

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210689

基于 NGO-VMD-DE 的单相接地故障信号特征提取*

王孔贤 邵英 王黎明

(海军工程大学电气工程学院 武汉 430033)

摘要: 针对电力系统输配电线路发生单相接地故障时,电气设备的电磁环境干扰,故障零序电流成分复杂等原因导致故障特征信息提取困难,变分模态分解参数人为确定导致其对零序电流分解效果差,常用的熵运算慢,鲁棒性差,进而后续选线准确率低的问题,提出了一种新的基于 NGO-VMD-DE 的单相接地故障的零序电流故障特征提取方法。首先,通过北方苍鹰优化算法(NGO)优化变分模态分解(VMD)实现零序电流信号的自适应分解,建立了自适应相关系数的本征模态函数(IMF)分量选取准则选取有效分量,然后对选取的分量进行重构,最后对重构后的信号进行散布熵(DE)计算以提取单相接地故障的零序电流故障特征,通过搭建模型进行仿真实验,并与近似熵、样本熵、模糊熵、排列熵等其他特征熵值指标进行对比表明,所提出的故障特征提取方法可以更加准确、有效地表征发生单相接地故障线路的零序电流故障信息。

关键词: 北方苍鹰优化算法;变分模态分解;相关系数;散布熵;单相接地故障;故障特征提取

中图分类号: TM86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4034

Feature extraction of single-phase grounding fault signal based on NGO-VMD-DE

Wang Kongxian Shao Ying Wang Liming

(School of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: When single-phase grounding fault occurs in power system transmission and distribution lines, it is difficult to extract fault feature information due to electromagnetic environment interference of electrical equipment, complex fault zero sequence current components and other reasons. Variational modal decomposition parameters are determined artificially, resulting in poor decomposition effect of zero sequence current, slow entropy operation and poor robustness, and low accuracy of subsequent line selection, a new zero-sequence current fault feature extraction method for single-phase grounding fault based on NGO-VMD-DE is proposed. Firstly, the adaptive decomposition of the zero-sequence current signal is realized through the northern goshawk optimization algorithm (NGO) optimization variational modal decomposition (VMD), and the selection criteria of the intrinsic mode functions component of the adaptive correlation coefficient are established. The effective IMF component is selected, and then the selected IMF component is reconstructed. Finally, the dispersion entropy (DE) of the reconstructed signal is calculated to extract the zero-sequence current fault characteristics of single-phase grounding fault, the proposed fault feature extraction method can more accurately and effectively characterize the zero-sequence current fault information of single-phase grounding fault lines by building a model for simulation experiments and comparing it with other characteristic entropy.

Keywords: NGO algorithm; VMD; correlation coefficient; dispersion entropy; single phase grounding fault; fault feature extraction

0 引言

根据电力系统运行的经验表明,单相接地故障是电力系统输配电线路最频发的故障,如果不能及时发现故障线

路,可能将单相接地故障危害扩大为相间短路,危害整个电力系统的安全运行,然而输配电线路发生单相接地故障时,由于电气设备间的电磁环境干扰,而且故障零序电流成分复杂,所以故障特征信息提取困难,进而导致后续选线准确

收稿日期:2022-07-15

* 基金项目:国家自然科学基金(41974005)、国家优秀青年科学基金(42122025)项目资助

率低,因此采用准确可靠的方法提取单相接地故障的零序电流故障特征对提高故障选线准确率尤为重要。

Dragomiretskiy 等^[1]在 2014 年提出了变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 这一全新的非递归、自适应的信号处理方法,该方法克服了传统模态分解算法的不足,具有扎实的理论基础和更好的鲁棒性,可以抑制或避免模态混叠现象。虽然 VMD 在实际工程应用之中具有种种优势,但在使用过程中需要对分解层数 K 和惩罚因子 α 这两个参数进行设置,否则会导致模态的过分解和欠分解。文献[2-3]采用中心频率法通过比较不同 K 值下模态分量对应的中心频率的差异来确定 K 值,文献[4-5]采用瞬时频率均值法通过绘制不同 K 值时各模态分量的瞬时频率均值变化趋势图来确定 K 值。文献[6]通过频谱峰值点法来优化分解层数和惩罚因子,确定 VMD 参数。这些方法在 K 值选取上并未考虑 K 和 α 间可能存在的相互影响,存在较大主观臆测性,且分析选取速度较慢。而采用智能算法对 VMD 进行参数寻优^[7-8]可以在一定程度上克服由于人的主观经验导致误差。北方苍鹰优化算法 (northern Goshawk optimization, NGO) 是由 Dehghani 等^[9]于 2022 年提出的一种群体智能优化算法,该算法经过 68 个不同的目标函数的评估、与 8 种著名算法对比、求解 4 个实际工程设计问题,体现了其在求解优化问题方面的有效性和优越性,因此本文提出采用 NGO 优化 VMD 分解来解决上述现有研究中存在的问题。

近年来,许多应用在机械动力学系统的衡量时间序列复杂性的方法相继被提出并应用到非线性、非平稳信号的特征提取过程中^[2],熵作为敏感特征量也被广泛应用到故障诊断领域中,故障诊断中常见的信息熵有近似熵^[10] (approximate entropy, AE)、样本熵^[11] (sample entropy, SE)、模糊熵^[12] (fuzzy entropy, FE)、排列熵^[13] (permutation entropy, PE)等,但是这些熵的表征效果对参数依赖性太大,而且计算过程中时间复杂度较高,鲁棒性较差,散布熵 (dispersion entropy, DE) 是 Rostaghi 等^[14]于 2016 年提出的一种新的有效的衡量时间序列复杂性的指标,具有运算快速简单,受突变信号影响较小,抗干扰能力强且考虑幅值之间的大小关系的优点,同时一定程度上克服了样本熵、近似熵、排列熵的固有缺陷,充分利用分析时间序列的状态空间对应项来量化向量间距离的分布特性,因此本文提出采用 DE 来表征单相接地故障的故障特征。

