

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181024

基于缺失数据修复的变压器在线故障诊断方法

陈嘉宁¹, 杨 翔¹, 叶承晋², 唐 剑¹, 李 祥¹, 方 响¹, 龙厚印²

(1. 国网浙江省电力有限公司杭州市供电公司, 浙江 杭州 310009; 2. 浙江大学电气工程学院 浙江 杭州 310027)

摘要: 数据质量是影响变压器故障诊断正确率的重要因素。为了解决变压器油色谱在线监测数据缺失问题, 提出了一种基于缺失数据修复的变压器在线故障诊断方法, 利用改进 k-最邻近和多分类 SVM 的循环迭代实现基于缺失数据的变压器故障诊断。在 k-最邻近方法中, 提出以相关系数的负指数为权值的曼哈顿距离来度量样本间距离。一方面用以突出强相关指标对缺失信息的影响, 提高数据修复的准确性。另一方面改进的曼哈顿距离适用于基于 k-d 树的高效搜索策略, 可以实现针对海量历史数据的快速搜索, 满足在线诊断对算法实时性的需求。实例诊断的结果表明, 该方法可以有效降低数据缺失对变压器故障诊断正确率的影响, 有利于实现变压器故障的准确、高效在线诊断。

关键词: 变压器; 故障诊断; k-最邻近; k-d 树; 支持向量机

On-line fault diagnosis method for power transformer based on missing data repair

CHEN Jianing¹, YANG Xuan¹, YE Chengjin², TANG Jian¹, LI Xiang¹, FANG Xiang¹, LONG Houyin²

(1. Hangzhou Power Supply Company of State Grid Electric Power Corporation Ltd., Hangzhou 310009, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Data quality is an important factor affecting the accuracy of transformer fault diagnosis. In order to solve the problem of missing on-line monitoring data for transformer dissolved gas, an on-line fault diagnosis method using loop iterations of improved k-nearest neighbors and multi-class SVMs for power transformer based on missing data repair is proposed. In the k-nearest neighbor method, the Manhattan distance which is weighted by the negative exponent of the correlation coefficient is used to measure the distance between samples. On one hand, the influence of the strong correlation indexes on the missing data can be highlighted to improve the accuracy of data repair. On the other hand, the improved Manhattan distance is suitable for an efficient search strategy based on k-d tree, which can achieve fast search for massive historical data and meet the real-time demand of on-line diagnosis. Diagnosis test results show that the proposed method can reduce the influence of missing data on the accuracy of transformer fault diagnosis and realize the accurate and efficient on-line diagnosis for transformer fault.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51807173) and Mass Innovation Project of State Grid Zhejiang Electric Power Company Ltd. (No. 5211HZ18004L).

Key words: transformer; fault diagnosis; k-nearest neighbor; k-dimensional tree; support vector machine

0 引言

变压器是整个变电站系统乃至电网的重要组成部分与核心部件, 负责完成电能的变换和传输。一旦变压器尤其是油浸式主变出现故障, 将影响电网的安全稳定运行, 造成严重经济损失^[1]。油中溶解

气体分析技术(Dissolved Gas Analysis, DGA)是目前国内外公认地发现变压器潜伏性故障的有效手段^[2-4]。随着智能变电站的发展, 油色谱在线监测装置在电力系统中得到越来越广泛的应用^[5]。但由于受到网络拓扑、地理环境、经济因素等客观条件的限制, 大多数的变压器在线监测系统还是使用质量相对较差的配电载波、Zigbee 无线技术、工业布线等通信方式, 这些低成本信道在受到过电压、大电流冲击等强电磁干扰时常出现断码现象, 造成监测数据缺

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51807173); 国网浙江省电力有限公司群众创新项目(5211HZ18004L)

失^[6]。油色谱数据的缺失将严重影响变压器故障诊断的准确性, 甚至无法应用原有的方法进行故障诊断。因此如何利用缺失数据实现变压器故障的准确、快速诊断, 引起了学术界和工业界的密切关注。

