



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2408208

引用格式:周凡博,孔玲玲,陈家晖.改进变分模态分解与证据理论的谐振接地故障选线[J].科学技术与工程,2025,25(22):9389-9397.

Zhou Fanbo, Kong Lingling, Chen Jiahui. Improving variational mode decomposition and evidence theory for resonant grounding fault line selection[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(22): 9389-9397.

# 改进变分模态分解与证据理论的谐振接地故障选线

周凡博<sup>1,2</sup>, 孔玲玲<sup>1,2\*</sup>, 陈家晖<sup>1,2</sup>

(1. 云南民族大学电气信息工程学院, 昆明 650504; 2. 云南省无人自主系统重点实验室, 昆明 650504)

**摘要** 针对谐振接地系统发生单相接地故障时,故障信号暂态特征易受噪声干扰造成馈线识别误判问题,提出了一种参数优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和改进 D-S 证据理论的故障特征融合的选线方法。首先,对于 VMD 的惩罚因子 Alpha 和分解层数 K 参数难以选择问题,引入牛顿拉夫逊优化算法(Newton-Raphson-based optimizer, NRBO),完成不同噪声环境下 alpha 和 K 参数自适应确定。接着,融合峭度、极性、暂态能量 3 种故障特征,并在 D-S 证据理论加入 Jous-selme 距离,以避免噪声影响故障特征造成相悖的结果,得到各馈线发生故障的概率,以此确定故障馈线。最后,Simulink 仿真结果表明,在不同强度噪声环境和不同故障情形下均能正确识别故障馈线。相比其他参数优化算法具有更快的收敛速度,且引入 Jous-selme 距离进一步提高故障馈线识别的可靠性。

**关键词** 谐振接地; 故障融合; 信号分解; 参数优化; 证据理论

中图分类号 TM773;

文献标志码 A

## Improving Variational Mode Decomposition and Evidence Theory for Resonant Grounding Fault Line Selection

ZHOU Fan-bo<sup>1,2</sup>, KONG Ling-ling<sup>1,2\*</sup>, CHEN Jia-hui<sup>1,2</sup>

(1. School of Electronic Information Engineering, Yunnan Minzu University, Kunming 650504, China;

2. Yunnan Key Laboratory of Unmanned Autonomous Systems, Kunming 650504, China)

**[Abstract]** To address the issue of fault signal transient characteristics being easily affected by noise, leading to misidentification of feeders in single-phase ground faults within resonant grounded systems, a line selection method was proposed that combines parameter-optimized VMD (variational mode decomposition) and improved D-S (dempster-shafer) evidence theory for fault feature fusion. First, to tackle the challenge of selecting the penalty factor Alpha and decomposition level K parameters in VMD, NRBO (Newton-Raphson-based optimizer) is introduced to adaptively determine these parameters under different noise environments. Next, three fault features—kurtosis, polarity, and transient energy—was fused, and the Jous-selme distance was incorporated into D-S evidence theory to prevent conflicting results caused by noise interference on fault features. This approach provides the probability of fault occurrence on each feeder, allowing for accurate fault feeder identification. Finally, Simulink simulation results demonstrate that the method can accurately identify the fault feeder across various noise levels and fault scenarios. Compared to other parameter optimization algorithms, it achieves faster convergence, and the introduction of Jous-selme distance further enhances the reliability of fault feeder identification.

**[Keywords]** resonant grounding; fault fusion; signal decomposition; parameter optimization; evidence theory

据统计,中国配电网发生单相接地故障占有所有故障的 80%。为限制短路电流,中低压配电网常采用中性点经消弧线圈的方式运行。虽然可以带故障运行 1~2 h,但长时间带故障运行将会对系统造成更大的损坏,由于消弧线圈的限制作用以及现场噪声的干扰,使故障特征变得微弱,难以准确识别故障线路<sup>[1-2]</sup>。因此,准确识别故障线路的方法至关重要。

目前,故障馈线识别方法分成主动式和被动

式,而被动式方法因其更好的经济性被广泛采用<sup>[3-4]</sup>。被动法按照故障特征的选择又可分为基于稳态特征选线和基于暂态特征选线两大类。鉴于故障发生后暂态信息丰富且特征更为显著。因此,基于暂态信息分析法成为主流的选线方法。这些方法均基于零序电流的暂态信息,准确地提取暂态分量成为提高选线准确率的关键。目前,提取暂态信息的方法主要有小波变换<sup>[5]</sup>、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[6]</sup>、VMD<sup>[7]</sup>等。文

收稿日期:2024-11-04; 修订日期:2025-05-15

第一作者:周凡博(1999—),男,汉族,江西九江人,硕士研究生。研究方向:故障选线。E-mail:850300807@qq.com。

\*通信作者:孔玲玲(1980—),女,汉族,云南昆明人,硕士,副教授。研究方向:电能质量。E-mail:kongling0104@163.com。

投稿网址:www.stae.com.cn

献[5]利用小波包变换提取零序电流暂态信息,但该算法计算量大且难以选择基准函数,在噪声环境下可能会失去有效信息频段。文献[6]采用 EMD 提取暂态故障信息,该算法在噪声影响下易发生模式混叠,使得提取的本征模式分量 (intrinsic mode function, IMF) 失去物理意义,导致选线错判。VMD 可以有效避免上述问题,但它对初值的选择要求较高。文献[7]利用 VMD 对馈线零序电流进行分解,提取各馈线零序电流的能量熵形成训练集,并利用 SVM 进行训练完成故障选线,但 VMD 算法初始参数的设定影响暂态信息提取的准确性,进而影响选线的正确率。为此,一些群智能优化 VMD 方法被提出,文献[8]利用果蝇优化算法对 VMD 的初值进行自适应预设,以减少主观设置 VMD 初始参数带来的不确定性。但该优化算法易陷入局部最优,且迭代速度较慢。其他优化算法,例如,麻雀优化算法<sup>[9-10]</sup>、鲸鱼优化算法<sup>[11-12]</sup>应用 VMD 参数优化皆存在易陷入局部最优的问题。

