

主变差动保护下抗 CT 饱和变压器故障诊断研究

吴正梁 李佳伟

(国网青海省电力公司黄化供电公司)

摘要：随着电力系统的不断发展，传统的主变差动保护下抗 CT 饱和变压器故障诊断方法，对于是否故障和故障原因的类聚结果分类不够准确，且诊断结果准确率较低，导致当变压器发生故障时，不能及时解决。因此，提出主变差动保护下抗 CT 饱和变压器故障诊断研究。首先建立模拟鲸鱼围绕猎物方式的变压器故障诊断模型，通过该模型对故障样本进行包围和逼近，从而实现变压器故障诊断；通过计算所得差动电流和制动电流数值，根据积分值和预设阈值判断 CT 饱和状态；通过对时域信号进行转换得到频域信号，再对其进行频率集中度指标计算，从而判断变压器振动频率集中度；最后，根据变压器振动原理进行变压器条件熵和相互信息值的计算，根据计算结果定位变压器故障位置。针对上述设计进行实验验证，结果显示，主变差动保护下抗 CT 饱和变压器故障诊断方法，对“正常”“故障”样本分类结果比较准确，同时不同故障类型的分类结果较为明显，且诊断准确率在 97% 以上。

关键词：主变差动；抗 CT 饱和；频率集中度；差动电流；相互信息值

0 引言

随着电力系统不断更新与发展，变压器成为电力系统工作的重要设备。作为变压器的主保护之一，主变差动保护算法正在不断完善，但电流互感器饱和等问题，还会出现差动保护误动的情形。该状况可能会导致电力系统变压器的误跳闸，从而对电力系统构成威胁。

针对上述背景，不同专家对其进行研究。例如，文献 [1] 方法，将电力变压器绕组振动信号作为研究对象，通过不断地缩放和平移等操作，将其分解成相应的小波包基函数。利用该函数确定特征值，从

而根据特征值实现变压器故障状态的诊断，但该方法诊断准确率不高。文献 [2] 方法运用粗糙集理论，进行故障诊断决策规则的建立，并通过优化 BP 神经网络算法，从而得到相应准确的预测结果，并输出神经网络比值作为判断依据，从而获得不同变压器的故障类型的诊断结果。但该方法会存在某些样本判断不准确的情况。

针对上述问题，本文对主变差动保护下抗 CT 饱和的变压器故障诊断方法进行研究，从而得到有效的抗 CT 饱和措施和故障诊断技术。通过本文的研究，期望能够为提高变压器差动保护的可靠性和准确性提

