

# 基于改进EEMD与GA-BP的谐振接地故障选线方法

韩祥民, 刘晓波, 刘敏, 邱知, 徐邦贤, 唐辉  
(贵州大学电气工程学院, 贵州贵阳 550025)

**摘要:**针对谐振接地系统发生接地故障,存在暂态信号特征辨识度低,且单一特征作为选线判据易受故障条件影响等问题,提出一种基于改进EEMD与GA-BP神经网络的故障选线方法。首先使用边界局部特征尺度延拓法加集合经验模态分解和多尺度排列熵算法的混合算法(MEEMD)分解暂态电流信号,各项分解指标说明MEEMD能准确区分高频特征分量和基频分量并有效改进端点效应和抑制模式混淆。然后提取重构的高频分量能量、方向以及裕度因子等特征并将其用来训练、测试GA-BP神经网络。结果表明所提出的选线方法有较高的准确率且不受线路类型、接地电阻影响,有较强的鲁棒性和容错性。

**关键词:**谐振接地系统;多尺度排列熵;改进EEMD;GA-BP神经网络

**中图分类号:**TM862 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-4145(2021)12-0080-08

## Resonant Grounding Fault Line Selection Method Based on Improved EEMD and GA-BP Model

HAN Xiangmin, LIU Xiaobo, LIU Min, QIU Zhi, XU Bangxian, TANG Hui  
(College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou)

**Abstract:** Targeting the problem of low identification accuracy of transient signal characteristics when grounding fault occurs in resonant grounding system, and the single feature criterion is easily affected by fault conditions, the paper proposes a fault line selection method based on improved EEMD and GA-BP neural network. Firstly, the hybrid algorithm of boundary local characteristic scale extension method with ensemble empirical mode decomposition and multi-scale permutation entropy algorithm (MEEMD) is used to decompose transient current signals. The decomposition indices show that MEEMD can accurately distinguish high-frequency characteristic component and fundamental frequency component, effectively improving endpoint effect and suppressing mode confusion. Then the energy, direction and margin factor of the reconstructed high-frequency components are extracted and used to train and test GA-BP neural network. The results show that the proposed method is not affected by line type and grounding resistance, and has high identification accuracy as well as strong robustness and fault tolerance.

**Key words:** resonant grounding system; multi-scale permutation entropy; improve EEMD; GA-BP neural network

## 0 引言

配电网一般采用谐振接地方式,优点是消弧线圈的过补偿方式能有效预防谐振过电压以及电弧危害<sup>[1-2]</sup>。弊端是暂态零序电流特征不易提取,而稳态信息又容易造成选线误判,模糊的特征容易导致选线出错甚至故障范围扩大。因此,实现对谐振接地系统故障电流的特征提取及选线至关重要。

稳态选线法在架空线路高阻接地故障情况时很容易造成误判<sup>[3-4]</sup>,尤其对电缆混合系统的微小故

障特征差异很难区分。信号注入法<sup>[5]</sup>虽能克服稳态选线方法的缺点,但其对注入信号时间区段要求高,实际操作复杂。暂态选线法利用故障初始阶段暂态量进行故障选线具有故障特征量明显、受外部干扰小等优点<sup>[6]</sup>。基于暂态特征量的故障选线方法大致有暂态能量熵法<sup>[7]</sup>、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)法、小波包降噪法<sup>[8]</sup>等;暂态能量熵法使用预定义能量函数比较不同线路高频特征量差异进行故障选线,但受接地电阻与输电线路参数影响较大,电缆发生高阻接地时不易检查出故障线路。文献[9]使用EMD结合本征模态信息熵进行选线,并未考虑其他故障特征量,利用单一故障特征量选线已很难达到现有配电网复杂故障情况下的选线要求。文献[10]利用小波包变换提取的故障

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(51967004)

Project Supported by the National Natural Science Foundation of China (51967004)



法失效。故考虑故障信号边缘处的局部信息,选取特定区段长度内的极值点,提取该区间段的极值点幅值特征、时间特征作为延拓依据。延拓示意图如图3所示。其中, $M_1, M_2, M_3$ 为序列延拓点相邻的3个极大值点,延拓点 $M$ 为3个极大值点的均值; $N_1, N_2, N_3$ 为3个极小值点,延拓点 $N$ 为3个极小值点的均值。

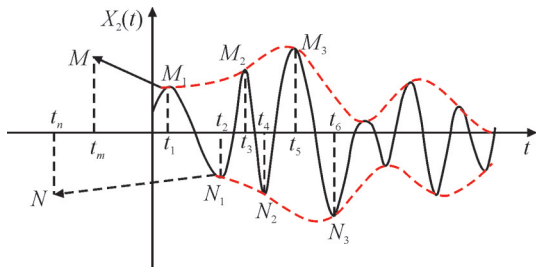


图3 边界局部特征延拓示意图

Fig.3 Schematic diagram of local feature extension of boundary

通过以上端点延拓处理,可以解决 EEMD 分解存在的端点效应问题,提高了分解的准确性。

### 1.3 改进的集合经验模态分解

基于多尺度排列熵具有良好的随机性检测能力以及 CEEMD 分解的正交性<sup>[17-18]</sup>。本文提出改进 EEMD 分解方法(Modified Ensemble Empirical Mode Decomposition, MEEMD)。算法分解步骤如下:

1)在原始信号  $S(t)$  成对添加极性相反的标准白噪声  $n_i(t)$  和  $-n_i(t)$ , 即:

$$\begin{cases} S_i^+(t) = S_i(t) + a_i n_i(t) \\ S_i^-(t) = S_i(t) - a_i n_i(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $i=\{1, 2, \dots, Ne\}$ ,  $a_i$  与  $Ne$  为  $n_i(t)$  的幅值和对数;幅值设定为  $S(t)$  标准差的 0.2 倍;对数取 50 对。

2)用 EMD 算法分解  $S_i^+(t)$  和  $S_i^-(t)$  得到 IMF 序列  $I_j^+(t)$  和  $I_j^-(t)$ , 即:

$$\begin{cases} S_i^+(t) \xrightarrow{\text{EMD}} I_j^+(t) \\ S_i^-(t) \xrightarrow{\text{EMD}} I_j^-(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $j=\{1, 2, \dots, m\}$ ,  $m$  为 EMD 分解的 IMF 个数。将 EMD 分解得到的  $I_j^+(t)$  和  $I_j^-(t)$  求取平均得到最终的 IMF 序列  $I_j(t)$ :

$$I_j(t) = 0.5(I_j^+(t) + I_j^-(t)) \quad (7)$$

3)对集合平均的  $I_j(t)$  求取其多尺度排列熵的平均值  $MPE_j$ , 并用其与设定好的阈值  $\theta$  进行比较, 如果  $MPE_j > \theta$ , 则判定该 IMF 分量随机性过强, 返回重新执行步骤 1~3 直至其  $MPE_j \leq \theta$ 。

4)对剩余分量  $r(t)$  的优化处理:

$$r(t) = S(t) - \sum_{j=1}^{m-1} I_j(t) \quad (8)$$

式中: $r(t)$  为  $S(t)$  与  $I(t)$  的差值信号。

判断  $r(t)$  与重构信号的正交指数, 若正交指标达不到收敛条件对  $r(t)$  再进行 CEEMD 分解。MEEMD 改进算法流程图如图 4 所示。

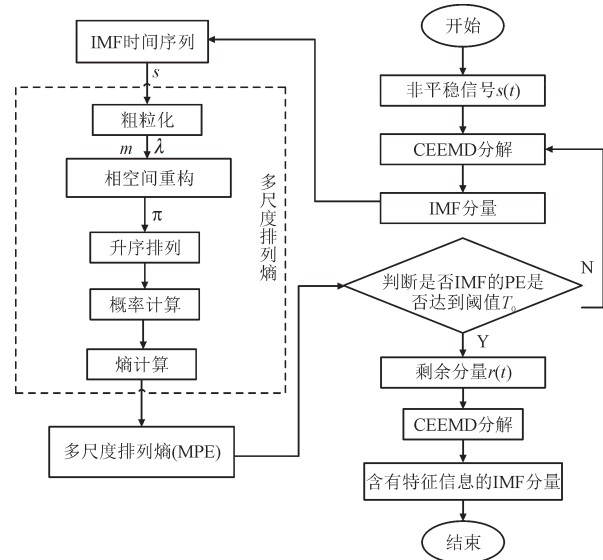


图4 MEEMD分解流程图

Fig.4 Flow chart for MEEMD decomposition

为检验 MEEMD 的分解能力, 设信号  $x_1(t) = (5-t)\sin(2\pi \times 25t + \pi/6)$ ,  $x_2(t) = 2\sin(2\pi \times 5t)$ ,  $x_3(t)$  为周期间歇信号。将上述 3 个信号叠加求得的合成信号进行 EMD, EEMD 和 MEEMD 分解如图 5—图 7 所示。其中,  $RI$  为分解的剩余分量。

