

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.07.014

基于随机森林算法的断路器分合闸线圈故障电流曲线识别

刘 芹¹, 彭在兴¹, 王 颂¹, 易 林¹, 陈 曦², 褚飞航³,
骆 挺³, 梁梦婕³, 羿 敏³, 刘定新³

(1. 南方电网科学研究院有限责任公司, 广州 510000; 2. 中国南方电网有限责任公司, 广州 510000; 3. 西安交通大学
电气工程学院, 西安 710049)

摘要: 高压断路器是电力系统的核心设备,其稳定可靠运行具有重要意义。高压断路器分合闸电流曲线能够很大程度上反映高压断路器分合闸机构的运行状态,因此文中研究了在几种典型故障条件下,断路器分合闸线圈电流的变化。随机森林算法由于算法实现过程中的两次随机过程,使得算法过拟合风险大大降低,模型泛化能力大大增强。提出了使用随机森林算法识别故障电流曲线,取得了很好的效果。

关键词: 高压断路器; 分合闸线圈电流; 随机森林算法; 故障诊断

Fault Current Curves Identification of Circuit Breaker Opening/Closing Coil Based on Random Forest Algorithm

LIU Qin¹, PENG Zaixing¹, WANG Song¹, YI Lin¹, CHEN Xi², CHU Feihang³, LUO Ting³,
LIANG Mengjie³, YI Min³, LIU Dingxin³

(1. Electrical Power Research Institute of CSG, Guangzhou 510000, China; 2. China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China; 3. College of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To identify the fault types of high-voltage circuit breaker accurately and reliably, a fault diagnosis method for high voltage circuit breaker is formed. In this paper, the reclosing coil current of HV circuit breaker under different conditions is analyzed, in order to extract time and current as characteristic parameters to form training set. Combining random forest algorithm (RF) with training set, random forest classifier is established to distinguish fault types of high voltage circuit breakers efficiently. Experiments show that the algorithm can accurately distinguish the fault of high voltage circuit breaker, which greatly improves the utilization rate and efficiency of HV circuit breaker.

Key words: HV circuit breaker; reclosing coil current; random forest algorithm; fault diagnosis

0 引言

高压断路器是电力系统的重要设备,在电力系统中起到两方面的作用:一是电网的调度控制作用,即根据电网的运行状态投切线路;二是电网的保护作用,即当电力系统出现故障时,迅速动作,切除故障线路^[1]。因此,高压断路器的可靠性对于电力系统的安全稳定运行有重要的意义。

高压断路器拒动是电力系统最严重的故障类型之一,其中以断路器拒分故障的危害尤为严重,会造成严重的电网事故,带来巨大的经济损失。根

据南方电网公司的统计数据显示,近几年断路器拒动故障的次数呈上升趋势。断路器拒动原因很多,根据南方电网统计数据显示,分合闸线圈故障造成的拒动故障占45%,因此分合闸线圈故障是造成断路器拒动故障的重要原因。

分合闸线圈电流不仅能够反映分合闸线圈自身的缺陷,而且对于断路器机构故障,例如铁心卡涩、分合闸掣子润滑不足等,有很好指示作用^[2-7]。通过对分合闸线圈电流的分析,找出在故障条件下分合闸线圈电流曲线的变化规律,设计故障识别算法,识别故障电流曲线,对于及时的发现断路器机

构故障,预防断路器拒动有重要的意义。文[3]建立了高压断路器分合闸电磁系统的数学模型,仿真研究了电磁系统线圈电压线圈回路电阻、铁心工作气隙等参数变化对分合闸线圈电流的影响,并使用126 kV 弹簧机构断路器和550 kV 液压机构断路器进行了试验验证。在基于分合闸线圈电流的断路器机构故障诊断方面,孙银山等^[4]采用小波分析与时域求极值的方法提取分合闸线圈电流曲线特征值,并利用特征值对断路器的故障诊断方法做了探索,然而文献设计的算法只能在特征值发生显著的变化时才有效。文[5]分析了交流电源情况下万能断路器的分合闸线圈电流与铁心行程之间的关系,提取了时域和时频域的特征参数,使用多核支持向量机对断路器运行状态进行分析,然而没有考虑交流电源情况下,分合闸时刻不同会对电流波形造成很大影响。