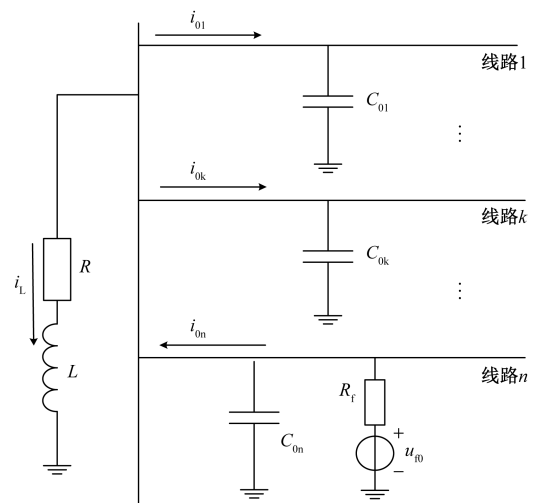
为了提高故障选线的准确率,选用单一故障特征已无法满足要求。故障特征融合的选线方法被提出,文献[13]将暂态能量和波形相似度进行融合,但需经过复杂的计算才能将两种特征进行联系,且阈值的设定具有不确定性。文献[14]提出判据融合会受到数据相关性和外界干扰影响,易使得多个故障特征之间产生相悖的结果,导致最终特征融合结果错误。

综上,现有的暂态信息提取方法存在噪声环境下提取不精准问题,且多特征融合方法易在噪声环境下产生相悖的结果。因此,现提出一种基于牛顿拉夫逊算法优化 VMD(NRBO-VMD),该优化算法加入陷阱规避规则,能够避免陷入局部最优,自适应预设 VMD 的初值。再通过引入 Jousselmé 距离改进 DS 证据理论,融合峭度、极性、暂态能量 3 种故障特征,以每条馈线故障概率作为故障指标,实现故障馈线的识别。

### 1 谐振接地系统故障分析

构造含有  $n$  条出线的谐振接地系统,假设第  $n$  条出线发生单相接地故障,零序等效网络图如图 1 所示<sup>[13]</sup>。通过零序电流流向可以看出故障馈线电流流向母线,健全馈线电流流出母线。因此,极性特征可以作为区分故障馈线与健全馈线的依据。

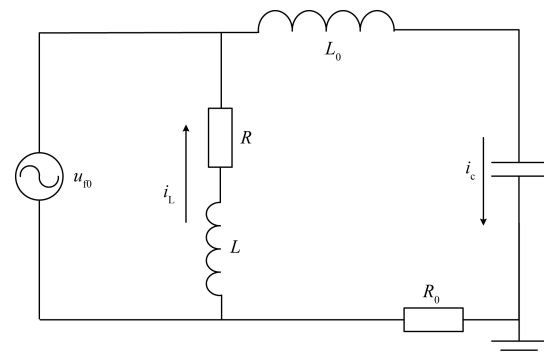
为研究单相接地故障时暂态过程,对图 1 进行等效,得到谐振接地系统发生单相接地故障时暂态过程的等效图如图 2 所示<sup>[15]</sup>。



$i_{0k}$ 、 $i_{01}$  为健全线路零序电流;  $i_{0n}$  为故障线路零序电流;  $i_L$  为中性点流过的感性电流;  $C_{0n}$  为线路  $n$  对地电容;  $R$ 、 $L$  分别为消弧线圈等效电阻和零序电感;  $R_f$  为过渡电阻;  $u_0$  为故障点等效零序电源

图 1 谐振接地系统单相接地故障零序电流分布

Fig. 1 Distribution of zero-sequence current in single-phase ground fault for resonant grounded system



$R_0$  为等效电阻;  $L_0$ 、 $R_0$  分别为零序回路的电感和电阻;  $C_0$  为系统对地电容

图 2 暂态零序等效电路

Fig. 2 Transient zero-sequence equivalent circuit

根据图 2 列写基尔霍夫电压方程并求解,则故障线路暂态零序电流为

$$i_{0n} = i_C + i_L = (I_C - I_L) \cos(\omega t + \theta) + I_L e^{-\frac{t}{\tau_L}} \cos\theta + I_C \left[ \frac{\omega_f}{\omega} \sin\theta \sin(\omega_f t) - \cos\theta \cos(\omega_f t) \right] e^{-\frac{t}{\tau_C}} \quad (1)$$

式(1)中:  $i_C$  为暂态电容电流;  $i_L$  为暂态电感电流;  $I_C$ 、 $I_L$  分别为  $i_C$ 、 $i_L$  的幅值;  $\tau_L$ 、 $\tau_C$  为时间常数;  $\omega$  为工频角频率;  $\omega_f$  为自由振荡分量角频率;  $t$  为时间;  $\theta$  为电压相位角。

结合故障暂态分析可知,故障零序电流由稳态工频交流分量、暂态高频振荡分量和衰减直流分量 3 部分叠加而成。故障线路首端由电容和电感提供

暂态零序电流,而健全线路只由电容提供暂态零序电流。因此,故障馈线具有较大的能量,故障发生时刻具有较大的冲击特征。这表明故障馈线与健全馈线零序电流暂态分量的能量和峭度可以作为识别故障馈线依据。

