

# 基于VMD-DE-ELM的同杆双回输电线路故障识别

邹西<sup>1,2</sup>, 吴浩<sup>1,2</sup>, 邓思敬<sup>1,2</sup>, 漆知渊<sup>1,2</sup>, 宋弘<sup>3</sup>

(1.四川轻化工大学自动化与信息工程学院,四川 宜宾 644000; 2.人工智能四川省重点实验室,四川 宜宾 644000; 3.阿坝师范学院电子信息与自动化学院,四川 阿坝州 623002)

**摘要:**为了提升同杆双回输电线路的稳定性和准确性,通过对区内/外故障电压反行波变化规律进行分析,提出了一种基于变分模态分解和差分进化算法优化极限学习机(VMD-DE-ELM)的同杆双回输电线路区内/外故障识别新方法。首先对发生故障后两端的电压、电流进行相模变换;再利用VMD将故障后一段时窗内的电压反行波分解到5个尺度上;用特征提取对应尺度下的能量熵组成特征向量;最后针对区内/外故障样本具有不平衡性,通过使用SMOTE算法对区外样本进行扩充后,将特征向量集输入到DE-ELM分类器进行训练和测试。大量仿真结果表明:该方法在不同故障类型、不同过渡电阻、不同故障初始角以及不同故障位置情况下能有效实现区内外故障识别,且在CT饱和、噪声干扰等情况下也能较好识别区内外故障。

**关键词:**同杆双回;电压反行波;变分模态分解;SMOTE算法;差分进化算法优化极限学习机;故障识别

中图分类号:TM75

文献标志码:A

## 引言

随着人口数量增长,可占用的土地日益减少,同杆双回输电线路由于占地少、建设速度快、经济效益高等特点,大量应用在建设当中。同杆双回理论上存在120种故障,其中IA-IIA、IB-IIB和IC-IIC这3种故障类型的故障特征和正常情况一样,从电气上无法识别<sup>[1]</sup>;现在主要研究117种故障类型,其故障类型分别为22种单回路故障类型和95种跨线故障类型<sup>[2]</sup>。在输电线路中发生跨线故障几率很

小,但线路如果发生了跨线故障会造成严重后果<sup>[3]</sup>。

众多学者在同杆双回输电线路进行了大量研究<sup>[4-7]</sup>。文献[8]先通过对站域信息实行接地距离保护优化,再经过断路器和接地刀闸的位置信息自适应调整参数;最后通过选线结果对故障相进行邻线零序电流自适应补偿,对非故障相不进行补偿。该方法只针对了两个单回线的故障进行分析,未涉及跨线故障分析。文献[9]对故障线路特征信息等效能彼得逊模型进行分析,再根据区内/外故障电流行波相位差有所不同,引入S变换计算电流行波差来

收稿日期:2022-08-11

基金项目:四川省科技厅项目(2020YFG0178;2021YFG0313;2022YFS0518;2022ZHCG0035);人工智能四川省重点实验室项目(2019RYY01);四川理工学院四川省院士(专家)工作站项目(2018YSGZZ04)

通信作者:吴浩(1980-),男,教授,博士,研究方向为配电网故障诊断与故障定位技术研究,(E-mail)11305076@qq.com

实现故障识别,但该算法的容错性较差。文献[10]根据区内/外故障与波阻抗及差波阻抗有所不同,引入比率制动系数进行故障识别。但需要根据不同的模量进行计算,操作比较繁琐,可靠性较差。文献[11]通过对初始行波电流变换规律,引入多分辨奇异值分解和随机森林对区内/外故障进行识别,但是算法抗噪声能力一般。文献[12]通过对不同的电压等级进行分析,根据各复合序网列出方程组计算序电流和序电压,再计算出其断口电压和相电流进行故障识别。但是该方法计算比较复杂,适应性较差。文献[13]根据近故障端的前行波电流波形和远故障端的反行波电流波形之间具有相似度关系,采用滑动窗的方法提取余弦相似度系数作为特征向量输入到概率神经网络进行故障识别,但是算法抗干扰能力较差。

现研究思路主要是通过对工频量、暂态量以及机器学习进行故障识别,工频量方法的可靠性强,但识别速度慢;暂态量方法的识别速度快,但可靠性差;而机器学习能够综合两者优点,因此本文使用机器学习算法对故障进行识别。为了提升同杆双回线路故障识别的稳定性和准确性,本文参考文献[14-15]中的分析方法,对区内/外故障电压反行波变化规律进行分析,提出了一种基于变分模态分解和差分进化算法优化极限学习机(Variational Mode Decomposition & Differential Evolution & Extreme Learning Machine, VMD-DE-ELM)的同杆双回输电线路区内/外故障识别方法。该方法首先利用VMD将故障后一段时窗内的电压反行波分解到5个尺度上,特征提取对应尺度下的能量熵组成特征向量;其次,针对区内/外故障样本具有不平衡性,通过使用SMOTE算法对区外样本进行扩充;最后,将特征向量集输入到DE-ELM网络,验证本文算法对区内/外故障识别的准确性。该方法为同杆双回线路的故障识别提供一种新思路。