利用缺失数据进行变压器的故障诊断, 目前主要存在两种思路。第一种是对变压器的油色谱数据进行清洗, 然后利用现有的模型, 例如神经网络^[7-9]、贝叶斯分类器^[10-11]、支持向量机^[12-15]等方法进行故障诊断。国内外针对变压器在线监测数据的清洗方法研究还比较少。文献[16]将缺失值视为异常值的一种, 利用时间序列分析方法识别数据异常模式, 然后用自回归移动平均(Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)模型进行数据拟合。文献[6]提出基于 Pearson 相关系数与回归模型相结合的方法实现缺失数据的恢复。文献[17]利用小波神经网络模型进行缺失数据预测和错误数据修正, 并通过动态修正小波神经网络参数和组合预测提高了数据清洗的准确性。以上数据清洗方法均为基于时间序列的分析, 当预测的数据处于时间序列中间时具有较好的效果, 但在实际的变压器在线故障诊断中面对的数据通常处于时间序列末端。此外, 也鲜有文献讨论大样本下油色谱缺失数据清洗的计算效率问题。

另一种思路是使用一些柔性的方法来处理监测结果中出现的的数据缺失, 典型的是基于粗糙集理论的变压器故障诊断方法。文献[18]利用粗糙集进行了变压器状态信息的约简, 基于相应的约简集实现变压器的故障诊断。文献[19]提出了贝叶斯网络分类器与粗糙集相结合的变压器故障诊断方法, 具有处理缺失数据的能力和容错特性, 性能明显优于单独使用贝叶斯分类器和粗糙集的方法。粗糙集理论的优势在于能够有效地分析和处理不精确、不完备的数据, 并从大量的信息中提取出隐含的知识。但在关键特征指标缺失时, 此类故障诊断方法的准确性将迅速下降。

针对上述研究中存在的缺陷, 本文提出了一种基于改进 k-最邻近和多分类 SVM 的变压器缺失数据故障诊断方法, 该方法沿袭了第一种思路, 但是提出从故障数据模式的角度来估计缺失数据并设计了数据修复与故障诊断的循环迭代机制。其原理是利用 k-d 树在历史数据库中, 以改进的曼哈顿距离为样本间距离的度量, 快速匹配 k 个最邻近的数据样本, 对缺失值进行估计; 然后采用多分类 SVM 模型进行故障诊断, 根据诊断结果缩小样本空间并重新匹配 k 个最邻近样本、估计缺失值。重复以上过程直至样本故障类型与诊断故障类型相一致, 得

到缺失指标的估计值和变压器故障诊断结果。相比于传统的基于缺失数据的变压器故障诊断方法, 本文所提出的方法在缺少关键指标的变压器故障诊断中仍具有更高的准确性。同时基于 k-d 树的样本匹配策略保证了海量历史样本下诊断方法的快速性, 能够满足在线故障诊断的需求。基于 309 组实际油色谱数据的仿真结果验证了方法的有效性。

1 基于改进 k-最邻近的缺失数据修复方法

k-最邻近(k-Nearest Neighbor, kNN)算法是一种监督学习方法, 用于寻找具有相似数据模式的邻近样本^[20]。本文基于相同变压器故障具备相似数据模式这一基本思路, 采用改进的 k-最邻近方法进行变压器油色谱缺失数据的修复。该方法的工作机制如下: 给定待修复的测试样本, 在油色谱历史数据库中寻找与其最邻近的 k 个训练样本, 然后综合这 k 个样本信息, 对缺失数据进行估计。为了突出在变压器故障发展过程中不同油色谱数据指标间的相关性, 本文提出以相关系数的负指数为权值的曼哈顿距离作为样本间距离的度量。

假设有 N 组变压器油色谱历史数据作为训练样本 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) (1 \leq i \leq N)$, 每组样本具有 m 个特征气体指标, 第 p 个特征气体含量与第 q 个特征气体含量的相关系数 ρ_{pq} 可以通过式(1)计算。

$$\rho_{pq} = \frac{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ip} - \mu_p)(x_{iq} - \mu_q)}{\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ip} - \mu_p)^2} \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{iq} - \mu_q)^2}} \quad (1)$$

