

基于改进 SSA-VMD 和多尺度模糊熵的接地故障选线方法^{*}

陈博帆 孙岩洲 王 彬

(河南理工大学电气工程与自动化系 焦作 454003)

摘 要:针对高压配电网发生单相接地故障时暂态工频电流分量利用不充分,提出一种基于改进麻雀搜索算法优化变分模态分解(SSA-VMD)和多尺度模糊熵的接地故障选线方法。首先,利用精英反向学习策略提高麻雀搜索算法的种群多样性,利用改进后的 SSA 对 VMD 进行迭代寻优,由实验数据可得,优化后的变分模态分解可准确区分各馈线暂态零序电流的工频分量。其次,计算各馈线零序电流工频分量的多尺度模糊熵值,并采用多尺度模糊熵偏均值作为选线判据,选出故障线路。经 MATLAB/Simulink 仿真结果表明,该方法在大多数故障条件下均可正确选线,可靠性高,具有较强的鲁棒性。

关键词:故障选线;精英方向学习策略;麻雀搜索算法;变分模态分解;多尺度模糊熵

中图分类号: TM7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4054

Line selection of grounding fault based on improved SSA-VMD and multi-scale fuzzy entropy

Chen Bofan Sun Yanzhou Wang Bin

(Department of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: Aiming at the insufficient utilization of transient power frequency current components when single-phase grounding fault occurs in high voltage grounding system. To this end, a fault line selection for grounding fault based on improved SSA-VMD and MFE is proposed. First, the EOBL is used to improve the population diversity of the SSA, with the improved SSA to optimize VMD parameters, which can be obtained from the experimental data, the optimized variational modal decomposition can accurately distinguish the power frequency components of the transient zero-sequence current of each feeder. Secondly, the multi-scale fuzzy entropy value of the power frequency component of the zero-sequence current of each feeder is calculated, and PMMFE is used as line selection criterion then the mistake line is selected. MATLAB/Simulink results show that this method can select the right line under most mistake conditions, with high reliability and strong robustness.

Keywords: fault line selection; elite opposition-based learning; sparrow search algorithm; variational mode decomposition; multi-scale fuzzy entropy

0 引 言

高压配电网系统运行经验表明,单相接地故障占总接地故障类型的 70% 以上。为防止单相接地故障时产生电弧,常采用中性点经消弧线圈接地^[1]。

针对单相接地故障选线问题,相关学者分别从稳态特征信号和暂态特征信号入手。受高压配电网经消弧线圈接地故障中故障电流稳态信号较弱的影响,如何利用暂态

特征信号^[2-12]成为了相关学者的研究重点。目前基于暂态特征分量的选线方法大致有小波分析法^[3-5]、暂态能量熵法^[6-7]、双树复小波变换法^[8]、变分模态分解法(variational mode decomposition, VMD)^[9-10]、自适应噪声完备经验模态分解法(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[11]等。文献[3]利用 db10 小波对各馈线暂态零序电流进行分解,通

收稿日期:2022-08-08

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(U1804143)项目资助

过判断特征频段小波系数极性是否相同选出故障线路。但小波分解尺度的选择仍存在问题,选择不同的小波基,得到的结果会有所不同。文献[6]利用故障零序电流的暂态零序特征,经极点对称模态分解(extreme-point symmetric mode decomposition, ESMD)分解选取频率最小的后3个尺度分量和余量作为有效分量,计算各线路的能量熵。当故障角接近90°时,系统各线路零模暂态电流的能量分布在高频上。此时选取频率最小的3个尺度分量计算能量熵,可能会出现故障线路误判现象。文献[9]采用VMD算法避免了传统算法模态混叠和边界效应等问题,但对于如何确定参数仍未提出更精确的判定方法。文献[11]利用CEEMDAN算法减少了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法重构信号中的噪声残余,但在分解早期仍会出现一些“虚假”信号,影响故障选线精度。

为解决上述问题,本文提出了一种基于改进的麻雀搜索算法优化变分模态分解(improved sparrow search algorithm-variational mode decomposition, ISSA-VMD)与多尺度模糊熵的高压配电网接地故障选线方法。首先利用精英反向学习策略改进的麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)对VMD中的两个参数进行寻优,有效的提高了算法的种群多样性,避免了陷入早熟收敛等问题。其次,计算各馈线零序电流工频分量的多尺度模糊熵值,并采用多尺度模糊熵偏均值作为选线判据,选出故障线路。该方法可将故障信息在多个尺度下更加综合、全面的体现出来,经大量仿真实验证明,该选线判据具有较强的鲁棒性,在多数故障条件下均可正确选线。

