



# 基于 IEMD 和 GA-WNN 的断路器分合闸线圈故障诊断方法

李天辉<sup>1</sup>, 庞先海<sup>1</sup>, 范辉<sup>2</sup>, 甄利<sup>2</sup>, 顾朝敏<sup>1</sup>, 董驰<sup>1</sup>

(1. 国网河北省电力有限公司电力科学研究院, 河北 石家庄 050021;

2. 国网河北省电力有限公司, 河北 石家庄 050021)

**摘要:** 真空断路器二次回路或操动机构运行状态能通过电流曲线特征反映。首先, 通过对真空断路器分合闸线圈铁心卡涩、电压异常(过高或过低)和击穿 3 种常见故障进行实验室模拟, 创建了故障电流曲线特征库。其次, 利用故障电流信号经过经验模态分解后的经验模态分量中的能量密度乘对应平均周期为恒定常数的性质, 提出一种改进经验模态分解方法来提取分合闸线圈电流特征值, 并将其作为小波神经网络的输入样本集。并在此基础上, 提出一种改进遗传算法与小波神经网络结合的断路器故障诊断方法。该方法利用改进遗传算法对小波神经网络参数进行寻优, 旨在解决小波神经网络参数敏感问题, 进而提高诊断算法收敛速度和故障诊断准确率。仿真结果表明: 与传统小波神经网络诊断方法相比, 利用遗传算法改进的小波神经网络方法诊断正确率高达 91%, 提高了 10 个百分点。

**关键词:** 断路器; 分合闸线圈; 改进集合模态分解; 改进小波神经网络; 故障诊断

**DOI:** 10.11930/j.issn.1004-9649.202201039

## 0 引言

在系统故障或者非故障情况下, 断路器应能关合、开断、承载运行回路运行电流<sup>[1-5]</sup>。因此, 当断路器出现故障时, 不仅会对其所保护和控制的下级电网造成严重损坏, 而且会引起上级电网的扰动, 造成电网不稳定, 严重时甚至可能引起大面积停电事故, 对社会各行业造成巨大的损失<sup>[6]</sup>。然而, 断路器大部分工作在室外, 受工作环境影响, 慢慢老化而逐渐影响其可靠性<sup>[7-8]</sup>。因此, 提高断路器故障诊断能力具有实际工程价值。

目前, 常见故障诊断技术主要分为两大类: 一类是数学诊断方法, 如概率统计分析法<sup>[9]</sup>、小波分析法<sup>[10]</sup>、灰色系统诊断法<sup>[11]</sup>等; 另一类为智能诊断法, 主要是基于智能算法的单一诊断方法, 如小波神经网络(wavelet neural network, WNN)<sup>[12]</sup>、支持向量机<sup>[13]</sup>、极限学习机<sup>[14]</sup>、D-S 证据理论<sup>[15]</sup>

等, 或由多个智能算法组合的混合算法<sup>[14,16]</sup>。

在文献<sup>[16]</sup>中, 首先构建了分合闸线圈电流特征样本库, 再利用粒子群算法进行故障诊断, 其不同的断路器故障识别率高达 100%。文献<sup>[17]</sup>通过对不同故障下的分合闸线圈电流波形进行分析, 以及故障模拟, 进而提取出不同断路器个体之间的电流特征。文献<sup>[6]</sup>根据断路器分合闸线圈电流信号特征建立诊断识别模型, 并利用卷积小波神经网络算法进行故障诊断, 其故障识别率高达 93.68%。

由上述文献研究不难发现, 在智能算法辅助下, 现有诊断技术取得长足发展, 识别率不断提高。但现有故障识别技术的准确率主要基于改进智能算法的性能和特征值提取的准确率。基于此, 本文主要从断路器典型故障电流曲线库、特征值提取和智能诊断方法等方面进行研究, 与现有研究相比, 主要贡献有: (1) 对断路器典型故障进行实验室模拟, 得到典型故障的分合闸线圈电流曲线, 为后续构建故障特征曲线样本库提供了基础。(2) 根据电流信号经过经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)后的

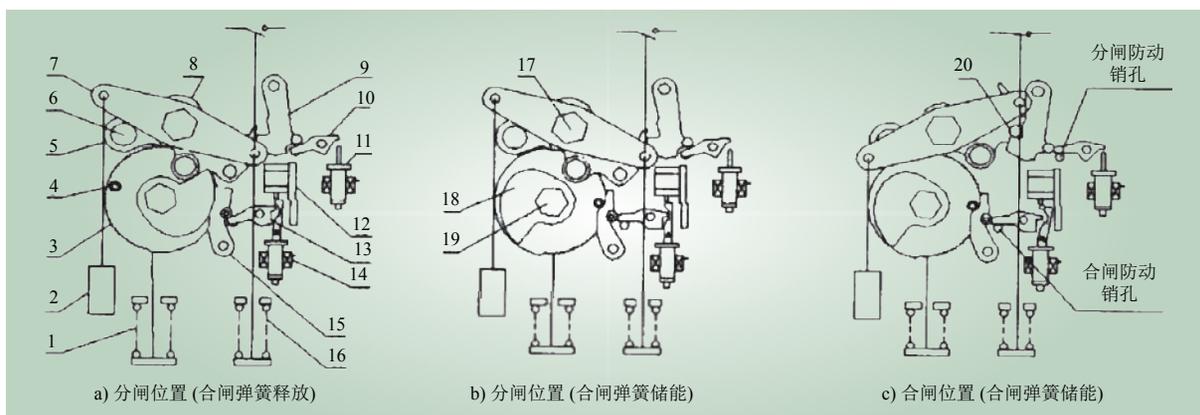
**收稿日期:** 2022-01-13; **修回日期:** 2022-02-25。

**基金项目:** 国家电网有限公司科技项目(kjcd2020-003); 国网河北省电力有限公司科技项目(kj2019-067)。

IMF 能量密度乘对应平均周期为恒定常数的性质, 提出一种改进经验模态分解 (improved empirical mode decomposition, IEMD) 方法来提取分合闸线圈电流特征值, 该方法能有效剔除原始信号中的噪声干扰和 IMF 伪分量, 进而提高特征值提取准确率, 为后续故障诊断提供有效的输入样本集。(3) 利用改进遗传算法 (genetic algorithm, GA) 对 WNN 初始权值等敏感参数进行寻优, 可解决 WNN 算法参数敏感问题, 有效提高收敛速度和寻优能力。

## 1 真空断路器分合闸线圈工作过程

弹簧操动机构真空断路器的分闸操作、合闸操作过程如图 1 所示, 是一个动态过程, 当分合闸线圈接收到通电信号, 将带动分闸/合闸触发器顺时/逆时针旋转并释放主拐臂上的轴销 A 或棘轮上的轴销 B, 完成分合闸动作<sup>[18]</sup>。从图 1 中不难发现, 每次断路器动作时, 都伴随着规律性的分合闸电流产生, 分、合闸线圈电流波形分别如图 2 a) 和图 2 b) 所示。



