

引用格式:李泽文,黎文娇,彭维馨,等.基于 IHHT-RF 的配电网单相接地故障选线方法[J].电力科学与技术学报,2024,39(1):171-182.

Citation: LI Zewen, LI Wenjiao, PENG Weixin, et al. Single-phase-to-ground fault line selection method of distribution network based on IHHT-RF[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 171-182.

# 基于 IHHT-RF 的配电网单相接地故障选线方法

李泽文<sup>1</sup>, 黎文娇<sup>1,2</sup>, 彭维馨<sup>1</sup>, 雷柳<sup>1</sup>, 梁流涛<sup>1</sup>

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410114; 2. 国网四川省电力公司达州供电公司, 四川达州 635000)

**摘要:**小电流系统发生单相接地故障时故障特征易受高接地过渡电阻、小初相等弱故障条件影响而导致选线准确率低。为此,提出一种基于改进希尔伯特黄变换—随机森林(improved Hilbert-Huang transform-random forest, IHHT-RF)的配电网单相接地故障选线方法。首先,提取每条线路在故障发生时的电流暂态信号,通过 IHHT 提取纯净的暂态电气量,构造标准差、能量熵和幅值畸变度 3 类特征向量;然后,将特征向量输入 RF 分类器建立故障选线模型,把故障选线问题转化为二分类问题;最后,将测量数据输入 RF 分类器中得出分类结果,实现故障线路的自动识别。仿真结果表明,该选线方法综合利用暂态信号的幅值、频率和能量等特征信息,不受弱故障条件、馈线结构等因素的影响,能有效提高故障选线的准确率,具有较强的适应性和可靠性。

**关键词:**配电网;改进希尔伯特黄变换;随机森林;故障选线

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.01.017 中图分类号: TM862 文章编号: 1673-9140(2024)01-0171-12

## Single-phase-to-ground fault line selection method of distribution network based on IHHT-RF

LI Zewen<sup>1</sup>, LI Wenjiao<sup>1,2</sup>, PENG Weixin<sup>1</sup>, LEI Liu<sup>1</sup>, LIANG Liutao<sup>1</sup>

(1. School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;

2. State Grid Sichuan Electric Power Company Dazhou Power Supply Company, Dazhou 635000, China)

**Abstract:** When a single-phase-to-ground fault occurs in the small current system, its fault characteristics are easily affected by weak fault conditions such as the high grounding transition resistance and the small initial phase angle. Therefore, this paper presents a method of the single-phase-to-ground fault line selection based on an improved Hilbert-Huang transform-random forest. Firstly, the current transient signals of every lines are extracted. Then the pure transient electrical quantities are extracted by the improved Hilbert-Huang transform, and three kinds of eigenvectors such as standard deviations, energy entropy and amplitude distortion degrees are constructed. In the following, the eigenvectors are input into the random forest classifier to establish a fault line selection model, and the fault line selection problem is then transformed into a binary classification problem which realizing the automatic identification of fault lines. The simulation results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of fault line selection by comprehensively using the amplitude, frequency and energy of transient signal; whatsmore it is not affected by weak fault condition and feeder structure, it hence has strong adaptability and reliability.

**Key words:** distribution network; improved Hilbert-Huang transformation; random forest; fault line selection

中国配电网中性点大多采用不接地、经电阻接地和经消弧线圈接地等小电流接地方式,其中单相

接地故障发生的概率高达 80% 以上<sup>[1-11]</sup>,若不能及时排除故障,单相接地将扩大为相间接地短路故

收稿日期: 2022-02-21; 修回日期: 2022-05-20

基金项目: 国家自然科学基金(51877012)

通信作者: 李泽文(1975—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事电力系统保护与控制研究; E-mail: lzw0917@163.com

障,造成大范围线路停电,降低系统运行稳定性和相关电力设备的可靠性,影响人民生活。

目前,小电流接地选线方法可大致分为3类:①注入信号法。该方法通过向系统注入特定频率的信号,并根据线路中的特征信号来实现故障相辨识,文献[12]在配电网中性点注入2次不同的工频零序电流,根据故障前、后对地参数变化,推导故障选相判据,实现故障相辨识。②基于稳态分量或暂态分量的选线方法:该方法主要利用数学算法提取故障电气量的稳态分量或暂态分量,并根据故障线路与正常线路电气量特征之间的差异进行选线,文献[13]根据单相接地故障后故障线路与非故障线路三相对地参数的差异性,提出了一种基于5次谐波与导纳不对称度的选线方法,通过实验验证了该方法的有效性;而文献[14]则指出当故障电流中的5次谐波含量低于10%时,它难以被准确检测,且易受系统中其他次谐波的干扰,进而影响最终选线结果;文献[15]对配电网发生单相接地故障后各条线路的相电流故障分量进行小波包分解与重构,根据特征频带内重构后的能量比值大小来进行选线,但存在着小波分解层数选取困难和抗干扰能力差等不足,希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)算法既吸取了小波变换的多分辨率的优点,又能克服选择小波基的困难,故在分析故障信号中被广泛应用。文献[16]利用变分模态分解提取零序暂态电流的主要频带信号和能量熵来实现选线。③基于人工智能的故障选线法:该方法主要是将故障选线问题转化为智能算法的模式识别问题进行求解,文献[17]将小波包变换和支持向量机(support vector machine, SVM)结合来进行选线,但该方法主要依靠人工进行特征提取,其特征参数选取的好坏直接影响最终的选线精度。故选线时采用单一分类器挖掘故障特征容易出现泛化能力不足等问题;文献[18]利用卷积神经网络从故障信息中提取5次谐波分量、小波分析模极大值、衰减直流分量和高频暂态分量作为输入数据,并结合改进LeNet-5对其进行融合来实现选线,但存在计算量大等问题。综上所述,现有接地选线方法大多存在故障特征量利用率不高、故障特征受弱故障等条件影响且单一分类器挖掘故障深层次特征能力不足等问题。

为此,本文提出基于改进希尔伯特黄变换—随机森林(improved Hilbert-Huang transform-random forest, IHHT-RF)的配电网单相接地故障选线新方

法。该方法综合利用故障暂态电流的幅值、频率和能量等特征信息,结合随机森林(random forest, RF)分类器将故障选线问题转化为二分类问题,最终可实现故障线路的自动识别。最后对所提选线方法进行仿真分析,验证本文方法不受弱故障条件、馈线结构等因素的影响,具有较强的适应性和可靠性。

## 1 故障特征分析

目前,配电网故障选线方法大多选用单一故障特征量来制定选线新方案,但单一故障特征量取值易受配网线路类型及参数、中性点接地方式、故障过渡电阻或初相角等影响,导致大多选线方法的准确率不高或者适应性不强。为此,本文将在不同故障情况下对暂态零序电流的常用故障特征量进行分析并挖掘故障特征变化规律。

由于传统暂态等值电路存在忽略线模信息缺失、消弧线圈位置不准确、缺乏具体参数计算方法等缺陷,无法用于故障暂态特征的定量分析,因此本文采用文献[19-21]提出的实用型暂态等值电路来进行故障特征分析。谐振系统下的故障暂态等效电路如图1所示。

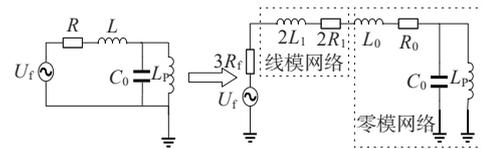


图1 经消弧线圈接地系统故障暂态等效电路

Figure 1 Transient equivalent circuit of grounding system through arc suppression coil