1 SSA-VMD的改进

1.1 VMD参数设置

VMD^[13]是2014年提出的一种适用于非平稳信号分量算法。不同于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)无法预设本征模函数(intrinsic mode function, IMF)分量个数,VMD可根据信号复杂程度人为的设定IMF个数,并利用其算法的优越性寻找出一组最佳的IMF分量以及它们的中心频率。该方法为解决变分模态问题提供了充分的理论依据且易于理解。

VMD算法有两个预设参数分别是分解层数 K 和二次罚因子 α 。当 K 值设置偏小时,中心频率相近的信号被分解到同一个IMF分量中出现模态混叠问题;当 K 值设置偏大时,由于过度分解会产生一些无用的虚假信号,影响后续选线精度。参数 α 决定着IMF分量的带宽;当 α 偏小时,IMF分量的带宽偏小,可能会导致信号丢失;当 α 偏大时,IMF分量的带宽偏大,会出现信号混叠。因此如何确定VMD的分解参数成为零序电流分解的关键。

1.2 ISSA算法

1) SSA算法

SSA是根据自然界中麻雀种群特殊的捕食方法,所衍生出的一种搜索全局最优解的智能算法。该算法将麻雀

种群中的成员按照捕食能力的强弱分为发现者、跟随者、预警者。其中发现者捕食能力最强,且搜索范围最广,为种群提供捕食范围。跟随者根据捕食能力分为两组:捕食能力较强的会跟随发现者寻找食物,而捕食能力较弱的会脱离种群,自行寻找食物。预警者随机分布在种群中,当种群受到外界捕食者威胁时,预警者发出警报,提醒种群迁移至安全区域觅食^[14]。

在SSA中,发现者的适应度值为种群中最优的10%~20%,其位置更新如下:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t \cdot e^{\left(\frac{-i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right)}, & R_2 < ST \\ X_i^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (1)$$

式中: t 表示当前迭代数; X_i^t 表示当迭代次数为 t 时第 i 只麻雀的位置; $\text{iter}_{\max}$ 表示迭代最大次数; $\alpha \in (0,1)$ 的一个自然数; Q 服从正态分布的随机数; $R_2 \in [0,1]$ 为预警值; ST 为安全阈值。当 $R_2 < ST$ 说明搜索范围安全,发现者可扩大范围继续搜索;当 $R_2 \geq ST$ 时说明搜索范围内出现外界捕食者,种群立刻向安全区域移动。

种群中除发现者,皆为跟随者。跟随者将跟随发现者进行觅食,以取得更高的适应度值并随时取代发现者。跟随者位置更新公式如下:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot e^{\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_i^t}{t^2}\right)}, & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_i^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i < \frac{n}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: X_{worst}^t 表示 t 代全局最差位置; X_p^{t+1} 表示 $t+1$ 代发现者最佳位置; A 为一行多维元素随机幅值为1的矩阵; $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$;当 $i > n/2$ 说明第 i 个跟随者因位置较差而适应度较低,需离开种群寻找食物;当 $i \leq n/2$ 说明追随者适应度较高,将继续跟随发现者进行觅食,以提高自身适应度值取代发现者。

在麻雀种群中随机选取10%~20%的麻雀做为预警者,预警者的初始位置在种群中随机产生。预警者位置更新公式如下:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_i^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ X_i^t + K \cdot \left(\frac{|X_i^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中: X_{best}^t 表示当前全局最佳位置; β 为步长控制参数,服从均值为0,方差为1的正态分布随机数; f_i 为当前麻雀个体的适应度值; f_g 和 f_w 分别表示当前全局最佳适应度值和当前全局最差适应度值。 $f_i > f_g$ 表示当前麻雀个体位于种群边缘,应飞向安全区域; $f_i = f_g$ 表示预警者发现种群周围发现危险,应立即向最优位置逃离。

2)精英反向学习策略(EOBL)

反向学习策略(OBL)^[15-16]于2005年由Tizhoosh提出,实验表明,该策略生成反向解更接近全局最优解的概率比当前解高出50%。反向学习策略将当前解和反向解

作为新的种群代入到算法中进行寻优提高了种群的多样性,有效地防止了算法早熟收敛。

定义1(反向解)取当种群 $X_{i,j} = (X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,n})$, $(X_{i,j} \in [a_j, b_j])$; a_j 为搜索范围的下界, b_j 为搜索范围的上界; $j=1, 2, \dots, n$, 则其反向解为 $\overline{X_{i,j}} = (\overline{X_{i,1}}, \overline{X_{i,2}}, \dots, \overline{X_{i,n}})$, 其中 $\overline{X_{i,j}} = \omega(a_j + b_j) - X_{i,j}$, $\omega(a_j + b_j) - X_{i,j}$, $\omega \in [0, 1]$ 的一般化系数。