供有益的参考和借鉴。

1 抗 CT 饱和变压器故障诊断方法的设计

1.1 建立变压器故障诊断模型

通过建立变压器故障诊断模型，得出变压器故障诊断的总体流程。其流程图如图 1 所示。

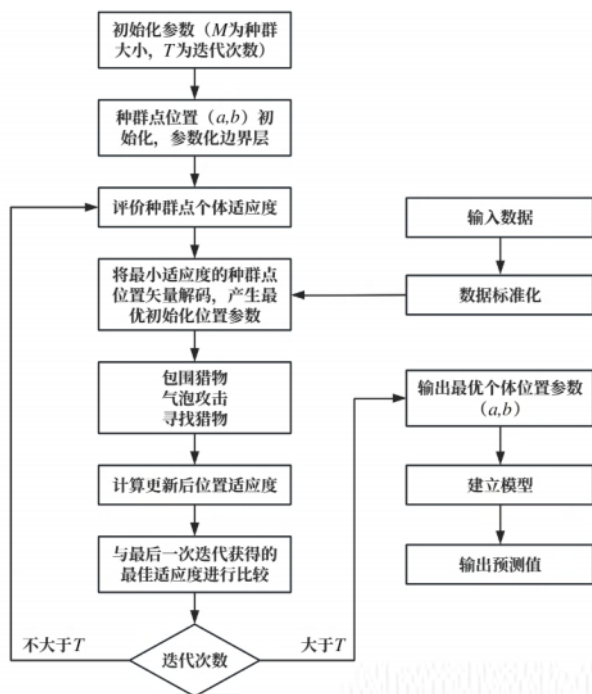


图 1 诊断模型流程图

首先，进行随机种群的初始化，并对相应点的适应度进行计算，从而得到最优目标位置适应度。再通过逐渐缩小包围圈^[3]，对故障样本进行包围和逼近，其数学模型如下所示：

$$X(t+1) = X^*(t) - A \quad (1)$$

式中， A 为包围圈大小控制系数； $X(t+1)$ 为故障诊断的当前解； $X^*(t)$ 为当前最优故障诊断解。

通过上述模型，更新目标点位置，从而模拟鲸鱼围绕猎物做螺旋运动的行为^[4]，其数学模型为：

$$X(t+1) = D' e^{bl} \cos(2\pi l) + X^*(t)D \quad (2)$$

式中， D' 为两个位置之间的距离； b 为常数； l

为范围在 $[-1, 1]$ 内的常数； D 为控制包围圈大小的系数。

通过不断选择最新目标点位置，从而得到相应最优解，其数学模型为：

$$X(t+1) = X'_{\text{rand}} - AD \quad (3)$$

式中， X'_{rand} 为随机选择的目标点位置。

最后将其转化为易于求解的线性方程组，从而通过两个浅层的独立子网络，最终与其他配置共同完成检测过程，得到最终诊断结果。

1.2 判断 CT 饱和状态

在上述模型中，为判断变压器是否出现故障，需要对其 CT 饱和状态进行判断。CT 饱和是指当电流互感器的一次电流继续增大时，其二次电流几乎不再增大，而励磁电流明显增大的现象^[5]。判断 CT 饱和状态公式如下。

差动电流 I_d ：

$$I_d = I_1 + I_2 \quad (4)$$

式中， I_1 为变压器高压侧电流； I_2 为变压器低压侧电流。

制动电流 I_z ：

$$I_z = 0.5 \times (I_1 + I_2) \quad (5)$$

通过差动电流的计算，比较变压器两侧电流的差值，从而判断变压器故障情况^[6]。此时，若 CT 处于饱和状态，二次电流数值会存在误差，从而导致差动保护的误动。其判断依据为：当 $I_z < I_{z0}$ 时， $I_d > I_{dz0}$ 则动作；当 $I_z > I_{z0}$ 时， $I_d > I_{dz0} + K_z(I_z - I_{z0})$ 则动作。式中， K_z 为差动保护的斜率； I_{z0} 为最小制动电流， I_{dz0} 为最小动作电流。

通过上述过程，对主变高压侧和低压侧二次电流数据进行采集，并计算得出相应的当前时刻采样点差流和前一时刻采样点差流。最终得到制动电流数值，并计算高压侧二次谐波幅值^[7]，根据积分值和预设阈值得出 CT 是否饱和的结论。

1.3 判断变压器振动频率集中度

根据上述 CT 饱和状态判断结果, 实现变压器是否故障的初步判断, 在此基础上, 对变压器振动频率集中度进行判断, 从而根据振动频率集中度, 对故障位置进行初步判断。

使用振动传感器, 对变压器的振动信号进行采集, 从而得到相应时域信号, 通过傅里叶变换, 将时域信号进行转换为频域信号, 最终显示振动信号中各频率成分的幅值和相位信息。对实时信号分析数据与历史数据, 通过双维度方法进行比对, 其中高频成分占据较少位置, 但其成分比例相对稳定^[8], 根据上述原理, 对频率集中度指标进行定义, 其公式如下所示:

$$DFC = \frac{\sum_{i=1}^n (f_i \cdot A_i)^2}{(\sum_{i=1}^n f_i^2) \cdot (\sum_{i=1}^n A_i^2)} \quad (6)$$

式中, f_i 为频率成分的频率; A_i 为频率成分的幅值, i 为频率成分序号; n 为频率成分的总数。

最终, 通过计算频率集中度指标判断变压器振动信号的频率集中度。如果某一频率成分的频率集中度指标较高, 说明该频率成分在振动信号中占主导地位, 可能反映了变压器的某种特定故障或工作状态。

1.4 变压器故障定位

利用互信息方法构建框架, 根据变压器振动原理, 综合变压器振动信号特征参数和影响变压器运行状态的因素^[9], 从而对变压器故障位置进行精准定位。根据互信息值对变量间相关性进行判断。通过下式判断随机变量:

$$H(X) = -\sum p(x) \log_2 p(x) \quad (7)$$

式中, $p(x)$ 为随机变量取特定值的概率。

通过上述计算结果, 得出随机变量的条件熵, 其计算公式如下:

$$H(Y|X) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(y, x) \log_2 p(y, x) \quad (8)$$

其相互信息值计算公式如下所示:

$$\begin{aligned} I(X:Y) &= H(X) - H(Y|X) \\ &= \sum_{x,y} p(x,y) \log_2 \frac{p(x|y)}{p(x)p(y)} \end{aligned} \quad (9)$$