## 2 参数优化 VMD 的零序电流暂态分量提取

### 2.1 VMD

变分模态分解 VMD 是一种应用于非平稳信号的分解方法。VMD 算法通过引入非线性和非稳态信号的固有模态来描述信号的时频特性,可以更好地适应信号的非线性和非平稳特性。此外,VMD 分解采用自适应基函数,可以灵活地适应不同信号特性,能够更准确地分解信号,并提高信号重构的精度。VMD 算法原理<sup>[16]</sup>如下。

#### 2.1.1 变分问题的构造

VMD 分解中的变分问题为:在使各  $u(t)$  分量之和等于原始信号  $x(t)$  的约束条件下,得出函数带宽之和最小的  $k$  个本征模态函数  $u_k(t)$ 。具体步骤如下。

(1)利用希尔伯特变换,得到每个信号分量所对应的解析形式,进而得到每个分量的边际谱  $h(\omega)$  可表示为,即

$$h(\omega) = \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \quad (2)$$

式(2)中: $u_k(t)$ 为第  $k$  个分量; $\delta(t)$ 为冲击函数; $j$ 为复数单位; $t$ 为时间。

(2)构造频率为各个分量中心频率的指数项  $e^{-j\omega t}$ ,利用指数的乘法,将相应的分量函数调制到基频带  $x(f)$ ,即

$$x(f) = \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\} e^{-j\omega t} \quad (3)$$

式(3)中: $\omega_k$ 为第  $k$  个分量的中心频率。

(3)通过计算解调信号一阶导数的范数平方,得到相应的分量函数的带宽。此时,变分模态分解算法中的约束变分问题可表述为

$$\min \left( \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\} e^{-j\omega t} \right\|_2^2 \right) \quad (4)$$

式(4)中: $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 和 $\{\omega\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 分别为分解的  $k$  个分量及其对应中心频率的集合; $\partial_t$ 为函数的一阶导数; $k$ 为第  $k$  个分量; $K$ 为总分量个数。

#### 2.1.2 变分问题的求解

(1)在约束性变分问题中加入  $\lambda(t)$  和  $\alpha$  使其转化为无约束性变分问题,其表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\} e^{-j\omega t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (5)$$

式(5)中: $\alpha$ 为二次惩罚因子; $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘法算子。

(2)为进一步解决上述变分问题,变分模态分解算法中采用乘法算子交替方向法,通过不断更新每个分量  $u_k^{n+1}$  和对应的频率  $\omega_k^{n+1}$ 、 $\lambda^{n+1}$  和  $n = 0$ ,求得  $L$  的最小值点;其中  $u_k^{n+1}$  表达式为

$$u_k^{n+1}(t) = \underset{u_k \in \mathbf{R}}{\operatorname{argmin}} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left\{ \left[ \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] u_k(t) \right\} e^{-j\omega t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (6)$$

式(6)优化问题的解可表示为

$$u_k^{n+1} = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k}^n u_i(\omega) + \frac{\lambda^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (7)$$

同理可得中心频率  $\omega_k^{n+1}$  的表达式为

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (8)$$

各分量参数在频域不断得到更新,最后通过傅里叶逆变换到时域,得到  $K$  个不同中心频率的电流分量。

由文献[16]可知,VMD 需要预设分解的模态函数数量参数  $K$  和控制正则化强度的参数  $\alpha$ 。参数  $K$  的选取会影响主谐振频率分量的提取精度,取值太小导致一些模态函数被合并成一个,无法提取出所需要的主谐振频率分量。若取值太大则会产生一些不必要的模态函数,造成模态混叠的现象。正则化项可以有效地抑制噪声的影响。但若取值不当则会影响分解的效果。为了解决 VMD 算法预设初值问题,本文研究采用牛顿-拉夫逊优化算法(Newton-Raphson-based optimizer, NRBO),以包络熵为适应度函数对 VMD 算法进行优化,筛选出最佳的参数  $K$  和  $\alpha$ 。

### 2.2 牛顿-拉夫逊优化算法

牛顿-拉夫逊优化算法是一种新的元启发式算法,采用两种搜索规则牛顿拉夫逊搜索规则(Newton-Raphson search rule, NRSR)和陷阱避免算子(trap avoidance operator, TAO),并通过几组矩阵进一步探索最佳搜索结果<sup>[17]</sup>。NRBO 采用 NRSR 来提高搜索能力和收敛速度,以获得更好的搜索空间位置。TAO 有助于 NRBO 避免局部最优陷阱。

NRBO具有较高的收敛速度和有效避免局部最优的能力,适用于VMD的参数 $K$ 和 $\alpha$ 的优化,具体的实现原理可参考文献[17],VMD参数优化过程如下。

(1)设置最大总群数、最大迭代次数等初始参数。

(2)对不同 $[K, \alpha]$ 的故障电流信号进行VMD分解,计算模态分量IMF包络熵之和极小值。

(3)加入陷阱避免算子,避免获取局部最优解,寻找全局最优解。

(4)比较每次迭代的包络熵之和,是否达到全局极小值。

(5)到达最大迭代次数后停止迭代,输出最优解。

### 3 选线判据及过程

#### 3.1 故障特征获取

##### 3.1.1 峭度

峭度是反映随机变量分布特性的数值统计无量纲参数,它对冲击信号有特别高的敏感度,而配电网在发生故障时,零序电流信号在故障时刻会产生显著突变,具有更大的峭度值,它被定义为

$$\gamma = \frac{E[x(n) - \mu]^4}{\sigma^4} \quad (9)$$

式(9)中: $\gamma$ 为峭度; $E, \mu, \sigma$ 分别为 $x(n)$ 的期望、均值、标准差。

VMD将零序电流分解成多个IMFs,不同的IMFs中包含不同的故障频率分量,其中峭度最大的IMF中包含了最丰富的故障信息,即零序电流暂态分量,从而峭度最大的IMF能更有效地提取故障特征,提高故障判别的准确度。下文都将其成为故障特征模态函数<sup>[18]</sup>。