### 1 反行波传输特征分析

同杆双回线路模型如图1所示,M、N两端为其

母线, $L_1$ 和 $L_2$ 为区内保护线路; $L_3$ 和 $L_4$ 为区外保护线路; $R_1$ — $R_6$ 为区内/外保护检测单元。

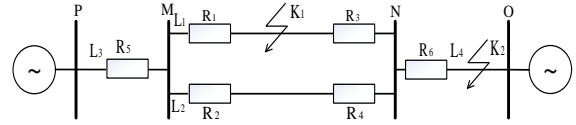


图1 同杆双回线路仿真模型

### 1.1 区内单回路故障

以单回路故障为例,当 $K_1$ 处发生故障时,区内故障产生暂态行波传输过程如图2所示。图2中 $\tau_M$ 和 $\tau_N$ 为故障点到两端的时间;MN两端传输的总时间为 $\tau$ 。 $u_{Mf}$ 和 $u_{Nf}$ 为前行波, $u_{Mb}$ 和 $u_{Nb}$ 为反行波。由图2分析可知,当发生区内故障时, $u_{Mb}$ 和 $u_{Nb}$ 先在两端保护单元检测到。若线路一端检测到反行波时间为 $t$ ,另一端能够在 $[t, t + \tau]$ 时间内检测到反行波。

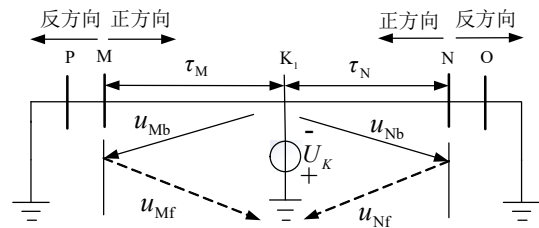


图2 区内单回路故障行波传输过程

### 1.2 区外故障

当 $K_2$ 处发生故障时,区外故障产生暂态行波传输过程如图3所示。当发生故障后, $u_{Nf}$ 前行波在N端行波单元检测到,行波传输过程不会发生中断, $u_{Nf}$ 能够一直传输至M端, $u_{Nf}$ 在M端变为 $u_{Mb}$ 反行波, $u_{Mb}$ 在M端物理边界发生反射进行传输,反射之后 $u_{Mb}$ 变为 $u_{Mf}$ 前行波, $u_{Mf}$ 前行波会在线上不间断传输至N端,最后 $u_{Mf}$ 前行波就变成了N端 $u_{Nb}$ 反行波<sup>[14]</sup>。

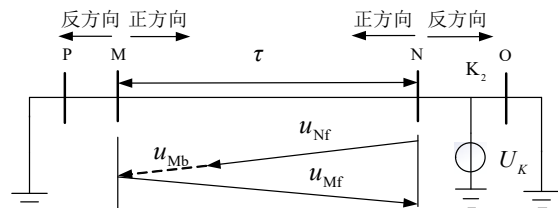


图3 区外故障暂态行波传输过程

由图3可知,发生区外故障时,若前行波 $u_{Nf}$ 在N

端检测到的时间为 $t$ ,则在 $[t, t + 2\tau)$ 内,反行波 $u_{Nb}$ 理论上在N端检测不到,而反行波 $u_{Mb}$ 却能在M端检测到。

### 1.3 反行波计算公式

两端的电压反行波如式(1)所示:

$$\begin{cases} u_{Mb} = \frac{1}{2}(u_M - Z_c i_M) \\ u_{Nb} = \frac{1}{2}(u_N - Z_c i_N) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $Z_c$ 为线路上行波阻抗, $u_M, i_M, u_N, i_N$ 分别为M、N端电压和电流。

## 2 算法实现

提取同杆双回线路两端的电压、电流数据进行相模变换,选择同向1模量计算其电压反行波,再选取故障后 $[\tau, 2\tau)$ 时间内电压反行波进行VMD分解,特征提取对应尺度下的能量熵组成特征向量,使用SMOTE算法对区外故障样本进行扩充后,再将特征向量集输入到DE-ELM分类器进行训练和测试,最后实现区内外故障识别。

### 2.1 相模变换

在同杆双回输电线路中存在大量耦合现象,为了减少其对线路的影响,使用相模变换矩阵进行解耦,将耦合的线路分解成独立的单相系统<sup>[15]</sup>,其解耦矩阵如式(2)所示<sup>[16]</sup>。

$$M = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 & 5 & 5 & 5 \\ 5 & -1 & -4 & 5 & -1 & -4 \\ 5 & -4 & -1 & 5 & -4 & -1 \\ 5 & 5 & 5 & -5 & -5 & -5 \\ 5 & -1 & -4 & -5 & 1 & 4 \\ 5 & -4 & -1 & -5 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其解耦变换关系如式(3)所示:

$$\begin{bmatrix} u_{1A} & u_{1B} & u_{1C} & u_{2A} & u_{2B} & u_{2C} \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} u_{T0} & u_{T1} & u_{T2} & u_{F0} & u_{F1} & u_{F2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $u_{T0}, u_{T1}, u_{T2}, u_{F0}, u_{F1}, u_{F2}$ 分别为同向和反向的0模、1模和2模量电压。