1—合闸弹簧; 2—油缓冲; 3—棘轮; 4—储能保持销; 5—棘爪; 6—棘爪轴; 7—输出拐臂; 8—大拐臂; 9—合闸保持掣子; 10—分闸掣子; 11—分闸电磁铁; 12—机械防跳装置; 13—合闸掣子; 14—分闸电磁铁; 15—储能保持掣子; 16—分闸弹簧; 17—输出轴; 18—凸轮; 19—储能轴; 20—合闸保持销

图 1 真空断路器分合闸操作机构示意

Fig. 1 Schematic diagram of vacuum circuit breaker opening and closing operation mechanism

根据图 2, 分合闸线圈电流具有明显参数特征, 且电流趋势大致相同, 分成多个阶段。如在分闸线圈电流中: 在  $t_0 \sim t_1$  阶段, 线圈得电, 二次回路导通, 电流迅速上升, 铁芯开始运行; 在  $t_1 \sim t_2$  阶段, 由于需要克服铁芯运动时的阻力, 电流降低, 当到达  $t_2$  时刻后, 铁芯脱扣, 停止运动; 进入  $t_2 \sim t_3$  阶段后, 由于铁芯静止, 电流回升增大; 在  $t_3 \sim t_4$  阶段,  $t_3$  时刻, 断路器动触头分离, 线圈失电, 电流瞬间下降至零<sup>[16]</sup>。而合闸过程, 由于速度比分闸慢, 可能存在  $t_3 \sim t_4$  一个稳定阶段, 其余部分类似。

## 2 基于 IEMD 故障特征参数提取模型

### 2.1 分合闸线圈故障电流特征模拟

大量实验和工程数据表明, 常见的分合闸线圈故障主要有分合闸线圈铁心卡涩、电压异常

(过高或过低) 和击穿 3 种<sup>[18]</sup>, 因此, 本文主要对该 3 种故障状态进行实验分析。具体实验设计步骤如下。

(1) 线圈铁心卡涩实验设计流程。由于部分真空断路器安装在裸露的环境中, 受空气湿度、潮热等环境因素影响, 线圈、电磁铁等零部件会发生锈蚀、老化等恶化现象, 进而增大铁芯运动的阻力, 出现卡涩故障。在实验中, 为定量提取分合闸线圈在不同卡涩程度下的分闸线圈电流特征曲线, 将断路器分闸线圈垂直安装, 当铁芯向上运动时, 通过在分闸线圈铁芯下施加重物的方式, 来模拟铁芯运动时受到不同的阻力情况, 如图 3 所示。分别施加了 80 g、160 g、240 g、320 g 等不同重物进行模拟实验。

(2) 线圈电压异常 (过高或过低) 实验设计流程。真空断路器分合闸线圈额定电压为 DC220 V, 但由于工作环境不同, 标准规定分合闸线圈在电

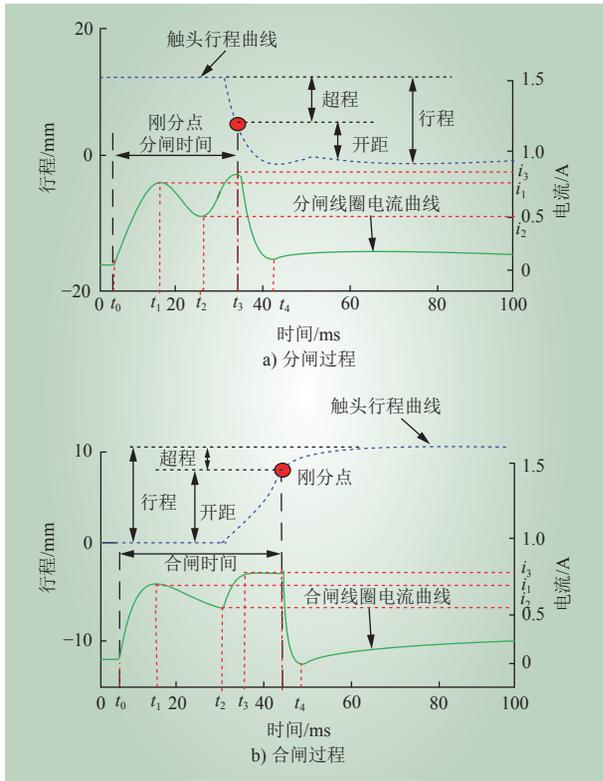


图 2 触头行程曲线与分合闸线圈电流曲线  
Fig. 2 Contact travel curve and opening and closing coil current curve



图 3 不同卡涩程度模拟实验示意  
Fig. 3 Schematic diagram of core blockage experiment

压幅值为 143~253 V 内安全可靠工作即可。但是电压异常(过高或过低)对断路器使用带来不同程度影响,为此,为定量提取线圈电压异常(过高或过低)下分合闸线圈电流特征曲线。在实验室中,通过电压调节器改变分合闸线圈接入电流来模型电压异常实验,如图 4 所示。

(3) 线圈击穿实验设计流程。真空断路器中分合闸线圈每次动作时,都会产生热量,不仅加速线圈老化速度,同时也增大了线圈电阻和热量,严重时发生击穿故障,甚至烧毁。为提取击



图 4 线圈电压异常(过高或过低)实验示意  
Fig. 4 Schematic diagram of abnormal coil voltage (too high or too low) experiment

穿状态下分闸线圈电流特征曲线,在实验室中,让分闸线圈长时间通电,直至表面焦黄,发出烧焦异味,但未完全烧毁来模拟分闸线圈击穿故障,如图 5 所示。



图 5 线圈击穿实验示意  
Fig. 5 Schematic diagram of coil breakdown experiment

## 2.2 IEMD 特征参数提取模型

### 2.2.1 EMD 信号分解模型

经验模态分解 (EMD) 过程相当于一种“筛分”操作,将一个信号最终分解为满足以下 2 个条件的若干个经验模态分量 (IMF) [19]。

(1) 数据序列中,极值点数量必须等于过零点的数量或相差不超过一个。

(2) 任一时间点上,局部放电极值包络线平均值等于零。

EMD 具体分解的过程如下。

(1) 求解原信号  $x(t)$  的极值点,并利用 3 次样条插值方法,来拟合  $x(t)$  的上包络线  $u(t)$  和下包络线  $v(t)$ 。

(2) 从  $x(t)$  中减去  $u(t)$  和  $v(t)$  的平均值,进而得到新的特征信号。

$$m_1(t) = x(t) - \frac{u(t) + v(t)}{2} \quad (1)$$

(3) 判断  $m_1(t)$  是否满足 IMF 分量条件,若

不满足条件，则当作输入信号返回步骤（1），继续执行，得到信号  $m_2(t)$ ，再次判断  $m_2(t)$  是否满足条件，不满足则重复执行上述步骤，直到  $m_k(t)$  满足 IMF 特征条件。并将其记为  $C_1(t)$ ，作为原始信号的第一阶 IMF 分量。

