

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201051

# 基于电流故障分量特征和随机森林的输电线路故障类型识别

杨杰<sup>1</sup>, 吴浩<sup>1,2</sup>, 董星星<sup>1</sup>, 陈佳豪<sup>1</sup>, 刘益岑<sup>3</sup>

(1. 四川轻化工大学自动化与信息工程学院, 四川 自贡 643000; 2. 人工智能四川省重点实验室, 四川 自贡 643000; 3. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610000)

**摘要:** 为提高输电线路故障选相的精确性, 提出了一种基于电流故障分量特征结合随机森林的输电线路故障类型识别新方法。分别在多个短时序列下计算三相电流故障分量能量相对熵与零序电流故障分量能量和, 并按特定顺序把在各短时序列下计算得到的结果组成特征样本向量, 以表征输电线路故障类型特征。建立随机森林智能故障类型识别模型, 并利用故障特征样本集对其进行训练和测试, 识别具体故障类型。仿真结果表明, 所提算法在不同故障初始角、不同过渡电阻以及不同故障距离情况下均能准确识别具体故障类型, 在数据丢失和噪声影响下也能较好地识别故障类型。

**关键词:** 输电线路; 电流故障分量; 随机森林; 故障类型识别

## Transmission line fault type identification based on the characteristics of current fault components and random forest

YANG Jie<sup>1</sup>, WU Hao<sup>1,2</sup>, DONG Xingxing<sup>1</sup>, CHEN Jiahao<sup>1</sup>, LIU Yicen<sup>3</sup>

(1. School of Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China; 2. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Zigong 643000, China; 3. Electric Power Research Institute, State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610000, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of fault phase selection of transmission lines, a new method of fault type identification of transmission lines based on the characteristics of current fault components and random forest is proposed. This paper calculates the energy relative entropy of the three-phase current fault component and the sum of energy of the zero-sequence current fault component under multiple short-time sequences, and combines the results calculated under each short-time sequence into a characteristic sample vector in a specific order to characterize the fault type characteristics of transmission lines. It establishes a random forest intelligent fault type identification model, and uses the fault characteristic sample set to train and test it to identify specific fault types. Simulation results show that the proposed algorithm can accurately identify specific fault types under different initial fault angles, different transitional resistances and different fault distances, and can accurately identify fault types even with data loss and noise interference.

This work is supported by the Project of Sichuan Provincial Science and Technology Department (No. 2017JY0338, No. 2019YJ0477, No. 2018GZDZX0043 and No. 2018JY0386) and the Project of Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province (No. 2019RYY01).

**Key words:** transmission line; current fault component; random forest; fault type identification

## 0 引言

高压输电线路是电力系统中的重要组成部分, 也是电力系统中易出现故障的元件之一, 当其发生

故障时, 快速准确地选相对故障的进一步诊断具有重要意义<sup>[1-5]</sup>。

随着科学技术的发展, 输电线路保护对故障选相的精确性与快速性提出了更高要求。目前, 国内外学者对高压输电线路故障选相方法的研究主要基于工频量和暂态量。基于工频量的故障选相方法<sup>[6-11]</sup>因计算数据窗较长而无法实现对故障相的快速确定, 且故障选相的精确度与灵敏度易受过渡电阻等

基金项目: 四川省科技厅项目资助(2017JY0338, 2019YJ0477, 2018GZDZX0043, 2018JY0386); 人工智能四川省重点实验室项目资助(2019RYY01)

因素的影响。文献[9]利用非故障相相间测量电阻是连续缓慢变化而故障相在故障发生瞬间是突变这一特性判别故障相。文献[10]提出了一种基于线路功率损耗增量的故障选相方法,利用故障相功率损耗增量远大于非故障相这一特性判别故障相,同时利用零序电流辅助判据判别故障是否接地。文献[11]利用工频电压量进行故障选相,通过比较电压相角关系判别单相接地故障和两相接地故障,但该算法无法识别不接地故障,且算法选相所用时间较长。基于暂态量的故障选相方法主要对故障时暂态分量中包含的故障信息进行相应处理,以实现故障相的判别。文献[12]利用各模量电流初始波头能量信息识别高压输电线路故障类型。文献[13]首先利用小波包变换分解故障电压信号,然后求取各相电压小波奇异熵,最后结合改进的免疫网络对输电线路故障类型进行分类,但该算法的识别精确度无法得到保障。文献[14]利用 haar 小波变换提取各相电压故障产生的直流分量进行选相,但该算法无法识别出具体故障类型。文献[15]首先对三相电流相模变换后的各模电流进行小波变换,然后求取各模电流分量在不同尺度上的模极大值,最后利用相应判据实现故障选相,但选相判据较为复杂。文献[16]利用输电线路电流与电压瞬时能量的比值建立相应判据,实现故障类型的识别。

为克服传统输电线路故障选相算法的不足,本文提出了一种基于电流故障分量特征结合随机森林的输电线路故障类型识别新方法。该算法利用三相电流故障分量以及零序电流故障分量信息,首先分别在多个短时固定采样点数据窗长下求取三相电流故障分量的相对熵和零序电流故障分量的能量和,然后将求得的相对熵和能量和按照特定序列组成输电线路故障特征向量。最后结合随机森林智能故障类型识别模型对特征样本集进行训练与测试,识别输电线路具体故障类型。仿真结果表明,所提算法在各种工况下均能准确识别出输电线路的具体故障类型。

## 1 电流故障分量

图 1 所示为 500 kV 的高压输电线路,输电线路由 AB、AC、BD 三条支路组成,在 AB 支路靠近母线 A 处安装保护装置 TR<sub>1</sub>,当 AB 支路处发生故障时,根据叠加原理,故障状态可等效为非故障状态(图 2)和附加故障状态(图 3)的叠加。

在图 1 中,  $U_1$ 、 $I_1$  分别为故障状态下 A 端保护装置测量到的全电压和全电流。在图 2 中,  $U_{1[0]}$ 、 $I_{1[0]}$