### 2.2 变分模态分解算法

变分模态分解(VMD)算法对模态的中心频率和带宽能够自适应匹配,能实现固有模态分量

(IMF)有效分离,其中心思想是构建和求解变分问题<sup>[17]</sup>。VMD将信号分解为 $K$ 个IMF的步骤如下:

$$\begin{cases} \min_{\{\omega_k, \beta_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s \cdot t \cdot \sum_{k=1}^K \beta_k = f(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $f(t)$ 为分解的信号, $u_k$ 为第 $k$ 模态分量,脉冲函数为 $\delta(t)$ , $\omega_k$ 为对应第 $k$ 个中心频率。

变分模态分解的过程如下:

1)初始化 $\{\hat{\beta}_k^1\}, \{\hat{\omega}_k^1\}$ , Lagrange 乘子 $\hat{\lambda}^1$ 、迭代次数 $n = 0$ ;

2)更新 $\{\beta_k\}$ 和 $\{\omega_k\}$ ,如式(5)~(6)所示:

$$\hat{\beta}_k^{n+1}(\omega) = \hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\beta}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \times \frac{1}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (5)$$

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\beta}_k(\omega)| d\omega}{\int_0^\infty |\hat{\beta}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

3)更新 $\lambda$ ,如式(7)所示:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{\beta}_k^{n+1}(\omega)) \quad (7)$$

重复式(4)~(7)的过程,直至满足式(8),迭代停止,结束循环,得到本征模态函数。

$$\sum_k \frac{\|\hat{\beta}_k^{n+1} - \hat{\beta}_k^n\|_2^2}{\|\hat{\beta}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (8)$$

其中 $\varepsilon$ 为其精度( $\varepsilon > 0$ ),若不满足,则返回到步骤2);若满足,则输出 $K$ 值。

VMD分解需要确定IMF的个数 $K$ ,如果分解个数 $K$ 值不合适,则会导致结果偏差过大,本文使用中心频率法来预估 $K$ 值。若VMD分解中有IMF的中心频率很接近,则认为VMD出现过分解的情况<sup>[18]</sup>。表1列出了保护区外A、C相发生短路接地故障不同 $K$ 值的中心频率,由表1可知当 $K=6$ 时出现了过分解,因此本文选取VMD分解的IMF个数 $K=5$ 。另外,区内故障分解模态个数也相同。

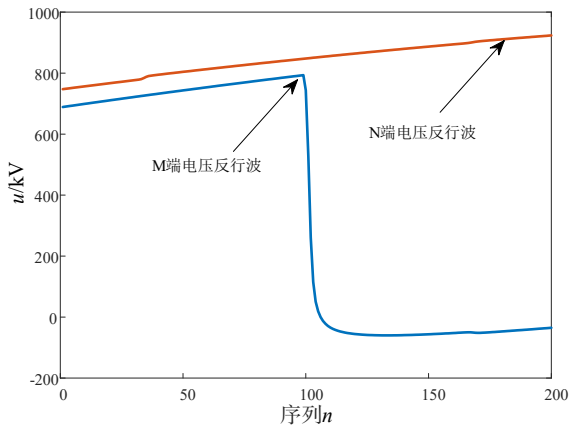
表1 区外故障不同K值的中心频率

K	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
2	0.06622	506.94	—	—	—	—
3	0.00349	500.22	1592.62	—	—	—
4	0.00068	500.05	1502.73	2732.61	—	—
5	0.00028	500.03	1499.43	2570.30	4871.20	—
6	0.00026	500.01	1500.54	637.11	4825.32	2560.76

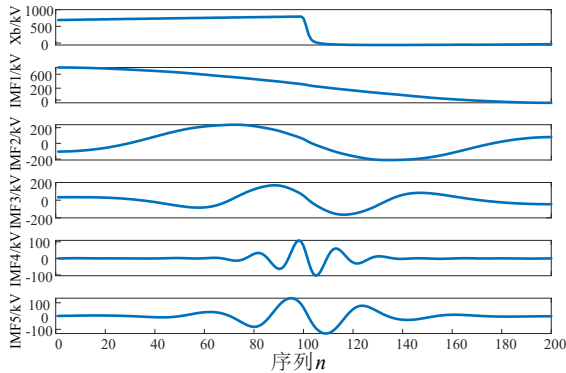
### 2.3 电压反行波故障分析

#### 2.3.1 区外故障分析

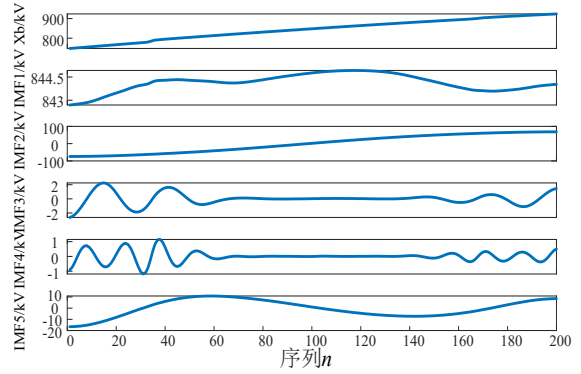
保护区外发生A、C相短路接地故障后 $[\tau, 2\tau)$ 内电压反行波信号波形如图4(a)所示,图4(b)和图4(c)为VMD分解波形。图4(a)可以看出,在 $[\tau, 2\tau)$ 时间内电压反行波信号只能在M端处检测到,而另一端不能检测到电压反行波信号;图4(b)和图4(c)比较可知,其两端对应尺度下电压幅值相差较大,电压能量分布较分散。