（4）将  $C_1(t)$  从原始信号中剔除，得到余量信号，记为  $r_1(t)$ 。

（5）将  $r_1(t)$  作为步骤（1）的输入信号，重复执行，直到  $r_n(t)$  函数单调，分解结束。则原始信号用分解信号可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n C_i(t) + r_n(t) \quad (2)$$

### 2.2.2 IEMD 信号分解模型

由于 EMD 电流信号降噪分解过程中，主要依据经验去除第 1 个 IMF 分量和第 2 个 IMF 分量重构的电流信号，具有较强主观性。因此，本文基于分解后的 IMF 分量能量密度与其对应的平均周期的乘积是一个常数的性质，提出一种自适应选择 IMF 分量的重构算法。其具体步骤如下。

（1）在原始信号  $x(t)$  中分别添加均值为零的白噪声  $q_i(t)$  和  $-q_i(t)$ ，得到一组新的原始信号序列，即

$$\begin{cases} x_{1-i}(t) = x(t) + a_i q_i(t) \\ x_{2-i}(t) = x(t) - a_i q_i(t) \end{cases}, i = 1, \dots, n \quad (3)$$

式中： $a_i$  为白噪声幅值； $n$  为白噪声对数。

（2）利用 EMD 分解  $x_{1-i}(t)$ 、 $x_{2-i}(t)$ ，获得第一阶 IMF 分量序列  $C_{1-i}(t)$  和  $C_{2-i}(t)$ ，计算平均值

$$C_1(t) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (C_{1-i}(t) + C_{2-i}(t)) \quad (4)$$

（3）计算通过 EMD 分解后的若干个 IMF 分量的能量密度和平均周期之积，即

$$P_j = E_j T_j \quad (5)$$

式中： $E_j$  是第  $j$  个 IMF 分量的能量密度； $T_j$  是第  $j$  个 IMF 分量的平均周期。

（4）计算系数  $R_{P_j}(j > 1)$

$$R_{P_j} = \left| \left( P_j - \frac{1}{j-1} \sum_{i=1}^{j-1} P_i \right) \right| / \left| \left( \frac{1}{j-1} \sum_{i=1}^{j-1} P_i \right) \right| \quad (6)$$

当  $R_{P_j} > 1$  时，前  $j-1$  个 IMF 分量作为伪分量，从原始信号中剔除，对剩余分量再进行 EMD 分解和重构，得到所有降噪后的 IMF 分量。

## 3 改进 WNN 故障诊断方法

### 3.1 WNN

WNN 由文献 [20] 在 1997 年提出，兼具小波分析优良的时频特性与小波神经网络的自学能力。本文采用目前使用较为广泛的紧致型结构构建 3 层小波神经网络，如图 6 所示。

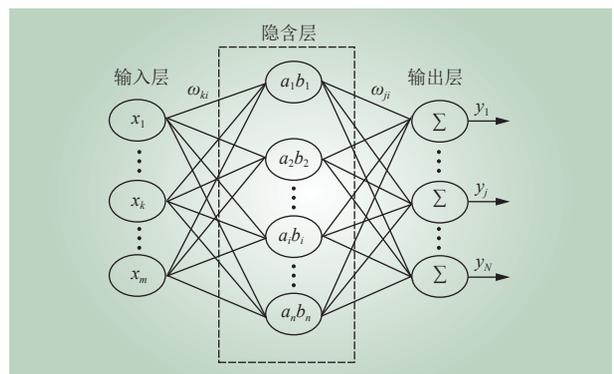


图 6 三层 WNN 结构

Fig. 6 Structure of three-layer WNN

输入层节点个数、隐含层小波元以及输出节点个数分别为  $m$ 、 $n$ 、 $N$ 。对小波神经网络进行前向计算，可得隐含层第  $i$  个小波神经元输入  $h_i$  为

$$h_i = \sum_{k=1}^m \omega_{ki} x_k, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中： $x_k$  为输入层第  $k$  个输入样本； $\omega_{ki}$  为输入层节点  $k$  与隐含层第  $i$  层之间的连接权值，隐含层中选用 Mexihat 小波基及其尺度函数作为小波神经元，输出层节点采用经典的 Sigmoid 函数。

经过小波元激励后，第  $i$  个隐含层小波元输出  $o_i$  为

$$o_i = \psi_{a_i, b_i}(h_i) = \frac{1}{\sqrt{a_i}} \left( 1 - \left( \frac{h_i - b_i}{a_i} \right)^2 \right) e^{-(h_i - b_i)^2 / 2a_i^2} \quad (8)$$

式中： $a_i$  和  $b_i$  为隐含层第  $i$  层的伸缩平移系数。

由此可知输出层第  $j$  个节点输出  $y_j$  为

$$y_j = 1 / \left( 1 + e^{\left( -\sum_{i=1}^n \omega_{ji} o_i \right)} \right), j = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

式中： $\omega_{ji}$  为隐含层第  $i$  层与输出节点  $j$  之间连接权值。

WNN 输出误差函数定位  $E$  为

$$E = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\hat{y}_j - y_j)^2 \quad (10)$$



式中： $\hat{y}_i$ 为输出层第  $j$  个节点的期望输出值。当 WNN 结构确定时，网络输出层主要受参数  $\{a_j, b_j, \omega_{ki}, \omega_{ji}\}$  的影响。不同参数配置下的 WNN 性能也大相径庭，因此如何合理利用优化算法找到最优参数就显得十分重要。

### 3.2 改进 GA 算法

传统 GA 算法过程主要包括精英选择、快速非支配排序、拥挤距离等概念<sup>[21]</sup>。精英选择算子直接决定种群优越性、多样性和收敛性。因此，本文主要通过精英选择算子进行优化来提高 GA 性能。如在文献 [22-23] 中提出如下算子对其进行改进。

$$N_m = N \times \left( \frac{1-r}{1-r^k} \right) \times r^{m-1} \quad (11)$$

式中： $N_m$  为非支配排序  $m$  等级中保留种群数量； $N$  为种群大小； $k$  为非支配排序等级总数。

在式 (11) 中，虽然有效解决了种群多样性问题，但存在  $N_m > N_m^*$  (其中  $N_m^*$  为非支配排序  $m$  等级中种群个体实际数量)，进而导致选取的种群数量逐层递减，最终种群数量小于  $N$ ，甚至无解的情况。基于此，文献 [24] 提出增添一容错项来容纳两者差值，并将该差值累计给下一等级，直至完全取到  $N$  个个体，这不仅大大增加了计算复杂度，而且较难选择合适的容错变量因子。基于此，本文提出的优化算子如式 (12) 所示。图 7 为优化精英选择算子在不同  $r$  参数下，不同等级个体被选择概率。