EOBL 通过从当前解和反向解生产的新种群中选取适应度值较优的精英个体作为下一代种群,有效的针对了反向学习策略生成的反向解过多而造成的计算量过大、反向解所在位置不一定优于原解等问题。

定义2(精英反向解) 取新种群中适应度值较优的精英个体 $X_{i,j}^e = (X_{i,1}^e, X_{i,2}^e, \dots, X_{i,n}^e)$ ($j = 1, 2, 3, \dots, n$), 其反向解 $\overline{X_{i,j}^e} = (\overline{X_{i,1}^e}, \overline{X_{i,2}^e}, \dots, \overline{X_{i,n}^e})$, 可定义为:

$$\overline{X_{i,j}^e} = K \cdot (\alpha_j + \beta_j) - X_{i,j}^e \quad (4)$$

式中: $K \in [0, 1]$ 为动态系数; $X_{i,j}^e \in [\alpha_j, \beta_j]$, α_j 和 β_j 为动态边界, $\alpha = \min(X_{i,j})$, $\beta_j = \max(X_{i,j})$ 。采用动态边界可缩小搜索范围,克服了固定边界无法利用历史搜索经验的问题,提高了算法的收敛性。若生成的反向精英个体超过动态边界,可利用随机函数生成新的个体:

$$\overline{X_{i,j}^e} = \text{rand}(\alpha_j, \beta_j) \quad (5)$$

1.3 算法流程

因 VMD 存在需预先设定分解层数 K 和二次罚因子 α 的问题,而不同的分解结果会导致故障选线精度。故采用改进的麻雀搜索算法对故障信号进行 VMD 分解以达到最佳的分解效果。本文采用包络熵作为适应度函数, VMD 分解层数 K 和二次罚因子 α 的优化流程如下。

1) 初始化种群位置即分解层数和二次罚因子 $[K, \alpha]$ 并生成反向解, 设置迭代次数 M 以及麻雀个体的搜索范围上界 U_b 和下界 I_b 。

2) 选取初始种群和反向种群中适应度值小的个体作为精英个体构成新的种群, 根据其精英个体的适应度值排序生成发现者、跟随者、预警者, 分别按照式(1)~(3)开始寻优, 并随时更新种群个体位置。

3) 完成一次寻优后选出适应度值最小个体位置作为动态边界上界、适应度值最大个体位置作为动态边界下界, 并根据更新过的个体位置生成新的反向解作为下一代种群。若反向解超出动态边界, 则采用式(5)重新更新个体位置。

4) 当完成步骤3)时未达到设置迭代次数时, 则转至步骤2)继续寻优; 当到达设置次数时输出最小适应度值及最佳分解结果 $[K, \alpha]$ 。

1.4 算法寻优测试

为验证改进 SSA 算法优化 VMD 分解层数和二次罚因子的能力, 将 ISSA 和原始 SSA 进行适应度值曲线比

较。采用母线为 10 kV 的配电网模型(图 1), 当线路 L4 在距母线 8 km 处发生单相接地故障, 故障电阻为 500 Ω , 故障合闸角 $\theta = 90^\circ$ 时, 取故障线路零序电流作为分解测试函数, 算法的初始种群数设置为 20, 迭代次数为 10 次, 上界 U_b 和下界 I_b 分别为 $[3, 600]$ 和 $[6, 10\ 000]$, 如图 2 所示。

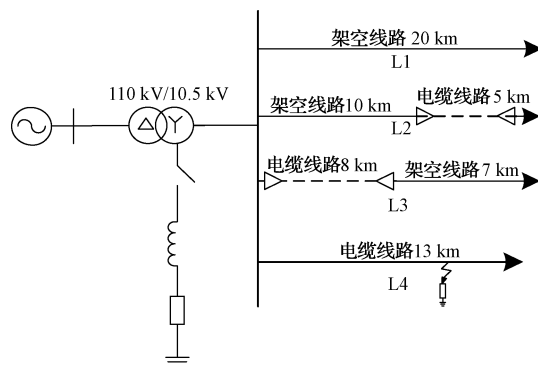


图1 10 kV 配电网模型

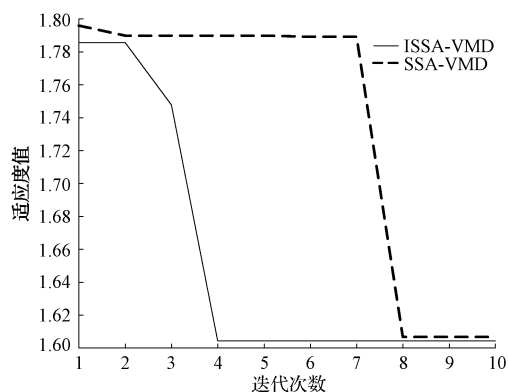


图2 ISSA-VMD 寻优测试

由图2可以看出, ISSA-VMD 的适应度最优值出现在第4代其值为1.607, 而 SSA-VMD 的适应度最优值出现在第8代其值为1.612。说明 ISSA 有效提高了算法的种群多样性, 当接近全局最优时能够跳出局部最优位置; ISSA-VMD 的包络熵值最小, 表明分解的 IMF 分量中故障信息多, 有利于后续故障选线分析。