##### 3.1.2 模态能量测度

通过对故障暂态分析,故障馈线的零序电流幅值高于正常馈线,其暂态能量也将大于正常馈线的暂态能量<sup>[3]</sup>。对得到的零序电流进行VMD分解,计算故障特征模态函数的能量,计算公式为

$$W = \int_{-\infty}^{+\infty} \text{IMF}_{\max}^2(t) dt \quad (10)$$

式(10)中: $W$ 为模态能量; $\text{IMF}_{\max}$ 为各馈线中峭度最大的模态函数。

##### 3.1.3 极性测度

除了故障馈线模态能量大于正常馈线模态能量之外,还存在极性的差异<sup>[19]</sup>。在噪声、谐波干扰等复杂环境下仅采用模态能量测度作为选线指标无法满足准确率的要求。因此,加入极性测度作为另一个故障指标,其判断过程如下:首先,比较每条馈线和其他馈线的故障特征模态函数的相关性;然

后,根据相关系数的极性确定各馈线故障特征模态函数的极性关系。相关系数用 $\rho_{xy}$ 表示,计算公式为

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{n=1}^{N-1} \text{IMF}_{i\max} \text{IMF}_{j\max}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} \text{IMF}_{i\max}^2(t) \sum_{j=1}^{N-1} \text{IMF}_{j\max}^2(t)}} \quad (11)$$

馈线 $i$ 与其他馈线的关系系数矩阵可表示为

$$\rho_i = [\rho_{i1}, \rho_{i2}, \dots, \rho_{i(i-1)}, \rho_{ii}, \rho_{i(i+1)}, \dots, \rho_{in}] \quad (12)$$

将相关系数矩阵中的元素做如下设置:如果 $\rho_{ij} > 0$ ,设置为1,如果 $\rho_{ij} < 0$ ,则设置为-1。如果第 $i$ 条馈线的元素除第 $i$ 列外均为-1,则说明该馈线发生故障。相反,该馈线没有发生故障。

#### 3.1.4 改进DS证据理论计算各线路故障概率分布

不同环境下的单相接地故障的特征不同,为提高噪声、谐波干扰等恶劣环境下的选线准确率。采用DS证据理论数据融合方法。DS证据理论以其在不确定性定量处理方面的优势,成为融合多类别信息的有力工具。下面给出DS证据理论的定义及改进过程<sup>[20]</sup>。

首先,给出概率分配函数的定义:假设特定类型的所有可能的独立属性的集合为 $U$ 即样本空间,则 $U$ 可以表示为

$$U = \{E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_N\} \quad (13)$$

$$2^U = \{\emptyset, \{E_1\}, \dots, \{E_N\}, \{E_1, E_2\}, \{E_1, E_2, \dots, E_i\}, \dots, U\} \quad (14)$$

假设函数 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 且满足

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \subseteq U} m(A) = 1, \quad A \neq \emptyset \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中: $m$ 为 $2^U$ 上的概率分配函数; $m(A)$ 为命题 $A$ 的基本概率数。

然后,给出信任函数与似然函数的定义,即

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (16)$$

$$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A = \emptyset} m(B)$$

其中信任函数 $\text{Bel}(A)$ 表示对命题 $A$ 的信任程度,似然函数 $\text{Pl}(A)$ 表示对命题 $A$ 非假的信任程度,则 $[\text{Bel}(A), \text{Pl}(A)]$ 称为命题 $A$ 的不确定区间,描绘了对命题 $A$ 信任度的上限和下限。

最后,给出证据组合过程及正交定义:假设 $m_1$ 和 $m_2$ 是同一集合 $U$ 上对命题 $A$ 的两个基本概率分布函数,子集分别为 $E_1, E_2, \dots, E_i$ 和 $F_1, F_2, \dots, F_j$ 如果 $\forall A \subseteq U$ ,定义 $K = \sum_{E \cap F \neq \emptyset} m(E)m(F) > 0$ 那么函数 $m(A)$ 的基本概率分布为

$$m(A) = \begin{cases} \frac{1}{1 - K} \sum_{E \cap F = A} m_1(E) m_2(F), & A \neq \emptyset \\ 0, & A = \emptyset \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中: $K$ 为两个证据之间的冲突程度。

通常  $K < 1$ , 证据冲突越大,  $K$  越小; 当  $K = 0$  时, 这意味着证据完全冲突, 合成公式不再适用。

在故障选线过程中由于故障信息会随故障环境发生变化, 在融合工作中可能会导致信息发生冲突。因此, 提出了一种利用 Josselme 距离改进 DS 证据理论, 以避免信息之间的冲突。

首先, 定义  $\Theta$  是  $N$  个独立命题的样本空间,  $m_1$ 、 $m_2$  是  $\Theta$  上的基本概率分配函数, 则  $m_1$ 、 $m_2$  的距离可以定义为

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2} (\|m_1\|^2 + \|m_2\|^2 - 2\langle m_1, m_2 \rangle)} \quad (18)$$