$$N_j = N_j^* \exp[(r/k) - r], r \in (0, 1) \quad (12)$$

从图 7 中不难发现，当选取  $r=0.75$ 、 $k=10$  时，精英选择算子优化效果最佳。因此，选取

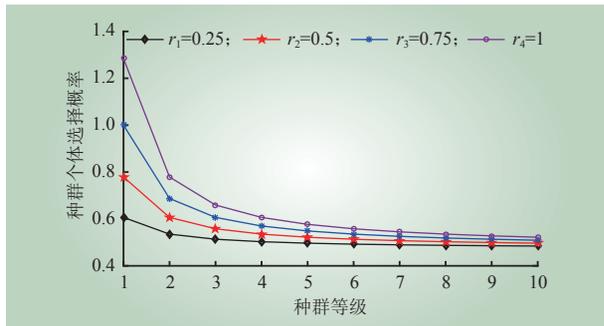


图 7 不同等级个体选取概率  
Fig. 7 Probability of individual selection for different levels

$r=0.75$ 、 $k=10$  进行后续仿真。进一步可发现在各个等级中，种群个体选取数目均大于  $1/2$ ，这有效保证了最优种群数量满足  $N$  的要求。而且种群个体选择概率与等级呈负相关，即等级越高，个体选择概率越低，这能有效提高新种群中的精英个体数量，进而提高收敛速度。

### 3.3 基于改进 GA-WNN 的故障诊断方法流程

由于 WNN 对初始权值和阈值依赖性较高，若初始权值和阈值选取不当，可能无法收敛。由 3.2 节分析可知，GA 算法通过全局搜寻，寻找最优种群，此时，将 GA 优化结果作为 WNN 初始权值和阈值，可有效提高输出精度和算法效率。由此可得改进 GA-WNN 小波神经网络在线智能诊断方法流程如图 8 所示。

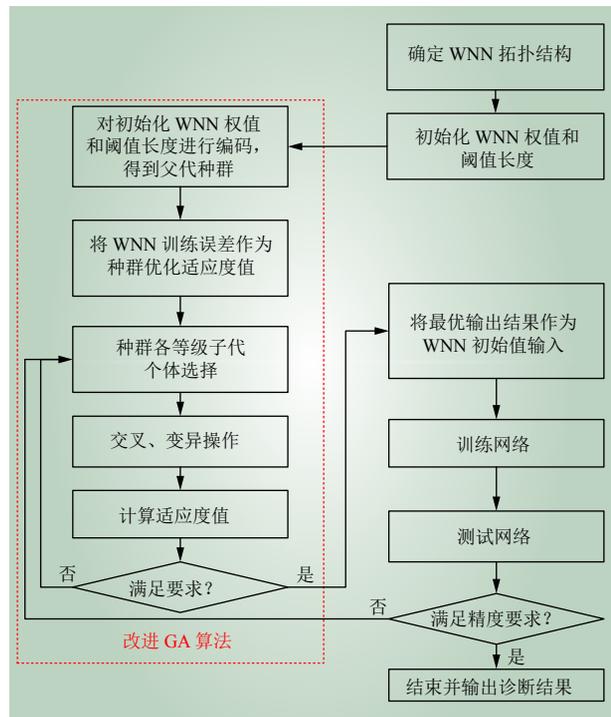


图 8 改进 GA-WNN 故障诊断方法流程  
Fig. 8 Flow chart of improved GA-WNN neural network intelligent diagnosis method

## 4 仿真分析

### 4.1 分合闸线圈电流特征值提取

以上海湘开电气有限公司的 LHCKJ50-125 A/380 V 真空断路器为实验对象，在实验室模拟不同故障下的分合闸线圈电流曲线特性，并提

取分合闸线圈电流特征值。

4.1.1 不同故障下分合闸线圈电流曲线

通过 2.2 节中设计的实验室场景，对分合闸线圈进行模拟实验。图 9 为不同卡涩程度下分闸线圈电流，图 10 为不同电压异常情况下分闸线圈电流，图 11 为击穿状态下的分闸线圈电流。

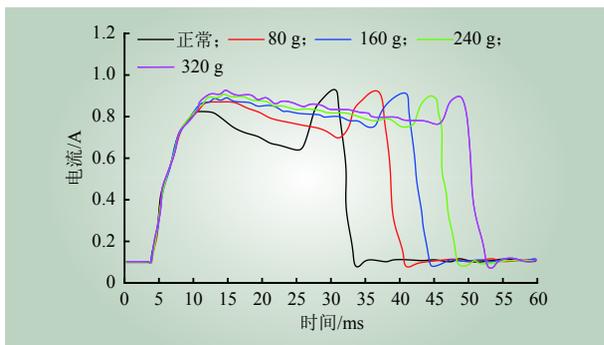


图 9 不同卡涩程度下分闸线圈电流  
Fig. 9 Current of opening coil under different jamming degrees

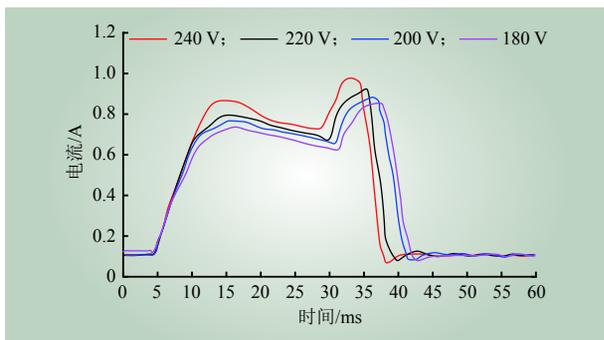


图 10 不同电压异常情况下分闸线圈电流  
Fig. 10 Current of opening coil under different abnormal voltages

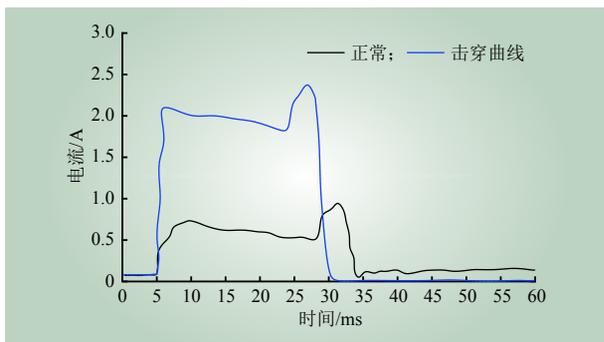


图 11 为击穿状态下的分闸线圈电流  
Fig. 11 Current of opening coil under breakdown state

由图 9 可知，线圈电流随卡涩严重程度成正比，这是因为需要更大电磁力才能带动铁芯运

动。而铁芯运动速度随卡涩严重程度增大而变慢，这是因为阻力的增大，电磁力受阻所致。由图 10 可知，线圈电流随电压升高而增大，铁芯运动时间越短。从图 11 中不难发现，击穿状态下的线圈电流幅值远大于正常电流幅值，持续时间短，且此现象与击穿破坏性程度有关。从上述 3 个模拟故障图形可知，该实验室模拟设计具有可行性，与实际工程情况相似。因此，将上述曲线作为后续仿真实验的基础数据，具有一定可信度。