随机森林算法(random forest, RF)算法是一种优秀的分类器模型,在21世纪初由数学家Leo Breiman提出,它是在决策树算法的基础上发展起来的。其突出的优势在于通过从总的训练集中随机抽取子集训练每棵决策树和在每个节点选取特征子集计算最佳分割方式两次随机过程的引入,极大地降低了模型过拟合的发生,增强了模型的泛化能力。该算法对于非线性样本数据可以做到很好的分类和学习,并且在处理大样本数据时算法的稳定性和准确度较高,已经被广泛应用在医学处理、商业建模、金融经济和数据挖掘等领域,并且取得了较为显著的成果^[8]。随机森林算法在电力设备故障诊断方面也有广泛应用,文[9]采用小波降噪和随机森林的算法对变流器电路故障进行识别,诊断精度达到95.91%。文[10]利用随机森林算法建立了风电机组故障智能诊断预警模型,降低了风电机组维修成本,提高了风电机组维修效率。同时,随机森林算法也被用于电力电子整流电路、以及牵引变压器和可控电抗器的故障诊断,精度均在90%以上^[11-12]。尽管如此,目前的研究还没有报道将随机森林算法用于分合闸线圈的故障诊断。

文中研究了在某些故障条件下分合闸线圈电流的变化情况,分析了随机森林算法的原理和建模过程,提出了采用随机森林算法(RF)对故障分合闸线圈电流曲线进行识别的方法。提取了线圈电流曲线的特征点,使用随机森林算法对故障电流曲线进行了识别。结果表明,基于随机森林算法的模型具有很高的诊断精度。同时,基于该算法,分析了电流曲线每个特征参数的重要性,对于基于分合

闸线圈电流的断路器机构状态评估有一定的参考价值。

1 故障模拟试验

1.1 典型的分合闸电流曲线

典型的分合闸线圈电流波形见图1^[13-16]。由于分合闸线圈为直动式直流并激电磁系统,从电路的方面来看,是一个典型的电感性电路,其基本电压平衡方程为

$$u = iR + L \frac{di}{dt} + i_v \frac{dL}{dx} \quad (1)$$

式(1)中: u 为激磁线圈的电压; i 为线圈电流; R 为线圈电阻; L 为线圈电感; $i_v \frac{dL}{dx}$ 为代表铁心运动引起的反电动势。

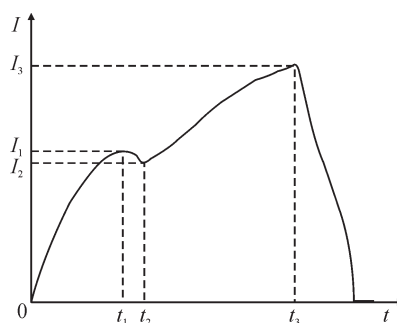


图1 分合闸线圈的典型电流波形

Fig. 1 A typical current waveform of the opening/closing coil

如图1所示,标注了3个关键点,分别是电流曲线第1波峰值(t_1, I_1)、第1波谷值(t_2, I_2),电流曲线最大值(t_3, I_3)。

图1中, $t=0$ 时刻为断路器分合闸命令下达时刻,分合闸线圈通电,电流按指数规律逐渐增大,与此同时,铁心的吸引力也逐渐增大。但电磁铁的吸引力不足以使铁心动作,式(1)变为

$$U = R \cdot i + L \frac{di}{dt} \quad (2)$$

当电流达到一定值时,电磁铁的吸引力大于反作用力,电磁铁开始运动,此时线圈中产生阻碍电磁铁运动反电动势 $i_v \frac{dL}{dx}$, 电流增长变慢。随着铁心速度继续增大,运动反电动势开始占主导地位,电流开始减小。

当 $t=t_2$ 时,铁心运动到最大行程位置,动铁心撞击静铁心后停止运动。此后电路再次变为阻感电路,线圈电流呈指数规律上升,直到 t_3 时刻断路器辅助触头打开,线圈电流逐渐减小为零。

文中以某公司126 kV 断路器CT2.6.1型分合闸线圈为研究对象,采用自行设计的断路器分合闸机

构模拟样机和搭建的分合闸线圈电流采集试验平台进行故障模拟试验^[16],分合闸线圈回路通过继电器控制通断,分合闸线圈电流通过单匝穿心式霍尔电流传感器采集。研究发现,当故障发生时,一些特征点变化明显,因此选取特征参数 $T=[t_1,t_2,\Delta t,I_1,I_2,\Delta I]$ 。这6个特征参数的物理意义如图1所示, t_1 是线圈中电流上升到反电动势占主导时刻; t_2 是铁心运动到最大行程时刻; I_1 、 I_2 分别是 t_1 、 t_2 时刻对应的电流值; $\Delta t=t_2-t_1$, $\Delta I=I_1-I_2$ 。