其中, μ 为相应特征气体指标的均值。相关系数的取值为[-1,1], -1 表示两个特征气体指标强负相关, 1 表示强正相关, 0 表示不相关。

假设测试样本 x_j 缺少第 $p (1 \leq p \leq m)$ 个气体指标 x_{jp} , 测试样本 j 与训练样本 i 之间以相关系数负指数为权值的曼哈顿距离可表示为

$$d_{ij|p} = \sum_{q=1}^m e^{-|\rho_{pq}|} \cdot |x_{iq} - x_{jq}|, \quad q \neq p \quad (2)$$

通过相关系数对气体指标的空间距离赋权, 可以反映气体组分之间的相关性, 与缺失气体相关性越大的气体指标权重越小, 从而使得测试样本更易趋近于强关联特征气体指标相近的训练样本。

选取 k 个最接近测试样本的训练样本, 计算对应气体指标的平均值作为缺失数据的估计值。

$$\hat{x}_{jp} = \left(\sum_{i=1}^k x_{ip} \right) / k \quad (3)$$

与传统的随机填补和基于趋势预测的数据修复方法相比，基于改进 k -最邻近的缺失数据修复方法，考虑了相同故障类型下油色谱数据模式的相似性，同时由于该方法打破了油色谱数据在时间上的关联性，适用于邻近故障发生时油色谱数据快速变化情况下的缺失数据修复。

2 基于 k -d 树的样本快速搜索策略

随着变压器油色谱在线监测装置的推广应用，变压器的油色谱数据量急剧增加。以一个省级电网为例，其 220 kV 及以上的油浸式变压器就达到 2 000 台，每一年产生百万条的油色谱数据，达到了 GB 级别的数据量。如果仍然采用传统线性扫描的方法从海量的历史数据库中寻找与测试样本最为接近的 k 个训练样本，计算效率和运行速度将无法满满足变压器在线故障检测的需求。以相关系数的负指数为权值的曼哈顿距离适用于采用基于 k -d 树的样本快速搜索策略，能够实现油色谱缺失数据的快速修复。

2.1 k -d 树的建立

每一条油色谱数据中通常包含了 5~8 个指标，因此一个油色谱数据样本集对应的是一个高维数据空间。 k -d 树作为一种分割 k 维数据空间的数据结构，可应用于高维空间关键数据的搜索。图 1 以一个 $k=3$ 的 3 维数据集合为例，阐述 k -d 树的结构和生成过程。

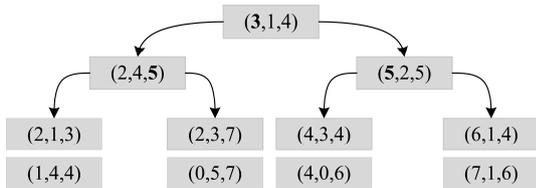


图 1 3 维 k -d 树结构

Fig. 1 Structure of a three-dimensional k -d tree

k -d 树的生成过程共分为以下 3 个步骤。

步骤 1: 计算每个维度的数据方差，选择方差最大值对应的维作为 $split$ 域的值。方差越大表明数据在该维度上的分散性越好，在这个方向上进行分割可以有效地保证树的平衡性。

步骤 2: 将数据点集按照第 $split$ 维的值进行排序，选择中间数据点作为轴点，在图 1 中以加粗方式表示第 $split$ 维中间点数据。

步骤 3: 将数据点集按轴点进行分割，形成左右两棵 k -d 子树，当子树的规模小于设定的最大叶子节点数时，停止生成 k -d 树的操作，在图 1 中最大叶子节点数为 2，否则返回步骤 1。

k -d 树的每个节点都是一棵 k 维点的二叉树，所有的非叶子节点都可以看作一个空间分割的超平面，通过对搜索空间进行无重叠的层次划分，建立适用于高效数据检索的索引结构。当该方法应用于变压器油色谱数据的结构化存储时，每条油色谱样本数据包含 k 个指标，存放在 k -d 树的一个节点中。