式(18)中:  $\|m\|^2 = \langle m, m \rangle$ , 其中  $\langle m_1, m_2 \rangle$  为  $m_1$ 、 $m_2$  的内积。

由  $m_1$  和  $m_2$  之间的 Josselme 距离形成的证据距离矩阵为

$$D = \begin{bmatrix} 0 & d_{12} & \cdots & d_{1j} & \cdots & d_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{i1} & d_{i2} & \cdots & d_{ij} & \cdots & d_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nj} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

定义  $m_i$  和  $m_j$  的相似度为

$$\text{Sim}(m_i, m_j) = 1 - \sqrt{d}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

将证据距离矩阵转换为相似度矩阵, 表示为

$$S = \begin{bmatrix} 1 & s_{12} & \cdots & s_{1j} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ s_{i1} & s_{i2} & \cdots & s_{ij} & \cdots & s_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & s_{nj} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

然后计算  $m_i$  的可信度, 即

$$\text{Crd}(m_i) = \frac{\text{Sim}(m_i)}{\sum_{i=1}^n \text{Sim}(m_i)}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (22)$$

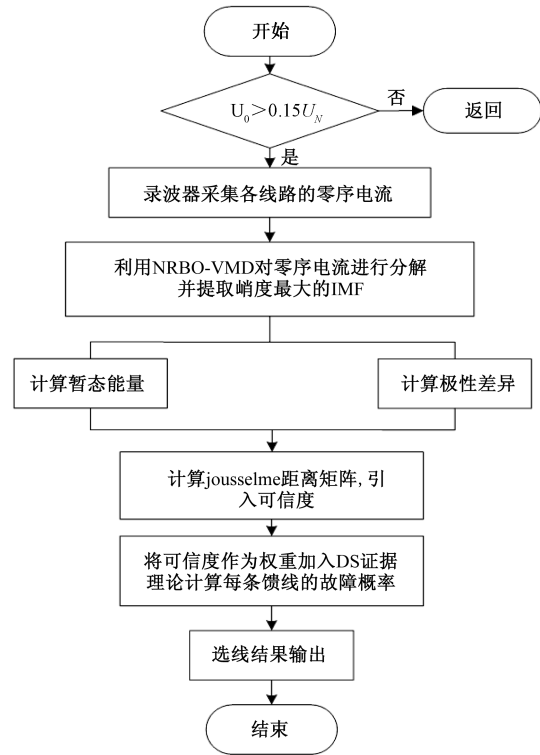
将可信度作为证据  $m_i$  的权重, 即

$$m'_i = w_i m_i = \text{Crd}(m_i) m_i \quad (23)$$

### 3.2 选线方法及流程

通过上述研究, 提出一种适用于噪声环境下的选线方法。首先, 对各馈线零序电流信号进行 VMD 提取暂态分量, 在面对初始参数难以确定性问题

时, 采用 NRBO 方法进行参数优化。接着, 提取峭度、能量、极性故障特征, 进行 DS 证据融合, 引入 Josselme 距离以增加不同特征之间的距离, 以便更好地区分有效特征与无效特征, 并赋予合适的权重。最后, 进行特征融合得到各馈线的故障概率, 完成故障馈线的识别。选线流程图如图 3 所示。



$U_0$  为互感器测量电压;  $U_N$  为额定电压

图 3 选线流程图

Fig. 3 Line selection flowchart

## 4 仿真实验

### 4.1 模型搭建

利用 Simulink 软件搭建配电网谐振接地仿真模型。消弧线圈电感值为  $0.296 \text{ H}$ , 等值电阻为  $2.1939 \Omega$ , 补偿度为  $8\%$ <sup>[18]</sup>。采样频率设为  $10 \text{ kHz}$ , 时间窗为  $0.06 \text{ s}$ , 拓扑图如图 4 所示, 线路参数如表 1 所示。

表 1 线路参数表

Table 1 Line parameters

线路类型	架空线路	电缆线路
$R_1/(\Omega \cdot \text{km}^{-1})$	0.17	0.27
$L_1/(\text{mH} \cdot \text{km}^{-1})$	1.017	0.255
$C_1/(\text{nF} \cdot \text{km}^{-1})$	0.115	0.376
$R_0/(\Omega \cdot \text{km}^{-1})$	0.32	2.7
$L_0/(\text{mH} \cdot \text{km}^{-1})$	3.56	1.109
$C_0/(\text{nF} \cdot \text{km}^{-1})$	0.006	0.276