通过上述计算结果, 根据绕组振动与电流平方的关系得出铁心异常时, 其振动模式的变化情况, 水平调整整体振动情况, 从而识别故障位置和振动变化原因。采用互信息分析法对电压、电流变化量和总振动变化量的互信息值进行计算^[10], 从而判断故障原因并对故障位置进行定位, 其故障关联度指标计算公式如下:

$$FCD = I(\Delta X; \Delta F) \quad (10)$$

式中, ΔX 为包括电压和电流的振动影响因素; ΔF 为变压器故障信号特征参数的变化量数值。

通过以上过程, 实现主变差动保护下抗 CT 饱和变压器故障诊断工作。完成在线实时监控和准确故障定位的工作。

2 实验论证分析

为验证本文所提出的基于主变差动保护下抗 CT 饱和变压器故障诊断方法是否可以准确地对变压器的各种故障进行诊断, 因此对该方法进行实验。本实验通过对 10000 个样本进行实验, 使用 SVDD 模型训练, 运用本文故障诊断方法、文献 [1] 故障诊断方法、文献 [2] 故障诊断方法对选取样本进行诊断, 将诊断结果在二维坐标系中进行展示, 从而得到样本“正常”与“故障”的分类结果。

在上述实验基础上, 再次运用 SVDD 模型训练, 使用三种故障诊断方法对其故障类型进行分类, 分类结果展示在二维坐标系中, 为保证实验结果是利于观察的, 本文对样本中实际存在的故障进行编号和统计, 从而更好地验证实验结果是否准确, 其不同故障类型数据分布如表 1 所示。

表 1 不同故障类型数据分布

故障类型	类别标号	样本数
正常	0	500
低能放电	1	80
中低温过热	2	102
高能放电	3	112
高温过热	4	134
局部放电	5	60

最后，将上述实验的分类结果进行统计，并根据表 1 数据进行诊断准确率的计算，从而得出诊断方法是否可以准确诊断变压器故障类型。

2.1 实验数据样本的选择

本实验使用联想 ThinkPad X1Carbon 便携式计算机进行数据分析，处理器选用平台为 Intel Core i10 设备，该设备主频为 2.1GHz，内存为 64GB，数据分析平台选用 Matlab R2018b 平台。对所提方法的故障检测性能进行分析的混淆矩阵如表 2 所示，表中 TP_i_P 表示正确判决、 TP_i_N 表示错误判决， $i=0、1、2、3、4、5$ 。

表 2 故障检测及分类结果混淆矩阵

	正常	低能放电	中低温过热	高能放电	高温过热	局部放电
正常	$TP0_P$	$TP0_N$	$TP0_N$	$TP0_N$	$TP0_N$	$TP0_N$
低能放电	$TP1_N$	$TP1_P$	$TP1_N$	$TP1_N$	$TP1_N$	$TP1_N$
中低温过热	$TP2_N$	$TP2_N$	$TP2_P$	$TP2_N$	$TP2_N$	$TP2_N$
高能放电	$TP3_N$	$TP3_N$	$TP3_N$	$TP3_P$	$TP3_N$	$TP3_N$
高温过热	$TP4_N$	$TP4_N$	$TP4_N$	$TP4_N$	$TP4_P$	$TP4_N$
局部放电	$TP5_N$	$TP5_N$	$TP5_N$	$TP5_N$	$TP5_N$	$TP5_P$

通过上表信息，对正确分类率和所有样本的平均正确分类率进行计算，通过计算所得指标进行定量评估工作，其计算公式如下所示：

$$\left\{ \begin{array}{l} ACC_i = \frac{TP_i_P}{TP_i_P + \sum_{i=0}^K TP_i_N} \\ ACC_MEANS = \frac{\sum_{i=0}^K TP_i_P}{\sum_{i=0}^K TP_i_P + \sum_{i=0}^K TP_i_N} \end{array} \right. \quad (11)$$

式中， ACC_i 为每类样本的正确分类率； ACC_MEANS 为所有样本的平均正确分类率； i 为故障类

型； K 为样本序号。

2.2 实验结果分析

本实验利用 SVDD 进行故障检测，从而得到相应的二维投影结果，通过一一对应的方法，利用最优分类的方法对测试样本集合进行分类判决处理，得到相应的“正常”类测试样本与“故障”样本在二维坐标系中的分布状态。其分类结果如图 2、图 3 所示。