2.2 邻近搜索策略

基于 k -d 树的数据结构可以实现油色谱样本数据的高效邻近搜索。文献[21]已经证明，利用 k -d 树进行邻近搜索的复杂度为 $O(\log n)$ ，其中 n 为样本的维数，应用于大样本高维数据的搜索时，与复杂度为 $O(n)$ 的线性扫描算法相比具有显著优势。基于 k -d 树结构的邻近搜索策略包含以下步骤。

步骤 1: 沿着 k -d 树查找测试样本所在的叶子节点，得到最邻近的数据点，并将搜索路径上的所有节点添加到一个队列中。

步骤 2: 以测试样本为圆心，测试样本到最邻近数据点的距离为半径做一个超球，回溯判断队列中的数据点是否在超球内，如果不在超球内将节点从队列中删除并重复步骤 2，直至队列为空，结束搜索过程，否则转至步骤 3。

步骤 3: 更新最邻近数据点，同时将该节点的子节点添加到队列中，返回步骤 2。

图 2 对比了包含 5 个指标的油色谱数据样本在第 2 节中所定义的改进曼哈顿距离下，分别采用线性扫描搜索策略和基于 k -d 树的搜索策略时，样本容量与邻近样本搜索时间的关系。测试结果表明，采用基于 k -d 树的搜索策略时，邻近样本的搜索时间随着样本容量的扩充缓慢增长，在应用于海量油色谱样本的邻近搜索时具有显著优势。

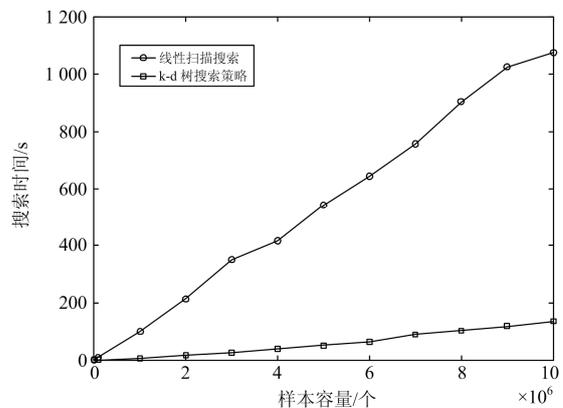


图 2 不同搜索策略的性能对比

Fig. 2 Comparison of algorithm performances for different search strategies

3 基于 kNN 和 SVM 的循环迭代诊断方法

3.1 多分类 SVM 分类器的设计

SVM 算法的基本思想是通过核函数将线性不可分的样本数据映射到高维特征空间, 从而可能造成一个线性可分的问题。通过求解一个凸优化问题, 得到一个最优超平面, 实现数据分类。由于最优超平面的选取仅依赖于支持向量, 因此该方法应用于变压器故障诊断时具有良好的鲁棒性能和泛化性能。单一的 SVM 仅能解决一个二分类问题, 本文根据变压器故障之间的差异性, 设计了包含 8 个 SVM 的多分类器, 实现对 6 类变压器故障的准确诊断, 多分类 SVM 分类器的结构如图 3 所示。该多分类器首先利用 SVM1 判断正常状态和故障状态, 然后利用 SVM2 判断是属于过热故障还是放电故障, 最后分别利用三个 SVM 分类器得到准确的故障类型。