4.1.2 分合闸线圈电流特征值提取结果

本节通过与 EMD 和小波变换进行对比来说明本文所提 IEMD 方法的有效性。其中，图 12 为原始信号曲线，图 13 为 EMD 方法分解结果，图 14 为小波变换分解结果，图 15 为 IEMD 方法去噪信号曲线，图 16 为 IEMD 方法分解结果，表 1 为特征值提取结果。

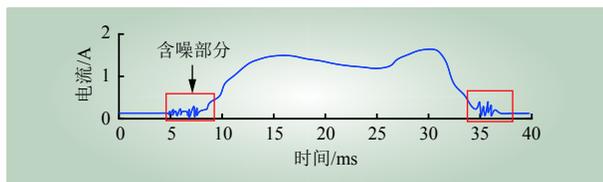


图 12 原始信号曲线  
Fig. 12 Original signal curve

从图 13 可知 EMD 分解后，得到 5 个 IMF 分量，其中 IMF<sub>1</sub> 和 IMF<sub>2</sub> 含有大量谐波，来自原始信号中的噪声干扰，IMF<sub>3</sub> 为高频分量，IMF<sub>4</sub> 和 IMF<sub>5</sub> 为低频分量。d<sub>1</sub>~d<sub>5</sub> 分别是高频到低频的信号分量，由于小波变换方法本身具有降噪重构功能，因此各分量中谐波含量较低。而本文所提 IEMD 方法，在传统 EMD 方法中添加降噪重构功能，因此在分解前削弱了幅度较大的噪声干扰波形，且效果明显。当信号再经 IEMD 分解后，只分解出 3 个 IMF 分量，且分解后不存在谐波分量。综上，本文所提的 IEMD 方法能有效分解信号，并保持原始信号不失真，准确性最高。

由表 1 特征值提取结果，不难看出，相比小波变换和 EMD 分解方法，利用 IEMD 算法提取的特征值误差较小，范围在 0~0.3 ms 内。而 EMD 分解方法误差最大，这主要是因为在使用小波变换和 IEMD 方法进行信号分解时，都对源信号做了消噪处理，而 EMD 没有，因此，小波变换和

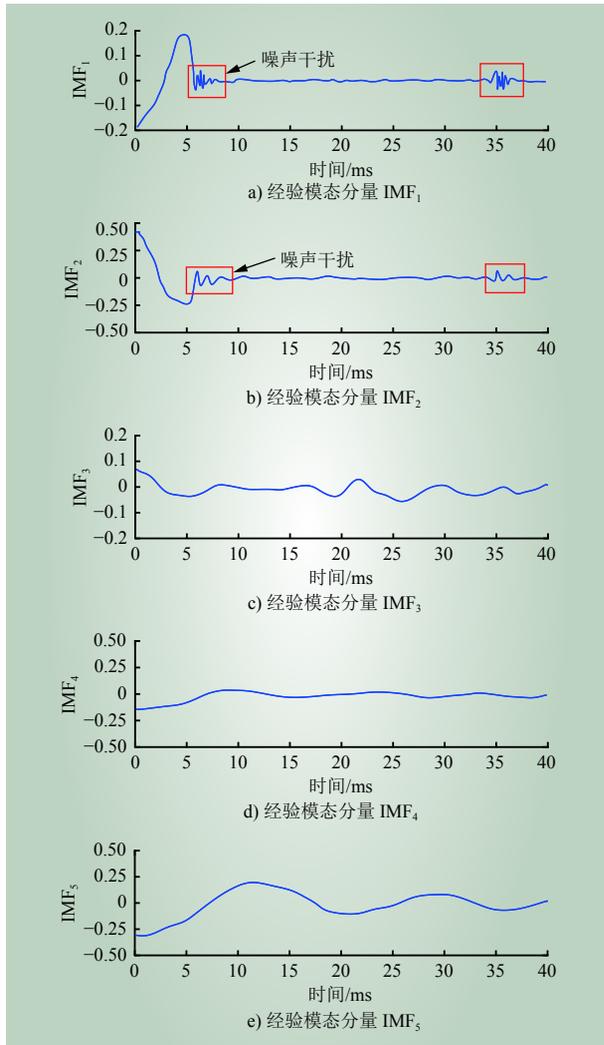


图 13 EMD 方法分解结果

Fig. 13 Decomposition results of EMD method

IEMD 算法比 EMD 更加准确和可靠，但小波变换需人为设置基波函数来消噪，具有一定的主观性，致使分解结果相较于 IEMD 算法稍差。

#### 4.2 故障诊断识别分析

基于 4.1 节仿真基础，利用 IEMD 对  $t_0/ms$ 、 $t_1/ms$ 、 $t_2/ms$ 、 $t_3/ms$ 、 $t_4/ms$ 、 $I_1/A$ 、 $I_2/A$  和  $I_3/A$  这 7 个特征参数进行提取，并作为 GA-WNN 算法的输入量（识别样本集）和初始种群，将分合闸线圈铁心卡涩、电压过高、电压过低和击穿 4 种故障类型作为输出量（仿真中纵坐标用 4 至 1 分别代表 4 种故障类型）。设定每组故障类型电流信号采集 50 组，共 200 组信号，将提取的特征参数放在一个 7 列 200 行的表格中，训练样本占 70%，验证样本占 15%，测试样本占 15%，隐含层的数目