(a) 区外故障两端电压反行波波形



(b) 区外故障M端VMD分解波形

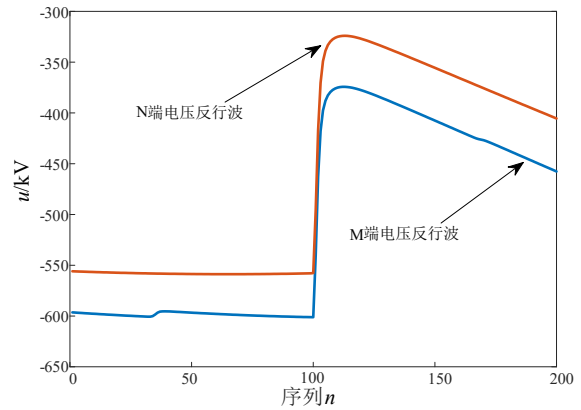


(c) 区外故障N端VMD分解波形

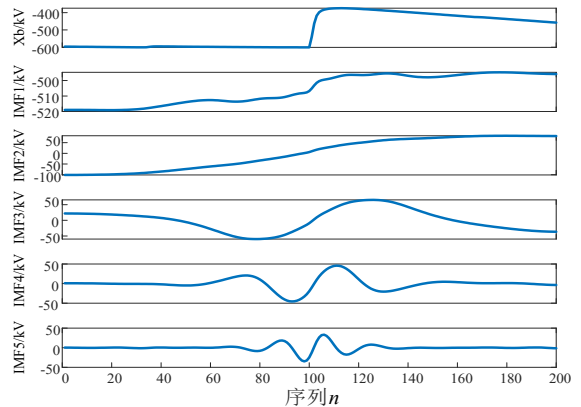
图4 保护区外波形分析

#### 2.3.2 区内故障分析

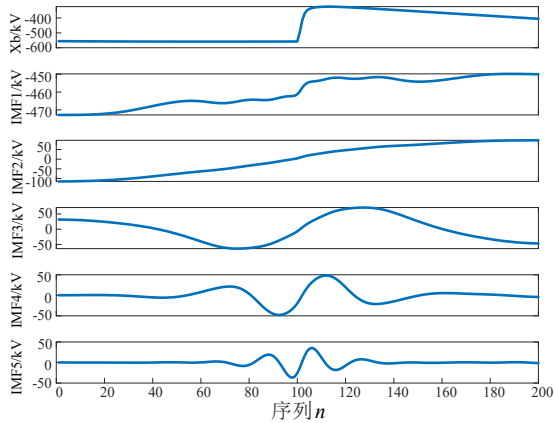
保护区内 $L_1$ 线路发生A、C相短路接地故障后 $[\tau, 2\tau)$ 时间内电压反行波信号波形如图5(a)所示,图5(b)和图5(c)为VMD分解波形。图5(a)可以看出,在 $[\tau, 2\tau)$ 时间内两端都能检测到电压反行波信号;图5(b)和图5(c)比较可知,反行波经过VMD分解后,两端对应尺度下电压幅值相差不大,电压能量分布比较集中。



(a) 区内单回线故障两端电压反行波波形



(b) 区内单回线故障M端VMD分解波形



(c) 区内单回线故障N端VMD分解波形

图5 保护区内波形分析

### 2.4 能量熵特征提取

能量熵主要反映能量分布均匀性,若IMF中所含频率复杂,则表明能量分布混乱,能量熵较大。

能量值计算如式(9)所示:

$$\begin{cases} E_{M,n} = \int_{t=t_0+\tau}^{t_0+2\tau} |W_{M,n}(t)|^2 dt \\ E_{N,n} = \int_{t=t_0+\tau}^{t_0+2\tau} |W_{N,n}(t)|^2 dt \end{cases} \quad (9)$$

其中,两端第 $n$ 个IMF能量值为 $E_{M,n}$ 、 $E_{N,n}$ ;两端第 $n$ 个信号变换系数为 $W_{M,n}(t)$ 、 $W_{N,n}(t)$ 。故障起始时刻为 $t_0$ ;M、N端之间传输的时间为 $\tau$ ;根据线路的长度和信号传输的速度, $\tau$ 取值为1ms。

通过对两端电压反行波信号进行分解获得 $n$ 个模态分量,通过计算每个IMF的能量分别为 $E_1, E_2, \dots, E_n$ 。

$$\begin{cases} H_{M,i} = -\sum_{i=1}^n p_i \lg p_i \\ H_{N,i} = -\sum_{i=1}^n q_i \lg q_i \end{cases} \quad (10)$$

其中, $p_i = E_{M,i}/E$ 和 $q_i = E_{N,i}/E$ 分别为两端分解后第 $i$ 个IMF的能量占总能量 $E$ 的百分比。 $H_{M,i}$ 、 $H_{N,i}$ 分别表示M、N端分解后第 $i$ 个IMF的能量熵( $i = 1, 2, \dots, 5$ )。当发生区内故障时,两端反行波电压分解后能量分布不均匀,且两端对应尺度下模态分量的能量熵相差不大;当发生区外故障时,其M端反行波电压分解后能量分布不均匀,而N端则相反,且两端对应尺度下模态分量的能量熵相差较大。基于此差异性,将特征向量 $[H_{M,1}, H_{M,2}, H_{M,3}, H_{M,4}, H_{M,5}, H_{N,1}, H_{N,2}, H_{N,3}, H_{N,4}, H_{N,5}]$ 输