图1中, $U_f$ 为故障点的虚拟电源:

$$U_f(t) = U_m \sin(\omega_0 t + \theta) \quad (1)$$

式中, $\omega_0$ 为系统的工频频率; $U_m$ 为故障相电压的幅值; $\theta$ 为故障时刻的故障相电压相角。 $L_p = 3L$ 为消弧线圈零序等效电感。等效电容、等效电感、等效电阻分别为

$$\begin{cases} C = C_0 = C_{0\Sigma} = C_{u0}l_f \\ L = L_{u0}l_f + 2L_{u1}l_f + 2L_{T1} \\ R = R_{u0}l_f + 2R_{u1}l_f + 2R_{T1} + 3R_f \end{cases} \quad (2)$$

式中, $l_f$ 为故障点到母线距离; $C_{0\Sigma}$ 为所有线路对地零序电容之和; $L_{T1}$ 、 $R_{T1}$ 分别为变压器线模电感、电阻; $C_{u0}$ 为单位长度线路对地分布电容; $C_0$ 为简化后的零模电容; $R_{u0}$ 、 $L_{u0}$ 分别为单位长度线路下的零模电阻、电感; $R_{u1}$ 、 $L_{u1}$ 分别为单位长度线路下的线模电阻、电感; $R_f$ 为过渡电阻。

1.1 低接地过渡电阻情况

当过渡电阻  $R_f$  较小时其故障暂态电流  $i_f$  可表示为<sup>[11]</sup>

$$i_f(t) = U_m \omega_0 C \left( \frac{1/(LC)}{\omega_0 \omega_f} \sin \varphi \sin(\omega_f t) + \frac{\sigma}{\omega_f} \cos \varphi \sin(\omega_f t) - \cos \varphi \cos(\omega_f t) \right) e^{-\alpha t} + U_m \omega_0 C \cos(\omega_0 t + \varphi) \quad (3)$$

式中,  $\omega_f$  为暂态谐振频率;  $\varphi$  为故障初相角。

由式(3)可得, 谐振分量的最大幅值表达式为

$$U_{m\Lambda} = \frac{1}{\sqrt{2}} U_m \omega_0 C \sqrt{\left( \frac{1/(LC)}{\omega_0 \omega_f} \sin \varphi + \frac{\sigma}{\omega_f} \cos \varphi \right)^2 + (\cos \varphi)^2} \quad (4)$$

暂态谐振频率  $\omega_f$  的表达式为

$$\omega_f = \sqrt{\frac{1}{LC} - \left(\frac{R}{2L}\right)^2} = \left[ \frac{1}{(L_{u0}l_f + 2L_{u1}l_f + 2L_{T1})C_{u0}l} - \left(\frac{R_{u0}l_f + 2R_{u1}l_f + 2R_{T1} + 3R_f}{2(L_{u0}l_f + 2L_{u1}l_f + 2L_{T1})}\right)^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

分析式(1)~(3)可知, 当故障点距母线长度和谐振频率不变时, 谐振分量的幅值会受到过渡电阻  $R_f$  和故障初相角  $\varphi$  的影响而发生变化; 谐振频率受故障点  $R_f$ 、变压器阻抗等参数影响且其大小会随系统对地分布电容的增大以及故障点离母线距离的变远而减小。

1.2 高接地过渡电阻情况

当过渡电阻  $R_f$  较大时, 根据等值电路建立微分方程:

$$\begin{cases} U_f(t) = RC \frac{dU_C}{dt} + R i_L + U_C \\ U_C = L \frac{d i_L}{dt} \end{cases} \quad (6)$$

以过阻尼为例进行分析, 其故障暂态电流  $i_f$  可表达为

$$i_f = i_L + i_C = e^{-\alpha t} (A_1 \cos(\omega_f t) + A_2 \sin(\omega_f t)) (1 + L_p C \sigma^2) + B \sin(\omega_0 + \varphi) (1 - L_p C \omega_0^2) - L_p C [2\sigma e^{-\alpha t} (-\omega_f A_1 \sin(\omega_f t)) + \omega_f A_2 \cos(\omega_f t)] + L_p C [e^{-\alpha t} (-\omega_f^2 A_1 \cos(\omega_f t)) - \omega_f^2 A_2 \sin(\omega_f t)] \quad (7)$$

式中,  $A_1 = \frac{\lambda_2 B \sin \varphi - \omega B \cos \varphi}{\lambda_1 - \lambda_2}$ ;  $A_2 = \frac{\omega B \cos \varphi - \lambda_1 B \sin \varphi}{\lambda_1 - \lambda_2}$ ;

$$B = \frac{U_m}{|Z|} \cdot \frac{1}{1 - \omega_0^2 L_p C}, \quad Z = R + \frac{j\omega L_p}{1 - \omega_0^2 L_p C}; \quad \omega_f = \sqrt{\omega_0^2 - \alpha^2}.$$

分析式(5)可知, 该过程是一个衰减的振荡过程, 其振荡频率随  $R_f$  的增加而增加, 暂态电流幅值随  $R_f$  的增加而降低, 谐振分量的幅值随  $R_f$  的增加而降低。

为了更直观地展示故障特征量的变化特点, 本文以一个典型配电系统<sup>[20]</sup>为例给出各电气量大致图示, 故障点暂态电流的幅值随  $R_f$  和  $\varphi$  的变化规律如图 2、3 所示, 频率随  $R_f$  的变化规律如图 4 所示。

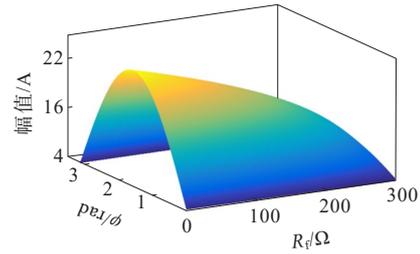


Figure 2 Relationship among the amplitude of low-resistance, the transition resistance and the initial phase angle

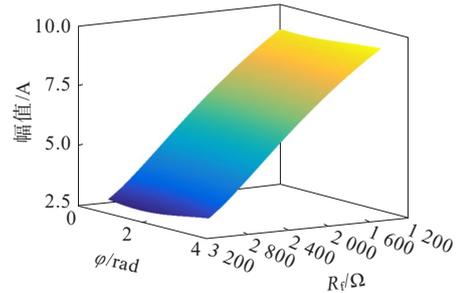


Figure 3 Relationship among the amplitude of high-resistance, the transition resistance and the initial phase angle

通过图 2、3 可以看出, 低阻时 ( $R_f < 300 \Omega$ ), 幅值受  $R_f$  和  $\varphi$  两者的非线性影响; 由于篇幅有限, 图 3 只分析了高阻 (过阻尼) 时 ( $R_f > 1300 \Omega$ ) 幅值随  $R_f$  和  $\varphi$  的变化规律, 随着  $R_f$  的增大, 幅值的变化更加微弱, 这将对后续选线准确率造成一定影响。

图 4(a) 表示低阻时频率与  $R_f$  的关系, 图 4(b) 表示高阻 (过阻尼) 时频率与  $R_f$  的关系, 由图 4 可以看出, 频率取值不受  $\varphi$  影响, 但受  $R_f$  的非线性影响<sup>[22]</sup>。

为了进一步分析谐振接地系统高阻接地故障的暂态初始能量变化规律<sup>[23]</sup>, 当  $R_f$  一定时, 暂态零序电流的初始总能量近似恒定, 跟随故障初相角呈正弦规律的细微波动; 当  $\varphi$  一定时, 暂态零序电流的初始总能量随  $R_f$  增大而减小, 大致趋势如图 5 所示。