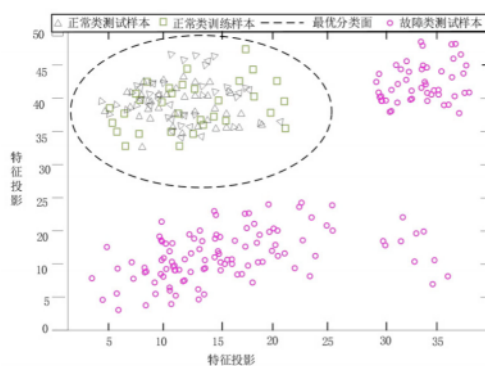
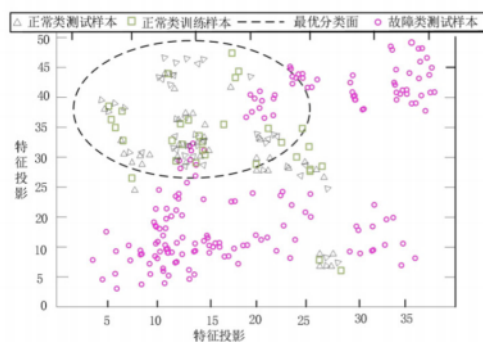
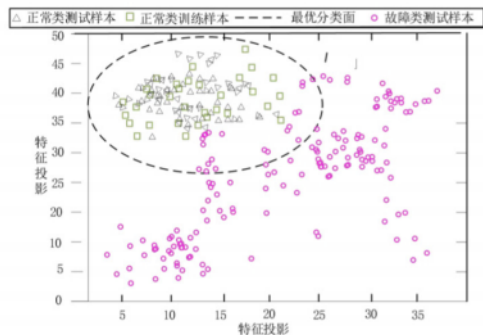


图 2 本文故障诊断方法分类结果



文献 [1] 故障诊断方法分类结果



文献 [2] 故障诊断方法分类结果

图 3 文献 [1]、文献 [2] 故障诊断方法分类结果

由图 2、图 3 可知，通过本文方法对变压器测试样本进行的分类判决结果较为明显，所有“正常”类测试样本和训练样本均分布在最优分类范围内，而“故障”样本则随机分布最优分类范围外的空间。而文献 [1] 方法中，“正常”类测试样本与“故障”样本分布状态较复杂，出现混乱状况，部分“故障”样本存在于正常分类范围内，也存在少部分“正常”类测试样本离开正常分类范围。而文献 [2] 方法保证了“正常”类测试样本存在于正常分类范围，但仍存在少部分“故障”样本进入正常分类范围内的情况。上述实验结果证明本文故障诊断方法可以准确地对“正常”或“故障”样本进行分类，分类结果比较准确。

在上述实验基础上对“故障”样本进行聚类处理。根据对其进行聚类分析，所得到的聚类结果对不同的故障进行诊断。该方法可以对“异常”类的数据根据其特有特征，进行对应的类内聚集，将不同故障原因进行分离，从而得到最终结果。所得故障诊断方法聚类结果如图 4、图 5 所示。

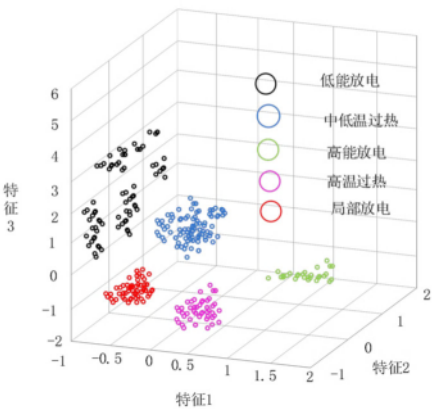
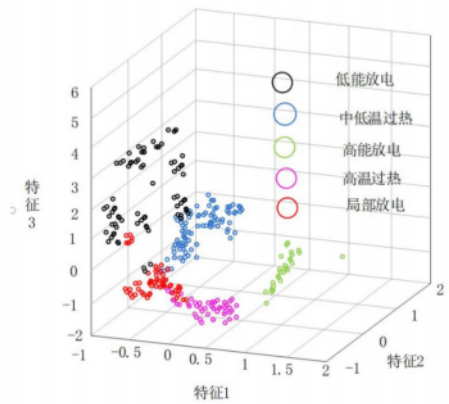
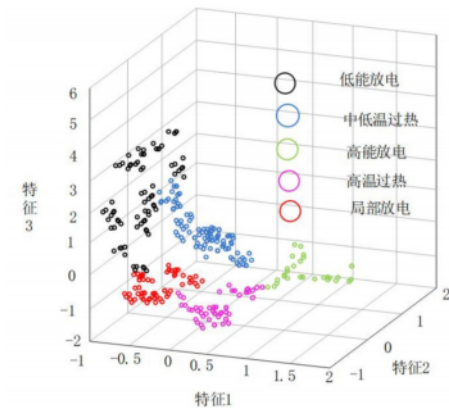