分别为故障前电力系统非故障状态时 A 端的运行电压和运行电流。在图 3 中,  $\Delta U_1$ 、 $\Delta I_1$  分别为 A 端的电压和电流故障分量。电流故障分量计算公式为

$$\Delta I_1 = I_1 - I_{1[0]} \quad (1)$$

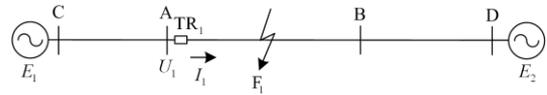


图 1 500 kV 高压输电线路

Fig. 1 500 kV high voltage transmission line

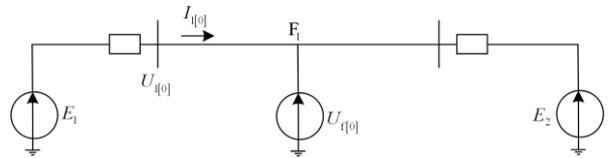


图 2 故障前电力系统等效电路

Fig. 2 Equivalent circuit of power system before failure

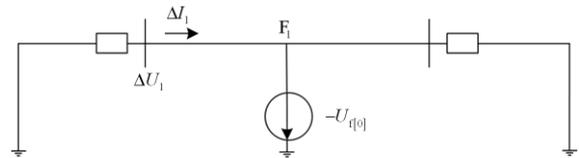


图 3 故障附加状态等效电路

Fig. 3 Fault additional state equivalent circuit

目前,故障分量的提取是利用故障后的采样点值减去故障前的电流采样值<sup>[3]</sup>,计算公式为

$$\Delta I_{1(k)} = I_{1(k)} - I_{1(k-nN)} \quad (2)$$

式中:  $k$  为采样点序列序号;  $N$  为每周期采样点数目;  $n$  为任意整数。

### 1.1 输电线路故障特征分析

当高压输电线路发生故障时,相应故障相的电流故障分量会发生较为明显的突变,而非故障相的电流故障分量变化不大,根据输电线路故障发生时的边界条件可得出以下 5 种故障特征。

1) 当发生单相接地故障时,故障相电流故障分量突变较为明显。图 4 为 A 相接地故障时三相电流故障分量波形。

2) 当发生两相接地故障时,故障相电流故障分量突变较为明显,由于输电线路三相间的耦合影响,非故障相电流故障分量会发生微弱变化。图 5 为 AC 相接地故障时三相电流故障分量波形。

3) 当发生相间短路故障时,发生故障的两相电流故障分量突变大小基本一致,突变方向相反,而未发生故障的相别电流故障分量突变值很小。图 6 为 AC 相相间短路故障时三相电流故障分量波形。

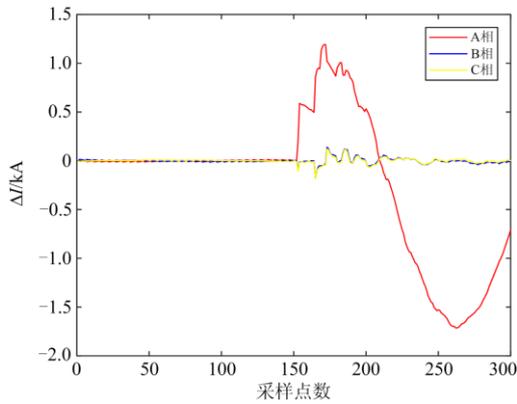


图 4 A 相接地故障时三相电流故障分量波形  
Fig. 4 Three-phase current fault component waveform when phase A is grounded

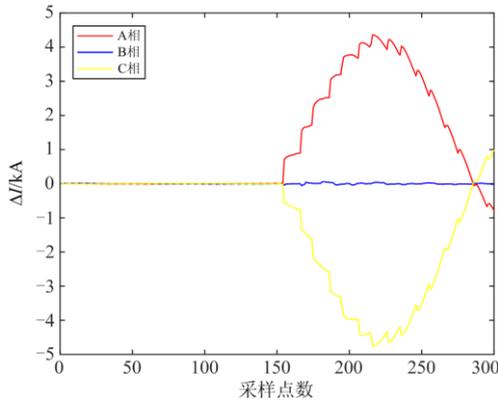


图 5 AC 相接地故障时三相电流故障分量波形  
Fig. 5 Three-phase current fault component waveform during AC phase grounding fault

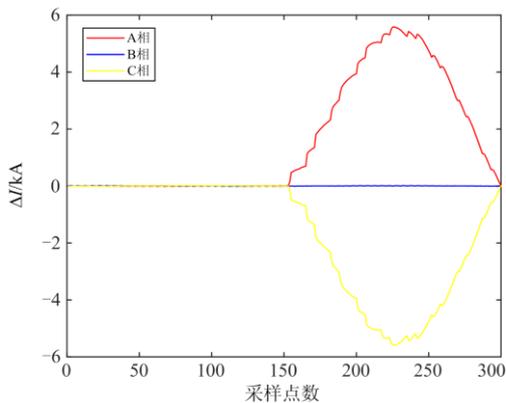


图 6 AC 相相间短路故障时三相电流故障分量波形  
Fig. 6 Three-phase current fault component waveform when AC phase-to-phase short-circuit fault occurs

4) 当输电线路发生三相短路故障时, 三相电流故障分量的突变量均不同, 相互之间存在较大差异。

图 7 为输电线路发生三相短路故障时三相电流故障分量波形。

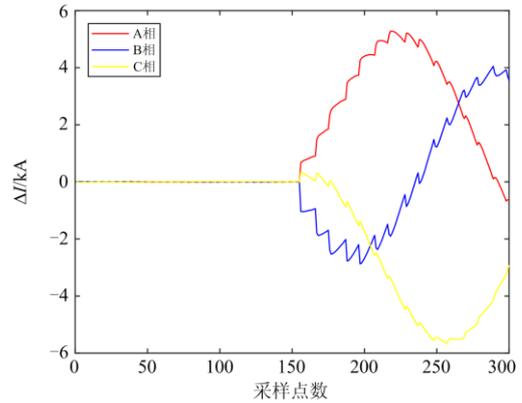


图 7 ABC 相间短路故障三相电流故障分量波形  
Fig. 7 ABC phase-to-phase short-circuit fault three-phase current fault component waveform