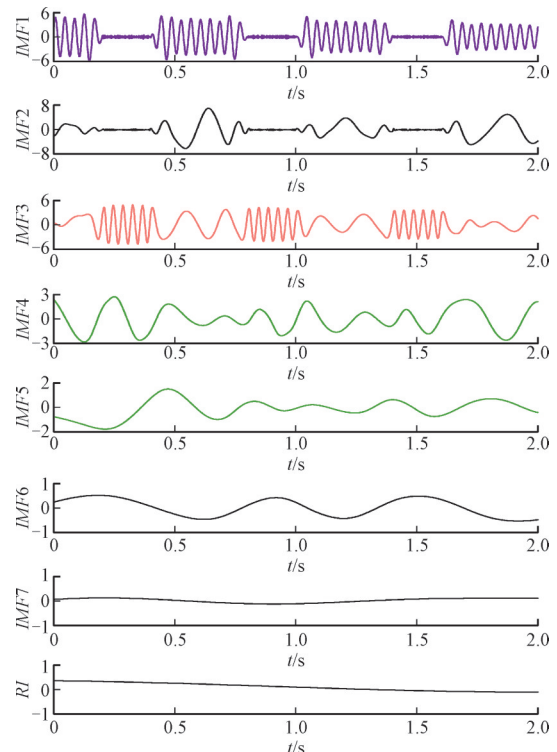


图5 EMD分解图

Fig.5 Diagram showing EMD decomposition

从图5可知,EMD分解的多个分量表现出间歇性,不能准确分解高低混频信号,出现较为严重的模态混叠现象,端点效应较为明显。

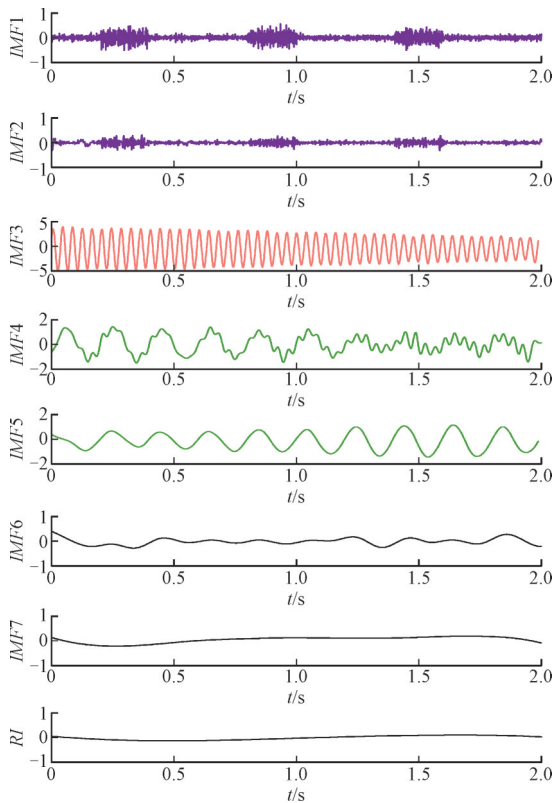


图6 EEMD分解图

Fig.6 Diagram showing EEMD decomposition

从图6可知,EEMD能够识别高频正弦信号、噪声信号,但是其高频分量和低频信号存在模态混淆,并且不能自适应识别有用分量。

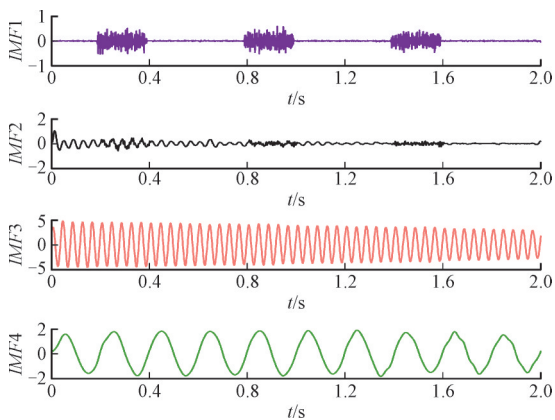


图7 MEEMD分解图

Fig.7 Diagram showing MEEMD decomposition

从图7可知,本文改进算法优化改进了EMD,EEMD分解算法的缺点,伪分量也能够自适应剔除。

表1为MEEMD,EEMD,EMD分解方法的指标对比。

表1 3种分解方法指标对比

Table 1 Comparison of indices among three decomposition methods

指标	MEEMD	EEMD	EMD
正交指数	0.063 5	0.102 4	0.476 3
相关系数	0.993 7	0.714 2	0.290 9
均方误差	0.045 3	0.284 9	5.224 6

从表1可知,本文提出的改进算法各项指标均优于EMD,EEMD,基本抑制了模态混淆现象,自适应去除冗余分量,有较高的信号分解性能。

## 2 GA-BP故障选线模型

### 2.1 BP神经网络

BP神经网络能够自适应削减预测误差<sup>[19-20]</sup>,传播模式是 $n$ 个输入信号 $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 以输入层-隐藏层-输出层的结构进行信号及误差传播得到 $m$ 个输出 $\{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ ,层间传播方向由神经元上的阈值以及层间权值 $\omega$ 所决定<sup>[21]</sup>。算法拓扑结构如图8所示。