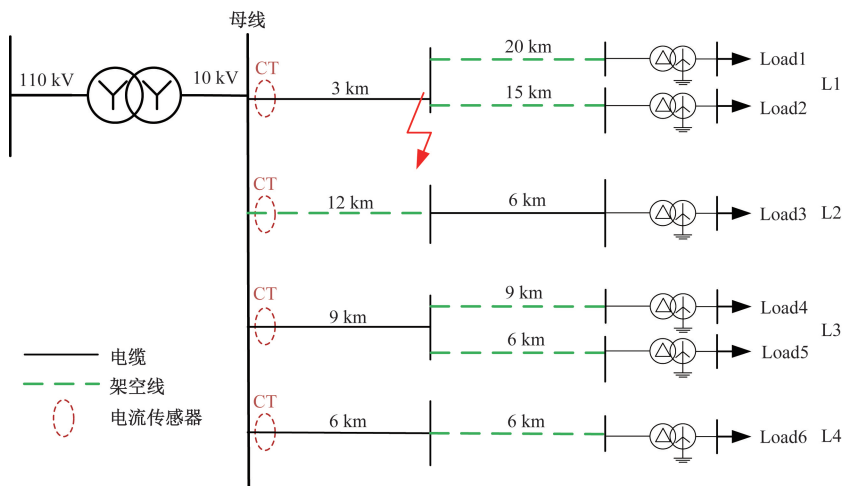


图4 谐振接地系统模型

Fig. 4 Resonant grounded system model

### 4.2 算例分析

以图4模型为例,设置线路2发生单相接地故障,故障距离母线6 km、过渡电阻为3 000 Ω、故障合闸角为0°、故障时间为0.135 s、加入信噪比为20 dB的高斯白噪声。为了验证NRBO-VMD的对暂态分量的提取能力,与目前常用的信号分解方法如EMD、自适应噪声的完全集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)以及经验小波分解(empirical wavelet transform, EWT)进行对比,不同方法的暂态分量提取结果如图5所示。

在图5中,通过对比分析EMD、EWT在提取暂态分量时发生了模态混叠,提取的暂态分量并不呈现完全相反的极性规律,难以用于故障选线。而CEEMDAN在提取暂态分量时,忽略了许多暂态信息,在故障选线中容易造成误判或错判,而本文提出的NBRO-VMD方法提取暂态分量的效果最佳,通过故障特征融合分析,计算出线路2故障概率为0.805 6,正确选出故障线路。

### 4.3 不同故障情形下适应性分析

模拟不同故障合闸角、故障距离和补偿度等故障条件下的选线,通过仿真结果验证选线方法的正确性及适应性。

#### 4.3.1 不同故障合闸角

设置单相接地故障发生在线路3距母线6 km处,过渡电阻为1 000 Ω。选线结果如表2所示,无论故障发生在相电压峰值或过零时,此选线方法均能正确选出故障线路,不受故障合闸角的影响。

#### 4.3.2 不同故障距离

设置线路2距母线不同距离发生单相接地故障,过渡电阻设置为2 000 Ω,故障合闸角设置为

0°。由表3可知,不同故障距离对此方法选线准确率无影响。

#### 4.3.3 不同过渡电阻

在线路3距母线6 km处发生故障合闸角为0°的故障,在不同故障电阻下的选线结果如表4所示。由表4可得,尽管发生高阻接地故障时故障信息微弱,但此选线方法仍能正确选出故障馈线。

表2 不同故障角选线结果

Table 2 Line selection results for different fault angles

$\theta/(^\circ)$	馈线故障概率				结果
0	0.044 2	0.048 5	0.828 9	0.078 4	T
30	0.008 1	0.072 3	0.892 3	0.027 1	T
45	0.044 0	0.129 3	0.863 1	0.063 6	T
90	0.021 8	0.081 1	0.843 6	0.053 5	T

注:T表示选正确选出故障馈线。

表3 不同故障距离选线结果

Table 3 Line selection results for different fault distances

L/km	馈线故障概率				结果
2	0.075 2	0.868 1	0.019 0	0.037 7	T
4	0.042 3	0.853 7	0.082 9	0.021 1	T
6	0.092 3	0.850 1	0.022 3	0.035 3	T
8	0.049 9	0.823 1	0.003 2	0.123 8	T

注:T表示选正确选出故障馈线。

表4 不同过渡电阻选线结果

Table 4 Line selection results for different transition resistances

$R_f/\Omega$	馈线故障概率				结果
0.1	0.031 4	0.010 9	0.834 4	0.123 3	T
1 000	0.012 9	0.017 7	0.830 7	0.138 7	T
2 000	0.016 3	0.055 6	0.825 2	0.102 9	T
3 000	0.038 2	0.010 8	0.830 1	0.147 9	T