入到DE-ELM模型进行故障识别。

## 3 基于差分进化算法优化极限学习机故障识别

### 3.1 SMOTE算法

SMOTE算法可用于处理样本不平衡的数据,而其思路是在相邻的少数样本使用随机线性插值来增加样本数量。

设 $p_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T$ 为所需扩充的样本集, $n$ 为样本的个数,使用K近邻法确定 $p_i$ 的 $k$ 个邻近样本<sup>[19]</sup>,新的 $p_j$ 样本可由式(11)所得。

$$p_j = p_i + \text{rand}(0,1) \times (p_j - p_i) \quad (11)$$

其中, $\text{rand}(0,1)$ 表示在0~1之间的随机数; $p_j$ ( $j = 1, 2, \dots, l$ )为经过SMOTE算法后扩充的样本。

### 3.2 差分进化算法优化极限学习机

#### 3.2.1 极限学习机

极限学习机<sup>[20]</sup>网络结构模型如图6所示,图中设置ELM网络输入层节点数为2,中间层节点数为21,输出层节点数为2。输入参数为区内故障样本和区外故障样本;输出参数为训练集和测试集准确率。

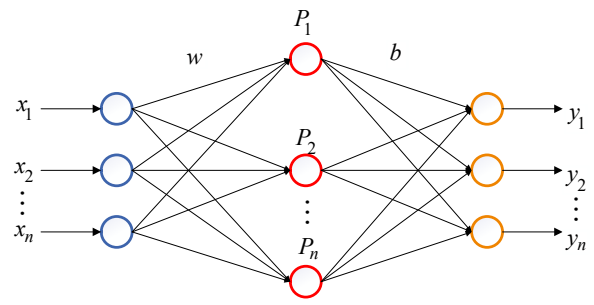


图6 ELM网络结构

图6中, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ( $x_i \in R^n$ )为数据的输入; $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ ( $y_i \in R^n$ )为数据的输出,则:

$$T = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_m \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^l \beta_{i1} g(\omega_i x + b_i) \\ \sum_{i=1}^l \beta_{i2} g(\omega_i x + b_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^l \beta_{im} g(\omega_i x + b_i) \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (12)$$

其中, $\beta_i$ 和 $\omega_i$ 为两个层的权重, $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]$ ,

$\omega_i = [\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{in}]$ ,  $b_i (i = 1, 2, \dots, l)$  为隐含层中阈值。将式(12)变形为:

$$T^T = H_{1 \times l} \beta_{l \times m} \quad (13)$$

其中  $H = [g(\omega_1 x + b_1), g(\omega_2 x + b_1), \dots, g(\omega_l x + b_1)]$  为矩阵的输出。最后通过使用最小二乘算法可以得到权重  $\beta^{[21]}$ 。

### 3.2.2 差分进化算法

差分进化算法是一种全局寻优算法,相比于其他算法,其参数很少、鲁棒性很强<sup>[22]</sup>,应用广泛,差分进化算法流程如图7所示。

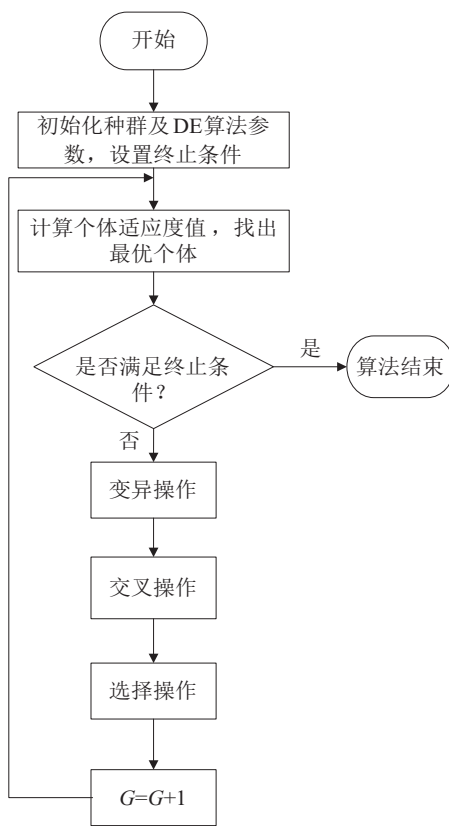


图7 差分进化算法

### 3.3 故障识别流程

故障识别流程如图8所示,其具体步骤如下:

- 1) 将行波电流、电压数据导入到 Matlab;
- 2) 进行相模变换;
- 3) 计算反行波模量电压;
- 4) 对反行波模量电压进行 VMD 分解;
- 5) 选取故障后 5 个尺度下  $[\tau, 2\tau)$  内的数据进行计算两端的能量熵特征向量  $H = [H_{M1}, H_{M2}, H_{M3}, H_{M4}, H_{M5}, H_{N1}, H_{N2}, H_{N3}, H_{N4}, H_{N5}]$ ;

$[H_{M1}, H_{M2}, H_{M3}, H_{M4}, H_{M5}, H_{N1}, H_{N2}, H_{N3}, H_{N4}, H_{N5}]$ ;

- 6) 提取两端各尺度下能量熵作为特征向量;
- 7) SMOTE 算法平衡样本;
- 8) 将特征向量输入到 DE-ELM 网络进行故障识别;
- 9) 最终识别结果。