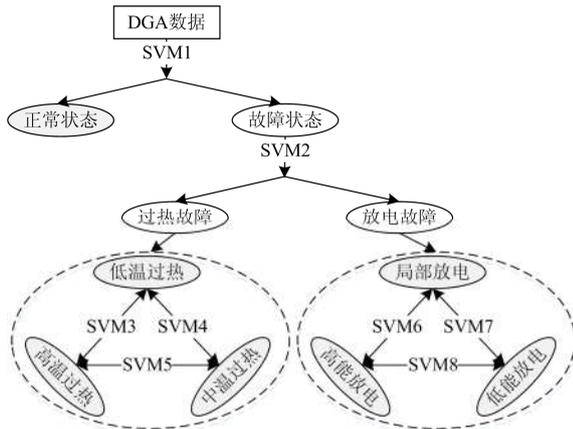


图 3 基于多分类 SVM 的变压器故障诊断模型

Fig. 3 Fault diagnosis model for transformer based on multiclass SVM

3.2 循环迭代故障诊断流程

在基于缺失数据修复的变压器故障诊断方法中, k-最邻近方法用于缺失数据的修复, 多分类 SVM 分类器基于填补后的数据样本进行故障诊断。根据诊断结果缩小样本空间, 重新利用 k-最邻近方法进行缺失数据估计, 如此循环迭代直至邻近样本的故障类型与测试样本的故障诊断结果一致。基于数据修复的变压器故障诊断流程如图 4 所示, 具体包含以下 5 个步骤:

1) 读入油色谱数据, 如果数据存在缺失, 应用 k-最邻近法进行修复。

2) 利用多分类 SVM 模型进行故障诊断, 得到故障类型。

3) 判断诊断结果与 k 个最邻近训练样本故障类型是否一致, 如果不一致, 转至步骤 4), 否则转至步骤 5)。

4) 选择与多分类 SVM 诊断结果相一致的历史样本作为样本空间, 重新利用 k-最邻近方法对缺失数据进行填补, 转至步骤 2)。

5) 得到故障诊断结果, 同时将修复后的数据和诊断结果存入历史数据库, 并定期重新训练 SVM 多分类器。

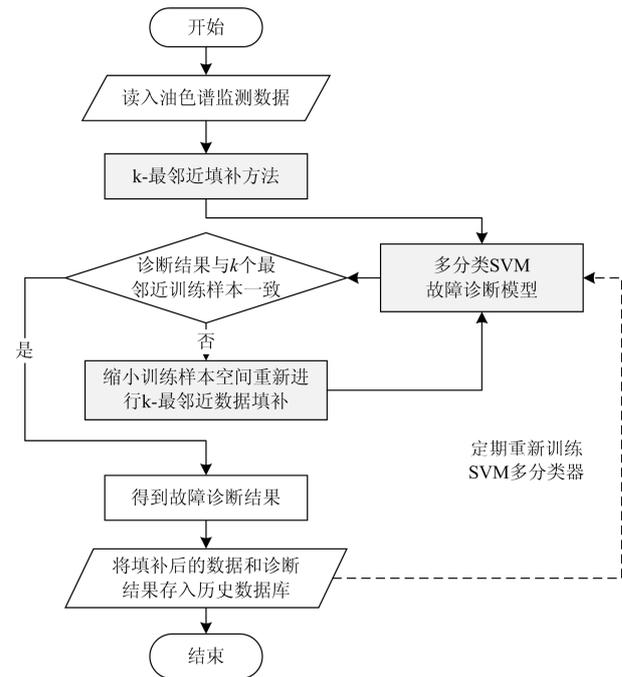


图 4 基于缺失数据修复的变压故障诊断流程

Fig. 4 Fault diagnosis flow for transformer based on missing data repair

4 诊断实例

本文搜集了已确定实际故障类型的 309 组完整变压器油色谱数据, 包括低温过热 T1(低于 300 °C)、中温过热 T2(300~700 °C)、高温过热 T3(高于 700 °C)、局部放电 PD、低能放电 D1 和高能放电 D2 六类典型故障和正常状态 N, 并通过随机删除的方法构造缺失数据样本。为方便数据比较, 本文算例统一采用“留一法”(Leave-one Method, LOOM)^[22] 计算 kNN+多分类 SVM、ARIMA+多分类 SVM 和粗糙集方法, 针对含缺失油色谱数据进行故障诊断的正确率结果如表 1。

由表 1 可见, 多分类 SVM 方法和粗糙集方法基于完整油色谱数据的诊断正确率分别为 83.17% 和 69.26%, 与文献[23]算例中的分类器性能相当。当粗糙集方法应用于缺失数据的故障诊断时, 分类