2 选线判据的分析

高压配电网发生单相接地故障时, 零序电流信号特征频段在不同尺度下表现出一定的差异性。而模糊熵(fuzzy entropy, FE)采用隶属度函数和均值算法作为衡量判据, 可以反应故障信号在单个尺度上的随机性和复杂性, 但存在单尺度下可能丢失故障信息的缺点。多尺度模糊熵(multiscale fuzzy entropy, MFE)^[17]在模糊熵的基础上加入了尺度因子, 将时间序列粗粒化以解决丢失信息的缺点。

1) 给定 N 维时间序列 $M = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_N\}$, 构造

m 维向量 X_i^m :

$$X_i^m = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1) - u_0(i)\} \quad (6)$$

$$u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j) \quad (7)$$

2) 计算和两者的最大距离,即两向量对应元素差值的绝对值的最大值:

$$d_{ij}^m = d[X_i^m, X_j^m] = \max_{k \in (0, m-1)} \{ |[u(i+k) - u_0(i)] - [u(j+k) - u_0(i)]| \} \quad (8)$$

根据模糊函数定义 X_i^m 和 X_j^m 的相似度:

$$D_{ij}^m = u(d_{ij}^m, n, r) = e^{-(d_{ij}^m/r)^n} \quad (9)$$

式中: n, r 分别为模糊函数边界的梯度和宽带。

3) 定义平均相似度函数如下:

$$\varphi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (10)$$

根据步骤 1)~3) 构造 $m+1$ 维向量 $\varphi^{m+1}(n, r)$ 如式 (11) 所示。

$$\varphi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (11)$$

4) 最终得到模糊熵:

$$FE(m, n, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r)] \quad (12)$$

当 N 为有限长度时,式(12)变化为:

$$FE(m, n, r, N) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r) \quad (13)$$

5) 对 N 点时间序列 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行粗粒化处理,形成新的时间序列如下:

$$y_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (14)$$

式中: $\tau = 1, 2, \dots, n$ 表示尺度因子;对于给定的 τ , 原始序列被分割成长度为 N/τ 的粗粒向量。

多尺度模糊熵偏均值^[18-19] (PMMFE) 是以模糊熵值为基础,从多个尺度下的模糊熵值中提取一个综合指标以定量分析零序电流信号的复杂度函数。当线路发生单相故障时根据暂态零序电流分布规律可知,故障相零序电流工频分量与非故障相零序电流工频分量极性相反,且故障相零序电流工频分量较大^[20],故两者多尺度模糊熵偏均值应相差较大;发生母线故障时,各馈线零序电流工频分量极性相同,幅值相似,多尺度模糊熵偏均值相近,故采用设置整定值 F_{mp}^{set} 判断母线故障,经多次仿真试验结果设定 $F_{mp}^{set} = 0.02$ 。当 $F_{mp, n, \max}^{pe} - F_{mp, n, \min}^{pe} < F_{mp}^{set}$ 时,判断母线发生故障。

综上所述,本文采用多尺度模糊熵偏均值作为故障选线判据,以期达到更好的故障选线效果。PMMFE 定义式如下:

$$S_{ke, n} = 3(F_{mp, n}^m - F_{mp, n}^c)/F_{mp, n}^d \quad (15)$$

$$F_{mp, n}^{pe} = (1 + |S_{ke, n}|/3) F_{mp, n}^m \quad (16)$$

式中: $S_{ke, n}$ 为第 n 条馈线的多尺度模糊熵值的偏斜度; $F_{mp, n}^m, F_{mp, n}^c, F_{mp, n}^d$ 分别为第 n 条馈线的多尺度模糊熵值的均值、中位数和标准差; $F_{mp, n}^{pe}$ 为第 n 条馈线的多尺度模糊熵偏均值。选线流程如图 3 所示。