1.2 电源电压异常下的分合闸线圈电流曲线

断路器分合闸线圈额定电压为220 V直流电压。一般情况下,直流电压通过220 V单相交流电整流得到。电网要求分合闸线圈在额定电压的65%~115%(143~253 V)能够可靠地动作。但是,如果电源电压过低或者过高,需要及时的进行处理。电源电压如果低于额定电压的65%(143 V),分合闸线圈不能可靠地动作;电源电压如果高于额定电压115%(253 V),往往会造成分合闸线圈匝间绝缘损坏,对分合闸线圈造成潜在威胁。因此对断路器分合闸线圈电流在不同的电源电压下特性进行分析,发现电源电压对分合闸电流波形的影响规律是十分必要的。

当电源电压分别为额定电源电压65%、85%、100%、115%时,分合闸线圈电流曲线见图2。从图2试验的电流波形图可以看出,随着电压升高,分合闸线圈电流曲线上升的速率明显加快,第1次达到峰值的时间 t_1 和第1次达到谷值的时间 t_2 明显减小,同时,第1次峰值 I_1 和第1次谷值 I_2 明显增大。

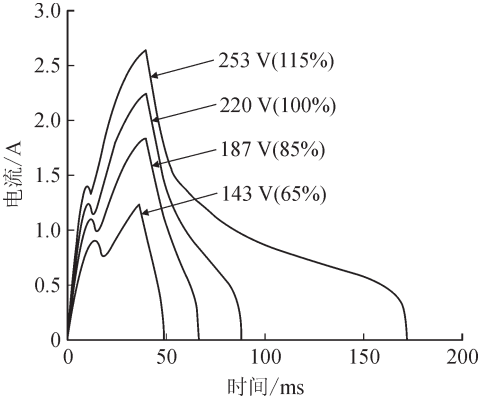


图2 电源电压异常时分合闸电流波形

Fig. 2 Current waveforms of the opening/closing coil with abnormal voltage fault

特征参数 $T=[t_1,t_2,\Delta t,I_1,I_2,\Delta I]$ 变化见表1。

1.3 铁心间隙异常下的分合闸线圈电流曲线

高压断路器分合闸线圈见图3。其中,铁心间隙是指动铁心与静铁心之间的空隙,也就是动铁心

表1 电源电压异常时分合闸电流曲线特征参数

Table 1 Characteristic parameters of the current with abnormal voltage fault

电压/V	t_1 /ms	t_2 /ms	Δt /ms	I_1 /A	I_2 /A	ΔI /A
143	14.07	18.13	4.06	0.91	0.76	0.15
187	11.80	14.67	2.87	1.11	0.99	0.12
220	10.80	13.07	2.27	1.25	1.15	0.10
253	9.87	11.60	1.73	1.41	1.34	0.07

的运动行程。它由分合闸线圈底部的螺钉控制。正常情况下,CT2.6.1型分合闸线圈铁心间隙为3 mm。断路器在运输以及组装过程中,可能会发生振动,从而导致螺钉松动,改变铁心间隙的大小。间隙过大时,动铁心带动顶杆向上运动不到位,不能推动分合闸掣子进行分合闸操作;间隙过小时,动铁心加速距离减小,动能减小,也往往会造成分合闸过程失败。通过调整螺钉来改变动静铁心之间间隙大小。分别调整动静铁心间隙为1、2、3、4 mm。采集4种铁心间隙下分合闸线圈电流波形见图4。

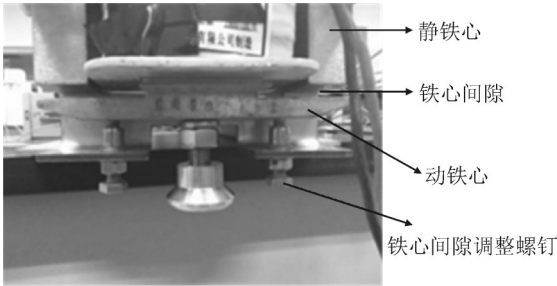


图3 高压断路器分合闸线圈

Fig. 3 Opening/closing coil of high voltage breaker

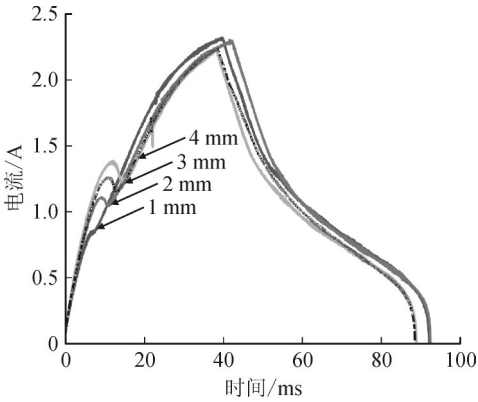


图4 不同铁心间隙下分合闸线圈电流波形

Fig. 4 Current waveforms of the opening/closing coil with different core gap

从图4实验结果可以看出,随着铁心间隙增大,分合闸线圈电流曲线第1次达到峰值的时间 t_1 和第1次达到谷值的时间 t_2 明显增大,同时,第1次峰值 I_1 和第1次谷值 I_2 明显增大。