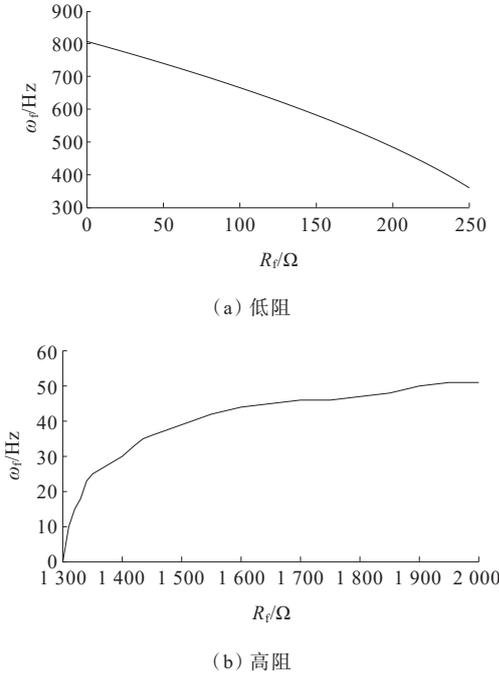


图4 频率与过渡电阻 $R_f$ 的关系

Figure 4 Relation between frequency and transition resistance

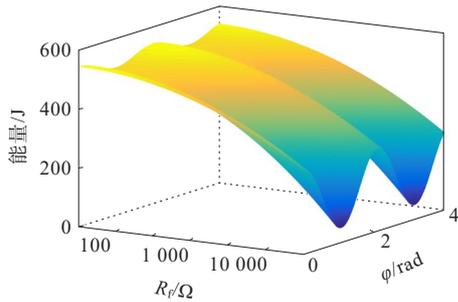


图5 系统能量与过渡电阻 $R_f$ 和初相角 $\varphi$ 关系

Figure 5 System energy related to the transition resistance and the initial phase angle

由此可见,暂态电流的幅值、频率和能量易受系统参数、过渡电阻和故障初相角的影响,且不同故障情况下特征量呈现的特征也不同,故大多针对单一特征量进行选线的方法适用性较差。若是通过智能算法融合暂态电流的幅值、频率和能量等3类故障特征进行选线,有望提高故障选线的准确率。

## 2 基于IHHT-RF的故障选线方法

### 2.1 算法原理

HHT是近年来分析非线性信号应用最为广泛的方法之一<sup>[24]</sup>。HHT算法包括经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和希尔伯特

(Hilbert)变换。其中EMD是该方法的核心,但由于信号有间歇现象,EMD容易出现模态混叠问题,为解决EMD的模态混叠问题,集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)、多元集合经验模态分解(multivariate ensemble empirical mode decomposition, MEEMD)等改进算法被相继提出,可通过添加不同种类的噪声来提升EMD算法的性能,但仍存在本征模函数(intrinsic mode function, IMF)每次分解个数不同或分解后信息不直观等问题。文献[25]提出一种全新的改进算法CEEMDAN,该算法通过自适应添加噪声,不仅能克服模态混叠的问题,而且节约计算成本,其计算效率、准确性和完备性都得到较大提升。

#### 1) CEEMDAN算法。

定义经EMD得到的第 $k$ 阶IMF分量为算子 $E_k(\cdot)$ , $\omega^i(t)$ 为高斯白噪声,经CEEMDAN分解后获得的第 $k$ 阶IMF分量为 $I_{IMFk}$ ,其具体算法如下。

对信号 $x^i(t)=x(t)+\alpha_0\omega^i(t)$ 进行 $i$ 次分解,则经EMD后的第一阶IMF分量为

$$I_{IMF1}(n)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^I I_{IMF1}^i(n) \quad (8)$$

则CEEMDAN的残量 $R_n$ 为

$$R_n=\begin{cases} x(t)-I_{IMF1}(n), & n=1 \\ R_{n-1}-I_{IMFn}(n), & n>1 \end{cases} \quad (9)$$

EMD分解 $R_{n-1}(n)+\alpha_1 E_n(\omega^i(n))$ 后的第1阶IMF分量和CEEMDAN的模态函数为

$$I_{IMF(k+1)}(n)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^I E_1(R_{n-1}(n)+\alpha_1 E_n(\omega^i(n))) \quad (10)$$

当残量的极值点个数不超过2个时,停止分解。假设能分解出 $k$ 阶IMF分量,则原信号 $x(n)$ 可表示为

$$x(n)=\sum_{k=1}^K I_{IMFk}+R(n) \quad (11)$$

#### 2) 相关系数法。

通过对CEEMDAN算法的分析,可知CEEMDAN分解后的IMF分量与原始信号成正交性,即IMF分量与原始信号之间的相关系数越高,IMF分量包含信号的物理特征越多,则准确性和有效性将越高,最终实现信号内的虚假干扰和背景噪声成分的有效滤除。因此本文引入相关系数法,通过设置阈值标准判断IMF分量是真实的信号分量或是无实际意义的虚假分量。

为避免发生删除的 IMF 幅值小但又是真实信号分量等情况,本文将所有的 IMF 分量和原始信号进行归一化处理,归一化后的相关系数可表示为

$$R_k = \frac{\sum_{i=1}^I (x_i - \bar{x})(I_{\text{IMFK}i} - \bar{I}_{\text{IMFK}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^I (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^I (I_{\text{IMFK}i} - \bar{I}_{\text{IMFK}})^2}} \quad (12)$$

将相关系数的标准差作为判定的阈值  $t_{\text{th}}$ ,即

$$t_{\text{th}} = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (R_k - \bar{R})^2} \quad (13)$$

当  $R_k > t_{\text{th}}$  时,分解得到的 IMF 分量为有效分量;反之则为无效分量。

## 2.2 故障特征量的选取

目前配电网故障选线方法大多选用暂态电流和暂态电压的幅值、相位、频率、高次谐波和暂态能量等故障特征量来制定选线方案,不同的单一特征量均存在各自适合或不适合的故障场景,发挥自身优点的同时也存在难以改善的缺点,如果能将不同故障特征量的选线优点集中起来,可有效解决仅利用单一特征量选线的缺陷,提高故障选线的适用性和可靠性。

基于故障特征的分析,本文选取暂态电流的瞬时频率、瞬时幅值和暂态能量等电气量进行分析并计算相应的特征值,将其作为后续所需的特征量。

### 1) 标准差 $S_k$

对原始信号进行 CEEMDAN 分解,利用相关系数法对 IMF 分量进行筛选,由于原始信号为低频信号,故分解后前几个分量的相关性较低,根据大量仿真实验得出,选择相关系数 0.5 作为阈值,不同故障参数下的零序电流信号经 CEEMDAN 分解后,其相关系数大于阈值的 IMF 分量的个数均为 3~4 个,选取相关系数大于阈值且最大的 3 个 IMF 分量作为特征 IMF 分量。为了更直接地展示各个故障波形在时频域上的特点,将分解后的 IMF 分量构造各个故障波形的时频矩阵,则时频矩阵  $A$  为

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

其中,矩阵  $A$  的行表示原始信号经 CEEMDAN 分解后各个 IMF 分量的波形数据,列表示原始信号的采样时刻。时频矩阵  $A$  能够完整地表现故障波形的时频信息。

标准差是反映一组数据离散程度最常用的量

化方式,能够反映信号波动的剧烈程度。对时频矩阵求取 IMF 分量的标准差作为特征向量,即计算矩阵每一行的标准差,可得到 3 个标准差值,标准差越大表示该数据的波形波动较明显。

标准差  $S_k$  为

$$S_k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{ki} - \bar{X}_k)^2}{n}}, k=1, 2, 3 \quad (14)$$