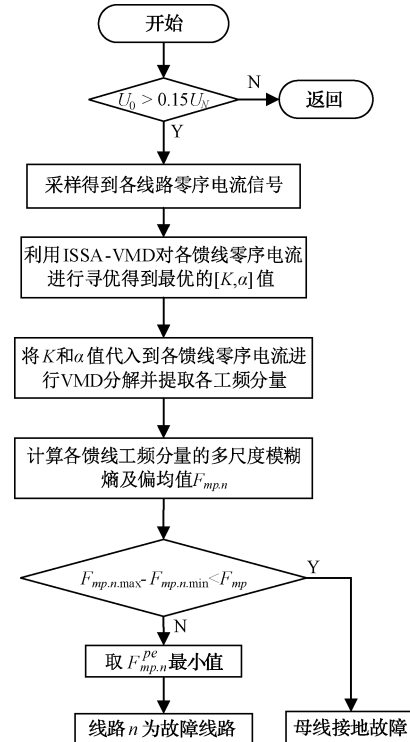


图 3 选线流程

3 仿真验证

3.1 仿真模型

本文在 MATLAB/Simulink 中搭建母线为 10 kV 的配电网模型(图 1),该配电网中性点为消弧线圈接地,仿真波形采样频率设置为 10 kHz,采样时间设置为 0.1 s,三相电源为 1 100 kV,线路参数如表 1 所示,消弧线圈采用过补偿,补偿度为 8% 即 $L_p = 0.5730$ H, $R_L = 5.398 \Omega$ 。

表 1 线路参数

线路参数	架空线路	电缆线路
$R_1/(\Omega \cdot \text{km}^{-1})$	0.520	0.256
$L_1/(\text{mH} \cdot \text{km}^{-1})$	0.830	0.255
$C_1/(\text{nF} \cdot \text{km}^{-1})$	90	17
$R_0/(\Omega \cdot \text{km}^{-1})$	0.870	2.540
$L_0/(\text{mH} \cdot \text{km}^{-1})$	4.390	1.019
$C_0/(\text{nF} \cdot \text{km}^{-1})$	40	15.3

3.2 仿真分析

假定电缆线路 L4 距离母线 5 km 处发生单相接地故

障时,故障合闸角 $\theta = 90^\circ$,故障电阻为 $100\ \Omega$ (低阻故障)。提取各馈线 $0.02\sim 0.04\ \text{s}$ 暂态零序电流波形如图4所示。当改进过的麻雀算法进化到第3代时得到最优的 $[K, \alpha]$ 为 $[4, 8\ 219]$ 。将得到的最优值分别代入各馈线电流进行VMD分解得到各馈线电流工频分量如图5所示。

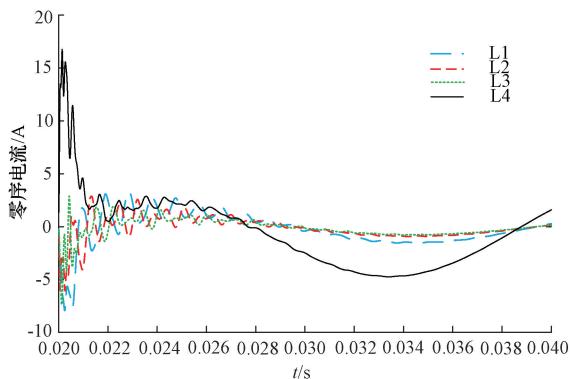


图4 低阻故障时各馈线零序电流

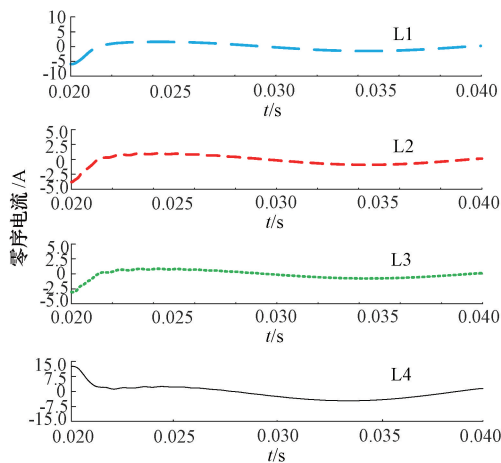


图5 低阻故障时各馈线零序电流工频分量

计算各馈线多尺度模糊熵,如图6所示,由图6可知,故障线路各尺度因子下模糊熵值均小于非故障线路模糊熵值,故障特征明显。计算各馈线多尺度模糊熵偏均值 $F_{mp,n}^m = [0.029\ 8\ 0.033\ 5\ 0.047\ 3\ 0.008\ 5]$,排除母线