表 1 不同方法的诊断正确率比较

Table 1 Comparison of fault diagnosis accuracy by different methods

故障类型	训练样本数	多分类 SVM (完整数据)	kNN+SVM (缺失数据)	ARIMA+SVM (缺失数据)	粗糙集 (完整数据)	粗糙集 (缺失数据)
T1	47	85.11%	80.00%	74.47%	72.34%	59.58%
T2	39	87.18%	91.79%	82.05%	79.49%	68.21%
T3	51	76.47%	74.51%	70.59%	58.82%	44.71%
PD	47	74.47%	71.49%	68.09%	63.83%	62.13%
D1	49	87.76%	75.10%	77.55%	71.43%	55.92%
D2	34	79.41%	72.35%	58.82%	70.59%	72.35%
N	42	92.86%	87.14%	85.71%	71.43%	57.14%
总计	309	83.17%	78.64%	74.11%	69.26%	59.09%

正确率下降至 59.09%。这是由于油色谱数据的气体指标为故障诊断所需的关键属性，而关键属性的缺失严重影响了故障诊断的正确率。

对比表 1 中的第 3、第 4 和第 5 列数据，采用 ARIMA 的时间序列分析方法对缺失值进行估计，然后利用多分类 SVM 进行故障诊断，分类正确率从 83.17% 下降至 74.11%。利用本文所提出的 k-最邻近方法进行基于缺失数据的变压器故障诊断，正确率为 78.64%，相比基于完整数据的多分类 SVM 方法，仅降低 4.53%，仍能保持多分类 SVM 方法的准确性。表 2 和图 5 通过一个实例来进一步阐述两种方法的差异性。

表 2 kNN 数据修复实例

Table 2 Sample of data repair using kNN

缺失数据样本	邻近样本	实际值	估计值	相对误差
	(83,13.05,2.3,1.65,0)			
	(85.34,11.05,2.82,0.79,0)			
(* ,12.85,3.65,2.6,0)	(84,14.17,0.98,0.85,0)	80.9	82.876	2.44%
	(87.41,10.13,2.3,0.16,0)			
	(74.63,13.73,7.58,4.06,0)			

表 2 中(*,12.85,3.65,2.6,0)为一组变压器的油色谱数据，各数值依次对应 H₂、CH₄、C₂H₆、C₂H₄ 和 C₂H₂ 五个油中溶解气体指标。其中“*”表示缺失的 H₂ 含量指标，其实际值为 80.9 μL。采用本文所提出的方法在历史数据库中搜索到最终的 5 个最邻近数据样本如表 2 所示，利用这 5 个最邻近样本中 H₂ 含量平均值作为缺失数据的估计值 82.867 μL，相对误差为 2.44%。利用修复后的样本数据进行故障诊断，结果为低温过热，与实际情况一致。利用 ARIMA 方法拟合该台变压器 H₂ 含量的历史数据，对缺失值进行预测，结果如图 5 所示估计值为 68.02 μL，基于该估计值进行故障诊断，结果为中温过热，诊断错误。

观察图 5 可以发现，由于在故障发展过程中，H₂ 含量迅速上升，ARIMA 方法的预测曲线过多地拟合了正常状态下的历史数据，导致最后的估计结果过于保守。相比于这种基于数据时序特性的估计方式，k-最邻近方法是一种全局的数据关联搜索分析方法，打破了油色谱数据特征在时间上的强制关联关系，因此在应用于故障快速发展的实例诊断中具有明显优势。

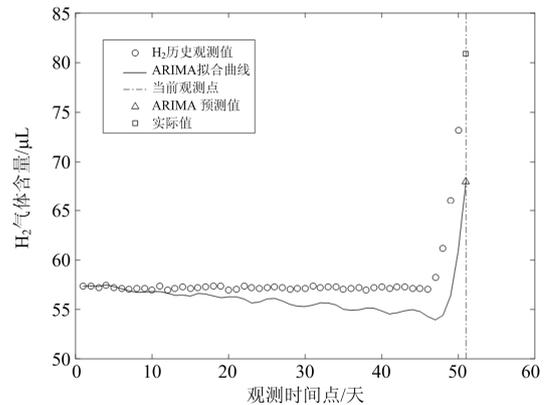


图 5 ARIMA 数据修复实例

Fig. 5 Sample of data repair using ARIMA

5 结论

随着变压器在线监测系统的推广应用，监测数据质量问题逐渐受到人们的关注。在油色谱监测数据缺失的情况下，传统变压器故障诊断方法正确率快速下降，甚至存在无法应用的问题。本文提出了一种基于缺失数据修复的变压器在线故障诊断方法，主要创新点如下：