5) 当输电线路的故障为接地故障时, 零序电流故障分量会发生较为明显的突变; 当输电线路发生的故障为相间短路故障时, 零序电流故障分量突变极小, 且零序电流故障分量的大小几乎为 0。图 8 为 BC 相接地故障和 BC 相相间短路故障时零序电流故障分量波形对比。

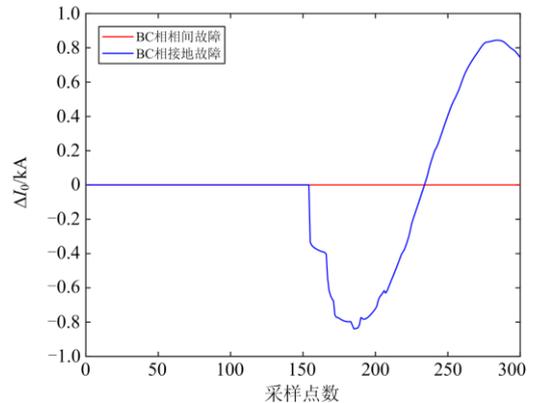


图 8 BC 相接地故障与 BC 相相间短路故障时零序电流故障分量波形对比

Fig. 8 Comparison of zero sequence current fault component waveforms between BC phase ground fault and BC phase short circuit fault

由上述分析可知, 当输电线路发生故障时, 故障相的电流故障分量突变较为明显, 而非故障相的电流故障分量突变较小, 同时输电线路接地故障与相间故障的零序电流故障分量存在较大差异。

### 1.2 输电线路电流故障分量特征向量

近年来, 信息熵理论在电力系统故障诊断中已

经得到较为成熟的应用<sup>[17-18]</sup>，其中相对熵可对两个随机变量之间的距离进行衡量，因此本文利用三相电流故障分量能量相对熵和零序电流故障分量能量和表征高压输电线路各故障类型特征。

A、B、C 三相电流故障分量分别表示为  $\Delta i_\alpha (\alpha = A, B, C)$ ，零序电流故障分量表示为  $\Delta i_0$ ，由于零序电流故障分量为 A、B、C 三相电流故障分量之和，则  $\Delta i_0 = \Delta i_a + \Delta i_b + \Delta i_c$ 。本文采用故障后 2 ms(20 个采样点数据)时间窗内电流故障分量采样点数据进行相应计算，输电线路电流故障分量特征向量  $\mathbf{Z}$  由多个短时固定采样点数据窗长下分别求取的三相电流故障分量相对熵  $Z_1$  和零序电流故障分量能量和  $Z_2$  按特定序列组成，其中  $\mathbf{Z} = [Z_1, Z_2]$ 。

### 1.2.1 基于滑移短时序的三相电流故障分量相对熵

A、B、C 三相电流故障分量离散时间序列分别为  $X_1(n)$ 、 $X_2(n)$ 、 $X_3(n)$ ，其中， $n=1,2,\dots,20$  ( $n$  为 2 ms 时间窗下采样点总数)，将各相离散时间序列  $X_\alpha(n) (\alpha=1,2,3)$  以 15 个采样点为固定数据窗长、1 个采样点为滑移尺度因子截取得到 6 个短时序列  $X_{\alpha m}(i) (m=1,2,\dots,6; i=1,2,\dots,15)$ ，分别计算对应短时序列下三相电流故障分量的能量相对熵。此处以第一个短时序列  $X_{a1}(i)$  的三相电流故障分量能量相对熵计算为例，具体计算步骤如下：

1) 设第一个短时序列  $X_{a1}(i)$  的总能量为  $E_1$ ，即

$$E_1 = \sum_{\alpha=1}^3 \sum_{i=1}^{15} |X_{\alpha 1}(i)|^2$$

2) 定义  $P_{\alpha 1}(i)$  为信号的第  $i$  个采样点能量与信号总能量的比，即  $P_{\alpha 1}(i) = X_{\alpha 1}(i)/E_1$ ，则

$$\sum_{\alpha=1}^3 \sum_{i=1}^{15} P_{\alpha 1}(i) = 1$$

3) 于是 A、B、C 相电流故障分量能量相对熵分别为  $W_{a1}$ 、 $W_{b1}$ 、 $W_{c1}$ ，其中  $W_{a1}$  定义为

$$W_{a1} = \left| \sum_{i=1}^{15} P_{a1}(i) \log P_{a1}(i) \right| \quad (3)$$

由上述方法求取三相电流故障分量 6 个短时序列  $X_{\alpha m}(i) (m=1,2,\dots,6; i=1,2,\dots,15)$  能量相对熵，按特定序列组成能量相对熵特征向量  $Z_1$ ，其中

$$Z_1 = [W_{a1}, W_{a2}, \dots, W_{a6}, W_{b1}, W_{b2}, \dots, W_{b6}, W_{c1}, W_{c2}, \dots, W_{c6}]_{1 \times 18}$$

1.2.2 基于滑移短时序的零序电流故障分量能量和零序电流故障分量离散时间序列为  $Y_0(n)$ ，其中  $Y_0(n) = X_1(n) + X_2(n) + X_3(n)$ ， $n=1,2,\dots,20$ ，

将离散时间序列  $Y_0(n)$  以 15 个采样点为固定数据窗长，1 个采样点为滑移尺度因子截取得到 6 个短时序列  $Y_{0m}(i) (m=1,2,\dots,6; i=1,2,\dots,15)$ ，分别计算各短时序列零序电流故障分量的能量和。此处以第一个短时序列  $Y_{01}(i)$  的零序电流故障分量能量和计算为例，设  $W_{01}$  为第一个零序电流故障分量短时序列的能量和，则  $W_{01} = \sum_{i=1}^{15} Y_{01}^2(i)$ 。

由上述方法求取 6 个零序电流故障分量短时序列  $Y_{0m}(i) (m=1,2,\dots,6; i=1,2,\dots,15)$  的能量和，按特定序列组成零序电流能量和特征向量  $Z_2$ ，其中  $Z_2 = [W_{01}, W_{02}, \dots, W_{06}]_{1 \times 6}$ 。