式中,  $S_k$  为标准差;  $k$  为频带数;  $X_{ki}$  为第  $i$  个数;  $\bar{X}_k$  为所对应数组的平均数。

### 2) 能量熵 $H$

信号分解后,可以用能量熵来表征每个频带的谱型结构,如果每个频段的振动能量分布更加均匀,不确定性程度越大,则其熵值越大。经 CEEMDAN 分解后的原始信号会逐级分离出内部的振荡模式,再经过希尔伯特变换后对谱图进行分析。将待分析信号进行 CEEMDAN 分解得到(忽略残差  $r_n(t)$ ):

$$D(t) = \text{Re} \left( \sum_{j=1}^n A_j(t) \cdot e^{i \int \omega_j(t) dt} \right) \quad (15)$$

式中,  $\text{Re}$  表示取实部;  $A_j(t)$  为第  $j$  阶 IMF 分量的瞬时幅值;  $\omega_j(t)$  为第  $j$  阶 IMF 分量的瞬时频率。

根据式(15)计算信号的希尔伯特边际谱  $H(\omega)$  为

$$H(\omega) = \sum_{j=1}^n h_j(\omega) \quad (16)$$

式中,  $h_j(\omega)$  为第  $j$  阶 IMF 分量每一个瞬时频率点的幅度分布。

则希尔伯特边际能量谱  $E(\omega)$  为

$$E(\omega) = \sum_{j=1}^n h_j^2(\omega) \quad (17)$$

为了描述信号在不同频带能量分布的差异,将得到的  $E(\omega)$  重叠加窗得到子频带能量:  $E = [E_1, E_2, \dots, E_k]$ , 定义一阶差分来表示子带能量的动态变化:  $\Delta E = [E_2 - E_1, E_3 - E_2, \dots, E_k - E_{k-1}]$ ; 为了表征原始信号能量分布的不确定度,根据希尔伯特边际能量谱来定义能量熵:

$$H = - \sum_{i=1}^k p_i \lg p_i \quad (18)$$

式中,  $p_i = E_i/E$ , 为第  $i$  个子带的能量占有所有子带能量之和的百分比。

### 3) 幅值畸变度 $C$

配电网发生故障时,故障相电流幅值高于非故障相电流,因为非故障支路有分流作用,所以离故

障点距离最近支路的故障电流最大。通过研究幅值之间的差异能较为准确地对故障线路与非故障线路进行区分,因此,本文定义故障相电流幅值畸变度,来表征单相接地故障发生前后电流幅值的变化程度。

具体定义如下:对故障相电流进行IHHT,提取特征IMF分量,根据瞬时幅值的定义计算各IMF分量的瞬时幅值。假设线路 $l(l=1,2,\dots,L)$ 的第 $m$ 个IMF分量在 $t$ 时刻的瞬时幅值为 $b_{lm}(t),m=1,2,3,4$ ,则线路 $l$ 的第 $m$ 个IMF分量故障前后瞬时幅值的有效值可表示为

$$A_{ml1} = \frac{\sum_{t=t_f}^{t_f} \frac{b_{lm}(t)}{\sqrt{2}}}{t_f} \quad (19)$$

$$A_{ml2} = \frac{\sum_{t=t_f}^T \frac{b_{lm}(t)}{\sqrt{2}}}{N - t_f + 1} \quad (20)$$

式中, $A_{ml1}, A_{ml2}$ 分别为第 $l$ 条线路中第 $m$ 个IMF分量故障前、故障后1/4周期内的瞬时幅值,其值为有效值; $t_f$ 为故障时刻所对应的采样序列编号; $t_A$ 为故障发生前1/4周期开始时刻所对应的采样序列编号。

采样序列选取故障前1/4周期和故障后3/4周期的故障相电流。根据式(19)、(20)可以求得第 $l$ 条线路发生故障前后的电流幅值畸变程度 $c_l$ :

$$c_l = \frac{\sqrt{\sum_{m=1}^4 A_{ml2}^2}}{\sqrt{\sum_{m=1}^4 A_{ml1}^2}}, l=1,2,\dots,L \quad (21)$$

对 $c_l$ 进行归一化处理:

$$C_l = \frac{c_l}{\sum_{l=1}^L c_l}, l=1,2,\dots,L \quad (22)$$

式(21)、(22)中, $L$ 为线路总数量。根据式(22)可以计算经归一化处理后幅值畸变程度矩阵 $C=[C_1 C_2 \dots C_L]$ ,将矩阵定义为幅值畸变度 $C$ 。

本文构造了5个基于统计量的故障分类特征量,通过数学方法将其构成一个特征向量集 $X=[S_1 S_2 S_3 H C]$ ,把 $X$ 作为后续构建RF分类器的输入。

### 2.3 基于IHHT-RF的故障选线方法流程

#### 1) RF。

RF是一种集成学习算法,它以决策树作为基础学习器,在此基础上进一步引入随机属性,是基

于Bagging集成方法的扩展。RF不易发生“过拟合”,具有较强的抗噪声干扰能力,故在处理大量复杂数据时,相比于单一分类器(如决策树)而言,RF具有更高效、更准确的分类结果,可有效增强学习系统的泛化能力<sup>[26]</sup>。

假设一数据集为 $D=\{X_i, Y_i\}, X_i \in R_k, Y_i \in \{1, 2, \dots, C\}$ ,随机建立一个由多棵决策树组成的森林 $\{g(D, \theta_m), m=1, 2, \dots, M\}$ ,每棵决策树相互独立,具体算法流程如下。

步骤1:随机从训练样本集中有放回地抽取 $N$ 个样本,作为RF中单棵决策树的训练子集,每个训练子集约等于原始训练集的2/3,虽然这种抽样方法具有一定的重复率,但可以避免决策树陷入局部最优的情况。

步骤2:从训练样本中定义 $M$ 个输入特征, $M$ 远大于 $m$ ,每棵决策树的每个节点在分裂时,随机从 $M$ 中选择 $m$ 个输入特征进行分裂,最终获得生长充分的决策树,其中 $m$ 在构建决策树的过程中不会发生变化。

#### 2) 故障选线方法流程。

步骤1:通过仿真模型模拟单相接地故障,采集不同线路参数下每条线路的波形数据。

步骤2:利用IHHT算法提取每条线路在故障发生时的电流暂态信号,计算时频矩阵标准差 $S_k$ 、能量熵 $H$ 和幅值畸变度 $C$ ,从而融合形成包含3类特征的特征向量集 $X=[S_1 S_2 S_3 H C]$ ,定义不同的标签值(标签1、标签2)作为输出状态(故障线路、正常线路),与对应的特征向量共同组成训练样本和测试样本。

步骤3:从包含 $n$ 个不同训练样本的集合 $S=\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 中有放回地随机抽取一个样本,重复 $T$ 次,得到 $T$ 个训练集 $S_1, S_2, \dots, S_T$ ,进一步形成对应的分类树 $M_1, M_2, \dots, M_T$ ,从5个特征属性里随机选择1个属性当成该节点的分裂属性,使分类树进行充分生长,最后得到 $T$ 棵决策树。

步骤4:将上述过程提取的特征向量集作为输入,运行状态作为输出,建立RF选线模型,利用测量数据验证模型分类的准确程度。将测试数据集中的某个样本输入到已训练好的RF分类器中,让 $T$ 棵决策树对其投票,最终将 $T$ 棵决策树中票数最多的结果定为最终的分类结果。

若该结果为1,则该线路属于故障线路;若该结果为2,则该线路属于正常线路。

### 3 仿真分析

#### 3.1 仿真模型

利用 ATP/EMTP 搭建仿真模型并在 MATLAB 中进行数据处理,10 kV 配电网系统仿真模型如图 6 所示。该系统包含一个 110/10.5 kV 的变压器,4 条供电线路,其中  $L_1$  为纯架空线路, $L_2$  为纯电缆线路, $L_3$  为混联架空—电缆线路、 $L_4$  为带支路架空的线路,具体线路参数见表 1<sup>[27]</sup>。变压器低压侧的中性点采用经消弧线圈接地方式,线路负载阻抗为  $100+j6.282 \Omega$ ,消弧线圈的补偿度  $X=8\%$ ,母线对地等效电容  $C_s=1 \mu\text{F}$ ,系统对地电容并联之和为  $C$ ,则求得消弧线圈中电感  $L=0.784 2 \text{ H}$ 。