图 4 本文故障诊断方法聚类结果



文献 [1] 故障诊断过方法聚类结果



文献 [2] 故障诊断过方法聚类结果

图 5 文献 [1]、文献 [2] 故障诊断方法聚类结果

由图 4、图 5 可知，本文故障诊断方法对五种故障的分类较为清晰，不同的故障存在于三维坐标点的不同位置，同一故障类聚的样本点基本可以聚集在一起，从而得到不同故障样本的故障类型。而文献 [1] 方法除高温放能故障类型外，其他四种故障的样本点在三维坐标中较为密集，且存在部分混杂情况。文献 [2] 方法虽可以将大多数故障类型进行分类，但仍存在部分故障样本处于分类边界位置，不能准确地进行故障类型的分类。因此，本文方法可以对不同故障类型进行分类，分类结果较为明显。

针对上述故障分类结果进行其分类准确性的分析。将上述实验结果样本进行提取，并与实际情况进行对比，从而计算其准确率，从而证明故障诊断方法的诊断结果是否准确。其故障诊断准确率数值如图6所示。

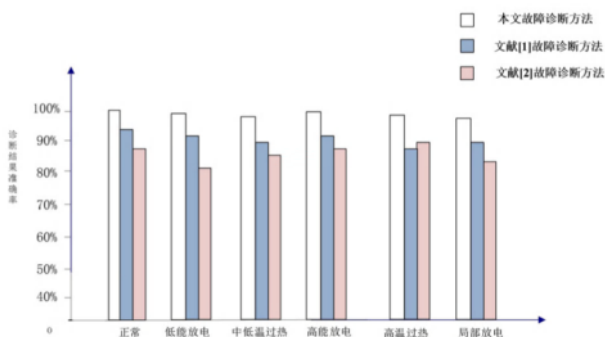


图6 故障诊断结果准确率对比图

通过图6数据可知，本文方法对于不同变压器故障类型的诊断准确率均在97%以上，而其他两种方法的诊断结果准确率均在93%以下。本文诊断方法的诊断结果准确率高于其他两种方法6%以上。该实验结果证明，本文方法可以对不同变压器故障类型进行相对准确的诊断。

3 结束语

本文通过对主变差动保护下抗CT饱和的变压器故障诊断方法的研究，设计一种可靠性和准确性较高的方法。通过本文方法，可以实现对不同变压器故障类型的诊断。但本文方法缺少了经济性的考虑，在未来研究中，随着智能电网建设的不断深入和新型传感技术的快速发展，可以对本文方法进行更深程度的研究，运用新型设备，从而使本文方法在不同层面上均可为不同行业中的变压器诊断工作做出贡献。通过不断探究，从而为推动电力行业的发展和进步贡献更多的智慧和力量。

参考文献

- [1] 伍芳. 电力变压器绕组故障智能诊断优化方法研究[J]. 自动化应用, 2024, 65(17): 179-181.
- [2] 周雪莹, 潘赟颖. 基于粗糙集-BP神经网络的变压器故障快速诊断研究[J]. 自动化应用, 2024, 65(18): 19-21.
- [3] 巩春阳. 变压器故障诊断的方法分析[J]. 电力设备管理, 2024(15): 293-295.
- [4] 胡雅洁, 潘旭新, 刘亚男, 等. 基于SVM的变压器故障诊断研究[J]. 电气开关, 2024, 62(4): 35-37, 41.
- [5] 孙世明, 岑红星, 白建民, 等. 基于集成SAO优化互相关熵极限学习机模型的变压器故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(9): 56-64.
- [6] 张礼娜. 基于梅尔谱图的变压器故障诊断方法[J]. 云南电力技术, 2024, 52(4): 25-29.
- [7] 谢乐, 杨浙, 潘成南. 基于分步特征选取和WOA-LSSVM的变压器故障诊断[J]. 电工电气, 2024, (8): 31-36.
- [8] 谢旭钦, 刘泉辉, 赵湘文, 等. 基于SVDD和改进K-Means的变压器故障诊断模型[J]. 计算技术与自动化, 2024, 43(2): 30-34.
- [9] 杨金鑫, 廖才波, 胡雄, 等. 基于DGA与TPE-LightGBM的变压器故障诊断[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(4): 70-77.
- [10] 徐拓. 变压器发展性故障对线路主变保护动作的影响及应对策略[J]. 光源与照明, 2024(2): 165-167.

(收稿日期: 2024-10-22)