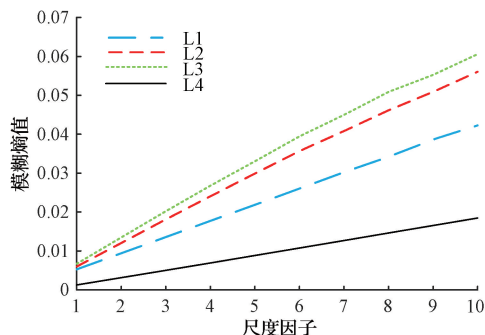


图6 低阻故障时各馈线多尺度模糊熵值

故障,判定为线路4故障。

假定故障线路为母线处故障,故障合闸角 $\theta = 0^\circ$,故障电阻为 $100\ \Omega$ (母线故障)。提取各线路零序电流如图7所示,利用改进过的SSA进行迭代计算,得到最优 $[K, \alpha]$ 为 $[4, 4\ 360]$,经VMD分解后得到各线路工频分量如图8所示。

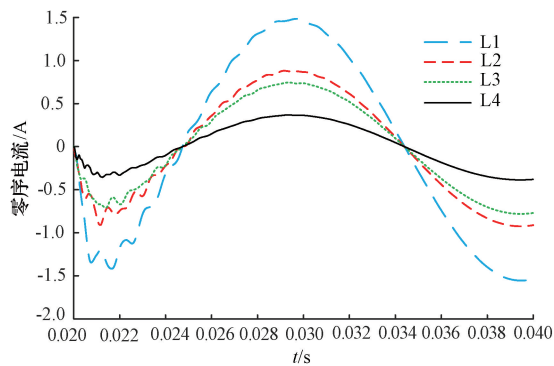


图7 母线故障时各馈线零序电流

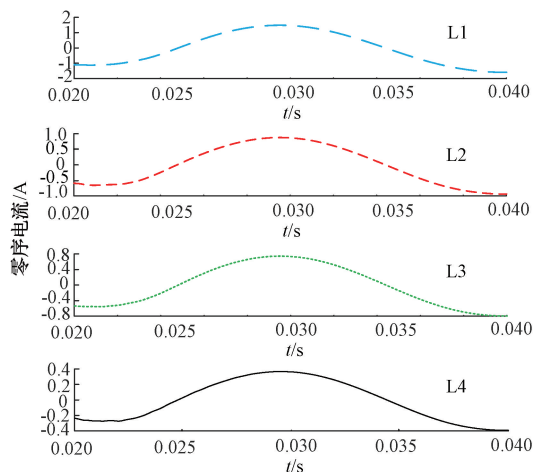


图8 母线故障时各馈线零序电流工频分量

利用零序电流工频分量计算各线路多尺度模糊熵如图9所示,计算各线路多尺度模糊熵偏均值 $F_{mp,n}^m = [0.027\ 6\ 0.029\ 3\ 0.031\ 8\ 0.032\ 2]$,其中 $F_{mp,4}^{pe} - F_{mp,1}^{pe} = 0.032\ 2 - 0.027\ 6 = 0.004\ 6 < 0.02$,判断为母线故障。

3.3 普适度分析

由于真实高压配电网故障情况复杂多变,故本文选取不同故障合闸角、故障距离、消弧线圈补偿度、故障电阻等情况下测试基于ISSA-VMD和多尺度模糊熵的单相接地故障选线方法的适用性。

1) 改变故障合闸角

选取架空线路L1在母线5 km处发生单相接地故障,当故障电阻为 $100\ \Omega$ 时改变故障合闸角大小,结果如表2所示,结果表明,该算法在不同故障合闸角下均能正确选线。

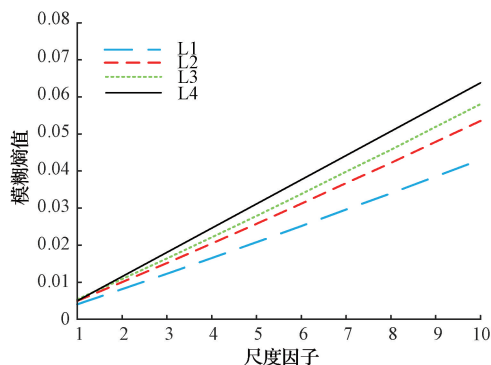


图9 母线故障时各馈线多尺度模糊熵值

表2 不同故障合闸角时选线结果

故障 线路	$\theta/$ ($^{\circ}$)	多尺度模糊熵偏均值				结果
L1	0	[0.010 2	0.036 9	0.032 0	0.042 9]	L1
	45	[0.008 6	0.024 4	0.026 7	0.038 7]	L1
	90	[0.011 7	0.029 5	0.032 5	0.042 7]	L1