特征参数 $T = [t_1, t_2, \Delta t, I_1, I_2, \Delta I]$ 变化见表2。

表2 不同铁心间隙下分合闸电流曲线

Table 2 Characteristic parameters of the current with different core gap

间距/mm	t_1 /ms	t_2 /ms	Δt /ms	I_1 /A	I_2 /A	ΔI /A
1	6.70	—	—	0.83	—	—
2	9.20	10.87	1.67	1.10	1.05	0.05
3	10.87	13.07	2.20	1.26	1.15	0.11
4	11.93	14.53	2.60	1.37	1.23	0.14

1.4 铁心卡涩故障下的分合闸线圈电流曲线

断路器分合闸线圈在长期运行过程中,铁心自身在湿、热等环境因素作用下会产生锈蚀,如果不能及时的将铁锈去除,动铁心在运动过程中受到的阻力增大,造成铁心卡涩故障。铁心卡涩故障是严重的分合闸线圈故障,实验中采用更换不同刚度系数的铁心复位弹簧进行模拟动铁心运动过程中受到阻力的情况,使用的弹簧分别命名为1、2、3号弹簧。分合闸线圈的1/4剖面模型及铁心复位弹簧安装位置见图5。实验过程使用的弹簧参数见表3。

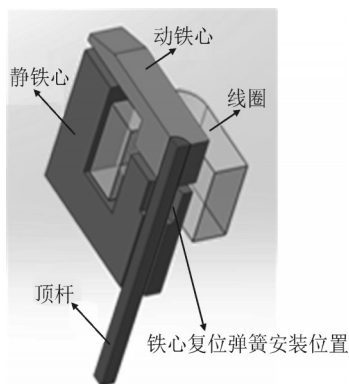


图5 线圈剖面模型

Fig. 5 Cross-section model of opening/closing coil

表3 实验过程使用的弹簧参数

Table 3 Parameters of springs

弹簧	弹簧原长/mm	弹簧丝径/mm	刚度系数/($\text{N} \cdot \text{mm}^{-1}$)	预压力/N
正常	38	1.2	1.0	20
1号	41	1.5	2.2	43
2号	41	1.8	4.2	80
3号	36	2.0	7.8	117

铁心卡涩时线圈电流波形曲线见图6。从图6的试验结果可以看出,当铁心卡涩故障发生时,断路器分合闸线圈电流曲线第1次达到峰值的时间 t_1 和第1次达到谷值的时间 t_2 明显增大,同时,第1次峰值 I_1 和第1次谷值 I_2 明显增大。

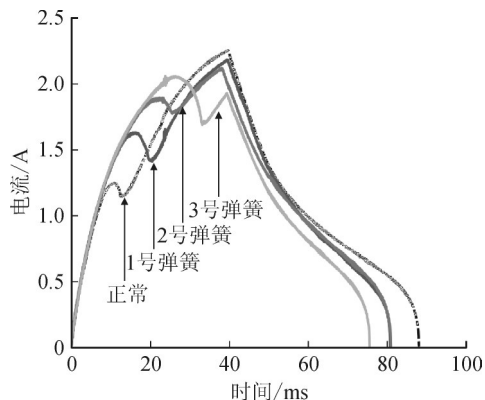


图6 铁心卡涩时线圈电流波形曲线

Fig. 6 Current waveforms of the opening/closing coil with coil jam fault

特征参数 $T = [t_1, t_2, \Delta t, I_1, I_2, \Delta I]$ 变化见表4。

表4 铁心卡涩故障发生时分合闸电流特征参数变化

Table 4 Characteristic parameters of the current with coil jam fault

弹簧	t_1 /ms	t_2 /ms	Δt /ms	I_1 /A	I_2 /A	ΔI /A
正常	10.80	13.10	2.30	1.25	1.15	0.10
1号	16.07	20.07	4.00	1.63	1.42	0.21
2号	22.40	25.60	3.20	1.88	1.78	0.10
3号	26.27	33.33	7.07	2.05	1.70	0.35

2 基于随机森林算法的故障识别

2.1 分合闸线圈电流故障识别系统框架

分合闸线圈故障识别系统共分为3部分:电流波形采集、数据处理、信号识别这3个部分,见图7。电流波形采集使用单匝穿心式霍尔电流传感器;数据处理主要是提取电流波形特征参数;信号识别部分使用训练集和测试集构造基于随机森林算法的分类器,然后使用构造的分类器对故障的电流曲线进行识别。