为了解决单相接地故障的零序电流故障特征信息提取困难,VMD 参数人为确定导致其对零序电流分解效果差,常用的熵运算慢,鲁棒性差进而从而导致后续选线准确率低的问题,笔者提出了一种新的基于 NGO-VMD-DE 的单相接地故障的零序电流故障特征提取方法,首先,通过 NGO 优化算法对 VMD 分解的两个参数 K 与 α 进行优化选取,提高分解效果,其次,利用优化后的 VMD 处理故障

线路和非故障线路的零序电流信号,获得 K 个本征模态函数分量 (intrinsic mode functions, IMF),依据相关系数法选取模态分量中与原信号之间相关系数大于预设阈值的模态分量作为有效分量进行重构,最后对重构后的信号进行散布熵 (DE) 计算来表征单相接地故障的零序电流故障特征。经过对不同故障条件下的单相接地故障零序电流进行分析,并与近似熵、样本熵、模糊熵、排列熵对比表面所提方法的有效性和优越性。

1 基本原理介绍

1.1 VMD 原理

VMD 的原理^[15]是将非平稳信号 f 分解为 K 个模态分量信号 u_k ,且每个分量有一个确定的有限带宽和中心频率 ω_k 。变分问题就可以表示为寻求 K 个模态函数 $u_k(t)$,使得每个模态的估计带宽之和最小,约束条件为各模态分量之和为输入信号 f ,构造过程中,首先对各个模态函数分量 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换,获得其解析信号,其次将各个模态函数分量的解析信号与 $e^{-i\omega_k t}$ 进行混合,将每个模态分量的频谱调制到相应的预估基频带,计算平移后信号梯度的 L_2 范数平方来估计带宽,接着利用交替乘子算法 (alternate direction method of multipliers, ADMM) 可得模态分量 u_k 、中心频率 ω_k 的最优解。

1.2 NGO 优化算法

北方苍鹰优化算法 (NGO) 通过模拟北方苍鹰在猎物狩猎过程中的行为对参数进行优化,下面对算法原理进行介绍,主要分为两个阶段,分别是识别猎物及攻击猎物阶段和追逐及逃生阶段,每个阶段的数学模型如下:

1) 识别猎物及攻击猎物阶段。这个阶段北苍鹰随机选择一个猎物,然后迅速攻击它,由于搜索空间中猎物的随机选择,该阶段增加了算法的搜索能力。该阶段是全局搜索,目的是识别最优区域,这一阶段的数学模型公式如式(1)~(3)所示。

$$P_i = X_k, i = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, N \quad (1)$$

$$x_{i,j}^{new,P1} = \begin{cases} x_{i,j} + r(p_{i,j} - Ix_{i,j}), & F_{P_i} < F_i \\ x_{i,j} + r(x_{i,j} - p_{i,j}), & F_{P_i} \geq F_i \end{cases} \quad (2)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P1}, & F_i^{new,P1} < F_i \\ X_i, & F_i^{new,P1} \geq F_i \end{cases} \quad (3)$$

式中: P_i 是第 i 只北方苍鹰的猎物位置, F_{P_i} 是其目标函数值, k 是区间 $[1, N]$ 中的随机自然数, $X_i^{new,P1}$ 是第 i 个解的新状态, $x_{i,j}^{new,P1}$ 是其第 j 维, $F_i^{new,P1}$ 是第 1 阶段的目标函数值, r 是区间 $[0, 1]$ 中的随机数, I 是一个随机数,可以是 1 或 2,参数 r 和 I 是用于在搜索和更新中生成随机行为的随机数。

2) 追逐及逃生阶段。在北苍鹰攻击猎物后,猎物试图逃跑。因此,在一个追尾过程中,北方苍鹰继续追逐猎物,

由于北苍鹰的高速飞行,它们几乎可以在任何情况下追逐猎物并最终狩猎,对这种行为的模拟提高了算法对搜索空间局部搜索的能力,该阶段是局部搜索,目的是找到最优解,这一阶段的数学模型公式如式(4)~(6)所示。

$$x_{i,j}^{new,P2} = x_{i,j} + R(2r - 1)x_{i,j} \quad (4)$$

$$R = 0.02 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (5)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new,P2}, & F_i^{new,P2} < F_i \\ X_i, & F_i^{new,P2} \geq F_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: t 是迭代次数, T 是最大迭代次数, $X_i^{new,P2}$ 是第 i 个解的新状态, $x_{i,j}^{new,P2}$ 是其第 j 维, $F_i^{new,P2}$ 是第 2 阶段的目标函数值。

在根据上述 NGO 算法数学模型更新所有种群参数后,完成算法的迭代,此时确定了所有种群参数值、目标函数以及当前最优解,然后算法进入下一次迭代,种群成员根据式(1)~(6)继续更新,直到完成最后一次迭代,整个迭代过程中获得的最优解作为给定优化问题的解。

1.3 相关系数法

VMD 分解后,各模态函数分量 IMF 所包含的频带是不同的,噪声主导的分量中存在较多异常信号会导致与原信号之间的相关性降低,二者之间的相关系数会变小,而有用信号成分主导的分量与原信号相关性较好,二者之间的相关系数会较大,因此原信号与各分量信号之间的相关系数大小能够作为有效分量选取的依据,两种成分主导的分量之间存在一个相关系数的临界阈值^[16-17],如果相关系数高于该阈值,则认为该分量中包含的是有用信号成分,如果互相关系数低于该阈值,则认为该分量中包含的是噪声或者异常成分,阈值 r_{thr} 的计算方法如式(7)所示。

$$r_{thr} = \frac{\max(r_i)}{10 \times \max(r_i) - 3} \quad (7)$$

式中: r_i 为第 i 个 IMF 分量与原信号的相关系数值,大于 r_{thr} 的模态分量为有效分量,小于 r_{thr} 的模态分量舍弃。

1.4 散布熵

散布熵是一种新的表征时间序列复杂性和不规则程度的非线性动力学方法,具有计算速度快,受突变信号影响较小,且考虑幅值之间的大小关系的优点,散布熵的计算步骤^[18]如下:

1) 将给定的一个长度为 N 的非线性时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 通过正态累积分布函数映射到 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, $y \in (0, 1)$, 即 $y_j = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{x_j} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt, j = 1, 2, \dots, N$, 式中: μ, σ 分别为时间序列的均值和标准差。

2) 通过线性变换 $z_i = R(c \cdot y_i + 0.5)$ 将 Y 映射到 $[1, 2, \dots, c]$ 范围内得到序列 z_i , 其中, c 为类别个数, $R(\cdot)$ 表示取整函数。

3) 创建嵌入向量 $z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i-d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\}, i = 1, 2, \dots, N - (m - 1)d$, 其中嵌入维度为 m , 时间延迟为 d ,

$N - (m - 1)d$ 表示嵌入向量的总个数。

4) 计算散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}} (v = 1, 2, \dots, c)$, 若 $z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$ 则 $z_i^{m,c}$ 对应的散布模式为 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 。由于时间序列中有 m 个点,且每个点都可以取 $1 \sim c$ 的整数值,因此,每个时间序列 $z_i^{m,c}$ 可能有 c^m 种散布模式。

5) 计算每个散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的频率 $p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{Number(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})}{N - (m - 1)d}$, 其中, $Number(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ 为 $z_i^{m,c}$ 映射到 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的个数。

6) 利用信息熵定义,具有嵌入维数 m , 时间延迟 d 和类别 c 的时间序列 X 的散布熵计算如下: $DE(X, m, c, d) =$

$$-\sum_{\pi=1}^{c^m} p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln(p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}))。$$

不同的参数对 DE 计算会存在影响,对于时间延迟 d , 当其取值大于 1 时可能会造成一些频率信息的丢失。对于嵌入维数 m , 如果嵌入维数 m 太小,则可能检测不到信号中的动态变化,而 m 值过大则可能导致不能观测到信号中的微小变化。对于类别 c , 当 c 取值过小时,两个幅值差距很大的数据就可能被分配为同一类;而当 c 过大时,幅值相差很小的数据就可能被分成不同类,此时 DE 会对噪声很敏感。根据对散布熵各参数的研究^[18],本文将散布熵的参数设置为: 时间延迟 $d = 1$, 嵌入维数 $m = 3$, 类别 $c = 6$ 。

2 NGO-VMD-PE 特征提取步骤

2.1 NGO 优化 VMD

VMD 算法的分解层数 K 和惩罚因子 α 的值需要预先设定, K 过大分解结果中会产生虚假分量, K 过小会产生模态混叠,惩罚因子 α 越大,越不易出现模态混叠现象,但带宽越窄, α 过小则容易出现模态混叠,因此提出利用 NGO 优化 VMD 参数,以提高 VMD 的性能。利用 NGO 进行 VMD 参数优化时,还需要设定一个目标函数,包络熵^[19]可以反应分量的稀疏程度,信号稀疏程度越大,包络熵越小,反之亦然,零序电流信号经过 VMD 分解后,如果得到的 IMF 分量所含的噪声越多,则信号的稀疏程度越小,包络熵值就越大;如果 IMF 分量的规律性很强,噪声越少,则信号的稀疏程度越大,包络熵也就越小。VMD 分解后有 K 个分量就会有 K 个包络熵值,选择 K 个包络熵值中最小的作为局部最小包络熵值 $\min E_e$, 即为目标函数,整个优化过程就是要找到全局最小包络熵以及对应的最佳分量组合 K 和 α 。

所以利用 NGO 对 VMD 进行参数优化时,选择目标函数为最小包络熵值 $\min E_e$, 通过每次代入不同组合的 K 和 α 对目标函数值进行计算,再相互比较更新,最终确定参数组合 K 和 α , 包络熵 E_e 的计算公式如式(8)所示。

$$\begin{cases} E_e = - \sum_{j=1}^N b_j \lg b_j \\ b_j = a(j) / \sum_{j=1}^N a(j) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $a(j)$ 是信号 VMD 分解后的 IMF 分量经过 Hilbert 变换得到, b_j 是 $a(j)$ 的归一化形式。

NGO 优化 VMD 算法的具体步骤如下, 流程如图 1 所示。

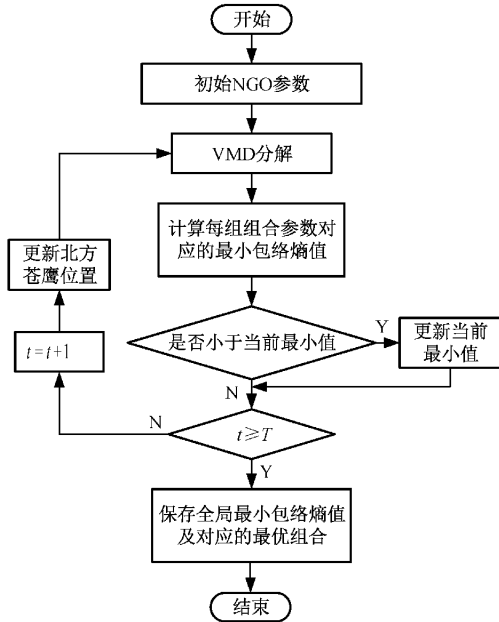


图 1 NGO 优化 VMD 流程

1) NGO 参数的初始化。K 的取值范围为 [2, 10], α 的取值范围为 [500, 20 000], 种群的规模大小为 30, 最大迭代次数为 15;

2) 对零序电流进行 VMD 分解, 选择目标函数为最小包络熵值 $\min E_e$, 通过每次代入不同组合的 K 和 α 对 $\min E_e$ 进行计算, 再相互比较更新当前最佳目标函数值。

3) 确定是否终止迭代。如果 $t < T$, 让 $t = t + 1$, 继续更新, 否则迭代终止, 并保存全局最小包络熵以及其对应的参数组合 K 和 α 。

其他参数对分解效果影响较小, 设置为经验值, 即噪声容忍度 $\tau = 0$, 初始化中心频率 $init = 1$, 直流分量 $DC = 0$, 收敛准则容忍度 $\epsilon = 1 \times 10^{-7}$ 。