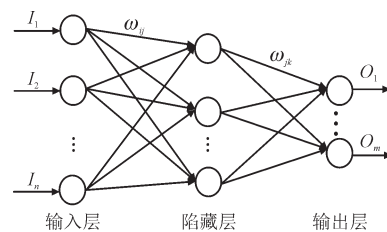


图8 BP神经网络拓扑图

Fig.8 BP neural network topology diagram

### 2.2 GA-BP神经网络选线流程

BP算法对权值和阈值的初始化不能自适应调整,设置不当导致系统陷入局部最优。遗传算法<sup>[22-23]</sup>通过模仿生物染色体遗传机理选取最优种群,通过遗传操作自适应处理得到最优个体并对BP神经网络初始化<sup>[24]</sup>,缩短网络训练时间优化其自适应能力。具体实现步骤如下:

1)确定网络结构参数。本文设置4条仿真线路,输入层为3组高频能量、方向及裕度因子特征,故设12个输入节点、10个隐藏层节点数<sup>[25]</sup>、4个输出层节点数。

2)遗传算法优化网络参数。以染色体形式编码预设权值和阈值作为第1代种群,通过训练样本并以训练计算误差作为适应度函数,对初代种群进行遗传操作并保留满足适应度要求的种群作为下一代新种群,达到收敛条件后将这一代的种群染色体解码得到相应的权值和阈值个体。

3)模型训练及测试。通过GA确定的最优值初

始化 BP 神经网络进行训练和测试,以预测值与期望值的均方误差判断网络性能,若达不到收敛要求则返回步骤 2)。通过步骤 1)~步骤 3)可建立 GA-BP 网络模型,并将其用于配电网故障选线。

### 3 仿真建模与结果分析

#### 3.1 低阻接地的故障特征提取

本文采用 Matlab/Simulink 搭建如图 9 所示的含 4 条 10 kV 电缆混合线的谐振接地系统。其中,  $P$  为信号观测点;  $F$  为故障点。过补偿 10% 方式下电感  $L=0.8654\text{H}$ , 设置采样频率为 100 kHz。

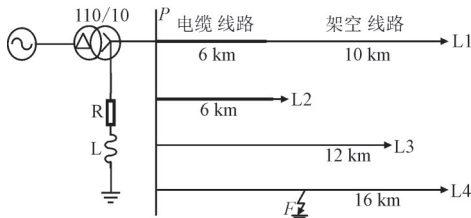


图9 谐振系统仿真接线图

Fig.9 Wiring diagram for simulation of resonant grounding system

在 L1 的 A 相距母线 30% 处设置金属性接地故障, 仿真环境考虑 30 dB 信噪比白噪声干扰, 线路 L1-L4 的零序电流波形如图 10 所示。

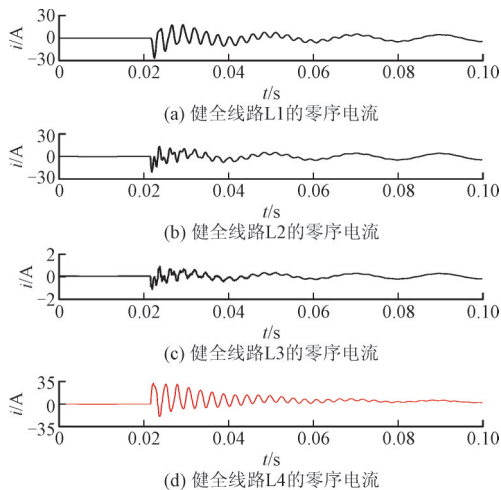


图10 线路 L1-L4 的零序电流图(低阻接地情况)

Fig.10 Waveforms of zero sequence current of line L1 to L4 with low resistance grounding

从图 10 可知,在金属性接地情况下,零序电流暂态特征差异较大,故障线路较容易辨识,故障线路 L4 的 MEEMD 分解零序电流如图 11 所示。

从图 11 可知,本文改进算法将高频和低频的故障特征分解开来,有利于进行故障特征提取。MEEMD 分解的前 3 个高频分量均含较多故障信息,

将线路 L1-L4 零序电流所分解的前 3 个高频分量叠加求取高频能量、方向和裕度因子特征如表 2 所示。

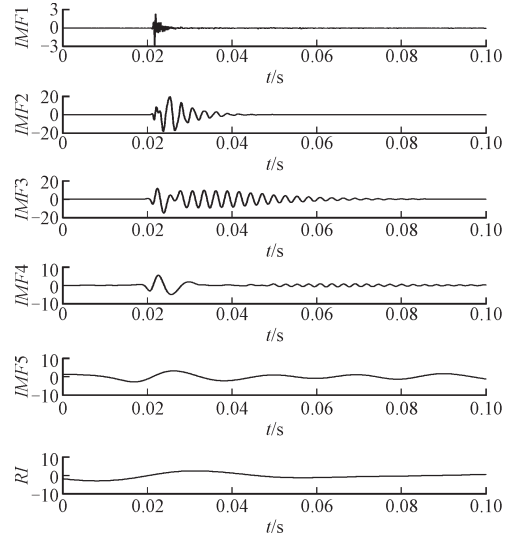


图11 故障线路 L4 MEEMD 分解图

Fig.11 MEEMD decomposition of fault line L4

从表 2 可知,在低阻接地情况下,本文所提方法能有效区分故障、健全线路的暂态特征并进行故障选线。

表2 线路故障特征对比(低阻接地情况)