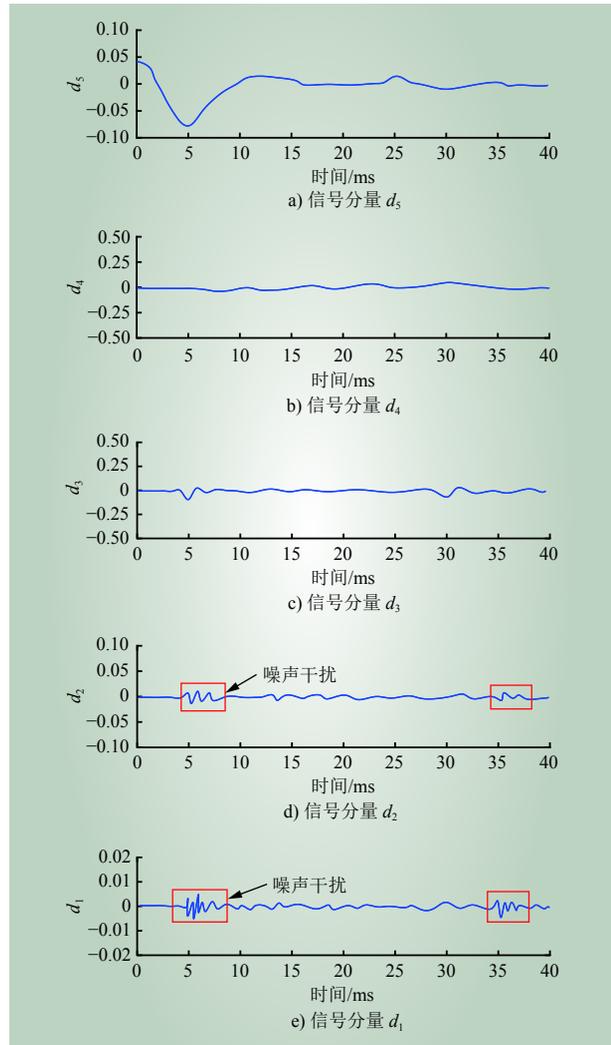


图 14 小波变换分解结果

Fig. 14 Decomposition results of wavelet transform

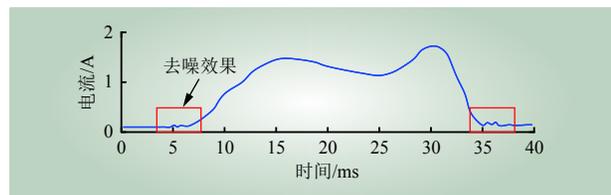


图 15 IEMD 方法去噪信号曲线

Fig. 15 Denoising signal curve of IEMD method

设置为 24。trainlm 为训练函数，tansig 为传递函数，最大学习次数和学习率分别为 100 和 0.01。而 GA 算法中将种群设为 50，迭代次数 200 次，交叉概率和变异概率分别为 0.3 和 0.1。通过 Matlab 软件平台仿真，图 17 和图 18 分别为 GA-WNN 和传统 WNN 训练误差曲线和训练结果的对比。表 2 和表 3 分别为不同分闸线圈故障类型识别率。

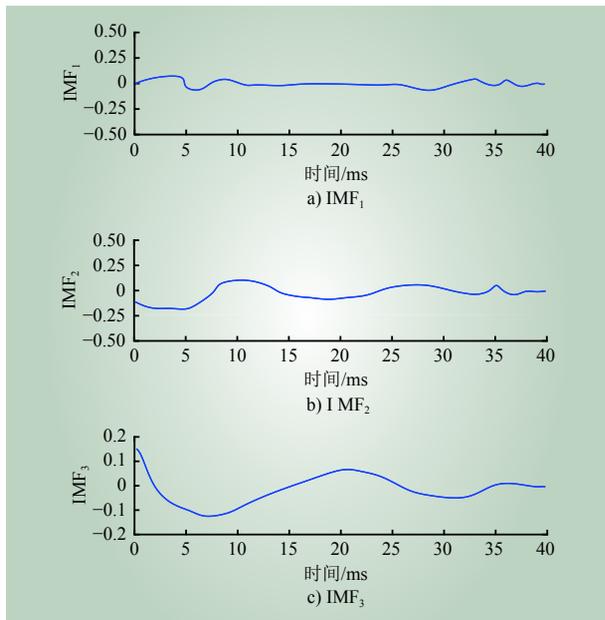


图 16 IEMD 方法分解结果

Fig. 16 Decomposition results of IEMD method

表 1 不同分解方法特征值提取结果

Table 1 Extraction results of eigenvalues of different decomposition methods

方法	$t_0/ms$	$t_1/ms$	$t_2/ms$	$t_3/ms$
实际值	5.0	15.0	25.0	30.5
EMD	4.2	15.8	26.4	32.4
小波变换	5.5	15.4	25.9	31.0
IEMD	5.0	14.9	25.2	30.2
方法	$t_4/ms$	$I_1/A$	$I_2/A$	$I_3/A$
实际值	35.0	1.60	1.25	1.75
EMD	36.4	1.64	1.35	1.86
小波变换	33.8	1.62	1.38	1.88
IEMD	34.8	1.61	1.25	1.75

从图 17 和图 18 可知，改进后的 GA-WNN 算法对分闸线圈故障识别率明显高于 WNN。这主要是由于 WNN 受初始权值和阈值影响，而本文所提方法通过 GA 优化之后，能有效提高 WNN 收敛速度和最优解。由图 17 a) 可知，在前 12 次迭代中，验证集误差曲线仅存在微小的误差增大，直到在 12 次迭代之后，误差曲线才迅速下降，到第 24 次迭代，网络性能达到最优，完成网络训练。然而，改进后的 GA-WNN 小波神经网络算法中，设定 WNN 网络参数不变，由图 17 b) 可知，当网络训练 6 次时，验证集误差曲线连续下降，