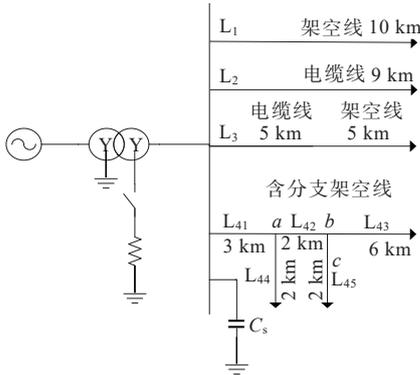


图 6 10 kV 配电网 EMTP 仿真模型

Figure 6 EMTP simulation model of 10 kV distribution network

表 1 配电网 10 kV 线路参数

Table 1 Line parameters of 10 kV distribution network

线路类型	电阻/( $\Omega/\text{km}$ )		电感/( $\text{mH}/\text{km}$ )		电容/( $\mu\text{F}/\text{km}$ )	
	正序	零序	正序	零序	正序	零序
电缆线	0.270	2.700	1.019	0.255	0.339	0.280
架空线	0.170	0.230	1.210	5.475	0.009	0.006

#### 3.2 仿真验证

故障发生时刻为 0.02 s,仿真时长 0.045 s,采样频率取 10 kHz。通过改变故障点距离母线的位置、过渡电阻  $R_f$  以及故障初相角  $\theta$  等条件进行大量仿真,分别在每条线路距离母线 20%、50%、80% 的位置设置单相接地故障,对于带有分支线路的  $L_4$ ,将 3 个故障点设置在如图 6 的  $a$ 、 $b$  和  $c$  处, $\theta$  分别为  $0^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $120^\circ$  和  $150^\circ$ , $R_f$  分别为 10、50、200、500、1 000  $\Omega$ ,整个样本总数为 3(故障位置) $\times$ 5(过渡电阻数) $\times$ 5(故障初相角数) $\times$ 4(线路数) $\times$ 4(每条线路都会发生故障情况)=1 200,根据 RF 分类器的训

练标准,将其中的 840 组数据作为训练样本,剩余 360 组数据作为测试样本。

假设在以母线为起点的 50% 长度处的线路  $L_1$  上发生 A 相接地故障,当  $\theta=30^\circ$ , $R_f=50 \Omega$ ,故障时刻为 0.02 s 时,采集各条线路一个周期的零序电流暂态波形(故障前 1/4 周期和故障后 3/4 周期),则故障线路  $L_1$  的零序电流  $i_{01}$  和正常线路  $L_2$  的零序电流  $i_{02}$  如图 7 所示,故障零序电流  $i_{01}$  的 CEEMDAN 分解如图 8 所示。

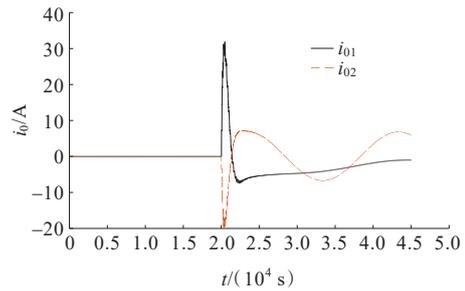


图 7 零序电流波形

Figure 7 Waveforms of zero-sequence currents

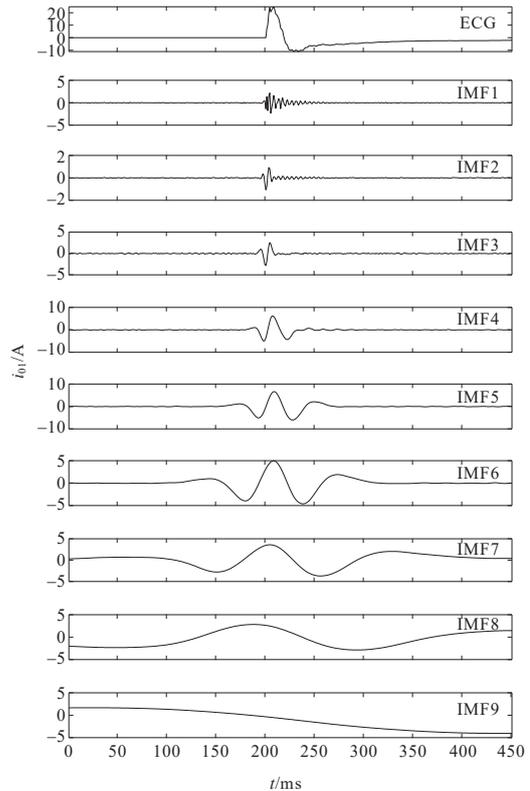


图 8 故障零序电流  $i_{01}$  CEEMDAN 分解结果

Figure 8 Decomposition results of fault zero-sequence current

由图 7 可以看出故障线路和非故障线路的零序电流幅值有较大差异,故障发生时刻暂态过程十分

明显,从图8中可以看出部分分量含较多噪声,与原信号的相关性不大,而其他分量的分解效果较为明显,为后续选取特征 IMF 分量提供了理论依据。

在建立 RF 分类模型时,考虑到决策树棵数对模型性能的影响,利用 MATLAB 对不同决策树棵数下的 RF 分类器与分类正确率之间的关系进行仿真。其中,RF 决策树个数从 50 棵到 1 000 棵,步长 50 棵,仿真结果如图 9 所示,由图 9 可知本文选择决策树棵数  $T$  为 400 较理想。

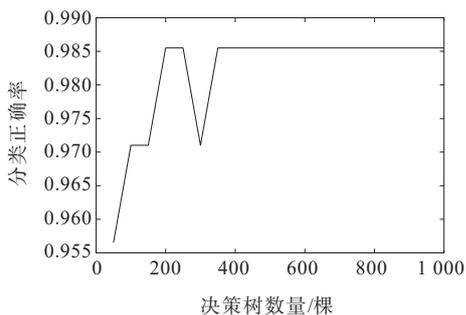


图 9 决策树棵数对性能的影响

Figure 9 Impact of the numbers of decision trees on performances

将 840 组训练数据输入 RF 分类器中训练,建立选线模型,将剩余的 360 组测试样本数据输入到已训练好的选线模型中进行验证,部分决策树的分类过程如图 10 所示,仿真结果如图 11 和表 2 所示(其中标签 1 表示故障线路,标签 2 表示正常线路)。仿真结果表明,利用本文所提的 IHHT-RF 的选线模型能很好地识别出故障线路与非故障线路,准确率达到 99.7%。