Table 2 Comparison of line fault characteristics with low resistance grounding

线路	高频能量	方向特征	裕度因子
L1	16 291.58	0.027 9	31.849 4
L2	7 107.26	-0.037 8	42.107 4
L3	21.39	-0.062 9	41.651 6
L4	34 312.22	-0.821 1	45.163 5

#### 3.2 高阻接地的故障特征提取

在 L3 的 A 相距母线 50% 处设置 1500 高阻接地故障。仿真环境考虑 30dB 信噪比白噪声干扰, 线路 L1-L4 的零序电流波形如图 12 所示。

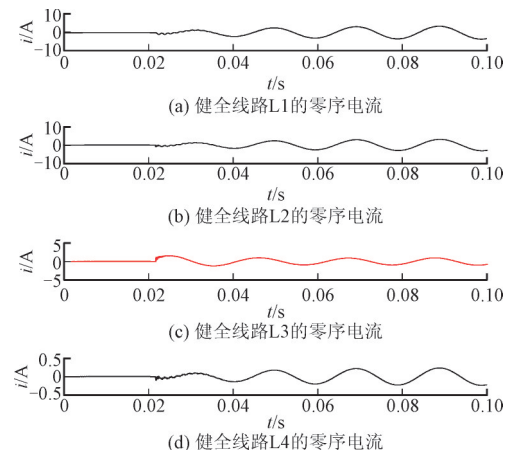


图12 线路 L1-L4 的零序电流图(高阻接地情况)

Fig.12 Waveforms of zero sequence current of line L1 to L4 with high resistance grounding

从图 12 可知,高阻接地情况下,电缆线路由于容性电流的补偿作用导致其频带能量远大于故障线路,导致线路之间的故障特征信息不易区分。故障线路 L3 的 MEEMD 分解如图 13 所示。

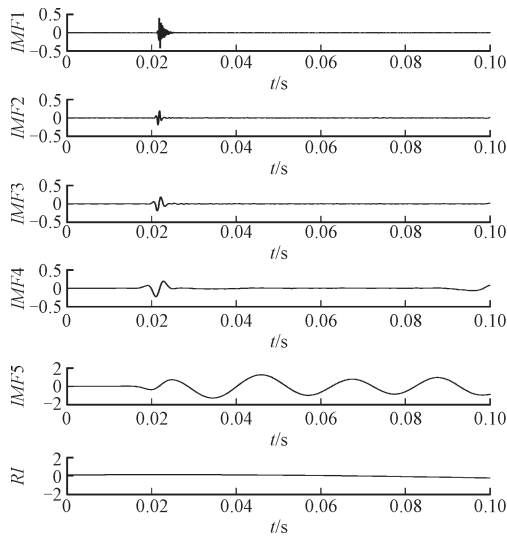


图 13 故障线路 L3 MEEMD 分解图

Fig.13 MEEMD decomposition of fault line L3

从图 13 可知,高阻接地故障的高频特征通过本文所提方法也能准确提取出来,且特征主要集中在前 3 个高频分量。将线路 L1—L4 零序电流所分解的前 3 个高频分量叠加求取高频能量、方向和裕度因子特征如表 4 所示。

表 3 线路故障特征对比(高阻接地情况)

Table 3 Comparison of line fault characteristics with high resistance grounding

线路	高频能量	方向特征	裕度因子
L1	1 267.03	-0.749 5	9.499 0
L2	1 072.23	-0.766 1	8.783 8
L3	78.86	0.051 9	12.065 2
L4	6.27	-0.437 1	10.086 6

从表 4 可知,在高阻接地情况下,谐振接地系统的过补偿作用会导致架空线路的频带能量较低,而裕度表现为不饱和。若仅通过高频能量无法完成故障选线,此时可通过裕度因子结合方向特征确定故障线路。

通过以上分析可知,故障特征随故障条件的改变而变化,仅通过单一故障特征无法准确判断故障线路,故使用训练后的 BP 神经网络进行故障选线,提高了选线的精确度。

### 3.3 GA-BP 神经网络故障选线

将 3.1 节建立的模型设置不同接地故障类型(金属性接地、接地电阻 10 Ω, 100 Ω, 高阻接地 1 500 Ω),初始故障相角(0°, 30°, 45°, 60°, 90°)及故障发生离母线的位置(10%, 30%, 50%, 70%, 90%)

