

高压试验数据驱动的变电设备老化预测模型构建

张晟煜

国网福建省电力有限公司龙岩供电公司 福建 永定 364105

摘要: 随着电力系统的发展,变电设备的可靠运行至关重要。本文针对变电设备老化预测问题,提出基于高压试验数据驱动模型构建方法。深入剖析研究背景,系统分析高压试验数据与变电设备老化的内在关联,详细阐述数据预处理及特征提取技术,运用多种机器学习和深度学习算法构建预测模型,并介绍模型评估与优化策略。该模型能够精准预测变电设备老化状态,为电力系统运维提供科学依据,提升设备管理水平,保障电力系统稳定运行,具有重要的理论与实践意义。

关键词: 高压试验数据; 变电设备; 老化预测; 数据驱动; 机器学习; 深度学习

1 研究背景

电力作为现代社会的关键基础设施,其稳定供应对于经济发展、社会稳定和人民生活质量的提升具有不可或缺的作用。变电设备作为电力系统中的核心枢纽,负责电能的转换、分配和传输,其长期稳定运行是保障电力系统可靠性的关键因素之一。然而,变电设备在运行过程中会不可避免地受到电、热、机械、化学等多种应力的作用,随着时间的推移,这些应力的累积效应将导致设备逐渐老化,性能下降,进而引发故障,严重威胁电力系统的安全稳定运行。

近年来,随着电力检测技术的飞速发展,高压试验数据为变电设备老化预测提供了更为丰富和准确的信息来源。高压试验能够对变电设备的绝缘性能、电气参数等关键指标进行精确测量,这些数据蕴含着设备运行状态的重要信息,与设备的老化过程密切相关。通过对高压试验数据的深入挖掘和分析,可以构建数据驱动的老化预测模型,实现对变电设备老化状态的实时监测和精准预测,从而为电力系统运维人员提供更加科学、合理的决策依据,提前制定针对性的维护策略,优化设备维护计划,有效降低设备故障风险,提高电力系统的可靠性和运行效率,推动电力行业向智能化、精细化方向发展。

2 高压试验数据与变电设备老化的关联分析

高压试验数据涵盖了变电设备的多个关键性能指标,这些指标与设备的老化过程存在着内在的、紧密的联系,深入理解这种联系对于构建有效的老化预测模型具有重要意义。

绝缘电阻是衡量变电设备绝缘性能的重要参数之

一。在设备运行过程中,绝缘材料受到电、热、机械等应力的长期作用,其内部结构会逐渐发生变化,导致绝缘性能下降,表现为绝缘电阻的降低。电应力会使绝缘材料内部产生局部放电和电荷积累,逐渐破坏绝缘分子结构;热应力会加速绝缘材料的老化速度,使其物理和化学性质发生改变,如出现硬化、脆化等现象,进而影响绝缘电阻;机械应力可能导致绝缘材料出现裂纹、磨损等损伤,为水分和其他杂质的侵入提供通道,进一步降低绝缘电阻。因此,绝缘电阻的变化趋势可以直观地反映绝缘材料的老化程度和受潮情况,是评估变电设备老化状态的重要依据之一。

介质损耗因数反映了绝缘介质在交流电场作用下的能量损耗特性。当绝缘介质存在缺陷、老化或受潮等问题时,其极化过程会发生改变,导致介质损耗因数增大。绝缘介质内部的气泡、杂质或局部受潮区域会引起局部电场的畸变,增加介质损耗。而介质损耗产生的热量又会反过来加速绝缘介质的老化进程,形成恶性循环。通过对介质损耗因数的监测和分析,可以及时发现绝缘介质的潜在问题,预测设备的老化趋势,为采取相应的维护措施提供依据。

局部放电量是绝缘劣化初期的重要特征。在变电设备的绝缘结构中,由于制造工艺缺陷、长期运行导致的绝缘损伤或电场分布不均匀等原因,可能会出现局部电场强度过高的区域,从而引发局部放电现象。局部放电会产生高能电子和离子,这些带电粒子会撞击绝缘材料的分子结构,使其发生分解和氧化反应,逐渐侵蚀绝缘材料,形成微小的放电通道和缺陷。随着局部放电的持续发展,这些缺陷会不断扩大和加深,最终导致绝缘性能的严重下降,甚至引发绝缘击穿故障。因此,监测局部放电量的变化对于早期诊断变电设备的绝缘劣化情况