2.2 特征提取流程

本文提出了一种新的基于 NGO-VMD-DE 的单相接地故障的零序电流故障特征提取方法, 具体流程如图 2 所示, 主要步骤如下:

1) MATLAB/Simulink 中利用 SimPowerSystems 工具箱搭建了 110 kV/10 kV 的小电流接地的配电网模型, 设置线路单相接地故障, 通过改变仿真模型中的故障过渡电阻、故障位置、故障类型以及故障初相角来模拟不同故障条

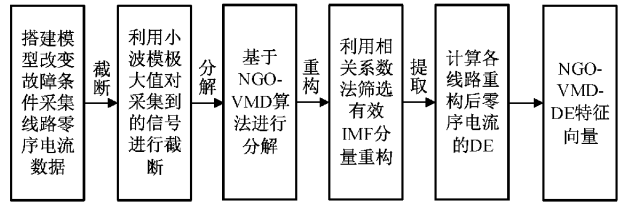


图 2 NGO-VMD-DE 特征提取方法流程

件, 采集故障线路和非故障线路零序电流;

2) 利用小波模极大值对采集的零序电流进行初步的截断预处理, 减小后续计算量;

3) 利用 NGO 算法对 VMD 算法的参数进行并行优化, 确定分解模态数 K 以及惩罚因子 α ;

4) 利用改进的 VMD 方法对截断后的故障线路和非故障线路零序电流进行分解, 得到一系列 IMF 分量, 然后利用相关系数法筛选有效分量进行重构;

5) 计算重构后信号的 DE 来表征线路零序电流信号的复杂性和不规则程度, 将计算得到的各线路的零序电流的 DE 组成特征向量。

3 实验分析

3.1 模型搭建

利用 MATLAB/Simulink 的 SimPowerSystems 工具箱搭建了 110 kV/10 kV 的小电流接地的配电网模型, 该模型共有 L1、L2、L3、L4、L5 五条出线, 模型如图 3 所示, 模型中可以通过控制 K_1 、 K_2 、 K_3 的闭合情况来切换中性点的 3 种不同接地方式, K_1 断开为中性点不接地系统, 在农村 10 kV 供电网络中广泛应用; K_1 、 K_2 闭合, K_3 断开为中性点经消弧线圈接地系统, 在 10 kV 煤矿电网中广泛应用; K_1 、 K_3 闭合, K_2 断开为中性点经高阻接地系统。所搭建模型为在理想状况下的模型, 仅考虑线路的电容和电阻, 不考虑极端环境下的干扰成分。

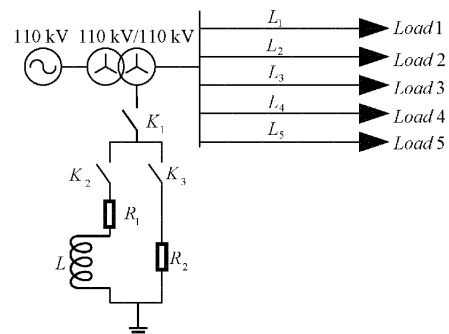


图 3 小电流接地配电网模型简图

模型中主要模块及参数设置如表 1 所示。

通过改变仿真模型中的故障过渡电阻、故障位置、故障类型以及故障初相角来模拟不同故障条件验证所提特征提取方法的有效性, 设计如表 2 所示故障样本集合。

表 1 主要模块及参数设置

模块名称	参数设置
电源	相电压为 110 kV, 频率为 50 Hz, A 相初始角为 0°, 连接方式为 Y_n 型, 其他参数取默认值。
变压器模块	电源侧变压器容量为 30 MVA, 绕组采用 Y/Y_n 接线方式, 变比 110/10 kV, 电阻和感抗均取默认值。
消弧线圈	采用 10% 的过补偿方式, 计算得到 $L = 0.99H, R = 31.1 \Omega$
输电线路	选用 π 型等值模型, 频率设为 50 Hz, 母线及 L_1 到 L_5 的长度分别设为 10、6、8、10、9、7 km, 其他参数取默认值。
三相故障	设定故障开始时刻为 0.02 s, 结束时刻为 0.1 s, 整个过程持续 0.1 s, 采集 5 个工频周期的数据, 采样频率为 40 kHz。

表 2 故障样本集合

参数名称	样本集合
故障线路	$\{L_1, L_2, L_3, L_4, L_5, \text{母线}\}$
故障相	$\{A \text{ 相}, B \text{ 相}, C \text{ 相}\}$
故障到线路首端距离 L_F/km	$\{0.2, 0.4, 0.6, 0.8\}$ 故障点距首端距离占线路长度的比例
过渡电阻 R_F/Ω	$\{10, 100, 200, 500, 1\ 000\}$
故障初相角 $\alpha/(\circ)$	$\{0, 30, 45, 60, 90\}$

随机选择参数, 当图中配电网为中性点不接地系统时, 设线路 L_1 的 A 相发生接地故障, 故障点到线路首端距离 L_F 为 1.2 km, 过渡电阻 R_F 为 10 Ω , 故障初相角 α 为 90°。仿真得到的故障线路 L_1 的零序电流波形图和非故障线路的零序电流波形图如图 4 所示。