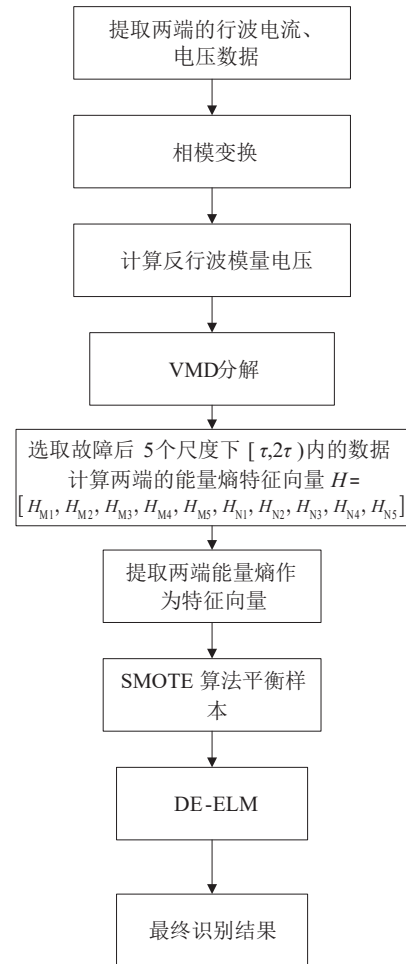


图8 故障识别流程

## 4 仿真验证

在 PSCAD 软件上搭建仿真模型(图1)。区内 MN 线路长为 300 km, 区外 PN 线路长为 150 km。采样频率为 200 kHz, 电压等级为 500 kV, 线路频率为 50 Hz。

### 4.1 训练样本构成

区内故障样本: 故障位置为距离 N 端 150 km; 117 种故障类型; 设置 10 种不同的故障初始角, 得到 1170 组区内故障样本。

区外故障样本: 故障位置为距离 N 端 100 km;

11种故障类型;设置10种不同的故障初始角,经过SMOTE算法平衡样本,得到1100组区外故障样本。

### 4.2 训练集识别结果

将区外扩充后的训练样本输入到DE-ELM网络进行训练,得到一个DE-ELM模型,其识别结果如图9所示。

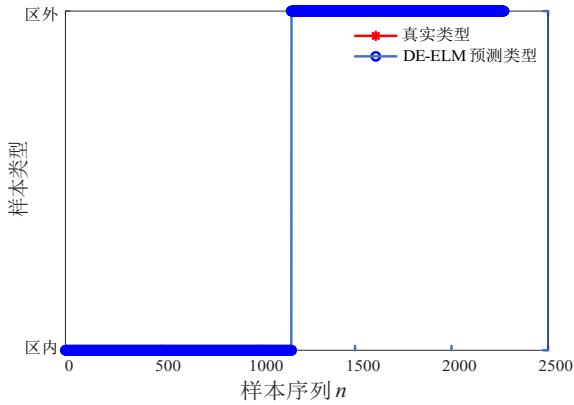


图9 训练集识别结果

### 4.3 算法测试

为了测试算法识别情况,选取区内故障26组和区外故障28组进行测试,测试结果如图10所示。不同故障类型下的区内外故障测试样本为第1~18个,故障情况设置见表2;不同过渡电阻下的区内外故障测试样本为第19~34个,故障情况设置见表3;不同故障初始角下区内外故障测试样本为第35~54个,故障情况设置见表4。为了方便对不同区内外故障类型进行阐述, $L_1$ 、 $L_2$ 线路分别用1、2来表示,接地故障用G表示。

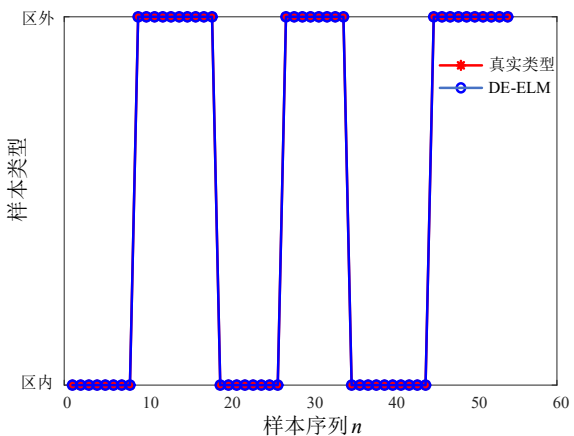


图10 测试集测试结果

表2 不同故障类型下测试结果预测

故障位置	故障类型	故障初始角/(°)	过渡电阻/ $\Omega$	识别结果
区内 距离 N端 200 km	1BG	45	200	区内故障
	1BCG			
	2ABCG			
	1B2BG			
	1AB2C			
	1BC2BCG			
	1AC2AC			
1ABC2ABCG				
区外 距离 N端 100 km	BG	45	200	区外故障
	ABG			
	BC			
	ABCG			
ABC				
区外 距离 N端 50 km	AB	90	500	区外故障
	ACG			
	BC			
	ABCG			
	ABC			