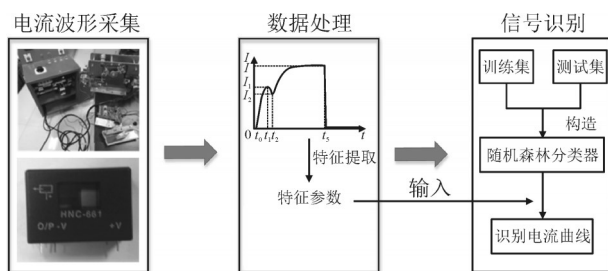


图7 分合闸线圈电流故障识别系统

Fig. 7 Current faults recognition system of opening/closing coils

2.2 随机森林算法介绍

决策树算法是数据挖掘的经典算法之一,它是随机森林算法的重要基础^[17-18]。RF算法将集成分类

器与随机子空间结合^[19],使用 Bagging 方式将多棵决策树组合在一起,多棵决策树经过投票的方式共同作出决策。

2.2.1 决策树

决策树模型是一种描述对数据集进行分类的树形结构^[20]。决策树由节点和有向边组成。节点分为内部节点和叶节点,其中内部节点表示数据集的一个特征或属性,叶节点表示一个类。

一个数据集的纯度可以用其熵值来表示。据信息论中的熵值定义,信息熵越大表示数据的纯度越低。样本 X 的信息熵为

$$H(X) = -\sum_{i=1}^c P_i \log_2 P_i \quad (3)$$

式(3)中: c 为样本 X 中数据种类数; P_i 为 i 类样本在 X 中所占比例。

熵值越大,表示数据集越混乱;熵值越小,则数据集越纯净。

经过特征 A 作用以后,样本 X 被分为 n 个子样本 $X_j, j=1, 2, \dots, n$, 此时样本 X 的信息熵为

$$H_A(X) = -\sum_{j=1}^n P_j H(X_j) \quad (4)$$

式(4)中: c 为样本 X 中数据种类数; P_j 为第 j 个子样本占样本总数的比例。

此时,信息增益为

$$G(X, A) = H(X) - H_A(X) \quad (5)$$

信息增益越大,说明用特征 A 进行分类的效果越好。

文中使用的决策树分类器构造流程如下:

训练集为 X , 特征参数 $T=[t_1, t_2, \Delta t, I_1, I_2, \Delta I]$, 为了方便描述,令 $T=[T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6]$ 。首先计算训练集 X 信息熵,然后计算经过特征 $T_i(i=1, 2, 3, 4, 5, 6)$ 作用以后的信息增益 $G_i(i=1, 2, 3, 4, 5, 6)$, 选出最大的信息增益 G_i 对应的 T_i 作为根节点 $T_{\max}$ 。经过 $T_{\max}$ 作用以后,训练集 X 分为 X_1, X_2 。随后,对两个子集 X_1, X_2 分别计算其信息熵及经过特征 $T_i(i \neq \max)$ 作用以后的增益 $G_{1i}, G_{2i}(i \neq \max)$, 选出增益最大的 G_{1i}, G_{2i} 对应的特征 $T_i, T_i(i \neq \max)$ 作为子节点 $T_{1\max}, T_{2\max}$ 。重复上述步骤,直到所有节点成为叶子节点(对应的集合只有某一类数据)。当然,这样构造出来的决策树有可能是过拟合的,这就需要对决策树的深度等相关参数进行限制,或者采用更为先进的随机森林算法。

2.2.2 随机森林算法设计

随机森林算法是 Bagging 算法和随机子空间算法的组合,基本构成单元是决策树,多棵决策树投票共同进行决策,从而使分类的准确率有很大提

高。随机森林算法结构图见图 8。

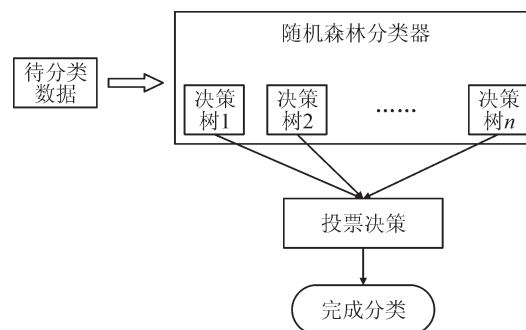


图8 随机森林算法结构图

Fig. 8 Structure chart of random forest algorithm

随机森林算法的核心在于构造分类器过程的两次随机过程:首先,从总的训练集中有放回的随机抽取 60% 左右的样本,为每棵决策树生成不同的训练集;其次,决策树节点进行分裂时,随机的选择特征子集计算最佳分割方式,通常选择的特征子集为总特征数的 60% 左右。文中随机森林算法流程图见图 9。