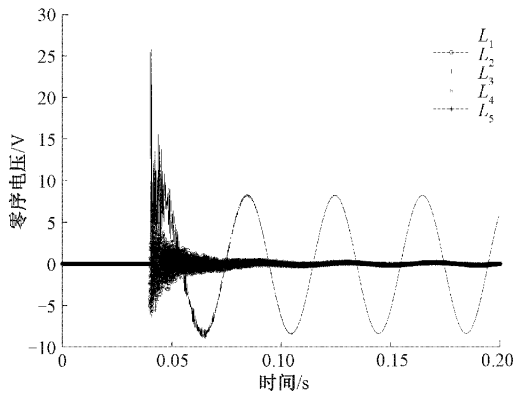


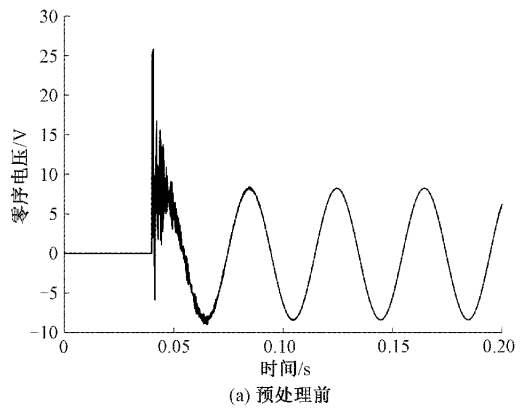
图 4 故障线路与非故障线路零序电流波形图

3.2 零序电流预处理

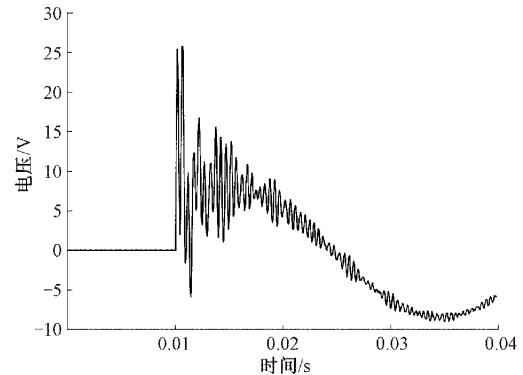
为了降低后续故障特征信息提取的计算量, 需要对信号进行预处理, 截断多余的部分, 仅保留包含丰富故障信息的暂态部分。当线路发生单相接地故障后, 所有出线的零序电流均会同时产生突变, 具有奇异性。小波变换可以检测出信号奇异的位置和大小, 信号中奇异点的位置与小波变换模极大值间是相互对应的, 先对所有出线的零序电流信号进行多尺度分析, 分解到一定的层次后, 通过对模极大值点的检测来确定零序电流突变位置, 即为故障发生时刻, 然后在此基础上, 向前截取 0.5 个工频周期, 向后截取 1.5 个工频周期的信号作为预处理后的暂态零序电流

信号用于后续分析。

如图 5 所示, 预处理前零序电流在 0.04 s 处发生突变, 整个过程一共记录了 0.1 s, 突变过程很短暂, 之后就进入稳态, 属于重复的波形数据, 而预处理后仅保留突变前 0.01 s 以及突变后 0.03 s 的波形, 对暂态过程做了很好的记录。



(a) 预处理前



(b) 预处理后

图 5 预处理前后的零序电流图

改变故障条件,以线路1发生A相接地故障为例,计算100种不同故障条件下预处理前后每条线路的零序电流的散布熵以验证截断预处理是否会影响散布熵,计算结果如图6所示,从图中可以看出,预处理前后故障线路 L_1 的散布熵均明显高于其他非故障线路,这与前文分析一致,故障线路零序电流信号相较于非故障线路更复杂和不规则,散布熵更大。

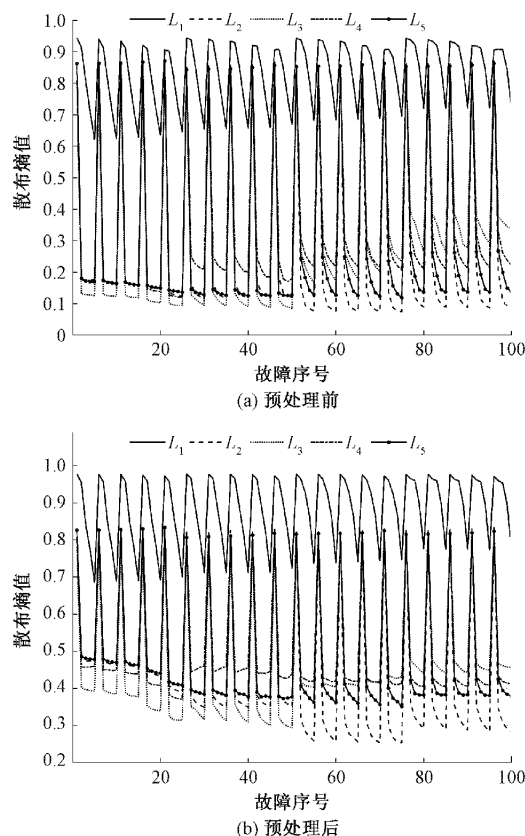


图6 预处理前后线路的零序电流散布熵值曲线

表3所示为截断前后各线路散布熵均值和散布熵值曲线的相关系数,其中散布熵值曲线的相关系数均在0.97以上,但计算得到的截断前后的这100种故障条件下散布熵的均值存在略微差异,截断后的均值相较于截断前有所提高,这是由于截断将后面的稳态部分去除,仅保留了暂态部分,使得数据的复杂性一定程度上提高了,但是相比于故障线路,还是明显存在差距,且计算截断后5条线路100种故障条件的散布熵共用时66.22s,远远小于不截断操作时的用时17602.84s,达到了缩短计算量又保存故障散布熵特征的目的,其中故障线路 L_1 截断前后散布熵值曲线如图7所示。

3.3 NGO-VMD分解重构信号

利用NGO优化算法搜索VMD算法的最优参数组合,以上文馈线线路 L_1 发生A相发生接地故障,故障点到线路首端距离 L_F 为1.2km,过渡电阻 R_F 为10 Ω ,故障初相角 α 为 90° 为例,VMD参数寻优过程的迭代曲线如图8

表3 截断前后各线路散布熵均值及相关系数

	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5
截断前	0.834 0	0.275 6	0.322 5	0.343 9	0.300 3
截断后	0.882 8	0.445 4	0.472 0	0.505 9	0.486 6
相关系数	0.995 3	0.971 9	0.991 7	0.979 9	0.982 9