作者简介: 张晟煜,1992.03,性别:男,民族:汉,籍贯:福建永定,职称:工程师,学历:本科,主要研究方向或从事的工作:检修试验

具有关键作用。

耐压试验结果直接反映了变电设备在承受高电压作用下的绝缘强度和耐受能力。如果设备在耐压试验中出现击穿、闪络等现象，或者试验电压下的泄漏电流超出正常范围，这表明设备的绝缘已经存在严重的问题，可能已经处于较为严重的老化阶段。即使耐压试验能够通过，但试验过程中的一些参数变化，如泄漏电流的微小增加、局部放电的出现等，也可能暗示着设备绝缘存在潜在的缺陷和老化迹象，需要进一步深入分析和监测。

为了建立准确可靠的变电设备老化预测模型，对高压试验数据进行系统的分析和处理是必不可少的环节。首先，需要对不同类型的高压试验数据全面的整理和分类，明确各个数据指标与设备老化之间的具体物理机理和数学关系。这需要深入研究电力设备的绝缘理论、电气特性以及老化过程的物理化学变化规律，建立起数据指标与老化程度之间的量化模型。例如，通过大量的实验数据和理论分析，确定绝缘电阻与设备运行时间、温度、电场强度等因素之间的数学函数关系，从而能够根据实时测量的绝缘电阻值反推设备的老化状态。

其次，考虑到高压试验数据的复杂性和多样性，实际采集的数据中往往存在数据缺失、异常值等问题。数据缺失可能是由于传感器故障、数据传输中断或测试条件限制等原因造成的。对于数据缺失的情况，可以采用数据插值法进行处理，如线性插值、多项式插值或基于机器学习的插值方法，根据数据的分布规律和相关性，对缺失的数据进行合理的估计和补充。异常值则可能是由于测试过程中的干扰、设备的突发故障或测量误差等因素引起的。对于异常值，需要采用合适的异常值检测方法，如基于统计分析的 3σ 准则、箱线图法或基于聚类分析的方法，将异常值识别出来并进行剔除或修正，以保证数据的质量和完整性，避免异常数据对后续模型构建和分析造成不良影响。

3 基于高压试验数据的变电设备老化预测模型构建

在明确了高压试验数据与变电设备老化的内在关联，并对数据进行了有效的预处理和特征提取之后，接下来的核心任务就是构建精准的变电设备老化预测模型。根据高压试验数据的特点以及老化预测的目标要求，可以选用合适的机器学习或深度学习算法来实现这一目标。

机器学习算法以其强大的分类和回归能力，在变电设备老化预测领域具有广泛的应用前景。支持向量机（SVM）作为一种经典的机器学习算法，在处理小样本、非线性分类问题方面具有显著优势。在构建基于

SVM的变电设备老化预测模型时，首先将经过预处理和特征提取后的高压试验数据的特征向量作为模型的输入，而将设备的老化状态（如正常、轻微老化、中度老化、严重老化等）进行量化编码后作为模型的输出。通过对大量已知老化状态的设备高压试验数据进行训练，SVM模型能够学习到数据特征与老化状态之间的复杂映射关系，从而具备对未知设备老化状态进行准确预测的能力。

在SVM模型的训练过程中，核函数的选择和参数的优化是至关重要的环节。核函数的作用是将原始数据映射到高维空间中，使得数据在高维空间中能够更容易地被线性划分。常见的核函数包括线性核函数、多项式核函数、径向基核函数（RBF）等。不同的核函数适用于不同类型的数据分布和问题场景，需要根据实际情况进行选择 and 试验。例如，对于线性可分的数据，线性核函数可能就能够取得较好的效果；而对于数据分布较为复杂、非线性特征明显的情况，RBF核函数通常能够更好地捕捉数据的非线性关系。同时，还需要对SVM的参数进行优化，如惩罚参数C和核函数参数 γ （对于RBF核函数）等。这些参数的取值会直接影响SVM模型的性能，通过交叉验证等方法，可以在一定的参数取值范围内进行搜索和优化，找到使模型性能最佳的参数组合，从而提高预测的准确性和泛化能力。

决策树算法也是一种常用的机器学习方法，其基本思想是通过递归划分，构建出一棵类似于树形结构的决策模型。每个内部节点表示对一个数据特征的测试条件，分支表示该测试条件的不同结果，而叶节点则代表最终的决策类别，即设备的老化状态。决策树算法具有直观易懂、计算效率高、能够处理多类别分类问题等优点，并且对于数据的缺失值和异常值具有一定的鲁棒性。在构建变电设备老化预测的决策树模型时，可以根据高压试验数据的各个特征属性，选择合适的划分指标，如信息增益、信息增益比、基尼指数等，来确定每个节点的划分条件，逐步构建出一棵完整的决策树模型。然而，决策树算法也存在容易过拟合的问题，为了克服这一缺陷，可以采用剪枝技术，对决策树进行适当的修剪，减少模型的复杂度，提高其泛化能力。

