卫明, 等. 基于 5G 通信的有源配电网新能源送出线路纵联保护[J/OL]. 中国电力: 1-11 [2024-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.TM.20231222.1819.016.html>.
- [2] LI Tiecheng, FAN Hui, ZHANG Weiming, et al. Pilot protection of new energy transmission line in active distribution network based on 5G communication[J/OL]. Electric Power: 1-11[2024-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3265.TM.20231222.1819.016.html>.
- [2] 王宁, 韩国栋, 高厚磊, 等. 有源配电网电流差动保护判据研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(7): 14-23. WANG Ning, HAN Guodong, GAO Houlei, et al. The current differential protection criterion of active distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 14-23.
- [3] 于成澳, 高湛军, 刘朝, 等. 基于自适应制动补偿系数的有源配电网电流纵联差动保护[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(17): 1-14. YU Cheng'ao, GAO Zhanjun, LIU Zhao, et al. A current longitudinal differential protection method based on adaptive braking compensation coefficient for active distribution networks[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(17): 1-14.
- [4] ZANG Lindong, ZOU Guibin, ZHOU Chenghan, et al. A  $d$ -axis based current differential protection scheme for an active distribution network[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7(2): 338-348.
- [5] 王元上, 袁至, 王维庆. 提升抗时延抖动和数据异常性能的配电网故障自同步 5G 差动保护方案[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(5): 139-147. WANG Yuanshang, YUAN Zhi, WANG Weiqing. Self-synchronizing 5G differential protection scheme for distribution network faults with improved performance against delay jitter and data anomalies[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(5): 139-147.
- [6] 董金全, 高厚磊, 李娟, 等. 基于电流突变量曲线拟合的故障时刻检测算法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(4): 75-81.

- DONG Jinjin, GAO Houlei, LI Juan, et al. Fault instant detection algorithm based on curve fitting of phase current increments[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(4): 75-81.
- [7] 刘晓军, 马羽中, 杨冬锋, 等. 基于数据相关性分析的电网故障时刻确定与故障识别方法[J]. *电网技术*, 2022, 46(4): 1529-1541.
- LIU Xiaojun, MA Yuzhong, YANG Dongfeng, et al. Fault time determination and identification in power grids based on data correlation analysis[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(4): 1529-1541.
- [8] 赵一男, 宋斌, 钱振宇, 等. 未来配电网的分布式形态及规划方法[J]. *中国电力*, 2022, 55(4): 70-77.
- ZHAO Yanan, SONG Bin, QIAN Zhenyu, et al. Dispatching architecture and planning method of future distribution network[J]. *Electric Power*, 2022, 55(4): 70-77.
- [9] 孙宁言, 陈羽, 徐丙垠, 等. 含高比例分布式电源配电网分布式供电恢复方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(10): 161-170.
- SUN Ningyan, CHEN Yu, XU Bingyin, et al. Distributed power supply restoration method for distribution network with high proportion of distributed generators[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(10): 161-170.
- [10] 刘建伟, 李学斌, 刘晓鸥. 有源配电网中分布式电源接入与储能配置[J]. *发电技术*, 2022, 43(3): 476-484.
- LIU Jianwei, LI Xuebin, LIU Xiaoou. Distributed power access and energy storage configuration in active distribution network[J]. *Power Generation Technology*, 2022, 43(3): 476-484.
- [11] 顾大德, 肖健, 韦梦立, 等. 含逆变型分布式电源的花瓣型配电网故障定位策略研究[J]. *电测与仪表*, 2023, 60(11): 53-59.
- GU Dade, XIAO Jian, WEI Mengli, et al. Research on fault location strategy for petal-shaped distribution network with inverter-interfaced distributed generation[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(11): 53-59.
- [12] 刘向实, 王凌纤, 吴炎彬, 等. 计及配电网运行风险的分布式电源选址定容规划[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(增刊 1): 264-271.
- LIU Xiangshi, WANG Lingxian, WU Yanbin, et al. Locating and sizing planning of distributed generation power supply considering the operational risk cost of distribution network[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(S1): 264-271.
- [13] 王侨侨, 曾君, 刘俊峰, 等. 面向微电网源-储-荷互动的分布式多目标优化算法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(5): 1421-1432.
- WANG Qiaoqiao, ZENG Jun, LIU Junfeng, et al. A distributed multi-objective optimization algorithm for resource-storage-load interaction of microgrid[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(5): 1421-1432.
- [14] GAO Houlei, LI Juan, XU Bingyin. Principle and implementation of current differential protection in distribution networks with high penetration of DGs[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2017, 32(1): 565-574.
- [15] 李磊, 都成刚, 王维兵, 等. 基于改进 Prony 算法的新能源配网谐波和振荡复合扰动参数提取[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2023, 35(11): 152-158.
- LI Lei, DU Chenggang, WANG Weibing, et al. Extraction of harmonic and oscillation composite disturbance parameters of new energy distribution network based on improved prony algorithm[J]. *Proceedings of the CSU-EPSCA*, 2023, 35(11): 152-158.
- [16] 张敏, 祗会强, 张世锋, 等. 考虑配电网电能质量改善的分布式光伏优化调度方法[J]. *电力建设*, 2022, 43(10): 147-157.
- ZHANG Min, ZHI Huiqiang, ZHANG Shifeng, et al. Optimal scheduling method for distributed photovoltaic generation in distribution network considering power quality improvement[J]. *Electric Power Construction*, 2022, 43(10): 147-157.
- [17] 由伟翰. 基于故障信号同步的配网差动保护技术[D]. 济南: 山东大学, 2010.
- YOU Weihang. Differential protection of distribution network based on fault signal synchronization[D]. Jinan: Shandong University, 2010.
- [18] 李娟, 高厚磊, 武志刚, 等. 有源配电网差动保护自同步原理及误差分析[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(9): 78-85.
- LI Juan, GAO Houlei, WU Zhigang, et al. Data self-synchronization method and error analysis of differential protection in active distribution network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(9): 78-85.
- [19] 董金金, 高厚磊, 李娟, 等. 基于电流突变量曲线拟合的故障时刻检测算法[J]. *电力自动化设备*, 2018, 38(4): 75-81.
- DONG Jinjin, GAO Houlei, LI Juan, et al. Fault instant detection algorithm based on curve fitting of phase current increments[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(4): 75-81.
- [20] 李娟, 高厚磊, 弓新月, 等. 一种用于配电网故障数据自同步的故障时刻检测方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(4): 92-98.
- LI Juan, GAO Houlei, GONG Xinyue, et al. A novel fault