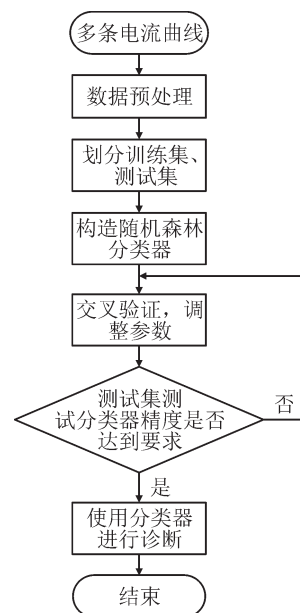


图9 随机森林算法流程图

Fig. 9 Flow chart of random forest algorithm

文中构造的随机森林分类器由 100 棵决策树构成。每个决策树分类器采用由特征参数 $T=[t_1, t_2, \Delta t, I_1, I_2, \Delta I]$ 组成的训练集进行训练。每棵决策树之间的不同之处在于构建决策树的训练集及训练集的特征不同。每构造一个决策树分类器,都会从整个训练集中随机选取 60% 的数据,然后从特征参数 $T=[t_1, t_2, \Delta t, I_1, I_2, \Delta I]$ 随机选取 $m(m < 6)$ 个特征,构成新的训练集,对每个决策树分类器进行训练。

2.3 故障识别结果

训练集共使用电流曲线 300 条,其中正常电流曲线 100 条,故障电流曲线 200 条。故障电流曲线

包含电压异常电流波形 70 条、铁心间隙异常电流波形 60 条、铁心卡涩故障电流曲线 70 条。

文中的随机森林算法分类任务使用 MATLAB 的 Statistics and Machine Learning Toolbox 软件包进行分析。软件包中包含大量机器学习算法,是数据挖掘方便的工具。MATLAB 软件包中 TreeBagger 即是随机森林算法,建立模型时,需要对 3 个参数进行设置:

1) SampleWithReplacement—控制是否有放回抽样,本文选择有放回抽样。

2) InBagFraction—建立每棵决策树抽取的数据占数据总量的比例,文中设定为 0.6。

3) NumPredictorsToSample—每个节点分裂时抽取的特征的个数,默认为总的特征个数的平方根,文中使用默认设定。

进行分类任务时,正常电流曲线标签为 0,电压异常电流波形曲线标签为 1,铁心间隙异常电流曲线标签为 2,铁心卡涩故障电流曲线标签为 3。统计分类结果,绘制分类误差率随决策树的,其交叉验证曲线图见图 10。随着决策树数量的增加,分类误差率快速下降,最终稳定在 1%。

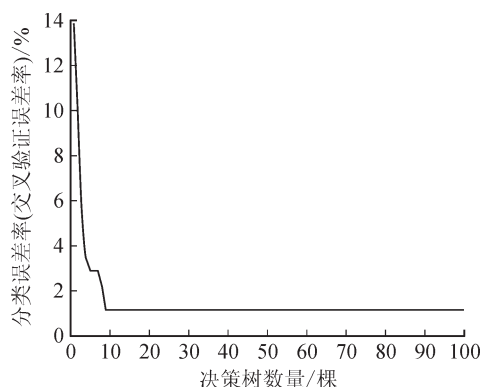


图 10 交叉验证误差率随决策树数量增加而变化图

Fig. 10 The decrease of cross-validated relative error with the increase of decision trees

随机森林算法的一个突出的优势是可以对所提取的特征参数的重要性进行分析。随机森林算法对数据特征重要性的分析,其原理是将某一特征对应的数据打乱,然后对数据进行分类,如果该特征重要,则分类精度会大大下降;如果该特征不重要,则分类精度不会有很大的下降。使用软件函数对特征参数重要性(设总的影响为 1)进行分析,见图 11。

从图 11 分析结果可以看出,对分合闸电流曲线识别比较重要的是特征参数是电流曲线第 1 次达到谷值时间 t_2 、第 1 次达到峰值时间 t_1 、第 1 次峰值 I_1 ,这 3 个特征对分合闸电流曲线的特征是十分重要的; $\Delta t = t_2 - t_1$, I_2 , $\Delta I = I_1 - I_2$,这 3 个特征对分合闸电流曲

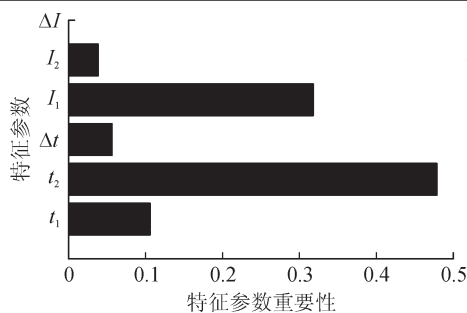
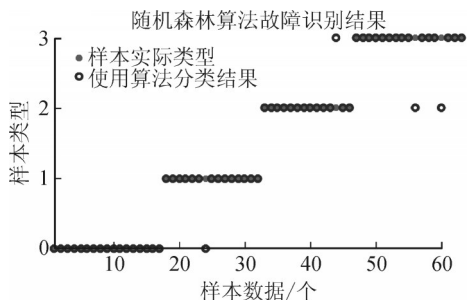