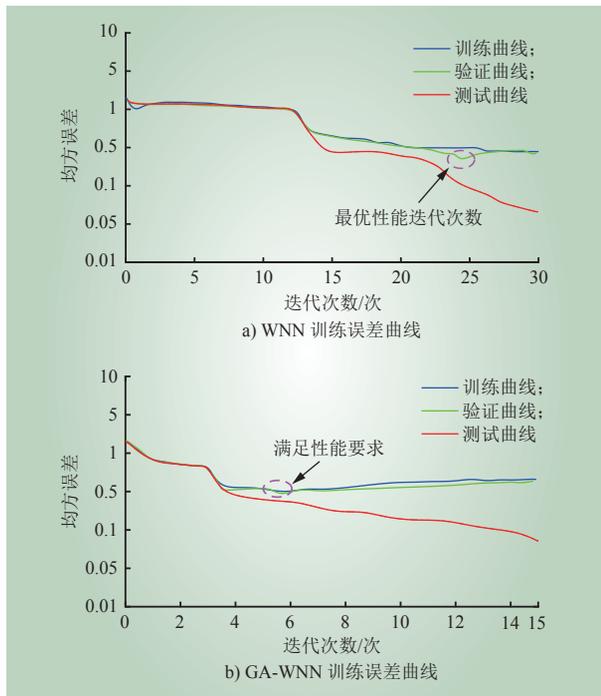


图 17 训练误差曲线对比

Fig. 17 Comparison of training error curves

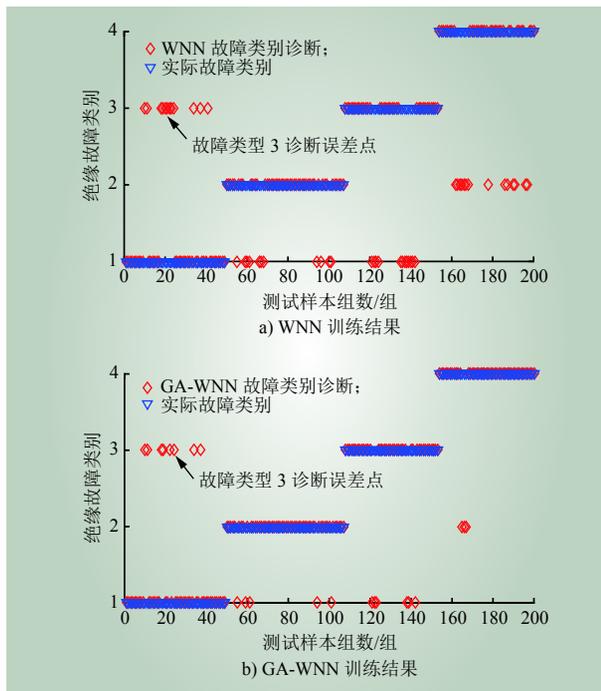


图 18 训练结果对比

Fig. 18 Comparison of training results

达到网络性能要求，经过 14 次训练后，网络完成分类功能，具有高效性。说明改进后的 GA-WNN 算法经过 GA 算法优化权值阈值后，避免



表 2 WNN 分闸线圈故障识别率  
Table 2 WNN opening coil fault recognition rate

故障类型	样本数	识别样本	识别率/%	平均识别率/%
铁心卡涩	50	35	70	81
电压过高	50	39	78	
电压过低	50	45	90	
击穿	50	43	86	

表 3 GA-WNN 分闸线圈故障识别率  
Table 3 GA-WNN opening coil fault recognition rate

故障类型	样本数	识别样本	识别率/%	平均识别率/%
铁心卡涩	50	45	90	91
电压过高	50	42	84	
电压过低	50	49	98	
击穿	50	46	92	

WNN 自身进行多次训练选择，加速了 WNN 收敛速度。

由表 2 和表 3 可知，基于 WNN 的分闸线圈故障平均识别率仅为 81%，而基于 GA-WNN 分闸线圈故障平均识别率高达 91%，且每类故障识别率均有所提高，其中线圈击穿故障识别率达到 98%，与图 18 对应，图 18 中的故障诊断误差点是指诊断失败的解。这说明本文所提 GA-WNN 分合闸线圈诊断方法具备良好的诊断能力。

## 5 结论

基于真空断路器二次回路或操动机构运行状态能通过电流曲线特征值反映。根据信号经过 EMD 分解后 IMF 能量密度乘对应平均周期为恒定常数的性质，提出一种 IEMD 方法来提取分合闸线圈电流特征值，并在此基础上，利用改进 GA 对 WNN 参数进行寻优。通过仿真，得出如下结论。

(1) 通过对真空断路器分合闸线圈不同故障进行实验室模拟，得到不同故障下的分合闸线圈电流曲线，并构建了故障特征曲线样本库，为后续故障辨别提高数据基础。

(2) 提出的 IEMD 特征值提取方法，与 EMD 和小波变换方法相比，该方法能有效去除原始信号中的噪声信号和 IMF 伪分量，进而提高特征值提取准确率。

(3) 针对 WNN 存在的参数难以确定的问题，提出改进 GA 对 WNN 参数进行优化。仿真结果表明，本文所采用的 GA-WNN 具有较好的学习能力以及较高的诊断精度，能够有效提升断路器故障诊断准确性，与传统 WNN 识别方法相比，GA-WNN 故障诊断正确率高达 91%，提高了 10 个百分点。

## 参考文献：

- [1] 贾辉, 李大伟, 杨明洙, 等. 油浸电力变压器受潮故障分析与处理 [J]. 中国电力, 2009, 42(5): 85-87.  
JIA Hui, LI Dawei, YANG Mingzhu, *et al.* Analysis and treatment of moistened fault in oil-immersed power transformers[J]. *Electric Power*, 2009, 42(5): 85-87.
- [2] 李子全, 寇晓适, 张少锋, 等. 电流互感器密封失效引起的绝缘故障 [J]. 中国电力, 2020, 53(11): 147-153,174.  
LI Yuquan, KOU Xiaoshi, ZHANG Shaofeng, *et al.* Insulation fault caused by current transformer seal failure[J]. *Electric Power*, 2020, 53(11): 147-153,174.
- [3] 夏小飞, 芦宇峰, 苏毅, 等. 基于相空间重构与改进 GSA-SVM 的高压断路器机械故障诊断 [J]. 中国电力, 2021, 54(10): 169-176.  
XIA Xiaofei, LU Yufeng, SU Yi, *et al.* Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers based on phase space reconstruction and improved GSA-SVM[J]. *Electric Power*, 2021, 54(10): 169-176.
- [4] 崔宇翔. 基于机器学习的变电站故障诊断应用系统研究 [D]. 汉中: 陕西理工大学, 2021.  
CUI Yuxiang. Research on fault diagnosis system of substation based on machine learning algorithms[D]. Hanzhong: Shaanxi University of Technology, 2021.
- [5] 张佳. 基于粒子群优化极限学习机的高压断路器故障诊断技术 [D]. 厦门: 厦门理工学院, 2019.  
ZHANG Jia. Fault diagnosis technology of high voltage circuit breaker based on particle swarm optimization extreme learning machine[D]. Xiamen: Xiamen University of Technology, 2019.
- [6] 黄新波, 胡潇文, 朱永灿, 等. 基于卷积神经网络算法的高压断路器故障诊断 [J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 136-140,147.  
HUANG Xinbo, HU Xiaowen, ZHU Yongcan, *et al.* Fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on convolution neural network[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(5): 136-140,147.
- [7] 夏小飞, 芦宇峰, 苏毅, 等. 基于振动信号区间特征快速提取的断路