## 2 随机森林

随机森林是由多棵决策树组成的分类器<sup>[19]</sup>。它通过采取多个不同的训练样本子集来加大分类模型之间的相异性，以此提高模型的预测和泛化能力<sup>[20]</sup>，其结果输出方式采取对每棵决策树预测结果投票的原则，将最高投票类别作为分类结果<sup>[21-22]</sup>。随机森林主要包括模型训练和决策分类两个过程，分类流程如图 9 所示。

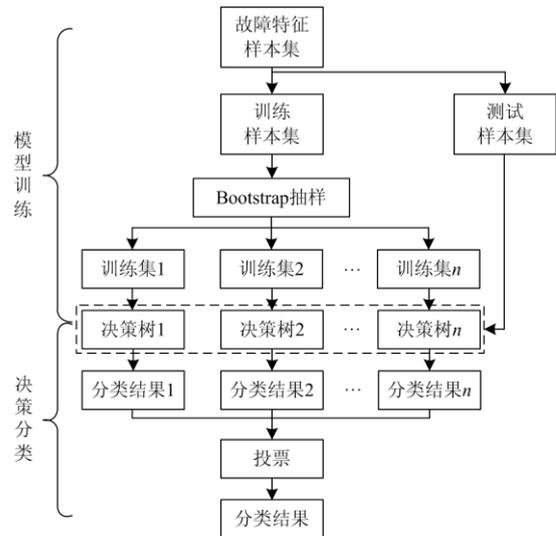


图 9 随机森林分类方法流程

Fig. 9 Random forest classification method process

给定训练样本集  $X = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ ，其中  $x_m = [x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mk}]^T$  为第  $m$  个训练样本， $k$  为  $x_m$  中特征值个数， $y_m$  为训练样本  $x_m$  对应类别标签。

对训练样本集  $X$  进行 Bootstrap 采样，采样  $n$  次后获得 Bootstrap 子样本集  $X_j (j=1,2,\dots,n)$ 。针

对每个子样本集  $X_j$  采用 CART 构建决策树模型  $h_j(x)$ , 最终获得一组决策树组成的分类器  $\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_j(x)\} (j=1, 2, \dots, n)$ 。当测试样本输入训练好后的分类器时, 通过建立好的  $n$  个决策树进行类别投票, 得票最高的类别作为测试样本的最红输出类别, 分类决策如式(4)所示。

$$f(x) = \arg \max_y \sum_{j=1}^n I\{h_j(x) = y\} \quad (4)$$

式中:  $h_j(x)$  为第  $j$  棵决策树;  $I\{\cdot\}$  为示性函数, 当括号中集合内满足表达式时为 1, 否则为 0;  $y$  表示类别标签。

### 3 故障类型识别算法

故障类型识别所用故障特征向量  $Z$  由三相电流故障分量能量相对熵特征向量  $Z_1$  和零序电流故障分量能量和特征向量  $Z_2$  组成, 其中  $Z = [Z_1, Z_2]_{1 \times 24}$ 。本文识别的输电线路故障类型分别为单相接地故障(AG、BG、CG)、相间故障(AB、AC、BC)、两相接地故障(ABG、ACG、BCG)以及三相故障(ABC), 共计 10 类。故障识别流程如图 10 所示。

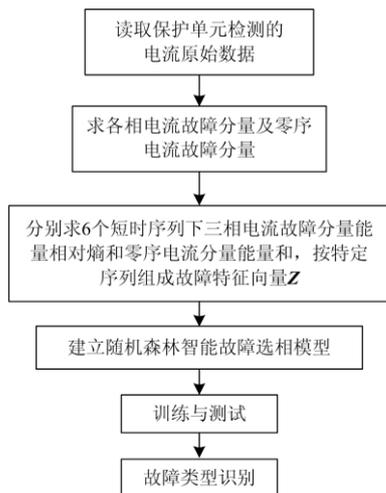


图 10 故障类型识别流程

Fig. 10 Fault type identification process

### 4 仿真与实验

利用 PSCAD/EMTDC 电磁暂态仿真软件建立如图 1 所示 500 kV 高压输电线路故障仿真模型。线路模型采用与频率相关的分布参数模型, 该模型能精确地反映暂态和谐波响应。线路型式选用 TOWER: 3H5 杆塔<sup>[23-24]</sup>, 输电线路配置如图 11 所示, 其中, 输电线路参数如表 1 所示。母线杂散电容设定为  $C_m = 0.01 \mu F$ , 仿真采样频率为 10 kHz, 各支路长

度分别为  $AB=200 \text{ km}$ ,  $AC=170 \text{ km}$ ,  $BD=150 \text{ km}$ 。

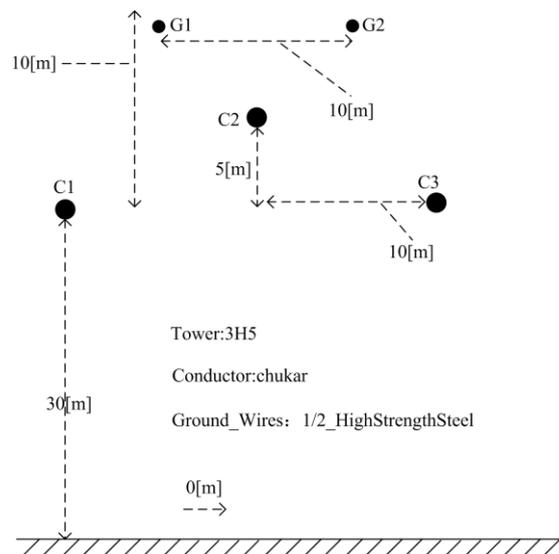


图 11 输电线路配置

Fig. 11 Transmission line configuration

表 1 输电线路参数

Table 1 Transmission line parameters

线型	参数	数值
相线	导线半径/m	0.020 345 4
	直流电阻/(Ω/km)	0.032 06
地线	导线半径/m	0.005 524 5
	直流电阻/(Ω/km)	2.864 5