图 11 特征参数重要性分析

Fig. 11 The significance of characteristic parameters
线特征影响较小。 ΔI 对分合闸电流曲线特征影响为 0,分析实验数据就会发现,在很多情况下,实验条件的变化, ΔI 并没有发生明显的趋势性变化。

利用随机森林算法对所采集电流信号样本测试集 63 条曲线进行识别(17 条正常的电流波形曲线、15 条电源电压异常电流曲线、15 条铁心间隙异常情况下电流曲线、16 条铁心卡涩情况下电流曲线)进行故障识别,其识别准确率达到 93.65%(59/63),达到了较高的准确度。诊断结果图见图 12。



0—正常;1—电压异常;2—铁心间隙异常;3—铁心卡涩。

图 12 使用随机森林算法诊断结果图

Fig. 12 Diagnosis chart with random forest algorithm

为了进一步的测试随机森林算法的效果,使用 MATLAB 的 statistics and machine learning toolbox 软件包中常见的算法,朴素贝叶斯算法、决策树、 K 近邻、支持向量机算法进行测试。这 4 个算法在 MATLAB 工具包中对应建模函数分别为 naivebayes、classregtree、fitcknn、fitsvm。训练集由上述 300 条波形组成(正常电流曲线 100 条、电压异常电流波形 70 条、铁心间隙异常电流波形 60 条、铁心卡涩故障电流曲线 70 条),测试集由上述 63 条波形组成(17 条正常的电流波形曲线、15 条电源电压异常电流曲线、15 条铁心间隙异常情况下电流曲线、16 条铁心卡涩情况下电流曲线)。测试结果见表 5。随机森林算法高于朴素贝叶斯、决策树、 K 近邻算法,略低于支持向量机算法。支持向量机算法一般在生成模型时需要对惩罚因子 C 和高斯核函数参数 σ 进行参数寻优,但是随机森林算法不需要复杂的调参过程,其优点是简单实用而且准确率高。

表 5 常见的机器学习算法准确率比较

Table 5 Accuracy of common machine learning algorithm

算法	准确率/%
朴素贝叶斯(naive Bayes, NB)	73.02(46/63)
决策树(decision tree, DT)	84.13(53/63)
K近邻(K-nearest neighbors, KNN)	87.30(55/63)
支持向量机(support vector machine, SVM)	95.24(60/63)
随机森林算法(random forest, RF)	93.65(59/63)

3 结语

高压断路器是电力系统的核心设备,其稳定可靠运行具有重要意义。文中研究了在电源电压异常、铁心间隙异常、铁心卡涩故障情况下分合闸线圈电流的变化情况。提出了采用随机森林算法对分合闸线圈进行故障识别,建立了针对分合闸线圈电流曲线的故障识别模型,识别准确率达到93.65%。同时,使用该模型分析了分合闸线圈电流曲线参数 $T = [t_1, t_2, \Delta t, I_1, I_2, \Delta I]$ 中各个参数的重要性,其中 t_1, t_2, I_1 这3个参数对电流曲线识别有重要的影响,这对于进一步优化本模型及其它相关的故障诊断方法具有重要意义。

参考文献:

[1] 徐国政,张节容,钱家骊,等. 高压断路器原理和应用[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
XU Guozheng, ZHANG Jierong, QIAN Jiali, et al. Principle and application of high voltage circuit breaker[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.

[2] 代群威,焦 峰. 高压断路器机械特性在线监测的研究[J]. 中国电业(技术版),2011,7(7): 5-9.
DAI Qunwei, JIAO Feng. Research on online monitoring of high voltage circuit breaker mechanical characteristic[J]. China Electric Power(Technology Edition),2011, 7(7): 5-9.

[3] 赵莉华,张 浩,景 伟,等. 基于线圈电流的高压断路器操作机构性能研究[J]. 四川大学学报,2015,47(5):146-152.
ZHAO Lihua, ZHANG Hao, JING Wei, et al. Research on operating mechanism performance of high voltage circuit breaker based on the coil current[J]. Journal of Sichuan University, 2015, 47(5):146-152.