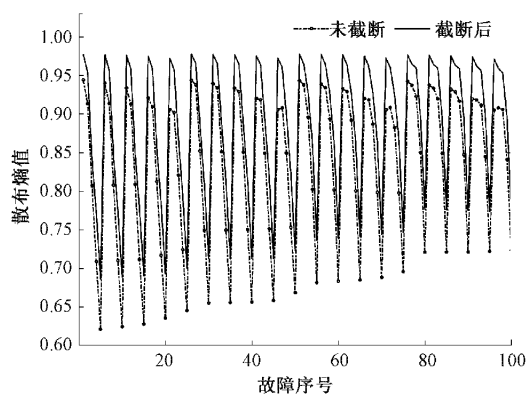


图7 故障线路截断前后散布熵值曲线

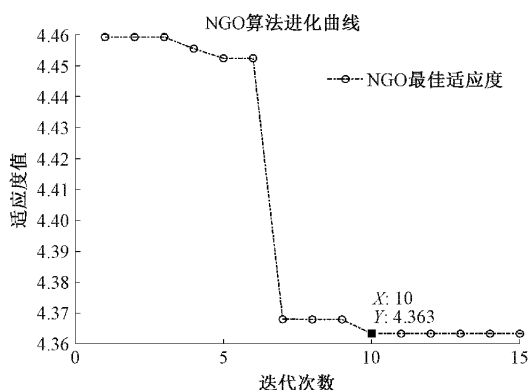


图8 NGO寻优过程的迭代曲线

所示,经过10次迭代搜索到了全局的最优解,此时的包络熵值最小,为4.363。该全局最优解对应的参数 $K=7$ 和 $\alpha=2233$,将其引入到VMD算法的参数设置中。图9(a)和(b)分别为对故障零序电流信号进行VMD处理得到的7个模态分量对应的时域图和频谱图,可以看出,在NGO寻得的最优参数下进行分解,各个模态没有相互出现模式混叠的现象,且分解充分。

图10所示为NGO-VMD分解后再利用相关系数法筛选有效IMF分量重构后的信号与原始信号的对比图,二者的相关系数达到了0.9948,保留了原始信号的完整的有用信息,剔除了无用的部分,图11为各分量与原始信号的相关程度,计算得到阈值 r_{thr} 为0.1488,IMF1、IMF2、IMF3、IMF4分量为有效分量,得以保存,其他分量视为无用噪声分量,剔除。