#### 4.1 故障类型识别模型的建立与测试

##### 4.1.1 训练样本数据

为验证本文所提算法在故障类型识别中的有效性与可靠性, 在不同故障初始角、不同过渡电阻以及不同故障距离 3 种情况下对 10 种故障类型分别仿真 8 组故障, 共计得到 240 组故障特征向量, 以此组成故障类型识别的训练样本集。训练样本故障情况参数选取如表 2 所示。

表 2 训练样本故障情况参数选择

Table 2 Training sample failure condition parameter selection table

故障情况	参数选取
故障初始角/(°)	0、5、25、45、60、90、100、120、145
过渡电阻/Ω	50、100、150、200、250、300、350、400、450、500
故障距离/km	AB 支路中任意故障位置

##### 4.1.2 故障类型识别模型的建立与测试

将故障特征训练样本数据输入随机森林中进行训练, 得到一个训练好的随机森林智能故障类型识别模型。

把故障训练样本数据输入训练好的随机森林故

障类型识别模型中测试, 得到预测结果对比如图 12 所示。由图 12 可知, 训练样本数据在随机森林故障类型识别模型中对故障类型的识别正确率为 100%。

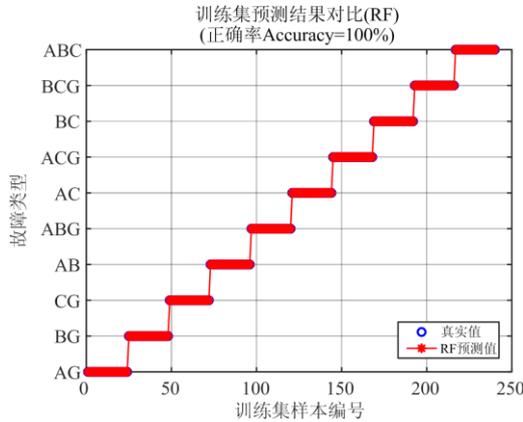


图 12 训练集预测结果对比

Fig.12 Comparison of training set prediction results

#### 4.2 测试样本测试分析

为进一步验证所提算法故障类型识别的可靠性, 本小节在不同故障初始角、不同过渡电阻以及不同故障距离 3 类情况下对 10 种故障类型分别仿真 4 组不同于训练样本的故障, 得到 3 个测试样本集, 每个样本集包含 40 组故障特征向量, 分别将测试样本集输入随机森林智能故障类型识别模型中测试。

##### 4.2.1 不同故障初始角测试

将仿真得到的不同故障初始角测试样本输入随机森林故障类型识别模型中测试, 预测结果如表 3 所示, 其中图 13 为其对应故障情况的预测结果对比图。由图 13 和表 3 可知, 在输电线路发生不同故障初始角故障时, 算法能准确识别出线路的具体故障类型, 因此所提算法不受故障初始角影响。

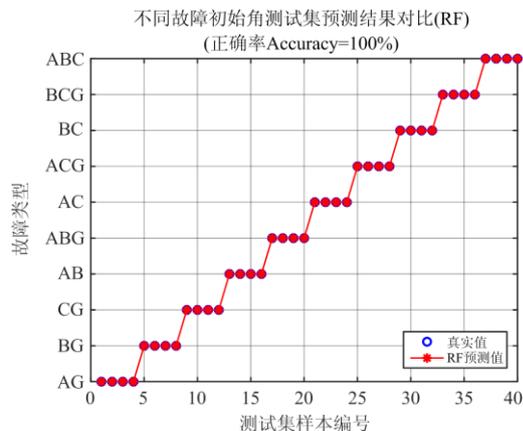


图 13 不同故障初始角故障测试集预测对比

Fig. 13 Comparison of predictions of different initial angles of failure test sets

表 3 不同故障初始角测试集仿真结果

Table 3 Simulation results of different initial angle test sets

故障类型	故障初始角/(°)	故障距 A 点/km	过渡电阻/ $\Omega$	识别结果
AG	5	70	400	AG
	60			AG
	90			AG
	120			AG
BG	0	90	300	BG
	45			BG
	120			BG
CG	145	130	200	BG
	25			CG
	60			CG
	100			CG
AB	120	100	400	CG
	5			AB
	25			AB
	60			AB
ABG	100	85	100	AB
	25			ABG
	45			ABG
	90			ABG
AC	120	145	200	ABG
	5			AC
	25			AC
	60			AC
ACG	120	50	300	AC
	0			ACG
	45			ACG
	100			ACG
BC	120	110	500	ACG
	5			BC
	45			BC
	60			BC
BCG	120	60	50	BC
	5			BCG
	25			BCG
	60			BCG
ABC	120	120	100	BCG
	0			ABC
	25			ABC
	60			ABC
	120			ABC

##### 4.2.2 不同过渡电阻测试

将仿真得到的不同过渡电阻测试样本输入随机森林故障类型识别模型中测试, 预测结果如表 4 所示。

由表 4 可知, 在输电线路发生不同过渡电阻故障时, 算法能准确识别出线路的具体故障类型, 因此所提算法不受过渡电阻影响。

表 4 不同过渡电阻测试集仿真结果

Table 4 Simulation results of different transition resistance test sets

故障类型	过渡电阻/ $\Omega$	故障距 A 点/km	故障初始角/ $^\circ$	识别结果
AG	50	120	120	AG
	200			AG
	300			AG
	400			AG
BG	100	150	60	BG
	200			BG
	400			BG
	500			BG
	500			BG
CG	50	50	25	CG
	150			CG
	300			CG
	500			CG
	500			CG
AB	100	30	100	AB
	200			AB
	300			AB
	400			AB
	400			AB
ABG	50	130	25	ABG
	200			ABG
	300			ABG
	400			ABG
AC	50	70	45	AC
	200			AC
	300			AC
	400			AC
ACG	50	110	90	ACG
	100			ACG
	200			ACG
	300			ACG
BC	50	40	45	BC
	100			BC
	300			BC
	400			BC
BCG	100	150	60	BCG
	200			BCG
	400			BCG
	500			BCG
ABC	100	80	45	ABC
	250			ABC
	350			ABC
	450			ABC