- 1) 提出了基于 k-最邻近和多分类 SVM 循环迭代的故障诊断方法，提高了基于缺失数据的变压器故障诊断的准确性。
- 2) 提出了以相关系数负指数为权值的曼哈顿距离作为样本间距离的度量方法，突出了强相关性

指标的影响, 实现故障模式的高效匹配。

3) 利用基于 k-d 树的数据结构, 实现海量历史样本的快速搜索, 满足变压器在线故障诊断的实际需求。

实例诊断的结果表明, 本文所提出的方法能够实现基于缺失数据的变压器在线故障诊断, 适应输变电设备大数据的发展趋势。与基于粗糙集理论和时序数据预测的方法相比, 本文所提出的方法在关键指标缺失和故障快速发展的情况下仍然具有较高的诊断正确率。本文所提出的方法也存在一定的局限性, 该方法仅适用于缺失数据的修复, 而对于错误数据不具备辨识能力, 同时利用更多的监测数据、检修记录进行变压器的动态状态评价和在线故障诊断也是开展进一步研究的工作方向。

参考文献

- [1] HUANG Junhui, GE Shaoyun, HAN Jun, et al. A diagnostic method for distribution networks based on power supply safety standards[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 63-70. DOI: 10.1186/s41601-016-0020-2.
- [2] 吕守国, 崔玉新, 冯春迎, 等. 基于综合分析方法的变压器故障诊断技术与软件开发[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 123-128.
LÜ Shouguo, CUI Yuxin, FENG Chunying, et al. Transformer fault diagnosis method based on comprehensive analysis and its software development[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 123-128.
- [3] 张东波, 徐瑜, 王耀南. 主动差异学习神经网络集成方法在变压器 DGA 故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(22): 64-70.
ZHANG Dongbo, XU Yu, WANG Yaonan. Neural network ensemble method and its application in DGA fault diagnosis of power transformer on the basis of active diverse learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(22): 64-70.
- [4] ZHENG H B, LIAO R J, GRZYBOWSKI S, et al. Fault diagnosis of power transformers using multi-class least square support vector machines classifiers with particle swarm optimization[J]. IET Electric Power Application, 2011, 5(9): 691-696.
- [5] 杨小铭, 王煜, 饶丹, 等. 变压器状态监测组件功能整合研究和性能提升设计[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(16): 130-135.
YANG Xiaoming, WANG Yu, RAO Dan, et al. Design and application of IED in integrated monitoring intelligent component of transformer[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(16): 130-135.
- [6] 刘沅昆, 栾文鹏, 徐岩, 等. 针对配电变压器的数据清洗方法[J]. 电网技术, 2017, 41(3): 1008-1014.
LIU Yuankun, LUAN Wenpeng, XU Yu, et al. Data cleaning method for distribution transformer[J]. Power System Technology, 2017, 41(3): 1008-1014.
- [7] 刘娜, 高文胜, 谈克雄. 基于组合神经网络模型的电力变压器故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2003, 18(12): 11-16.
LIU Na, GAO Wensheng, TAN Kexiong. Fault diagnosis of power transformer using a combinatorial neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2003, 18(12): 11-16.
- [8] 李正明, 钱露先, 李加彬. 基于统计特征与概率神经网络的变压器局部放电类型识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(13): 55-60.
LI Zhengming, QIAN Luxian, LI Jiabin. Type recognition of partial discharge in power transformer based on statistical characteristics and PNN[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(13): 55-60.
- [9] 臧宏志, 胡玉华, 俞晓冬. 基于径向基函数的集成神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(1): 51-53.
ZANG Hongzhi, HU Yuhua, YU Xiaodong. Integrated ANN based on radial basis function applied in transformer fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2003, 15(1): 51-53.
- [10] 吴立增, 朱永利, 苑津莎. 基于贝叶斯网络分类器的变压器综合故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2005, 20(4): 45-51.
WU Lizeng, ZHU Yongli, YUAN Jinsha. Novel method for transformer fault integrated diagnosis based on Bayesian network classifier[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20(4): 45-51.
- [11] 王永强, 律方成, 李和明, 等. 基于贝叶斯网络和 DGA 的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2004, 30(5): 12-13.
WANG Yongqiang, LÜ Fangcheng, LI Heming, et al. Intelligent fault diagnosis for power transformer based on Bayesian network and DGA[J]. High Voltage Engineering, 2004, 30(5): 12-13.
- [12] 陶新民, 李震, 刘福荣, 等. 基于精简集支持向量机的变压器故障检测方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(10): 3199-3206.
TAO Xinmin, LI Zhen, LIU Furong, et al. Fault detection method for power transformer based on SVM using reduced vector set[J]. High Voltage Engineering, 2016,