3.4 DE特征提取

对NGO-VMD分解筛选重构后的信号进行散布熵

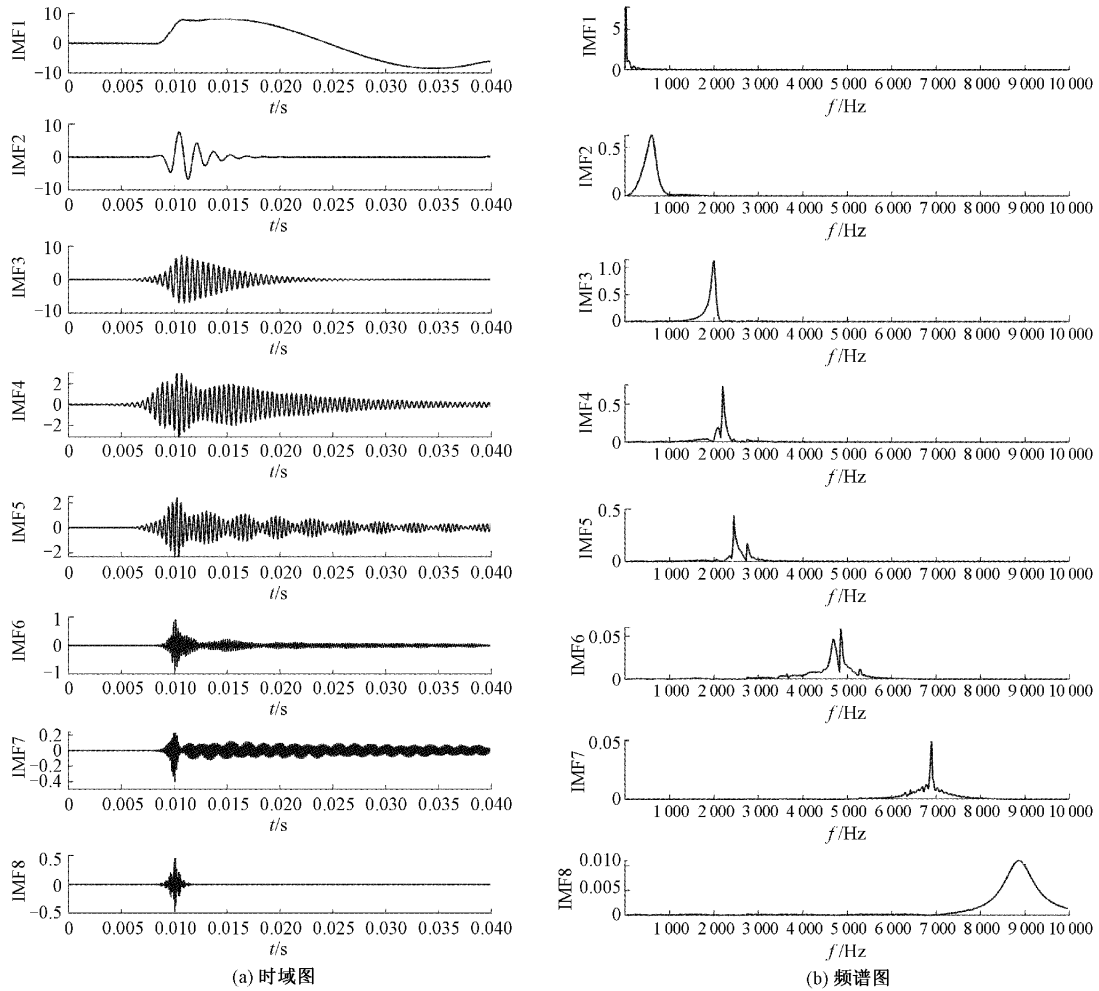


图 9 模态分量对应的时频图

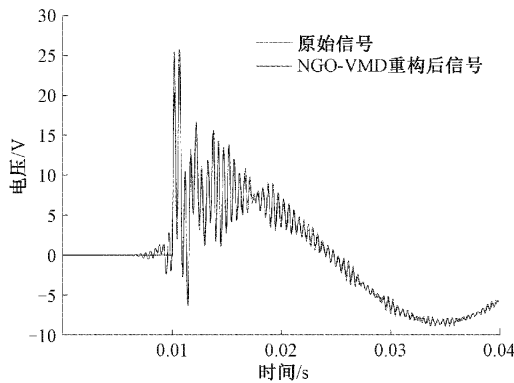


图 10 重构信号与原始信号对比

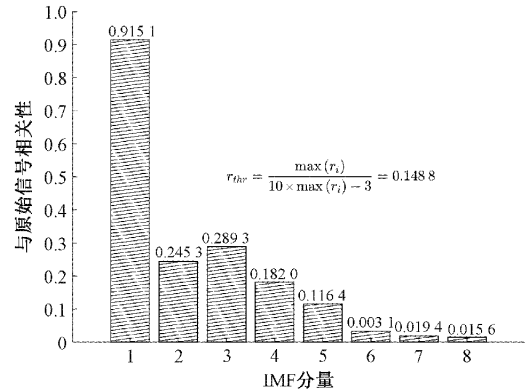


图 11 分量与原始信号的相关程度

DE 的计算, 散布熵的参数设置为: 时间延迟 $d = 1$, 嵌入维数 $m = 3$, 类别 $c = 6$, 直接截断后未优化分解的故障线路原始零序电流信号的 5 种特征熵值比较如图 12(a) 所示, NGO-VMD 分解筛选重构后故障线路零序电流信号的 5 种特征熵值比较如图 12(b) 所示, 可以看出无论是否优化分解, DE 都是大于其他 4 种熵值, 且在 NGO-VMD 优

化分解后, DE 更趋于稳定, 与其他 4 种熵值的差距拉大, 更能表征故障线路的时间序列复杂性和不规则程度。为了进一步定量验证 DE 相较于其他特征熵值的优越性, 引入动态时间弯曲^[20] (dynamic time warping, DTW) 距离表征两条线路之间的特征熵值差异程度, 计算故障线路与各条非故障线路特征熵值的 DTW 距离之和, 特征熵值的

DTW 距离之和越大,代表该特征熵值在故障线路与非故障线路上的差异越明显。表 4 列出了 5 种特征熵值在 100 种故障条件下故障线路与非故障线路间的 DTW 距离之和,DE 的 DTW 距离之和最大,表明了散布熵在故障线路与非故障线路上的差异最大。

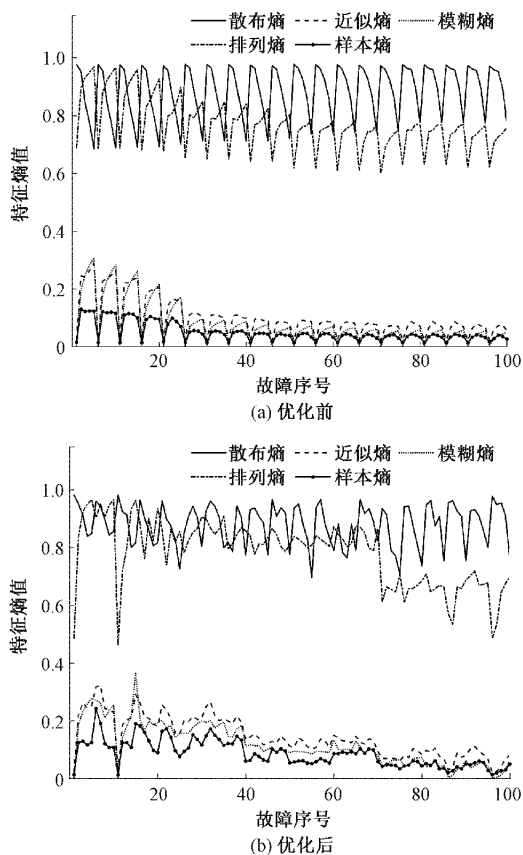


图 12 优化前后故障线路的 5 种特征熵值比较

表 4 馈线故障时各馈线间的特征熵值 DTW 距离之和

	优化后 DE	优化后 AE	优化后 FE	优化后 PE	优化后 SE
DTW 距离	173.110 9	93.680 9	46.363 1	48.289 2	104.493 5

在研究故障线路上 DE 相较于其他特征熵值的优势后,进一步分析 DE 在故障线路与非故障线路的差异,论证其作为故障特征量的有效性,图 13 所示为 100 种故障条件下故障线路 L_1 的散布熵值曲线与非故障线路的散布熵值曲线图,可以看出故障线路 L_1 的散布熵值与正常线路的差异明显,图中 L_1 的散布熵值曲线的均值为 0.879 7, L_2 、 L_3 、 L_4 、 L_5 分别为 0.403 7、0.442 1、0.476 6、0.425 1,故障线路的散布熵值在任一故障条件下均大于正常线路,且与图 6(b)截断预处理后线路的原始零序电流散布熵值曲线对比,优化分解后故障线路的零序电流散布熵特征得到了进一步放大,与非故障线路的差异变得更加明显。