2) 改变故障距离

选取架空—电缆混合线路 L2 发生单相接地故障时,故障电阻为 $100\ \Omega$, $\theta = 30^{\circ}$ 。改变故障距离,选线结果如表 3 所示,结果表明,该算法不受故障距离大小的影响,均能正确选线。

表3 不同故障距离时选线结果

故障 线路	$L/$ km	多尺度模糊熵偏均值				结果
L2	5	[0.030 7	0.008 4	0.048 2	0.038 2]	L2
	10	[0.031 6	0.008 3	0.049 9	0.039 8]	L2
	13	[0.031 9	0.008 6	0.040 8	0.041 3]	L2

3) 改变消弧线圈补偿度

选取电缆—架空混合线路 L3 在距离母线 5 km 处发生单相接地故障时,故障电阻为 $500\ \Omega$, $\theta = 60^{\circ}$ 。改变消弧线圈补偿度进行选线,选线结果如表 4 所示,结果表明,该算法在全补偿和过补偿下均能够正确选线。

表4 不同消弧线圈补偿度时选线结果

故障 线路	$P/$ %	多尺度模糊熵偏均值				结果
L3	5	[0.037 9	0.051 1	0.011 0	0.071 4]	L3
	8	[0.038 2	0.048 8	0.007 1	0.071 7]	L3
	10	[0.038 3	0.049 0	0.009 1	0.099 6]	L3

4) 改变故障电阻

选取电缆线路 L4 在母线 10 km 处发生单相接地故障时, $\theta = 90^{\circ}$ 。改变故障电阻,选线结果如表 5 所示,结果表明,该算法在高阻接地情况下能正确选线。

表5 不同故障电阻时选线结果

故障 线路	$R_f/$ Ω	多尺度模糊熵偏均值				结果
L4	100	[0.044 1	0.035 1	0.037 0	0.010 6]	L4
	500	[0.043 1	0.055 2	0.061 3	0.017 8]	L4
	1 000	[0.052 3	0.067 2	0.074 1	0.012 8]	L4

5) 间歇性电弧接地故障

依据参考文献[21]设置相关参数,A 相电压最大处发生电弧故障分别在 0.043、0.063、0.083 s 时燃弧,在 0.033、0.053 s 处熄弧。选线结果如表 6 所示,结果表明,该算法在电弧接地故障下可实现正确选线。

表6 间歇性电弧接地故障时选线结果

故障 线路	$L/$ km	多尺度模糊熵偏均值				结果
L2	8	[0.035 4	0.012 5	0.041 3	0.053 7]	L2
L3	5	[0.032 0	0.035 4	0.012 6	0.097 0]	L3
L4	10	[0.033 8	0.036 2	0.042 0	0.012 7]	L4

6) 改变注入噪声强度

当电缆—架空混合线路在距离母线 5 km 处发生单相接地故障时,故障电阻为 $100\ \Omega$, $\theta = 90^{\circ}$ 。改变信噪比(SNR),选线结果如表 7 所示,结果表明,该算法不受噪声影响可实现正确选线。

表7 不同噪声强度时选线结果

故障 线路	SNR/ dB	多尺度模糊熵偏均值				结果
L4	-1	[0.040 1	0.302 3	0.351 8	0.090 4]	L4
L4	10	[0.076 6	0.095 1	0.091 4	0.014 0]	L4
L4	20	[0.043 9	0.092 8	0.041 2	0.011 5]	L4

3.4 方法优越性比较

为进一步证明本文选线方法(方法 1)的优越性,选取基于 VMD 和灰色综合关联度的算法^[22](方法 2)进行比较。设置架空线路 L1 在距离母线 10 km 处发生单相接地故障, $\theta = 90^{\circ}$, 设置故障电阻分别为 1、500、1 500 Ω , 结果如表 8 所示。

表8 两种选线方法对比

选线 方法	$R_f/$ Ω	选线判据				结果
方法 1	1	[0.009 6	0.041 4	0.044 7	0.048 4]	L1
	500	[0.017 7	0.056 0	0.060 5	0.082 6]	L1
	1 500	[0.028 8	0.068 8	0.074 5	0.101 6]	L1
方法 2	1	[0.575 6	0.694 3	0.694 6	0.694 1]	L1
	500	[0.599 6	0.692 1	0.696 5	0.697 2]	L1
	1 500	[0.604 1	0.675 8	0.672 1	0.673 1]	L1