表3 不同过渡电阻下测试结果预测

故障位置	故障类型	故障初始角/(°)	过渡电阻/ $\Omega$	识别结果
区内 距离 N端 150 km	1ABG	30	50	区内故障
			150	
			300	
			500	
区内 距离 N端 200 km	1AB2CG	60	50	区内故障
			150	
			300	
			500	
区外 距离 N端 50 km	CG	30	50	区外故障
			150	
			300	
区外 距离 N端 100 km	BCG	60	50	区外故障
			150	
			300	
			500	

表4 不同故障初始角下测试结果预测

故障位置	故障类型	故障初始角/(°)	过渡电阻/ $\Omega$	识别结果
区内 距离 N端 150 km	1C2BG	10	200	区内故障
		20		
		55		
		90		
		120		

续表

故障位置	故障类型	故障初始角/ $^{\circ}$	过渡电阻/ $\Omega$	识别结果
区内 距离 N端 200 km	1ABC2ACG	10	500	区内故障
		20		
		55		
		90		
		120		
区外 距离 N端 50 km	ABCG	10	200	区外故障
		20		
		55		
		90		
区外 距离 N端 100 km	ACG	10	500	区外故障
		20		
		55		
		90		
		120		

由表2、表3和表4识别结果可知,算法不受故障类型、过渡电阻以及故障初始角的影响。

#### 4.4 算法性能分析

##### 4.4.1 抗CT饱和

为了测试模型在CT饱和下算法识别效果,以M端饱和进行实验,采集故障样本进行测试,测试结果见表5。从表5中可以看出该算法具有一定的抗CT饱和能力。

表5 抗CT饱和测试结果

故障区间	故障类型	故障初始角/ $^{\circ}$	过渡电阻/ $\Omega$	距N端的距离/km	识别结果
区内	1ABG	5	50	150	区内故障
	1B2ACG	45	150	200	
区外	BCG	60	200	50	区外故障
	ABCG	120	300	100	

##### 4.4.2 抗噪干扰能力分析

为了测试算法抗噪能力,分别选取不同的故障样本进行测试,预测结果见表6。

表6 噪声干扰下测试结果

故障位置	故障类型	故障初始角/ $^{\circ}$	过渡电阻/ $\Omega$	SNRs/dB	识别结果
区内 距离 N端 150 km	1A2BCG	45	200	20	区内故障
				30	
				40	
				50	
				60	

续表

故障位置	故障类型	故障初始角/ $^{\circ}$	过渡电阻/ $\Omega$	SNRs/dB	识别结果
区外 距离 N端 100 km	BCG	60	500	20	区外故障
				30	
				40	
				50	
				60	

表6可以看出,在信噪比为20 dB时,区外故障不能正常识别;在信噪比为30 dB以上时,文中的方法能正常识别区内外故障,具有较强的抗噪能力。

##### 4.4.3 不同故障位置测试

为了测试算法对不同故障位置的识别效果,选取不同的故障样本进行测试,测试结果见表7。表7结果表明该算法不受故障位置影响,能够有效保护线路。

表7 不同故障位置下测试结果

区内故障类型	过渡电阻/ $\Omega$	故障初始角/ $^{\circ}$	故障点距N端距离/km	识别结果
1C2CG	300	60	2	区内故障
			5	
			10	
			50	
			100	
			200	
			299	

#### 4.5 算法对比

为了验证本文算法的识别效果,选取其他4种网络(BP、RF、Softmax和ELM)与本文的DE-ELM网络进行对比,结果见表8。差分进化算法优化极限学习机的准确率相比其他4个网络算法在不同样本种类下准确率更高。

表8 不同网络模型对不同样本种类识别结果 %

样本种类	Softmax	BP	RF	ELM	DE-ELM
故障类型	55.56	55.56	55.56	100.00	100.00
过渡电阻	75.00	56.25	55.00	75.00	100.00
故障初始角	95.00	80.00	85.00	75.00	100.00
抗CT饱和	50.00	50.00	100.00	75.00	100.00
噪声干扰	90.00	90.00	80.00	80.00	90.00
故障位置	85.71	71.43	57.14	85.71	100.00



## 5 结束语

通过对区内外故障后一段时间窗内电压反行波波特征进行分析,提出了一种基于VMD+DE-ELM同杆双回输电线路故障识别算法。通过理论与仿真分析得到以下结论:

1)当发生区外故障时,在 $[\tau, 2\tau)$ 时窗内其中一端保护单元检测不到反行波信号,两端反行波电压分解后能量分布不均匀,且两端对应尺度下模态分

量的能量熵相差较大。

2)当发生区内故障时,在 $[\tau, 2\tau)$ 时窗内两端保护单元都能检测到反行波信号,两端反行波电压分解后能量分布较均匀,且两端对应尺度下模态分量的能量熵相差不大。