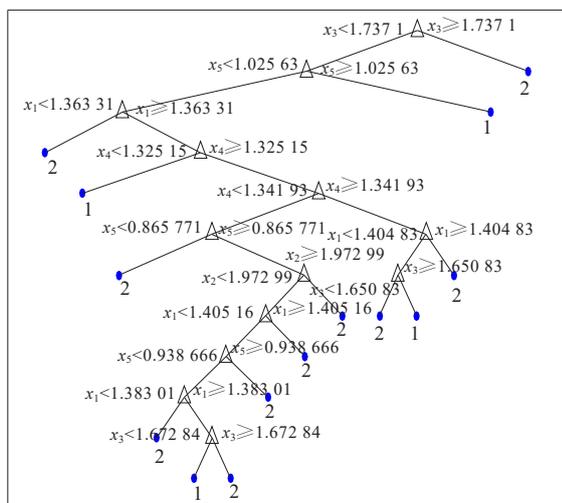


图 10 单棵决策树分类

Figure 10 Impact of the numbers of decision trees on performance

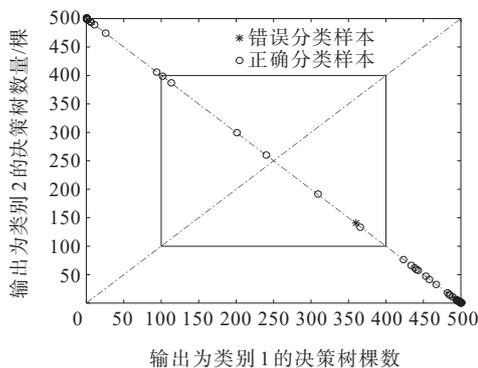


图 11 随机森林分类器性能分析

Figure 11 Performance analysis of random forest classifier

表 2 基于 IHHT-RF 的选线结果

Table 2 Line selection results based on IHHT-RF

样本编号	特征向量集 $X$ [ $S_1$ $S_2$ $S_3$ $H$ $C$ ]	结果 标签	选线 结果
1	[1.433 1 1.942 8 1.664 6 1.349 6 0.937 0]	2	正确
25	[1.347 4 1.955 8 1.693 3 1.321 6 0.991 9]	2	正确
95	[1.424 7 1.918 8 1.673 3 1.343 0 0.957 2]	2	正确
156	[1.435 8 1.950 8 1.696 9 1.345 9 0.944 7]	2	正确
180	[1.327 2 1.987 0 1.703 5 1.333 6 0.858 4]	1	正确
215	[1.390 5 1.974 0 1.660 2 1.336 0 0.935 0]	1	正确
262	[1.365 1 1.995 9 1.625 1 1.339 9 0.871 4]	1	正确
285	[1.423 1 1.921 3 1.662 4 1.337 2 0.931 8]	2	正确
320	[1.334 2 2.021 0 1.685 7 1.333 7 1.006 3]	1	正确

### 3.3 选线方法适应性分析

1) 中性点不同接地方式的影响。

当小电流系统的中性点采用不同接地方式时,零序电流的振荡频率会发生变化,通过调整系统中性点的接地方式来验证本文方法的可行性。在线路  $L_3$  和  $L_4$  的不同位置模拟单相接地故障,故障位置与文 3.2 中设置方式一致,其中  $\theta = 30^\circ$ ,  $R_f = 50 \Omega$ ,将数据样本输入到已训练好的 RF 选线模型中,具体选线结果如表 3 所示。根据仿真结果得出,不同中性点接地方式下,本文选线方法能可靠实现。

2) 线路末端高阻接地的影响。

当线路末端  $R_f$  过大且  $\theta$  过小时,零序电流  $i_0$  幅值较小,此时很难实现准确可靠的故障选线。为了验证本文方法是否适用于高阻接地故障,在线路  $L_1$  末端设置单相高阻接地故障,  $R_f = 3\ 000 \Omega$ ,通过改变  $\theta$  获得大量仿真数据(由于高阻故障时,很难准确获得故障发生时刻,其误差可能在半个周波以上,故选取故障前后一个周波的数据),仿真结果如表 4

所示。仿真结果表明,当线路末端发生初相角较小的高阻接地时,故障零序电流的幅值和能量变化较小,特征向量集参数的差异性较小。但本文采用 RF 作为分类器的选线方法能够克服初相角较小、高阻接地故障时的不利影响,仍然可以实现可靠的故障选线。

表 3 基于中性点不同接地方式的仿真结果

Table 3 Simulation results of different neutral-point-grounding modes

中性点 接地 方式	故障线路 (故障位 置)	特征向量集 $X$ [ $S_1 S_2 S_3 H C$ ]	选线 结果
不接地	$L_3(20\%)$	[1.428 3 1.945 3 1.689 9 1.338 8 0.897 4]	正确
	$L_4(80\%)$	[1.421 7 1.953 3 1.645 4 1.344 6 0.940 2]	正确
经电阻 接地	$L_3(20\%)$	[1.383 5 1.946 7 1.692 8 1.334 6 0.990 6]	正确
	$L_4(80\%)$	[1.399 5 1.953 9 1.680 2 1.342 5 0.999 4]	正确
经消弧线 圈接地	$L_3(20\%)$	[1.394 0 1.925 5 1.661 0 1.328 5 0.839 1]	正确
	$L_4(80\%)$	[1.415 2 1.938 6 1.713 4 1.343 6 1.013 0]	正确

表 4 基于线路末端高阻接地的仿真结果

Table 4 Simulation results of high-resistance grounding at the end of line

故障 线路	$R_f/\Omega$	$\theta/(\circ)$	特征向量集 $X$ [ $S_1 S_2 S_3 H C$ ]	选线 结果
$L_1$	3 000	0	[1.405 2 1.906 2 1.670 7 1.343 1 1.007 8]	正确
	3 000	30	[1.372 2 1.976 8 1.679 9 1.332 5 0.908 1]	正确
	3 000	90	[1.422 7 1.928 7 1.695 8 1.340 2 0.935 0]	正确
	3 000	120	[1.395 6 1.904 3 1.682 1 1.337 8 0.951 2]	正确
	3 000	150	[1.392 8 1.941 5 1.677 1 1.340 1 0.957 8]	正确

3) 电弧性接地故障的影响。

配电网发生单相电弧性故障时,电弧等效电阻呈现非线性特点。在 ATP/EMPT 仿真软件上搭建如图 12 所示的弧光接地模型,其中开关电路的控制

参数设置为  $A_{AMPL}=10$ 。在距离母线始端 50% 处的  $L_1$  线路上设置发生单相接地故障,  $\theta=30^\circ, R_f=50\Omega$ 。闭合开关以后,其故障线路  $L_1$  与非故障线路  $L_2$  的零序电流整体变化趋势如图 13 所示,综合计算特征向量集的参数输入到已训练好的 RF 选线模型中,选线结果如表 5 所示。仿真结果表明,本文提出的选线方法对于电弧性接地故障仍然有效。

表 5 基于电弧故障的仿真结果

Table 5 Simulation results of arc fault

故障 线路	$T/s$	Width /s	特征向量集 $X$ [ $S_1 S_2 S_3 H C$ ]	选线 结果
$L_1$	0.002	0.001	[1.364 7 1.914 1 1.687 2 1.335 8 0.948 1]	正确
	0.003	0.002	[1.385 3 1.962 8 1.693 7 1.334 0 0.882 1]	正确

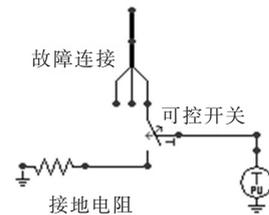


图 12 弧光接地仿真模型

Figure 12 Simulation model of arc grounding

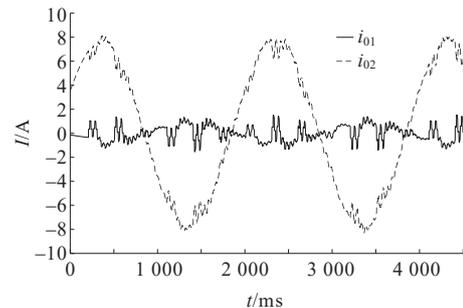


图 13 弧光接地零序电流波形

Figure 13 Waveforms of zero-sequence current under arc grounding

4) 母线并联补偿电容器的影响。

配电网的母线上通常有一个电容器用于无功补偿,该电容器以不接地星形或三角形的方式进行接地。为了验证母线并联补偿电容器对本文方法的影响,在线路  $L_3$  和  $L_4$  的不同故障位置模拟单相接地故障,设置参数  $\theta=30^\circ, R_f=50\Omega$ ,仿真结果如表 6 所示。仿真结果表明,本文选线方法对于母线并联电容器的配电网情况,仍能实现准确可靠选线。