[4] 孙银山,张文涛,张一茗. 高压断路器分合闸线圈电流信号特征提取与故障判别方法研究[J]. 高压电器,2015,51(9),134-139.
SUN Yinshan, ZHANG Wentao, ZHANG Yiming. Research on feature value extraction and fault recognition of coil current signal in high-voltage circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(9): 134-139.

[5] 孙曙光,张 强,杜太行,等. 基于分合闸线圈电流的万

能式断路器故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2018,39(2): 130-138.
SUN Shuguang, ZHANG Qiang, DU Taihang, et al. Fault diagnosis for conventional circuit breaker based on switching coil current[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 130-138.

[6] 陈 辰,厉小润. 基于线圈电流分析的操作机构故障诊断方法[J]. 浙江大学学报,2016,50(3): 527-535.
CHEN Chen, LI Xiaorun. Fault diagnosis method of circuit breaker operating mechanism based on coil current analysis [J]. Journal of Zhejiang University, 2016, 50(3): 527-535.

[7] RUNDE R H. Continuous monitoring of circuit breakers using vibration analysis [J]. IEEE Transaction on Power Delivery 2005,20(6): 2458-2465.

[8] OPARIN I, GLEMBEK O, BURGET L, et al. Morphological random forests for language modeling of inflectional languages[C]//2nd IEEE Workshop. on Spoken Language Technology.[S.l.]:IEEE Computer Society, 2008: 189-192.

[9] 李明昆,宋丹妮. 基于小波分析和随机森林算法的变流器电路故障诊断研究[J]. 电气技术,2016(6):36-39.
LI Mingkun, SONG Danni. Fault diagnosis method of converter circuit base on wavelet analyze and RF algorithm[J]. Electric Technology, 2016(6):36-39.

[10] 韦古强,杜冠洲,凌俊斌. 基于随机森林算法的风电机组故障智能诊断预警模型[J]. 中国高新技术企业,2017(7): 197-198.
WEI Guqiang, DU Guanzhou, LING Junbin. Wind turbines fault diagnosis model for early warning based on RF algorithm [J]. China High Technology Enterprises,2017(7):197-198.

[11] 蔡金铨,鄢仁武. 基于小波分析与随机森林算法的电力电子电路故障诊断. 电力科学与技术学报[J]. 2011,26(2): 55-57.
CAI Jinding, YAN Renwu. Fault diagnosis of power electronic circuit based on wavelet analysis and random forests algorithm[J]. 2011, 26(2):55-57.

[12] 包 灿. 基于随机森林算法的牵引变压器和可控高压电抗器保护研究[D]. 南京:南京师范大学,2017.
BAO Can. Protection research of traction transformer and controlled high voltage reactor[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2017.

[13] 荣命哲,贾申利,王小华. 电器设备状态在线监测[M]. 北京:机械工业出版社,2007.
RONG Mingzhe, JIA Shenli, WANG Xiaohua. Online monitoring of the states of electrical apparatus[M]. Beijing: China Machine Press,2007.

[14] 李恒真,谢志杨,王继锋. 基于K-S检验法和SVM的高压断路器分合闸线圈回路故障诊断[J]. 电气安全,2016,35(9):53-58.
LI Hengzhen, XIE Zhiyang, WANG Jifeng. Fault diagnosis for opening/closing coil circuit of high voltage circuit

- breakers based on K - S check and SVM[J]. Electric Safety, 2016, 35(9):53-58.
- [15] 李劲彬,全江涛,陈 隽. 基于分合闸线圈电流的某换流站开关故障分析[J]. 高压电器, 2015, 51(2): 141-145.
LI Jinhin, QUAN Jiangtao, CHEN Jun. Fault analysis of circuit breaker in a converter station based on switching coil currents[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(2): 141-145.
- [16] 彭在兴,王 颂,刘 芹,等. 高压断路器分合闸线圈电流采集实验平台与故障模拟实验研究[J]. 高压电器, 2018, 54(7):248-253.
PENG Zaixing, WANG Song, LIU Qin, et al. Experimental platform of high voltage circuit breaker's opening/closing coil current acquisition and fault simulation experiment research[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(7): 248-253.
- [17] LI K, LIU W K, WANG J. An intelligent control method for a large multi-parameter environmental simulation cabin[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(6): 1360-1369.
- [18] BREIMAN L. Random forest[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [19] 鲁奉军. 基于随机森林算法的目标检测与动作识别方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
LU Fengjun. Research on object detection and action recognition based on random forests algorithm[D]. Changchun: Jilin University, 2016.
- [20] 朱文博. 基于改进决策树的轨道电路故障诊断方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
ZHU Wenbo. Research on fault diagnosis for track circuits based on improved decision tree[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- 刘 芹(1982—),女,硕士,工程师,主要从事高压开关与直流电源设备运行技术的研究工作。