- instant detection scheme for fault data self-synchronization method in distribution network[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(4): 92-98.
- [21] ZHOU Chenhan, ZOU Guibin, ZHANG Shou, et al. Mathematical morphology-based fault data self-synchronization method for differential protection in distribution networks[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(4): 2607-2620.
- [22] 刘杰荣, 张耀宇, 关家华, 等. 基于量测大数据和数学形态学的配电网故障检测及定位方法研究[J]. *智慧电力*, 2020, 48(1): 97-104.
- LIU Jierong, ZHANG Yaoyu, GUAN Jiahua, et al. Distribution network fault location and detection method based on measurement big data and mathematical morphology[J]. *Smart Power*, 2020, 48(1): 97-104.
- [23] GUSH T, BUKHARI S B A, HAIDER R, et al. Fault detection and location in a microgrid using mathematical morphology and recursive least square methods[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2018, 102: 324-331.
- [24] 张运驰, 高厚磊, 袁通, 等. 突变量与形态学相结合的配电网故障时刻检测方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(12): 54-62.
- ZHANG Yunchi, GAO Houlei, YUAN Tong, et al. A fault time detection method in a distribution network based on a sudden change of current and mathematical morphology[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(12): 54-62.
- [25] 宋佳伦, 张恒伟, 董淑海, 等. 电力信息化中图像识别技术的运用研究[J]. *中国信息化*, 2024(1): 86-88.
- [26] 王楷, 曹澍. 图像识别算法在电网系统中的应用——评《深度学习与图像识别: 原理与实践》[J]. *中国科技论文*, 2023, 18(3): 355.
- [27] 王彦, 张薇薇, 张庆伟, 等. 基于移动应用和图像识别的继电保护信息管理系统设计[J]. *自动化仪表*, 2022, 43(10): 68-72.
- WANG Yan, ZHANG Weiwei, ZHANG Qingwei, et al. Design of relay protection information management system based on mobile application and image recognition[J]. *Process Automation Instrumentation*, 2022, 43(10): 68-72.
- [28] DU Xiaoyu, GU Guangheng, YANG Fan. Application of artificial intelligence image recognition technology in power system[C] // Third International Conference on Artificial Intelligence and Electromechanical Automation (AIEA 2022), Changsha, China, 2022: 172.

收稿日期: 2024-04-12; 修回日期: 2024-06-27

作者简介:

见文号(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障分析与继电保护; E-mail: jwh01090816@163.com

高湛军(1974—), 男, 博士, 通信作者, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统故障分析、电网故障诊断和继电保护等; E-mail: jacob-gao@sdu.edu.cn

陶政臣(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障分析与继电保护。E-mail: 2889935785@qq.com

(编辑 张颖)