表6 基于母线并联补偿电容器时的仿真结果

Table 6 Simulation results of compensation with paralleled capacitors

故障线路	故障位置	特征向量集 $X$ [ $S_1 S_2 S_3 H C$ ]	选线结果
$L_3$	20%	[1.386 4 1.915 9 1.724 2 1.336 4 1.001 8]	正确
	80%	[1.396 7 1.965 4 1.653 3 1.327 5 1.026 5]	正确
$L_4$	20%	[1.386 6 1.908 9 1.731 6 1.335 5 0.902 7]	正确
	80%	[1.328 3 1.995 0 1.668 8 1.329 8 0.958 6]	正确

5) 对比其他算法。

为对比和评估模型的分类效果, 本文将RF分类结果分别与SVM分类器和k最近邻(k-nearest neighbor, KNN)分类器进行对比, 如图14~16所示, 其中纵坐标1代表正常情况; 2代表母线故障; 3代表单相接地故障。

①RF: 将840组训练数据输入RF分类器中进行训练, 得到一个训练好的RF故障选线模型, 再将剩余的360组测试样本数据输入到训练好的RF故障选线模型中进行测试, 设置 $R_f = 50 \Omega$ , 选线结果如图14所示, 因此测试样本数据在RF故障选线模型中的平均选线准确率为99.7%。

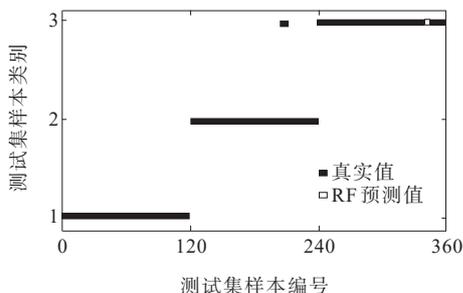


图14 RF算法检测结果

Figure 14 Detecting results of RF algorithm

②SVM: 采用径向基函数(radial basis function, RBF)核为SVM进行训练, 由于惩罚系数 $g$ 和核参数 $c$ 对训练结果的影响较大, 因此本文采用网格搜索的方法对这2个参数进行优化。选择测试精度最优的参数为最终参数, 因此核参数 $c=1$ , 惩罚系数 $g=4$ , 如图15所示为最终的分类结果, 分类正确率为90.1%。

③KNN: 利用欧氏距离计算两样本之间的间距, 邻近值 $k$ 设置为1、5、10、20, 通过仿真测试不同 $k$

取值下分类结果的不同, 将测试精度的最优参数作为 $k$ 的最优取值, 仿真表明当 $k=1$ 时的分类准确度最高。如图16所示为最终的分类结果, 分类正确率为87.2%。

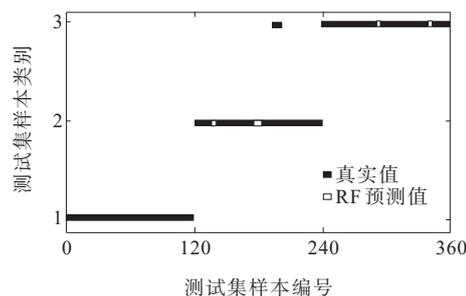


图15 SVM测试集分类结果

Figure 15 Classification results of SVM testing sets

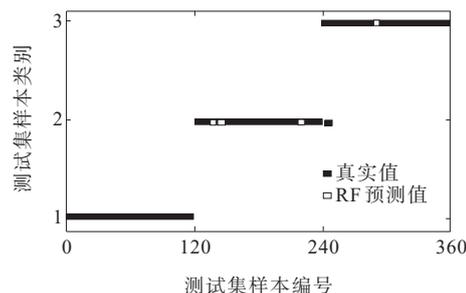


图16 KNN测试集分类结果

Figure 16 Classification results of KNN testing sets

表7对比了RF、SVM以及KNN 3种算法故障分类结果情况。

表7 各分类器故障分类准确率对比

Table 7 Fault classification accuracy comparison of different classifiers

故障类型	分类准确率/%		
	RF	SVM	KNN
正常	100.0	100.0	100.0
母线故障	100.0	82.0	69.5
单相接地故障	99.1	88.3	92.0
总分类正确率	99.7	90.1	87.2

表7表明, 对比于SVM和KNN算法, RF算法能够准确地对配电网单相接地故障进行分类且准确率高。因此说明RF算法有较低的计算复杂度、分类精度高、易于扩展, 能很好地实现配电网单相接地故障的分类。

## 4 结语

本文提出一种基于IHHT-RF的方法进行配电网单相接地故障选线, 通过大量理论分析和仿真验证可得到如下结论:

1) 本文采用CEEMDAN方法对故障后的暂态零序电流信号进行分解,能准确提取故障后零序电流的故障信息,不仅克服了传统EMD的模式混叠问题,其运算效率、精确性和完备性都大大提升;

2) 本文将RF算法应用在配电网接地故障选线领域,借助RF分类器融合3类不同故障特征量,对选线结果进行判别,将选线问题转换为分类问题,能大幅提高故障选线的正确率,且本文选线方法适用绝大多数故障情况,应用范围广;

3) 该选线方法不受中性点接地方式、过渡电阻、初相角、馈线结构等因素的影响,在3 000  $\Omega$ 高阻接地故障下,仍能可靠实现配电网故障选线,具有较强的适应性和可靠性。