由表8可知,当发生低阻接地时,采用方法2仍可选出故障线路,但随着接地电阻的增加,各馈线选线判据指标不断靠近,区分度变小。当接地电阻到达1500 Ω 时,故障线路的特征指标仍是最小,但是已接近文中设置的阈值^[22],若继续增大接地电阻,可能会出现误判现象。本文利用精英反向学习策略优化SSA,增加了算法种群多样性,避免了算法陷入早熟收敛的问题;在ISSA-VMD分解过程中对参数 $[K, \alpha]$ 进行寻优,避免出现模态混叠的问题,更好的提取出各馈线工频分量;采用多尺度模糊熵均值作为选线判据可有效判断出故障电流零序工频分量与非故障电流零序工频分量的极性,提高选线率。由仿真实验可得,本文方法受高阻接地的影响较小,具有一定的可靠性。

4 结论

为解决高压配电网发生单相接地故障时零序工频电流分量利用不充分。本文提出了一种基于改进SSA-VMD和多尺度模糊熵的故障选线方法。充分利用故障线路和非故障线路之间零序工频电流相位的差异性,构造基于计算工频零序电流多尺度模糊熵均值的故障选线判据。

本文利用精英反向学习策略改进麻雀搜索算法,有利于提高种群多样性,防止算法早熟。基于ISSA对VMD算法进行寻优提高了工频分量提取的准确性,避免了人为选取 $[K, \alpha]$ 值而造成的模态混叠等问题。采用多尺度模糊熵均值作为故障判据,将多尺度模糊熵体现的信息综合化,更全面的反应了零序电流故障信息。能适用于不同故障因素的影响,具有较强的鲁棒性。本文仅采用MATLAB/Simulink仿真系统进行了仿真验证。但由于仿真系统的条件设置过于理想化,故在今后的工作中可以在现场得到真实故障数据后再进行深入研究。

参考文献

- [1] 张驰. 小电流单相接地选线综述[J]. 信息技术与信息化, 2021(2):138-140.
- [2] 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.
- [3] 汪洋. 基于小波分解-暂态信号的综合极性比较故障选线法[J]. 电网与清源, 2017, 33(6):59-66.
- [4] 刘辉, 李永康, 高放. 基于小波散射协同BiLSTM的输电线路故障诊断[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(12):165-172.
- [5] 李秉宇, 杜旭浩, 苗俊杰. 基于小波包分解的剩余电流接地故障选线方法[J]. 河北科技大学学报, 2021, 42(3):257-264.
- [6] 陈家乐, 梁志坚. 基于ESMD能量相对熵的谐振接地配网故障选线研究[J]. 广西电力, 2021, 44(5):8-15.
- [7] 田书, 李沙沙. 基于LCD能量相对熵的小电流接地故障选线方法[J]. 电源学报, 2019, 17(4):148-154.
- [8] 张淑清, 王佳森, 张立国, 等. 基于DTCW-ERE的小电流接地系统故障选线[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3):505-511.
- [9] 魏科文, 张靖, 何宇. 基于VMD和相关性聚类的谐振接地系统单相接地故障选线[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(22):105-113.
- [10] 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.
- [11] 杜磊, 徐天奇, 李琰. 基于自适应噪声完备集合经验模态分解与独立分量分析的故障选线法[J]. 南方电网技术, 2022, 16(6):54-64.
- [12] 王毅, 李曙, 李松浓, 等. 瞬时特征下极限学习机在接地故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1):212-219.
- [13] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [14] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering an Open Access Journal, 2020, 8(1):22-34.
- [15] 肖子雅, 刘升. 精英反向黄金正弦鲸鱼算法及其工程优化研究[J]. 电子学报, 2019, 47(10):2177-2186.
- [16] 孟宪猛, 蔡翠翠. 基于精英反向学习和Lévy飞行的鲸鱼优化算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20):82-87.
- [17] 郑近德, 陈敏均, 程军圣. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2014, 27(1):145-151.
- [18] 孙克辉, 贺少波, 尹林子. 模糊熵算法在混沌序列复杂度分析中的应用[J]. 物理学报, 2012, 61(13):71-77.
- [19] 张龙, 黄文艺, 熊国良. 基于多尺度熵的滚动轴承故障程度评估[J]. 振动与冲击, 2014, 33(9):185-189.
- [20] 薛永端, 张秋风, 颜廷纯. 综合暂态与工频信息的谐振接地系统小电流接地故障选线[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(24):80-85.
- [21] 董皆. 注入恒频信号实现消弧线圈自动跟踪补偿技术的研究[D]. 北京:华北电力大学, 2016.
- [22] 岳昕, 张新慧, 王敬华, 等. 基于VMD和灰色综合关联度的谐振接地故障选线[J]. 计算机仿真, 2022, 39(4):76-79.

作者简介

陈博帆, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统分析运行。

E-mail:2414221175@qq.com

孙岩洲, 博士, 教授, 主要研究方向为高电压工程、供电技术、电气安全及气体放电。

王彬, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统分析运行。