3)在CT饱和、噪声干扰情况下,基于VMD+DE-ELM同杆双回输电线路故障识别算法能够正常识别出区内外故障,算法可靠性和稳定性较好。

## 参考文献:

- [1] 索南,葛耀中,陶惠良.六序故障分量及其在同杆双回线中的故障特征[J].电力系统自动化,1989(4):44-51.
- [2] 田书,寿好俊,刘芳芳.同杆双回线路综合故障选相方案[J].电力科学与工程,2016,32(5):20-24,31.
- [3] 叶睿恺,吴浩,董星星.同杆双回线路保护研究进展[J].电工材料,2018(4):36-39.
- [4] 梁路明,李凤婷,解超,等.基于缺相耦合电压特性的同杆双回线路非跨线故障综合重合闸策略[J].电力系统保护与控制,2019,47(13):62-69.
- [5] 黄潇潇,杨韬,郑骁麟,等.基于PMU量测信息的短线路同杆并架双回线参数辨识[J].中国电力,2020,53(7):141-148.
- [6] RAMAR K, LOW H S, EGU E E. One-end impedance based fault location in double-circuit transmission lines with different configurations [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2015, 64(1): 1159-1165.
- [7] 商立群,黄若轩,呼延海,等.采用电磁时间反转的不同电压等级同杆双回输电线路故障测距[J].西安交通大学学报,2020,54(1): 19-25.
- [8] 高厚磊,刘益青,王兴国,等.基于站域信息的同杆双回线接地距离保护优化方案[J].电力自动化设备,2021,41(3):49-56.
- [9] 叶睿恺,吴浩,董星星.基于初始行波相位差的同杆双回输电线路故障识别[J].电力系统保护与控制,2019,49(3):118-128.
- [10] 叶睿恺,吴浩,董星星.基于测量波阻抗的同杆双回输电线路故障识别[J].浙江大学学报(工学版),2019,53(12):2412-2422.
- [11] 杨亮,吴浩,胡潇涛,等.基于MRSVD-RF的同杆双回线路故障识别[J].电力系统及其自动化学报,2022,34(1):65-75
- [12] 陆政君,范春菊,赵铎,等.不同电压等级同杆双回线断线故障分析方法[J].电网技术,2021,45(4):1588-1595.
- [13] 杨亮,吴浩,李栋,等.基于波形相似度的同杆双回线路故障识别[J].四川轻化工大学学报(自然科学版),2021,34(6):71-78
- [14] 王永进,樊艳芳.基于反行波与信号处理的特高压直流输电线路纵联保护方法[J].电力自动化设备,2020,40(3):114-121.
- [15] 汤兰西,董新洲.半波长交流输电线路行波差动电流特性的研究[J].中国电机工程学报,2017,37(8):2261-2269.
- [16] 王守鹏,赵冬梅,袁敬中,等.一种用于同塔双回线故障定位的新相模变换法[J].西安理工大学学报,2020,36(3):432-438.
- [17] 姜媛媛,张书婷.基于改进的VMD和CNN神经网络的光伏逆变器软故障诊断方法研究[J].电测与仪表,2021,58(2):158-163.
- [18] 陈东宁,张运东,姚成玉,等.基于变分模态分解和多尺度排列熵的故障诊断[J].计算机集成制造系统,2017,23(12):2604-2612.
- [19] 黄建明,李晓明,瞿合祚,等.考虑小波奇异信息与不平衡数据集的输电线路故障识别方法[J].中国电机工程学报,2017,37(11): 3099-3107,3365.
- [20] 李向伟,刘思言,高昆仑.基于差分进化极限学习机的电力系统暂态稳定评估方法[J].科学技术与工程,2020,20(1):213-217.
- [21] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489-501.
- [22] 孔德钱,张新燕,童涛,等.基于差分进化算法与BP神经网络的变压器故障诊断[J].电测与仪表,2020,57(5):57-61.

**引用格式:**

中文:邹西,吴浩,邓思敬,等.基于VMD-DE-ELM的同杆双回输电线路故障识别[J].四川轻化工大学学报(自然科学版),2023,36(5):41-50.

英文:ZOU X,WU H,DENG S J,et al.Fault identification of double-circuit transmission line on the same pole based on VMD-DE-ELM[J].Journal of Sichuan University of Science & Engineering (Natural Science Edition),2023,36(5):41-50.

**Fault Identification of Double-Circuit Transmission Line on the Same Pole Based on VMD-DE-ELM**

*ZOU Xi<sup>1,2</sup>, WU Hao<sup>1,2</sup>, DENG Sijing<sup>1,2</sup>, QI Zhiyuan<sup>1,2</sup>, SONG Hong<sup>3</sup>*

(1.School of Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin 644000, China; 2. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Yibin 644000, China; 3. College of Electronic Information and Automation, Aba Teachers University, Aba Prefecture 623002, China)

**Abstract:** In order to improve the stability and accuracy of the double-circuit transmission line on the same pole, a new internal/external faults identification method of the double-circuit transmission line on the same pole based on variational mode decomposition and differential evolution & extreme learning machine (VMD-DE-ELM) has been proposed by analyzing the variation law of internal/external fault voltage anti-travelling wave. Firstly, the phase-mode of the voltage and current at both ends are transformed after the fault occurs; then the VMD is used to decompose the voltage anti-travelling wave in a period of time after the fault into five scales, whose energy entropy obtained by feature extraction is used to form the feature vector; aiming at the imbalance of the internal/external fault samples, the feature vector set is finally input into the DE-ELM classifier for training and testing after expanding the out-of-zone samples by using the SMOTE algorithm. A large number of simulation results show that the method can effectively realize the fault identification inside and outside the area under the conditions of different fault types, different transition resistances, different initial fault angles and different fault locations, and it is also easy to identify faults inside and outside the zone under the conditions of CT saturation, noise interference.

**Key words:** double-circuit transmission line on the same pole; voltage anti-travelling wave; variational mode decomposition; SMOTE algorithm; differential evolution & extreme learning machine; fault identification