### 参考文献:

- [1] 田君杨,柳影,薛永端,等.小电流接地故障选线装置零序电压启动分析[J].供用电,2022,39(5):54-60.  
TIAN Junyang, LIU Ying, XUE Yongduan, et al. Analysis of zero sequence voltage starting of small current grounding fault line selection device[J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(5): 54-60.
- [2] 李琰,赵莹,杜磊,等.计及分布式电源注入谐波的单相接地故障联合选线[J].电力工程技术,2023,42(4):113-121.  
LI Yan, ZHAO Ying, DU Lei, et al. Combined line selection of single-phase grounding faults considering harmonic injection of distributed powers[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(4): 113-121.
- [3] 薛太林,靳贰伟,吴杰.基于五次谐波和混沌系统的谐振接地系统故障选线[J].电测与仪表,2022,59(1):176-182.  
XUE Tailin, JIN Erwei, WU Jie. Fault line selection of resonant grounding system based on fifth harmonic and chaotic system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(1): 176-182.
- [4] 周宇,汤涛,曾祥君,等.基于零序电流幅值比倍增系数的灵活接地系统故障选线方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(23):112-120.  
ZHOU Yu, TANG Tao, ZENG Xiangjun, et al. Fault line detection method for a flexible grounding system based on a zero-sequence current amplitude ratio multiplication coefficient[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 112-120.
- [5] 刘映彤,黄纯,袁静泊,等.谐振接地系统两点同相接地故障暂态特征及选线[J].中国电力,2022,55(10):62-70.  
LIU Yingtong, HUANG Chun, YUAN Jingbo, et al. Transient characteristics and line selection of two-point grounding faults on same phase in resonant grounding system[J]. Electric Power, 2022, 55(10): 62-70.
- [6] 何小龙,高红均,高艺文,等.基于GA优化BP神经网络
- 的有源配电网高阻接地故障选线方法[J].智慧电力,2023,51(4):54-61.  
HE Xiaolong, GAO Hongjun, GAO Yiwen, et al. High resistance grounding fault line selection method for active distribution network based on GA optimized BP neural network[J]. Smart Power, 2023, 51(4): 54-61.
- [7] 聂祥论,张靖,何宇,等.基于序列特征融合和深度置信网络的配网故障选线方法[J].电网与清洁能源,2023,39(5):66-75,84.  
NIE Xianglun, ZHANG Jing, HE Yu, et al. A method of distribution network fault line selection based on sequence feature fusion and deep belief network[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(5): 66-75, 84.
- [8] 朱晓红,杨伟荣,张蓉,等.基于RNN-LSTM神经网络的小电流接地故障选线方法[J].高压电器,2023,59(7):213-220.  
ZHU Xiaohong, YANG Weirong, ZHANG Rong, et al. Line selection method of low current grounding fault based on RNN-LSTM neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(7): 213-220.
- [9] 陈池瑶,苗世洪,殷浩然,等.基于注意力机制一卷积神经网络的配电网单相接地故障选线方法[J].电力建设,2023,44(4):82-93.  
CHEN Chiyao, MIAO Shihong, YIN Haoran, et al. Single-phase grounding-fault line selection method based on attention mechanism-convolution neural network for distribution network[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(4): 82-93.
- [10] 秦苏亚,薛永端,刘砾钰,等.有源配电网小电流接地故障暂态特征及其影响分析[J].电工技术学报,2022,37(3):655-666.  
QIN Suya, XUE Yongduan, LIU Lizheng, et al. Transient characteristics and influence of small current grounding faults in active distribution network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(3): 655-666.
- [11] 汤涛,周宇,曾祥君,等.基于过渡电阻评估的灵活接地系统暂态故障选线方法[J].电力系统自动化,2023,47(5):171-179.  
TANG Tao, ZHOU Yu, ZENG Xiangjun, et al. Transient fault line selection method for flexible grounded system based on transition resistance evaluation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(5): 171-179.
- [12] 杨帆.基于有源工频电流注入的配电网对地参数精确测量[J].电力科学与技术学报,2018,33(1):81-87.  
YANG Fan. Ground parameters accuracy measurement in distribution network based on active current injection with power frequency[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(1): 81-87.
- [13] 韦莉珊,贾文超,焦彦军.基于5次谐波与导纳不对称度的配电网单相接地选线方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(15):77-83.  
WEI Lishan, JIA Wenchao, JIAO Yanjun. Single-phase

- fault line selection scheme of a distribution system based on fifth harmonic and admittance asymmetry[J]. Power System Protection and Control,2020,48(15):77-83.
- [14] 邹豪,曾祥君,喻锐,等.基于零序电压调控的故障选线选相新方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(15):69-76.  
ZOU Hao,ZENG Xiangjun,YU Kun,et al.A new method of fault line selection and phase selection based on zero sequence voltage regulation[J].Power System Protection and Control,2020,48(15):69-76.
- [15] 李侯君,刘辉,邹琪骥,等.基于VMD和FCM的配电网单相接地故障选线[J].湖北工业大学学报,2019,34(4):40-44.  
LI Houjun,LIU Hui,ZOU Qixiao,et al. Research on single-phase ground fault line selection based on VMD and FCM[J].Journal of Hubei University of Technology,2019,34(4):40-44.
- [16] 卫永琴,鞠凯,王潇龙,等.变分模态分解在小电流接地系统故障选线中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(11):31-38.  
WEI Yongqin,JU Kai,WANG Xiaolong,et al.Application of variational mode decomposition in fault line selection for small-current grounding system[J].Proceedings of the CSU-EPSA,2019,31(11):31-38.
- [17] 高金峰,秦瑜瑞,殷红德.基于小波包变换和支持向量机的故障选线方法[J].郑州大学学报(工学版),2020,41(1):63-69.  
GAO Jinfeng,QIN Yurui,YIN Hongde. Fault line selection based on wavelet packet transform and support vector machine[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science),2020,41(1):63-69.
- [18] 王玉梅,张家康.基于卷积神经网络多判据融合的井下电网故障选线方法[J].电源学报,2023,21(5):110-117.  
WANG Yumei,ZHANG Jiakang. Fault line selection method for mine power grid based on fusion of multiple criteria of convolutional neural network[J]. Journal of Power Supply,2023,21(5):110-117.
- [19] 庞清乐,孙同景,穆健,等.基于神经网络的中性点经消弧线圈接地系统故障选线方法[J].电网技术,2005,29(24):78-81.  
PANG Qingle,SUN Tongjing,MU Jian,et al. Neural network based faulty line detection method for power system with neutral grounding via arc suppression coil [J].Power System Technology,2005,29(24):78-81.
- [20] 薛永端,李娟,徐丙垠.中性点经消弧线圈接地系统小电流接地故障暂态等值电路及暂态分析[J].中国电机工程学报,2015,35(22):5703-5714.  
XUE Yongduan,LI Juan,XU Bingyin. Transient equivalent circuit and transient analysis of single-phase earth fault in arc suppression coil grounded system[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(22):5703-5714.
- [21] 薛永端,李娟,陈筱菁,等.谐振接地系统高阻接地故障暂态选线与过渡电阻辨识[J].中国电机工程学报,2017,37(17):5037-5048+5223.  
XUE Yongduan,LI Juan,CHEN Xiaoru,et al. Faulty feeder selection and transition resistance identification of high impedance fault in a resonant grounding system using transient signals[J].Proceedings of the CSEE,2017,37(17):5037-5048+5223.
- [22] 刘志文,董旭柱,邹林,等.基于零序电流衰减周期分量的高阻接地故障区段定位[J].电力系统自动化,2020,44(7):161-168.  
LIU Zhiwen,DONG Xuzhu,ZOU Lin,et al. Section location method for high impedance grounding fault based on declining periodic component of zero sequence current[J].Automation of Electric Power Systems,2020,44(7):161-168.
- [23] 方毅,薛永端,宋华茂,等.谐振接地系统高阻接地故障暂态能量分析与选线[J].中国电机工程学报,2018,38(19):5636-5645+5921.  
FANG Yi,XUE Yongduan,SONG Huamao,et al. Transient energy analysis and faulty feeder identification method of high impedance fault in the resonant grounding system[J].Proceedings of the CSEE,2018,38(19):5636-5645+5921.
- [24] SAHANI M,DASH P K. FPGA-based online power quality disturbances monitoring using reduced-sample HHT and class-specific weighted RVFLN[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2019,15(8):4614-4623.
- [25] 熊国良,甄灿壮,张龙,等.基于CEEMDAN多尺度排列熵的轴承故障智能识别 Fisher-GG 聚类方法[J].噪声与振动控制,2020,40(6):1-7+28.  
XIONG Guoliang,ZHEN Canzhuang,ZHANG Long,et al. Intelligent fault recognition of rolling bearings using fisher-GG clustering and CEEMDAN-based multi-scale permutation entropy[J]. Noise and Vibration Control,2020,40(6):1-7+28.
- [26] 范春阳,吴守鹏,刘晓文,等.基于小波包变换与随机森林的滚动轴承故障特征分析方法[J].机械设计与制造,2020(10):59-63+70.  
FAN Chunyang,WU Shoupeng,LIU Xiaowen,et al. Fault feature analysis method of rolling bearing based on wavelet packet transform and random forest[J]. Machinery Design & Manufacture,2020(10):59-63+70.
- [27] 邓丰,梅龙军,唐欣,等.基于时频域行波全景波形的配电网故障选线方法[J].电工技术学报,2021,36(13):2861-2870.  
DENG Feng,MEI Longjun,TANG Xin,et al. Faulty line selection method of distribution network based on time-frequency traveling wave panoramic waveform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2021,36(13):2861-2870.