- 42(10): 3199-3206.
- [13] 吴晓辉, 刘炯, 梁永春, 等. 支持向量机在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(6): 457-457.
WU Xiaohui, LIU Jiong, LIANG Yongchun, et al. Application of support vector machine in transformer fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(6): 457-457.
- [14] 毕建权, 鹿鸣明, 郭创新, 等. 一种基于多分类概率输出的变压器故障诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(5): 88-93.
BI Jianquan, LU Mingming, GUO Chuangxin, et al. A transformer fault diagnosis method based on multi-classified probability output[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(5): 88-93.
- [15] 郭创新, 朱承治, 张琳, 等. 应用多分类多核学习支持向量机的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(13): 128-134.
GUO Chuangxin, ZHU Chengzhi, ZHANG Lin, et al. A fault diagnosis method for power transformer based on multiclass multiple-kernel learning support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(13): 128-134.
- [16] 严英杰, 盛戈皞, 陈玉峰, 等. 基于时间序列分析的输变电设备状态大数据清洗方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(7): 138-144.
YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. Cleaning method for big data of power transmission and transformation equipment state based on time sequence analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(7): 138-144.
- [17] 林峻, 严英杰, 盛戈皞, 等. 考虑时间序列关联的变压器在线监测数据清洗[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3733-3740.
LIN Jun, YAN Yingjie, SHENG Gehao, et al. Online monitoring data cleaning of transformer considering time series correlation[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3733-3740.
- [18] 莫娟, 王雪, 董明, 等. 基于粗糙集理论的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 162-167.
MO Juan, WANG Xue, DONG Ming, et al. Diagnosis model of insulation faults in power equipment based on rough set theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 162-167.
- [19] 朱永利, 吴立增, 李雪玉. 贝叶斯分类器与粗糙集相结合的变压器综合故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10): 159-165.
ZHU Yongli, WU Lizeng, LI Xueyu. Synthesized diagnosis on transformer faults based on Bayesian classifier and rough set[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10): 159-165.
- [20] MAJD A A, SAMET H, GHANBARI T. k-NN based fault detection and classification methods for power transmission systems[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 359-369. DOI: 10.1186/s41601-017-0063-z.
- [21] BENTLEY J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18 (9): 509-517.
- [22] CHANG C S, JIN J, CHANG C, et al. Online source recognition of partial discharge for gas insulated substations using independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2006, 13(4): 892-1002.
- [23] 汪可, 李金忠, 张书琦, 等. 变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(23): 6570-6579.
WANG Ke, LI Jinzhong, ZHANG Shuqi, et al. New features derived from dissolved gas analysis for fault diagnosis of power transformers[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(23): 6570-6579.

收稿日期: 2018-08-11; 修回日期: 2018-09-14

作者简介:

陈嘉宁(1989—), 男, 通信作者, 硕士, 工程师, 研究方向为电力系统继电保护。E-mail: cyxark@163.com

(编辑 许威)