条件下设置单相接地故障,得到 4×4×5×5=400 组故障数据。为保证选线结果可靠性,选择每条出线的 90 组故障作为训练集,剩余 10 组作为测试集。出线 1 故障时即为第 1 种分类结果,以此类推,出线 4 故障时为第 4 种分类结果。EMD-BP, EMD-GA-BP, MEEMD-GA-BP 3 种分类模型的测试结果选线准确率分别如图 14, 图 15 和图 16 所示。

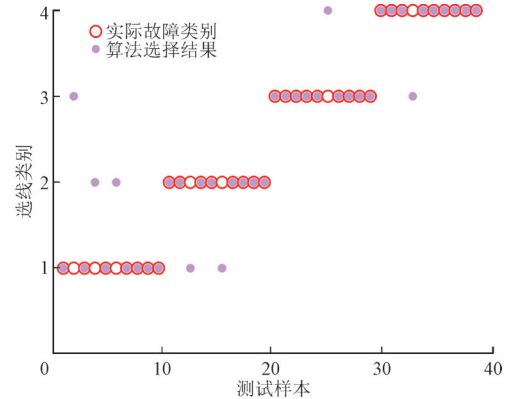


图 14 EMD-BP 选线结果

Fig.14 Results of fault line selection with EMD-BP model

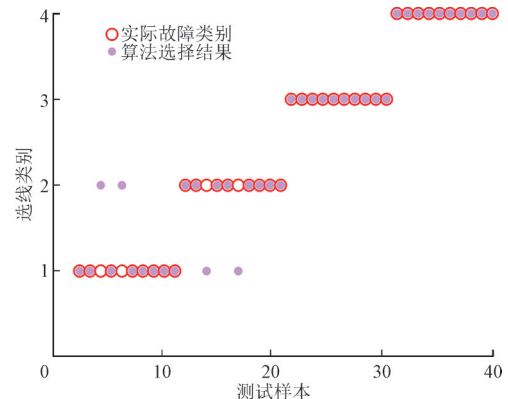


图 15 EMD-GA-BP 选线结果

Fig.15 Results of fault line selection with EMD-GA-BP model

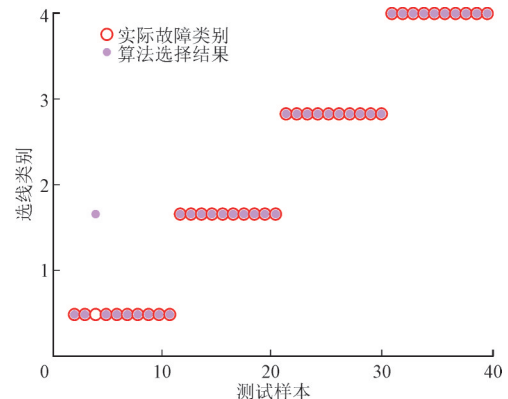


图 16 MEEMD-GA-BP 选线结果

Fig.16 Results of fault line selection with MEEMD-GA-BP model

从图 14—16 可知,本文改进算法的选线准确

率为 97.50%，仅在缆线混合线路 L1 出现 1 次误判，故障选线准确度高于 EMD-GA-BP, EMD-BP 神经网络选线模型。

### 4 实例验证

对鄂尔多斯市某变电站共 6 条 10 kV 出线 (L1—L6) 的现场故障电流数据进行分析。线路 6 发生单相接地故障，采样率为 12 800 Hz，共采样 10 个周期。6 条线路的零序电流波形如图 17 所示，将图 17 的现场实际电流数据进行 MEEMD 分解，得到 6 组高频能量、方向特征和裕度因子如表 4 所示。

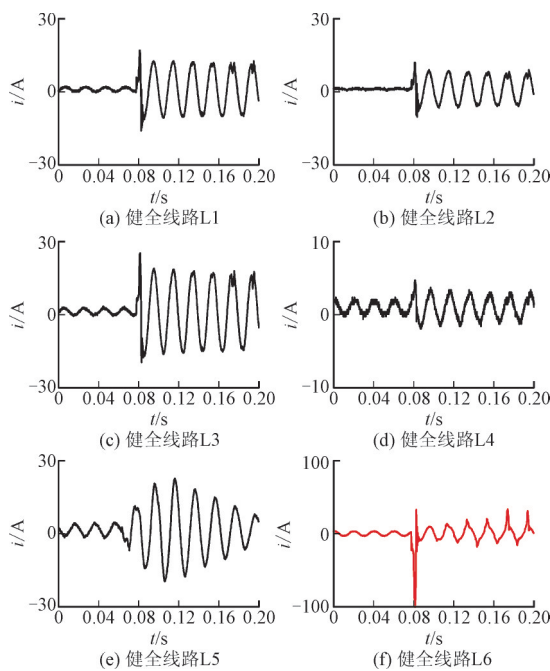


图 17 现场实际故障电流波形

Fig.17 Actual fault current waveforms on site

表 4 线路故障特征对比

Table 4 Comparison of line fault characteristics

线路	高频能量	方向特征	裕度因子
L1	12 345.16	0.634 2	32.476 5
L2	10 543.47	0.676 2	29.427 4
L3	21 253.57	0.653 4	35.667 1
L4	4 256.75	0.443 4	30.214 5
L5	9 556.45	0.746 5	37.456 1
L6	32 554.41	-0.635 4	52.634 7