表 5 不同故障距离测试集仿真结果

Table 5 Simulation results of different fault distance test sets

故障类型	故障距 A 点/km	过渡电阻/ $\Omega$	故障初始角/ $^\circ$	识别结果
AG	30	200	45	AG
	70			AG
	120			AG
	180			AG
BG	15	500	5	BG
	60			BG
	130			BG
	170			BG
	170			BG
CG	20	100	120	CG
	80			CG
	110			CG
	150			CG
	150			CG
AB	25	200	45	AB
	70			AB
	140			AB
	165			AB
	165			AB
ABG	10	50	5	ABG
	50			ABG
	98			ABG
	145			ABG
AC	40	400	90	AC
	85			AC
	120			AC
	175			AC
ACG	45	100	120	ACG
	90			ACG
	135			ACG
	190			ACG
BC	20	400	25	BC
	80			BC
	130			BC
	170			BC
BCG	25	300	45	BCG
	50			BCG
	100			BCG
	165			BCG
ABC	30	200	60	ABC
	60			ABC
	110			ABC
	180			ABC
	180			ABC

#### 4.2.3 不同故障距离测试

将仿真得到的不同故障距离测试样本输入随机森林故障类型识别模型中测试, 预测结果如表 5 所示。由表 5 可知, 在输电线路发生不同故障距离故障时, 算法能准确识别出线路的具体故障类型, 因此所提算法不受故障距离的影响。

#### 4.3 算法性能分析

##### 4.3.1 数据丢失影响分析

保护装置在实际运行过程中可能会出现数据丢失的情况, 为验证算法的性能, 分别对 10 种故障类型仿真一组不同于训练样本的故障, 以保护单元测量的电流数据随机丢失 1、2、3、4 个采样点进行仿

真分析,图 14 为 AG 故障下测量单元 TR<sub>1</sub> 测得的采样点数据随机丢失 4 个时 A、B、C 相电流故障分量分布的相关波形。

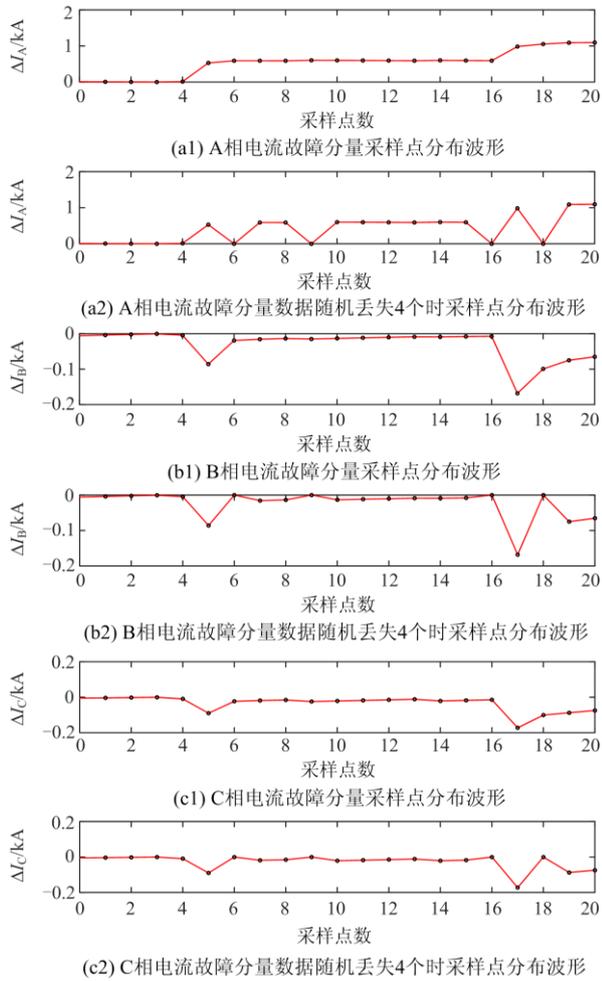


图 14 AG 故障时各相电流故障分量采样点数据分布图

Fig. 14 Data distribution diagram of sampling points of each phase current fault component during AG fault

将仿真得到的测试样本集输入随机森林故障类型识别模型中,得到预测结果如表 6 所示。

由表 6 可知,在电流数据随机丢失 1、2、3、4 个采样点时,所提算法也能较好地识别出具体故障类型。

#### 4.3.2 噪声影响分析

为验证信号在噪声影响下算法的可靠性,分别对 10 种故障类型仿真一组不同于训练样本的故障情况。在保护装置测量的故障电流分量信号中加入噪声,信噪比(SNRs)为 40 dB、50 dB、60 dB、70 dB,仿真得到 40 组故障特征向量,图 15 为 CG 故障下测量单元 TR<sub>1</sub> 测量的 A、B、C 相电流故障分量在信噪比为 40 dB 时的相关波形图。

表 6 采样点数据随机丢失测试样本集仿真结果

Table 6 Test sample set simulation results with random

loss of sampling point data

故障类型	数据随机丢失个数	故障距 A 点/km	过渡电阻/ $\Omega$	故障初始角/ $^\circ$	识别结果
AG	1	120	100	60	AG
	2				AG
	3				AG
	4				AG
BG	1	150	300	60	BG
	2				BG
	3				BG
	4				BG
CG	1	50	200	90	CG
	2				CG
	3				CG
	4				CG
AB	1	80	50	100	AB
	2				AB
	3				AB
	4				AB
ABG	1	100	400	25	ABG
	2				ABG
	3				ABG
	4				ABG
AC	1	110	400	45	AC
	2				AC
	3				AC
	4				AC
ACG	1	60	200	120	ACG
	2				ACG
	3				ACG
	4				ACG
BC	1	30	300	25	BC
	2				BC
	3				BC
	4				BC
BCG	1	120	500	5	BCG
	2				BCG
	3				BCG
	4				BCG
ABC	1	160	200	60	ABC
	2				ABC
	3				ABC
	4				ABC