随机森林算法则是基于决策树的一种集成学习方法，它通过构建多个决策树，并对这些决策树的预测结果进行综合投票或平均，来得到最终的预测结果。随机森林在一定程度上克服了单个决策树容易过拟合的问题，具有更高的准确性和稳定性。在构建随机森林模型时，需要确定决策树的数量、每个决策树的特征选择方

式以及其他一些相关参数。通过对多个决策树的训练和组合,随机森林能够充分利用高压试验数据中的各种信息,提高对变电设备老化状态的预测精度,并且对于数据中的噪声和异常值具有较强的鲁棒性,在实际应用中表现出了良好的性能。

深度学习算法以其强大的自动特征学习和复杂非线性关系建模能力,在处理高压试验数据这样的复杂问题时展现出了独特的优势。神经网络作为深度学习的基础模型,由输入层、隐藏层和输出层组成。对于基于高压试验数据的变电设备老化预测任务,可以构建多层神经网络模型,输入层接收经过预处理和特征提取后的高压试验数据,隐藏层通过神经元的激活函数(如Sigmoid函数、ReLU函数等)对数据进行非线性变换,自动提取数据中的深层次特征信息,多个隐藏层可以逐步抽象和精炼数据特征,从而更好地捕捉数据与设备老化状态之间的复杂关系,输出层则输出设备的老化预测结果。

在神经网络模型的训练过程中,采用反向传播算法对模型的权重和偏差进行更新优化。反向传播算法基于误差的反向传播原理,通过计算预测结果与实际老化状态之间的误差函数,并将误差从输出层逐步反向传播到输入层,利用梯度下降法来调整模型的权重和偏差,使得误差函数最小化。在训练过程中,需要合理设置学习率、迭代次数等训练参数,以平衡模型的收敛速度和准确性。同时,为了防止过拟合问题,可以采用正则化技术,如L1正则化、L2正则化、Dropout等方法,对模型的复杂度进行约束,提高模型的泛化能力。

对于具有时间序列特征的高压试验数据,如设备在一段时间内的多次试验数据,循环神经网络(RNN)及其变体(如长短期记忆网络LSTM、门控循环单元GRU)能够更好地捕捉数据的动态变化规律。RNN通过引入循环结构,使得神经元在处理当前输入数据时能够考虑到之前的输入信息,从而具备对时间序列数据的记忆和处理能力。在模型构建完成后,为了确保模型的性能和可靠性,还需要对模型进行全面、严谨的评估和验证。通常采用独立的测试数据集对模型的性能进行测试,测试数据集应与训练数据集具有相同的分布特征,但不参与

模型的训练过程,以保证评估结果的客观性和准确性。评估指标可以包括准确率、召回率、F1值、均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)等多个方面。准确率反映了模型预测正确的样本数量占总样本数量的比例,召回率则衡量了模型正确预测的正样本数量占实际正样本数量的比例,F1值是综合考虑准确率和召回率的一个指标,能够更全面地评估模型的性能。均方误差和平均绝对误差则从误差的角度衡量了模型预测结果与实际值之间的偏差程度,这些指标可以从不同的角度反映模型的性能优劣。

根据评估结果,如果模型的性能未达到预期要求,则需要对模型进行进一步的优化和调整。优化的方法可以包括调整模型的结构和参数、增加训练数据量、改进数据预处理和特征提取方法等。通过不断地评估和优化,确保模型能够准确地预测变电设备的老化状态,为电力系统的运维工作提供可靠的技术支持。

4 结论

本文提出的基于高压试验数据驱动的变电设备老化预测模型构建方法,通过深入分析高压试验数据与变电设备老化之间的内在联系,运用先进的数据预处理和特征提取技术,结合多种机器学习和深度学习算法,成功构建了具有较高准确性和可靠性的变电设备老化预测模型。该模型能够充分利用高压试验数据中的丰富信息,实现对变电设备老化状态的精准预测,为电力系统运维人员提供了科学、有效的决策依据,有助于提前制定合理的设备维护计划,及时采取针对性的维护措施,从而有效降低设备故障发生的风险,提高电力系统的安全性和可靠性,保障电力供应的稳定、持续。

参考文献

- [1]易盼,杨臻,徐金,等.输变电设备用防腐配套涂层体系耐老化性研究[J].变压器,2024,61(08):40-45.
- [2]麻守孝,邓军,黎大健,等.变电设备密封材料老化试验研究[J].电气应用,2024,43(01):67-76.
- [3]范永强,输变电设备复合绝缘老化状态现场检测及憎水性恢复技术研究.内蒙古自治区,内蒙古电力(集团)有限责任公司内蒙古超高压供电分公司,2021-06-29.