从表 4 可知，故障线路 L6 的 3 种特征与其余 5 条线路的特征差异较大，可以明显区分故障线路、健全线路。

### 5 结语

针对传统 EMD 算法的缺点，基于局部特征尺

度延拓算法、集合经验模态分解算法以及改进排列熵算法，本文提出了 MEEMD 算法，并对 EMD, EEMD 及 MEEMD 算法进行详细的分析对比，所提算法更好地解决了传统 EMD 算法的端点效应问题以及模态混淆问题，优化了本征模函数的选取规则。并将其应用于谐振接地小电流接地故障零序电流特征提取中。

利用遗传算法优化 BP 神经网络对故障电流特征进行分类预测并进行选线，对分解后信号提取高频能量、方向、裕度因子特征作为神经网络训练和测试样本，实验结果表明，利用 MEEMD-GA-BP 神经网络进行选线具有更高的选线准确率，解决了单一特征作选线判据不精准的问题，在夹杂噪声以及高阻接地情况均能准确、快速进行故障选线，具有一定的工程实用价值。

本文对实际故障情况进行验证，MEEMD 方法均能准确提取故障特征。但是实际样本数量过少不能对 GA-BP 神经网络进行训练，若有较多的故障样本数据，则可根据本文方法得到更精准的选线结果。

#### 参考文献

- [1] 韦明杰,张恒旭,石访,等.基于谐波能量和波形畸变的配电网弧光接地故障辨识[J].电力系统自动化,2019,43(16):148-154.  
WEI Mingjie, ZHANG Hengxu, SHI Fang, et al. Identification of arcing grounded fault in distribution network based on harmonic energy and waveform distortion[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019,43 (16):148-154.
- [2] 张国栋,蒲海涛,刘凯.基于深度学习的小电流接地系统故障选线方法[J].发电技术,2019,40(6):548-554.  
ZHANG Guodong, PU Haitao, LIU Kai. Fault line selection method of small current grounding system based on deep learning [J]. Power Generation Technology, 2019,40 (6):548-554.
- [3] 于洋,孙学锋,高鹏,等.高压直流输电线路暂态保护分析与展望 [J]. 电力系统保护与控制,2015,43(2):148-154.  
YU Yang, SUN Xuefeng, GAO Peng, et al. Analysis and prospect on transient protection for HVDC transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2015,43(2):148-154.
- [4] 方毅,薛永端,宋华茂,等.谐振接地系统高阻接地故障暂态能量分析与选线[J].中国电机工程学报,2018,38(19):5636-5645, 5921.  
FANG Yi, XUE Yongduan, SONG Huamao, et al. Transient energy analysis and faulty feeder identification method of high impedance fault in the resonant grounding system[J]. Proceedings of the CSEE, 2018,38(19):5636-5645,5921.
- [5] 王建元,张峥.基于注入信号与小波能量的小电流接地故障选线研究[J].电测与仪表,2018,55(5):28-32.  
WANG Jianyuan, ZHANG Zheng. Research of fault line selection in small current grounding system based on injected signal and wavelet energy[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2018,55(5): 28-32.
- [6] 庄胜斌,缪希仁,江灏,等.基于改进欧氏-动态时间弯曲距离的谐振接地配电网单相高阻接地故障选线方法[J].电网技术,