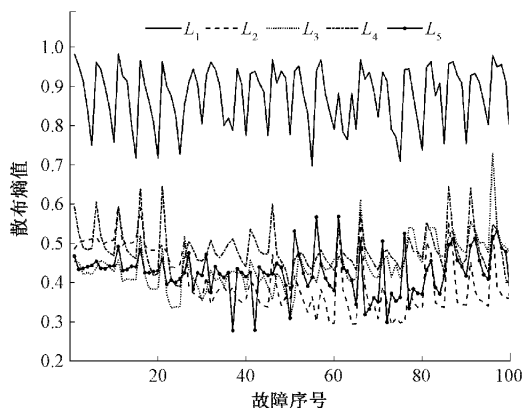


图 13 优化分解后线路的零序电流散布熵值曲线

以上的分析是在 L_1 发生单相接地故障时做的讨论,即在馈线发生故障时,散布熵 DE 可以有效地表征零序电流故障特征,凸显出故障线路和正常线路的差异。接下来对故障发生在母线上时进行讨论,此时各个馈线的零序电流幅值差异不大,变化趋势相近,因此各个馈线特征熵值应尽可能的接近。此时在母线故障时在 100 种故障条件下进行处理计算得到 5 条线路 $L_1 \sim L_5$ 的散布熵值的对比图如图 14 所示,与分析一致,5 条线路的散布熵值变化趋势相近,并且求的母线故障时 5 种特征熵值在 100 种故障条件下 5 条馈线的 DTW 距离之和如表 5 所示,DE 的 DTW 距离之和和最小,说明相较于其他 4 种特征熵,此时散布熵表征各馈线变化趋势、时间复杂性相近的能力更强,更能表征出母线故障时单相接地的故障特征。

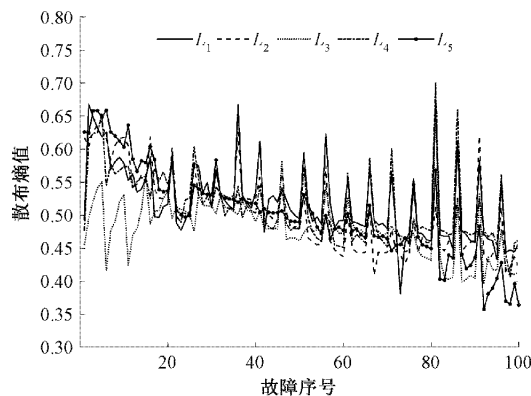


图 14 母线故障时优化分解后线路的零序电流散布熵值曲线

表 5 母线故障时各馈线间的特征熵值 DTW 距离之和

	DE	AE	FE	PE	SE
DTW 距离	13.399 2	22.046 2	29.597 4	15.269 8	51.841 5

通过对馈线故障和母线故障两种情况的分析,可以得出结论:相较于其他 4 种特征熵值,散布熵均能很好的表征在给定故障条件下单相接地故障该有的特征,馈线故障

时,可以显著区别出故障线路和非故障线路,母线故障时,可以更好表征各馈线间的相近。

4 结 论

本文提出了一种基于 NGO-VMD-DE 的单相接地故障零序电流故障特征提取方法,通过建模进行仿真实验分析表明:采用北方苍鹰智能群优化算法对变分模态分解算法中分解层数 K 和惩罚因子 α 两个参数进行优化选取,克服了传统的基于人工经验选取的不足,提高了变分模态分解的效果与效率;利用小波模极大值法对采集数据进行截断预处理可以在极大缩短计算量的同时保留信号的故障散布熵特征;利用相关系数法对优化分解后的故障零序电流信号进行重构有效的剔除了噪声无用分量,且重构后的信号的散布熵特征得到进一步放大;在馈线故障和母线故障两种情况的分析,NGO-VMD-DE 的特征提取的表征效果优于 AE、SE、PE、FE 4 种特征熵。

参考文献

- [1] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [2] 周静雷,丁芳,崔琳. VMD 多尺度熵和 GWO-SVM 在扬声器异常声分类中的应用[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8):41-47.
- [3] 周小龙,张耀娟,王尧,等. VMD 复合熵值法在齿轮故障诊断中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(2):43-46,51.
- [4] 蔡力钢,李海波,杨聪彬,等. 基于改进 VMD 和自适应 BSA 优化 LS-SVM 的刀具磨损状态监测方法[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(1):10-23.
- [5] 付华,金岑. VMD-PE 协同 SNN 的输电线路故障辨识方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6):86-92.
- [6] 陈再航,刘晓波,聂远航,等. 基于自适应 VMD 的含 DG 配电网谐振接地故障选线方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1):146-152.
- [7] 杜政奇,王敬华,张新慧. 基于参数优化 VMD 和能量相似度的配电网故障区段定位方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8):95-101.
- [8] 薛政坤,汪曦,于晓光,等. 基于优化 VMD 的齿轮箱轴承保持架故障特征提取[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(7):77-81.
- [9] DEHGHANI M, HUBALOVSKY S, TROJOVSKY P. Northern goshawk optimization: A new swarm-based algorithm for solving optimization problems[J]. IEEE Access, 2021, 9: 162059-162080.
- [10] 齐晓轩,都丽,张国山. 小波包近似熵特征的机动车声识别方法[J]. 南京理工大学学报, 2020, 44(1):67-73,79.
- [11] 刘秀丽,王鸽,吴国新,等. VMD 及 PSO 优化 SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1):54-61.
- [12] 刘宝生,邓三鹏,雷敬. 基于参数优化 VMD 和模糊熵的自动机故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(2):93-96,113.
- [13] 刁宁昆,马怀祥,王金师,等. 基于 MPE 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21):44-48.
- [14] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: A measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [15] 李春兰,王静,石碧,等. 基于 VMD-LSTM 的触电电流提取方法研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(2):149-159.
- [16] 郑祥豪,张宇宁,李金伟,等. 基于变分模态分解和互相关分析的旋转机械信号降噪研究[J]. 核科学与工程, 2022, 42(2):342-352.
- [17] 孙昱,何林. 基于电机电流信号的齿轮泵故障识别方法[J]. 机床与液压, 2021, 49(17):191-195.
- [18] 李从志,郑近德,潘海洋,等. 基于自适应多尺度散布熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(5):173-179.
- [19] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5):73-81.
- [20] 李克明,江亚群,黄世付,等. 基于 DTW 距离和聚类分析的配电台区低压拓扑结构辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(14):29-36.

作者简介

王孔贤, 硕士研究生, 主要研究方向为单相接地故障选线等。

E-mail: 1277042087@qq.com

邵英, 博士, 教授, 主要研究方向为信号处理与检测、无线电能传输。

王黎明, 博士, 教授, 主要研究方向为电力信息检测、智能控制。