将噪声影响下的测试样本数据输入随机森林故障识别模型中测试,得到预测结果如表 7 所示。

表 7 噪声影响测试集仿真结果

Table 7 Noise impact test set simulation results

故障类型	SNR/dB	故障距 A 点/km	过渡电阻/ $\Omega$	故障初始角/ $^\circ$	识别结果
AG	40	70	400	25	AG
	50				AG
	60				AG
	70				AG
BG	40	110	300	45	BG
	50				BG
	60				BG
	70				BG
CG	40	130	200	120	CG
	50				CG
	60				CG
	70				CG
AB	40	100	400	100	AB
	50				AB
	60				AB
	70				AB
ABG	40	85	100	90	ABG
	50				ABG
	60				ABG
	70				ABG
AC	40	145	200	5	AC
	50				AC
	60				AC
	70				AC
ACG	40	50	200	45	ACG
	50				ACG
	60				ACG
	70				ACG
BC	40	110	300	5	BC
	50				BC
	60				BC
	70				BC
BCG	40	60	50	25	BCG
	50				BCG
	60				BCG
	70				BCG
ABC	40	120	100	60	ABC
	50				ABC
	60				ABC
	70				ABC

由表 7 分析可知, 所提算法在信噪比为 40~70 dB 下能准确识别具体故障类型, 有一定抗噪声干扰能力。

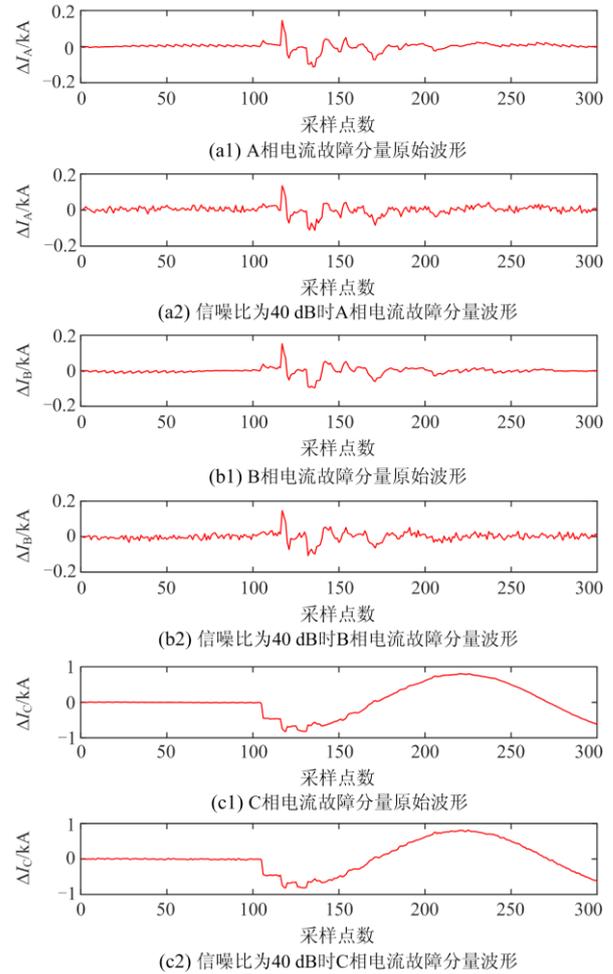


图 15 CG 故障时测量单元测量  $TR_1$  的各相电流故障分量相关波形

Fig. 15 When CG is faulty, the measurement unit measures the relevant waveforms of the fault components of each phase current of  $TR_1$

## 5 总结

本文提出了一种基于电流故障分量特征和随机森林的输电线路故障类型识别方法, 以三相电流故障分量能量相对熵和零序电流故障分量能量和表征输电线路在不同故障类型下的故障特征, 并将仿真得到的故障特征样本集输入随机森林智能故障类型识别模型中, 利用随机森林强大的模式识别能力识别故障类型。通过大量的仿真实验, 验证了所提故障类型识别方法的可行性。仿真结果表明:

1) 该算法通过建立的随机森林故障类型识别模型对输电线路故障类型进行识别, 在各种工况的仿真分析中, 都能准确识别具体的故障类型, 基本克服过渡电阻、故障初始角等因素的影响。

2) 该算法在数据丢失和噪声因素影响下, 均能准确识别输电线路故障类型。

3) 相较于传统故障选相算法, 本文通过构建新的特征量表征输电线路不同故障类型的特征, 并结合人工智能的方法识别高压输电线路的故障类型, 提高了输电线路故障类型识别的精准性。