- 2020,44(1):273-281.
- ZHUANG Shengbin, MIAO Xiren, JIANG Hao, et al. A line selection method for single-phase high-impedance grounding fault in resonant grounding system of distribution network based on improved euclidean- dynamic time warping distance[J]. Power System Technology, 2020, 44 (1): 273-281.
- [7] 王旭强, 杨青, 张耀, 等. 基于多源信息融合的配电网故障选线新方法[J]. 智慧电力, 2019, 47(9):97-103.
- WANG Xuqiang, YANG Qing, ZHANG Yao, et al. A new fault line selection method for distribution network system based on multidimensional information fusion[J]. Smart Power, 2019, 47 (9): 97-103.
- [8] 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]. 电网与清洁能源, 2017, 33(6):59-66.
- WANG Yang. A novel method of ground fault line selection on non-solid earthed network based on wavelet packet analysis and transient signal[J]. Power System and Clean Energy, 2017, 33 (6): 59-66.
- [9] 任建文, 张猛, 谷雨峰. 基于本征模态熵的谐振接地系统故障选线研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2014, 41(6):53-59.
- REN Jianwen, ZHANG Meng, GU Yufeng. Study on resonant earthed system fault line detection based on intrinsic mode entropy [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science), 2014, 41 (6): 53-59.
- [10] 高金峰, 秦瑜瑞, 殷红德. 基于小波包变换和支持向量机的故障选线方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020, 41(1):63-69.
- GAO Jinfeng, QIN Yurui, YIN Hongde. Fault line selection based on wavelet packet transform and support vector machine[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41 (1): 63-69.
- [11] 王余奎, 李洪儒, 叶鹏. 基于多尺度排列熵的液压泵故障识别[J]. 中国机械工程, 2015, 26(4):518-523.
- WANG Yukui, LI Hongru, YE Peng. Fault identification of hydraulic pump based on multi-scale permutation entropy[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26 (4): 518-523.
- [12] 侯思祖, 郭威. 基于改进EEMD与混沌振子的配电网故障选线[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(4):77-87.
- HOU Sizu, GUO Wei. Fault line selection in distribution network based on modified EEMD and chaos oscillator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (4): 77-87.
- [13] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 改进的EEMD算法及其应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21):21-26, 46.
- ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. Modified EEMD algorithm and its applications[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32 (21): 21-26, 46.
- [14] 李军, 李青. 基于CEEMDAN-排列熵和泄漏积分ESN的中期电力负荷预测研究[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(8):70-80.
- LI Jun, LI Qing. Medium term electricity load forecasting based on CEEMDAN- permutation entropy and ESN with leaky integrator neurons[J]. Electric Machines and Control, 2015, 19 (8): 70-80.
- [15] FANG J L, YU X J, WANG R F, et al. Research on anti-noise processing method of production signal based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) [J]. Journal of Northeast Agricultural University (English Edition), 2017, 24(4):69-79.
- [16] 周涛涛, 朱显明, 彭伟才, 等. 基于CEEMD和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(23):207-211.
- ZHOU Taotao, ZHU Xianming, PENG Weicai, et al. A wavelet threshold denoising method for fault data based on CEEMD and permutation entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34 (23): 207-211.
- [17] LIU S, HAN L. Study of seismic spectrum decomposition based on CEEMD[J]. Global Geology, 2014, 17(2):120-126.
- [18] 张朝林, 范玉刚. CEEMD与卷积神经网络特征提取的故障诊断方法研究[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(2):178-183.
- ZHANG Chaolin, FAN Yugang. Fault diagnosis of a bearing using feature extraction method based on CEEMD algorithm and CNN[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2019, 38 (2): 178-183.
- [19] 戴志辉, 李芷筠, 焦彦军, 等. 基于BP神经网络的小样本失效数据下继电保护可靠性评估[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(11):129-134.
- DAI Zhihui, LI Zhiyun, JIAO Yanjun, et al. Reliability assessment based on BP neural network for relay protection system with a few failure data samples[J]. Power Automation Equipment, 2014, 34 (11): 129-134.
- [20] 朱晓青, 马定寰, 李圣清, 等. 基于BP神经网络的微电网蓄电池荷电状态估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12):2042-2048.
- ZHU Xiaqing, MA Dinghuan, LI Shengqing, et al. Estimation of state of charge for micro-grid battery based on BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (12): 2042-2048.
- [21] 樊国旗, 蔺红, 程林, 等. 基于K均值模式划分改进模糊聚类与BP神经网络的风力发电预测研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(5):38-42, 83.
- FAN Guoqi, LIN Hong, CHENG Lin, et al. Wind power prediction based on K-means pattern classification improved fuzzy clustering and BP neural network[J]. Smart Power, 2019, 47 (5): 38-42, 83.
- [22] 王勇. 一种改进的GA-BP算法在手写体数字识别的应用研究[J]. 计算机与数字工程, 2010, 38(12):33-35.
- WANG Yong. An improved GA- BP algorithm to handwritten numeral recognition application[J]. Computer & Digital Engineering, 2010, 38 (12): 33-35.
- [23] 王高红, 陈潇一. 基于遗传算法的智能电网非侵入式电器监控策略[J]. 智慧电力, 2017, 45(11):42-46, 71.
- WANG Gaohong, CHEN Xiaoyi. Monitoring strategy with Non-invasion electric appliances in smart grid based on genetic algorithm[J]. Smart Power, 2017, 45 (11): 42-46, 71.
- [24] 洪博文, 郭力, 王成山, 等. 微电网多目标动态优化调度模型与方法[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(3):100-107.
- HONG Bowen, GUO Li, WANG Chengshan, et al. Model and method of dynamic multi-objective optimal dispatch for microgrid [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33 (3): 100-107.
- [25] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7):1573-1580.
- LIU Haoran, ZHAO Cuixiang, LI Xuan, et al. Study on a neural network optimization based on improved genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7):1573-1580.

(责任编辑 徐秋芳)

收稿日期:2021-06-03; 修改日期:2021-11-15

作者简介:韩祥民(1997),男,贵州毕节人,硕士研究生,研究方向为电力系统故障定位与诊断。