注:T表示选正确选出故障馈线。

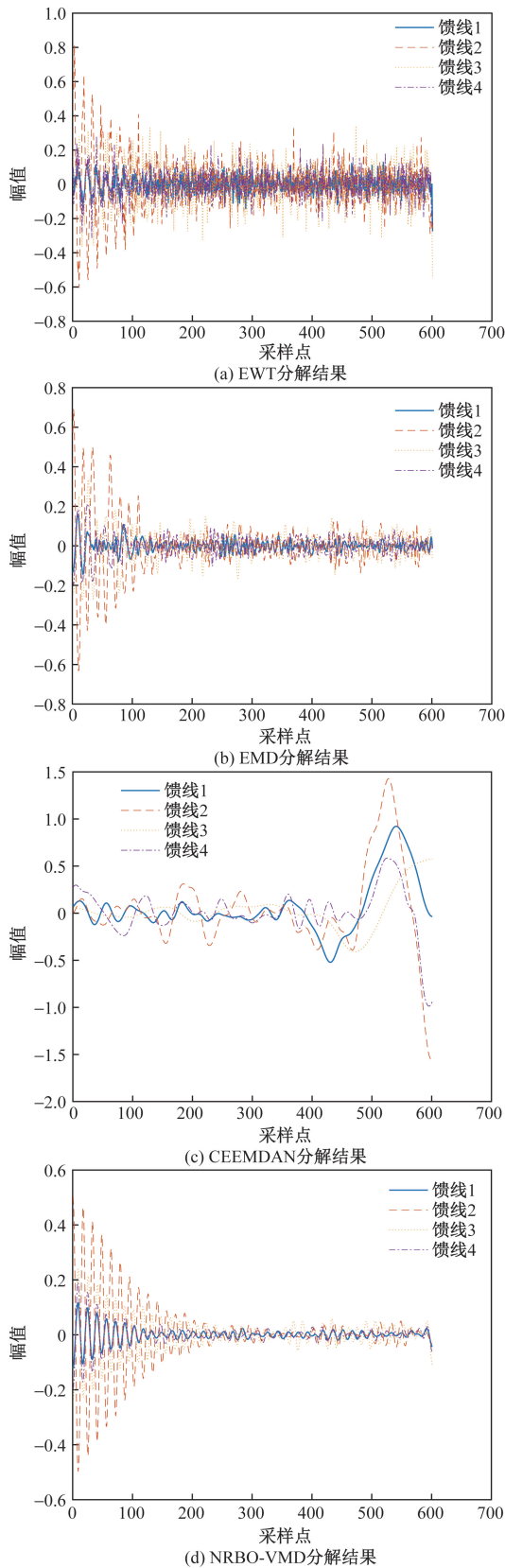


图5 暂态分量提取对比

Fig. 5 Comparison of transient component extraction

4.3.4 不同补偿度

设置线路4在故障电阻为1 000 Ω、故障合闸角

为45°、距离母线6 km处在不同补偿度下发生单相接地故障。由表5所示,此选线方法几乎不受补偿度的影响。

4.3.5 噪声影响

由于线路的工作环境复杂,常存在噪声和谐波的干扰,加入10 dB的高斯白噪声,故障条件和选线结果如表6所示。通过NRBO自适应设置最佳的VMD初值,此选线方法具有优异的抗扰性,在噪声下也能正确选出故障馈线。

表5 不同补偿度选线结果

Table 5 Line selection results for different compensation levels

$P/\%$	馈线故障概率				结果
5	0.048 0	0.035 5	0.093 2	0.823 3	T
8	0.059 5	0.024 5	0.110 3	0.805 7	T
10	0.020 5	0.032 4	0.163 7	0.783 4	T

注:T表示选正确选出故障馈线。

表6 叠加噪声选线结果

Table 6 Line selection results withsuperimposed noise

线路	$R_f/\Omega$	$\theta/(^\circ)$	故障概率			结果	
1	0.1	0	0.810	0.072	0.093	0.024	T
2	1 000	45	0.125	0.792	0.033	0.048	T
4	2 000	90	0.008	0.083	0.132	0.775	T

注:T表示选正确选出故障馈线。

5 算法对比

5.1 VMD参数优化对比

为进一步验证NRBO-VMD的优越性,将其与麻雀优化算法、鲸鱼优化算法以及最新提出的冠豪猪优化算法进行收敛对比,结果如图6所示。NRBO的收敛速度明显优于其他算法且不会陷入局部最优。

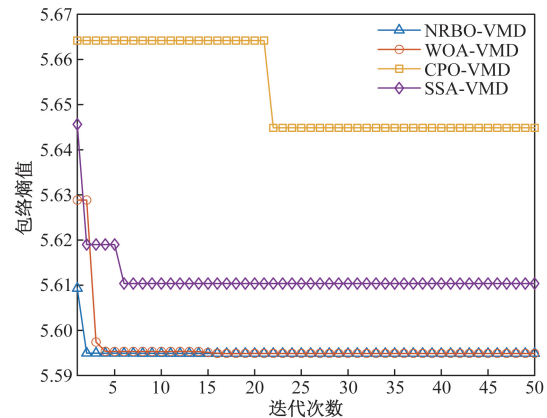


图6 不同优化算法收敛对比

Fig. 6 Comparison of convergence for different optimization algorithms

## 5.2 DS 证据融合优化对比

设置馈线 2 发生故障,故障电阻 3 000  $\Omega$ ,故障时间为 0.135 s,经过 100 次独立重复实验,得到不同信噪比下判据融合优化 DS 证据理论与传统 DS 证据理论的选线正确率如图 7 所示。

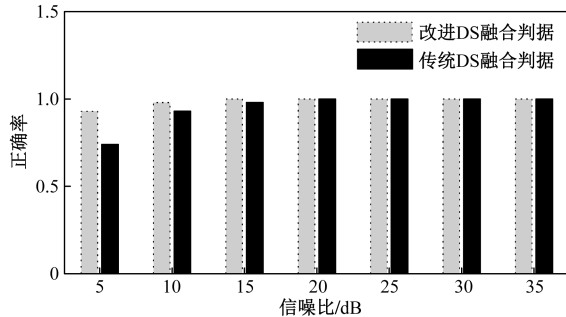


图 7 融合判据对比

Fig. 7 Comparison of fusion criteria

## 6 结论

提出了一种基于 NRBO-VMD 和改进 D-S 证据理论的故障融合的选线方法,得出如下结论。

(1)利用牛顿拉夫逊优化算法确定 VMD 算法的  $[K, \alpha]$  初值,提高了 VMD 算法对零序电流的分解效果,避免模式混叠,有利于馈线故障特征的提取。相比其他优化算法具有更好的收敛速度