- 器储能状态辨识方法 [J]. 中国电力, 2021, 54(2): 58–65.
- XIA Xiaofei, LU Yufeng, SU Yi, *et al.* Circuit breaker energy storage state identification based on quick extraction of vibration signal interval features[J]. *Electric Power*, 2021, 54(2): 58–65.
- [8] 宋亚凯, 张一茗, 张文涛, 等. 断路器分合闸线圈电流波形特征值提取算法研究 [J]. 高压电器, 2020, 56(1): 181–187.
- SONG Yakai, ZHANG Yiming, ZHANG Wentao, *et al.* Research on extraction algorithm of current waveform characteristic value of circuit breaker opening and closing coil[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(1): 181–187.
- [9] 崔红英, 丁浩, 杜江, 等. 基于故障树分析法的断路器故障分析 [J]. 低压电器, 2012(5): 8–11, 38.
- CUI Hongying, DING Hao, DU Jiang, *et al.* Fault analysis of circuit breaker based on fault tree analysis[J]. *Low Voltage Apparatus*, 2012(5): 8–11, 38.
- [10] 栾鑫, 乐秀璠, 李卫良, 等. 基于小波变换的断路器在线状态监测研究 [J]. 电力学报, 2007, 22(4): 447–449, 485.
- LUAN Xin, LE Xiufan, LI Weiliang, *et al.* On-line state monitoring device for voltage circuit breaker based on wavelet transform[J]. *Journal of Electric Power*, 2007, 22(4): 447–449, 485.
- [11] 杨志泽, 梁良, 李小勇, 等. 灰色关联模型在高压断路器故障诊断中的应用 [J]. 电网技术, 2015, 39(6): 1731–1735.
- YANG Zhize, LIANG Liang, LI Xiaoyong, *et al.* Application of the gray correlation model in fault diagnosis of high-voltage circuit breakers[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(6): 1731–1735.
- [12] 赵晖, 徐浩然, 梅志刚, 等. 基于人工神经网络的逆变器开路故障诊断 [J]. 电力电子技术, 2021, 55(2): 45–49.
- ZHAO Hui, XU Haoran, MEI Zhigang, *et al.* Fault diagnostic system for inverter open-circuit faults based on neural network[J]. *Power Electronics*, 2021, 55(2): 45–49.
- [13] 张振海, 王维庆, 王海云, 等. 基于 HCS-GWO-MSVM 的风电机组齿轮箱复合故障诊断研究 [J]. 太阳能学报, 2021, 42(10): 176–182.
- ZHANG Zhenhai, WANG Weiqing, WANG Haiyun, *et al.* Research on compound fault diagnosis of wind turbine gearbox based on HCS-GWO-MSVM[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2021, 42(10): 176–182.
- [14] 谢丽蓉, 杨欢, 李进卫, 等. 基于 GA-ENN 特征选择和参数优化的双馈风电机组轴承故障诊断 [J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 149–156.
- XIE Lirong, YANG Huan, LI Jinwei, *et al.* Bearing fault diagnosis using GA-ENN based feature selection and parameters optimization for doubly-fed wind turbine[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2021, 42(1): 149–156.
- [15] 叶春霖, 邱颖宁, 冯延晖. 基于警报信号和 D-S 证据理论的风电机组故障诊断 [J]. 太阳能学报, 2019, 40(12): 3613–3620.
- YE Chunlin, QIU Yingning, FENG Yanhui. Fault diagnosis of wind turbine based on alarm signals and d-s evidence theory[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2019, 40(12): 3613–3620.
- [16] 张佳, 陈志英, 陈丽安, 等. 基于粒子群优化极限学习机的断路器故障诊断方法研究 [J]. 高压电器, 2020, 56(6): 181–188.
- ZHANG Jia, CHEN Zhiying, CHEN Lian, *et al.* Research on fault diagnosis of circuit breaker based on particle swarm optimization extreme learning machine[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(6): 181–188.
- [17] 张帅, 彭在兴, 李锐海, 等. 断路器分合闸线圈电流波形的差异机制研究 [J]. 高压电器, 2020, 56(6): 165–172.
- ZHANG Shuai, PENG Zaixing, LI Ruihai, *et al.* Research on the difference mechanism of current waveform of circuit breaker opening/closing coil[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(6): 165–172.
- [18] 鄢仁武, 林穿, 高硕勋, 等. 基于小波时频图和卷积神经网络的断路器故障诊断分析 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 198–205.
- YAN Renwu, LIN Chuan, GAO Shuoxun, *et al.* Fault diagnosis and analysis of circuit breaker based on wavelet time-frequency representations and convolution neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(10): 198–205.
- [19] 张佳, 陈志英, 陈丽安, 等. 基于改进集合模态分解的真空断路器分合闸线圈电流特征值提取 [J]. 高压电器, 2020, 56(12): 116–123.
- ZHANG Jia, CHEN Zhiying, CHEN Lian, *et al.* Feature extraction of vacuum circuit breaker's opening and closing coil current based on modified ensemble empirical mode decomposition[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(12): 116–123.
- [20] ZHANG Q H. Using wavelet network in nonparametric estimation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, 8(2): 227–236.
- [21] SRINIVAS N, KALYANMOY D. Multi objective optimization using nondominated sorting in genetic algorithm[J]. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(3): 221–248.
- [22] DHANALAKSHMI S, KANNAN S, MAHADEVAN K, *et al.* Application of modified NSGA-II algorithm to Combined Economic and Emission Dispatch problem[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2011, 33(4): 992–1002.
- [23] JEYADEVI S, BASKAR S, BABULAL C K, *et al.* Solving multiobjective optimal reactive power dispatch using modified NSGA-II[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy*



Systems, 2011, 33(2): 219-228.

[24] 王鲁. 基于遗传算法的多目标优化算法研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2006.

WANG Lu. Research on genetic algorithms for multi-objective optimization algorithms[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2006.

#### 作者简介:

李天辉 (1984—), 男, 通信作者, 博士, 高级工程师, 从事电力设备状态监测与故障诊断研究。E-mail: zhuhaihuawang@huwor.com.cn。

(责任编辑 张子龙)

## Fault Diagnosis Method for Circuit Breaker Opening and Closing Coil Based on IEMD and GA-WNN

LI Tianhui<sup>1</sup>, PANG Xianhai<sup>1</sup>, FAN Hui<sup>2</sup>, ZHEN Li<sup>2</sup>, GU Chaomin<sup>1</sup>, DONG Chi<sup>1</sup>

(1. State Grid Hebei Electric Power Research Institute, Shijiazhuang 050021, China; 2. State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050021, China)

**Abstract:** The running state of the secondary circuit or operating mechanism of vacuum circuit breakers can be reflected by the characteristics of current curves. Firstly, three kinds of common faults, including core blockage, abnormal voltage (too high or too low) and breakdown, are simulated in laboratory, and a fault current curve characteristic library is established. Secondly, based on the property that the product of energy density in the inherent mode function of the fault current signals after ensemble mode decomposition and its corresponding average period is a constant, an improved empirical mode decomposition method (IEMD) is proposed to extract the current eigenvalues of the opening and closing coils, which are used as the input sample set of the neural network. On this basis, a circuit breaker fault diagnosis method is proposed by combining the improved genetic algorithm(GA) and wavelet neural network(WNN). This method uses the improved genetic algorithm to optimize the parameters of the neural network in order to solve the problem of parameter sensitivity of the wavelet neural network, thus improving the convergence speed of the diagnosis algorithm and the accuracy of fault diagnosis. Simulation results show that compared with the traditional neural network diagnosis method, the proposed fault diagnosis method has a diagnostic accuracy of 91%, increasing by 10 percentage point.

This work is supported by Science and Technology Project of SGCC (No.kjcd2020-003), Science and Technology Project of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd. (No.kj2019-067).

**Keywords:** circuit breaker; opening and closing coil; improved set modal decomposition; improved wavelet neural network; fault diagnosis