### 参考文献

- [1] 刘栋, 邹贵彬, 王昕, 等. 基于 S 变换的输电线路故障快速选相方法[J]. 电网技术, 2015, 39(12): 3603-3608.  
LIU Dong, ZOU Guibin, WANG Xin, et al. A fast faulty phase selection method based on S-transform[J]. Power System Technology, 2015, 39(12): 3603-3608.
- [2] 邹豪, 曾祥君, 喻锴, 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.
- [3] 吴浩, 郭辉, 蔡亮. 基于故障分量能量系数和 PNN 的故障选相研究[J]. 高压电器, 2013, 49(8): 35-43.  
WU Hao, GUO Hui, CAI Liang. Research of fault phase selection based on energy coefficient of current fault component a PNN[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(8): 35-43.
- [4] 宁琦, 耿读艳, 王晨旭, 等. 基于多尺度排列熵及 PSO-SVM 的输电线路故障判别[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(7): 173-180.  
NING Qi, GENG Duyan, WANG Chenxu, et al. Fault identification of EHV transmission lines based on multi-scale entropy and PSO-SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(7): 173-180.
- [5] 孙嘉, 高亮, 胥杰, 等. 基于 EMD 的提取直流分量的输电线路故障选相研究[J]. 华东电力, 2012, 40(1): 67-70.  
SUN Jia, GAO Liang, XU Jie, et al. Fault phase selection of transmission lines based on EMD DC component extraction[J]. East China Electric Power, 2012, 40(1): 67-70.
- [6] 鲁文军, 林湘宁, 黄小波, 等. 一种自动适应电力系统运行方式变化的新型突变量选相元件[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(28): 53-58.  
LU Wenjun, LIN Xiangning, HUANG Xiaobo, et al. A novel adaptive phase selector based on fault component[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(28): 53-58.
- [7] 杨铖, 索南加乐, 贾伟, 等. 采用双端量的高压输电线路选相元件[J]. 高电压技术, 2011, 37(5): 1261-1267.  
YANG Cheng, SUONAN Jiale, JIA Wei, et al. Transmission line phase selector of measurements at two terminals[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(5): 1261-1267.
- [8] 李伟, 毕天姝, 杨奇逊. 基于相关分析的同杆双回线突变量选相新方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(8): 58-62.  
LI Wei, BI Tianshu, YANG Qixun. Fault phase selection with fault component in same-tower double-circuit lines based on correlation analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(8): 58-62.
- [9] 许庆强, 索南加乐, 陈久林. 基于相间电阻变化特征的故障选相元件[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(3): 10-13, 26.  
XU Qingqiang, SUONAN Jiale, CHEN Jiulin. Faulty phase selector based on inter-phase resistance change[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(3): 10-13, 26.
- [10] 吴烈, 古斌, 谭建成. 一种基于功率增量的高压线路保护选相元件[J]. 电工技术学报, 2008, 23(6): 125-129.  
WU Lie, GU Bin, TAN Jiancheng. A fault phase selector for HV transmission line protective relaying based on power increment[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(6): 125-129.
- [11] HUANG S F, LUO L, CAO K. A novel method of ground fault phase selection in weak-infeed side[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(5): 2215-2222.
- [12] 卜春霞, 张义含, 姜自强, 等. 超高压线路暂态保护选相研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(16): 30-34.  
BU Chunxia, ZHANG Yihan, JIANG Ziqiang, et al. Research on phase-selection of transient based protection for EHV line[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(16): 30-34.
- [13] 祝志慧, 聂建元. 改进的人工免疫分类算法在故障类型识别中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(10): 80-85.  
ZHU Zhihui, NIE Jianyuan. Application of improved artificial immune network classifier for failure identification[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(10): 80-85.
- [14] 崔超奇, 王占山, 杨东升, 等. 基于小波变换的输电线路故障定位与选相方法[J]. 控制工程, 2017, 24(增刊 1): 85-91.  
CUI Chaoqi, WANG Zhanshan, YANG Dongsheng, et al. Approach of fault location and fault-phase selection for transmission lines with wavelet transform[J]. Control Engineering of China, 2017, 24(S1): 85-91.

- [15] 王爱军, 李宏, 张小桃. 一种基于小波变换的超高压线路故障选相方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(12): 92-97.  
WANG Aijun, LI Hong, ZHANG Xiaotao. A scheme of faulted phase selection in EHV transmission line based on wavelet transforms[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(12): 92-97.
- [16] 陈亚, 李梦诗. 基于瞬时能量比的输电线路故障选相方案[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(1): 56-64.  
CHEN Ya, LI Mengshi. A faulted phase selection scheme for transmission lines based on instantaneous energy ratio[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(1): 56-64.
- [17] 吴胜磊, 温颖, 宋超然, 等. 融合粗糙集和信息熵的复合绝缘子污闪状态评估[J]. 高压电器, 2019, 55(6): 131-136, 144.  
WU Shenglei, WEN Ying, SONG Chaoran, et al. Pollution flashover condition evaluation of composite insulator via combination of rough set and information entropy[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(6): 131-136, 144.
- [18] 刘渝根, 陈超, 杨蕊菁, 等. 基于小波相对熵的变电站直流系统接地故障定位方法[J]. 高压电器, 2020, 56(1): 169-174.  
LIU Yugen, CHEN Chao, YANG Ruijing, et al. Location method of ground fault in dc system of substation based on wavelet relative entropy[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 169-174.
- [19] 谢文旺, 孙云莲, 黄雅鑫. 基于改进随机森林的电力线通信优化算法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 22-29.  
XIE Wenwang, SUN Yunlian, HUANG Yaxin. Research on power line communication optimization algorithm based on improved random forest[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 22-29.
- [20] 王仁明, 汪宏阳, 张赧宁, 等. 基于分段改进 S 变换和随机森林的复合电能质量扰动识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 19-28.  
WANG Renming, WANG Hongyang, ZHANG Yunning, et al. Composite power quality disturbance recognition based on segmented modified S-transform and random forest[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 19-28.
- [21] 吴海滨, 陈寅生, 张庭豪, 等. 改进多尺度幅值感知排列熵与随机森林结合的滚动轴承故障诊断[J]. 光学精密工程, 2020, 28(3): 621-631.  
WU Haibin, CHEN Yinsheng, ZHANG Tinghao, et al. Rolling bearing fault diagnosis by improved multiscale amplitude-aware permutation entropy and random forest[J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(3): 621-631.
- [22] 王猛, 张新长, 王家耀, 等. 结合随机森林面向对象的森林资源分类[J]. 测绘学报, 2020, 49(2): 235-244.  
WANG Meng, ZHANG Xinchang, WANG Jiayao, et al. Forest resource classification based on random forest and object oriented method[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(2): 235-244.
- [23] 李小鹏, 杨健维, 何正友, 等. 一种新型电流极性比较式方向元件[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1399-1405.  
LI Xiaopeng, YANG Jianwei, HE Zhengyou, et al. A novel directional element based on current polarity comparison[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1399-1405.
- [24] 李小鹏, 何正友, 武骁. 基于 S 变换能量相对熵的高压输电线路极性比较式纵联保护[J]. 电网技术, 2014, 38(8): 2250-2256.  
LI Xiaopeng, HE Zhengyou, WU Xiao. Polarity comparison pilot protection based on S-transform energy relative entropy for high voltage transmission lines[J]. Power System Technology, 2014, 38(8): 2250-2256.

收稿日期: 2020-08-26; 修回日期: 2020-10-14

作者简介:

杨杰(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统保护与控制; E-mail: yangjie100894@163.com

吴浩(1980—), 男, 博士, 教授, 研究生导师, 研究方向为电力系统及智能控制; E-mail: wuhao801212@163.com

董星星(1992—), 男, 硕士, 助教, 研究方向为电力系统保护与控制。E-mail: domewatson@126.com

(编辑 魏小丽)