(2)利用 D-S 证据将峭度、极性、暂态能量 3 种故障特征进行融合,保证选线正确率不受故障条件的影响。

(3)通过引入 Josselme 距离矩阵作为各个证据的权重,避免 D-S 证据理论中证据冲突的问题,提高了在噪声干扰情况下的选线准确性。

### 参 考 文 献

- [1] 杨维建,尹晓骐,陶骏,等.基于本地测量的小电阻接地系统高阻接地故障选线方法[J].科学技术与工程,2023,23(32):13872-13880.  
Yang Weijian, Yin Xiaoqi, Tao Jun, et al. Method for selecting high resistance grounding faults in small resistance grounding systems based on local measurements[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(32): 13872-13880.
- [2] 王孔贤,邵英,王黎明.基于改进变分模态分解和小波阈值法的单相接地故障电流降噪[J].科学技术与工程,2023,23(29):12556-12566.  
Wang Kongxian, Shao Ying, Wang Liming. Single phase grounding fault current denoising based on improved variational mode decomposition and wavelet thresholding method[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(29): 12556-12566.
- [3] 邓思敬,吴浩,杨玉萍,等.基于 CEEMD-LMD-SCN 的集合型配电网故障选线方法[J].科学技术与工程,2023,23(3):1076-1086.  
Deng Sijing, Wu Hao, Yang Yuping, et al. Fault line selection method for centralized distribution network based on CEEMD-LMD-SCN[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(3): 1076-1086.
- [4] 赵森豪,耿蒲龙.综合零序电流信号分量的单相接地故障选线方法[J].煤炭工程,2024,56(3):181-188.  
Zhao Senhao, Geng Pulong. Single phase grounding fault line selection method based on comprehensive zero sequence current signal components[J]. Coal Engineering, 2024, 56(3): 181-188.
- [5] 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. Fault line selection method for distribution network based on time-frequency domain traveling wave panoramic waveform[J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 36(13): 2861-2870.
- [6] 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. Flexible grounding system fault line selection method based on zero sequence current amplitude ratio multiplication coefficient[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 112-120.
- [7] 李高明,黎皓彬,卢颖,等.基于暂稳态电流幅值比较的谐振接地系统故障选线方法[J].电力系统及其自动化学报,2022,34(10):97-103.  
Li Gaoming, Li Haobin, Lu Ying, et al. Fault line selection method for resonant grounding system based on transient steady-state current amplitude comparison[J]. Journal of Power Systems and Automation, 2022, 34(10): 97-103.
- [8] 徐耀,田书,杨淇翔.综合高低频段分量的谐振接地系统故障选线[J].电力系统及其自动化学报,2021,33(10):1-9.  
Xu Yao, Tian Shu, Yang Qixiang. Fault selection of resonant grounding system based on comprehensive high and low frequency components[J]. Journal of Power Systems and Automation, 2021, 33(10): 1-9.
- [9] 郭常露,高先理,贾宝富,等.基于 SSA-VMD 和 ITPPF 的喷油器信号去噪方法[J].机床与液压,2024,52(12):208-216.  
Guo Changlu, Gao Xianli, Jia Baofu, et al. A denoising method for fuel injector signals based on SSA-VMD and ITPPF[J]. Machine Tool and Hydraulic, 2024, 52(12): 208-216.
- [10] 马志侠,张林鎔,巴音塔娜,等.基于自适应二次分解与 CNN-BiLSTM 的超短期风电功率预测[J].太阳能学报,2024,45(6):429-435.  
Ma Zhixia, Zhang Linxuan, Bayintana, et al. Ultrashort-term wind power prediction based on adaptive quadratic decomposition and CNN BiLSTM[J]. Journal of Solar Energy, 2024, 45(6): 429-435.
- [11] 胡锐,乔加飞,李永华,等.基于 WOA-VMD-SSA-LSTM 的中长期风电预测[J].太阳能学报,2024,45(9):549-556.  
Hu Rui, Qiao Jiafei, Li Yonghua, et al. Long term wind power prediction based on WOA-VMD-SSA-LSTM[J]. Journal of Solar Energy, 2024, 45(9): 549-556.
- [12] 李练兵,张燕亮,吴伟强,等.基于 RF-WOA-VMD-BiGRU-Attention 的神经网络模型在海浪预测中的应用[J].科学技术与工程,2024,24(7):2638-2646.  
Li Lianbing, Zhang Yanliang, Wu Weiqiang, et al. Application of

- neural network model based on RF-WOA VMD BiGRU attention in wave prediction[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(7): 2638-2646.
- [13] 孙孔明, 李玉敦, 范荣奇, 等. 基于VMD的小电流接地故障融合选线方法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(3): 115-123.  
Sun Kongming, Li Yudun, Fan Rongqi, et al. A fusionline selection method for small current grounding faults based on VMD[J]. *Industrial and Mining Automation*, 2023, 49(3): 115-123.
- [14] 李建蕊, 李永丽, 王伟康, 等. 基于零序电流与电压相位差变化的灵活接地系统故障选线方法[J]. *电网技术*, 2021, 45(12): 4847-4855.  
Li Jianrui, Li Yongli, Wang Weikang, et al. Flexible grounding system fault line selection method based on zero sequence current and voltage phase difference variation[J]. *Power Grid Technology*, 2021, 45(12): 4847-4855.
- [15] 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. Joint selection of single-phase grounding faults considering harmonic injection from distributed power sources[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42(4): 113-121.
- [16] Hua T, Dai K, Zhang X, et al. Optimal VMD-based signal denoising for laser radar via Hausdorff distance and wavelet transform[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 167997-168010.
- [17] Sowmya R, Premkumar M, Jangir P. Newton-Raphson-based optimizer: a new population-based metaheuristic algorithm for continuous optimization problems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 128. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.107532.
- [18] Wang X, Gao J, Wei X, et al. High impedance fault detection method based on variational mode decomposition and Teager-Kaiser energy operators for distribution network[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(6): 6041-6054.
- [19] Jin T, Zhuo F, Mohamed M A. A novel approach based on CEEMDAN to select the faulty feeder in neutral resonant grounded distribution systems[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(7): 4712-4721.
- [20] Liu Y, Cheng Y, Zhang Z, et al. Multi-information fusion fault diagnosis based on KNN and improved evidence theory[J]. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 2021: 1-12.