

人工智能在变电运维故障诊断中的应用与优化研究

陈 晨 熊 伟

国网湖北省电力有限公司超高压公司 湖北武汉 430000

摘要: 本文深入探讨了人工智能在变电运维故障诊断中的应用与优化策略。首先阐述了人工智能在该领域的优势,包括提高故障诊断准确性、增强故障预测与预警能力以及降低运维成本。接着详细分析了深度学习技术、机器学习算法、专家系统和多传感器信息融合技术等 在变电运维故障诊断中的具体应用。然后针对应用过程中存在的问题,提出了数据预处理与质量提升、算法优化与模型选择以及增强模型可解释性等优化策略。最后得出结论,人工智能在变电运维故障诊断中具有巨大的应用潜力,通过不断优化可以进一步提高变电运维的效率和可靠性。

关键词: 人工智能; 变电运维; 故障诊断; 应用优化

引言

在电力系统不断发展以及智能化水平越来越高的今天,变电运维工作越来越重要。变电设备能否安全、稳定地运行,直接影响着电力供应的可靠性与供电质量。但是传统变电运维故障诊断方法效率不高,精度不佳,很难适应现代电力系统发展需要。人工智能技术的飞速发展,为变电运维故障诊断带来了一种新思路、新方法。人工智能拥有出色的数据处理和分析能力,可以从大量的运行数据中筛选出有价值的信息,从而实现 对变电设备故障的精确诊断和预测。因此,对变电运维故障诊断过程中人工智能的运用和优化进行研究有着非常现实的意义。

一、人工智能在变电运维故障诊断中的优势

1. 提高故障诊断准确性

人工智能能够处理大量变电运行数据,并通过分析历史故障数据与实时运行数据来挖掘潜在故障模式与特点。机器学习算法能够通过分类识别数据来区分正常数据和故障数据,以达到精确地诊断故障。例如,采用支持向量机(SVM)算法对电网的运行数据进行分类,可以显著提高故障诊断的准确率,从而减少误诊和漏诊的情况。

深度学习技术可以通过建立深度神经网络来实现复杂非线性问题建模,并进一步提升故障诊断精度。卷积神经网络(CNN)具有处理图像数据的能力,在对变电设备进行图像巡查时,它能够精确地检测设备表面的异常状况,从而为运维团队提供必要的维护参考。长短期记忆网络(LSTM)作为RNN的一个变种,具有捕获长期依赖关系的能力,并在故障预测方面表现出色。通过分析历史故障数据,该网络能够识别出故障发生的模式,

从而更精确地进行故障诊断。

2. 增强故障预测与预警能力

通过分析历史故障数据,人工智能能够预测出将来可能出现的故障并向运维人员发出预警信息。通过深度学习算法挖掘历史故障数据,可以发现故障出现的规律与趋势,并提前预测出故障出现的时间与种类。例如,在一个电力系统中,通过建立LSTM模型来预测电网的运行数据,这样可以提前警告可能出现的故障风险,从而让运维团队能够迅速采取相应措施,防止故障的发生。

另外,人工智能能够对变电设备运行状态进行实时监控并及时发现异常。设备状态监测在变电运维故障诊断中发挥着重要作用,人工智能能够借助图像识别技术和传感器技术实现设备全方位监控。该系统能在设备发生异常的情况下快速发出预警信号,提醒运维人员及时处理,以加强对故障的预测和预警。

3. 降低运维成本

将人工智能应用于变电运维故障诊断,能够减少运维成本。通过对设备状态进行实时监控并及时检测出故障,可以减少因故障而造成的设备损坏和维修成本。比如说,如果能在设备出现故障的早期阶段进行发现和 处理,就能有效地防止故障进一步恶化,同时也能降低设备更换和维护所需的成本。

同时,通过对故障的预测与报警,运维人员能够提前进行检修准备工作,合理地安排检修计划,缩短停电时间,从而提高电网供电的可靠性,减少由于停电造成的经济损失。某电力公司采用机器学习算法处理变电站的运行数据,实现了对设备状态的实时监控和故障诊断,从而有效地降低了运维成本。

二、人工智能在变电运维故障诊断中的具体应用

1. 深度学习技术的应用

深度学习技术对于变电运维故障诊断有着重要应用。在图像识别领域，卷积神经网络（CNN）展现出了其独特的优势，特别适用于变电设备的图像巡查工作。实际工作中通过设置摄像头实时采集变电设备的照片，并把采集的照片传送给CNN模型处理。CNN模型能够自动识别出设备表面是否存在裂纹、磨损及其他异常信息，给运维人员带来直观的故障信息。

在处理时间序列数据时，循环神经网络（RNN）和其变种LSTM展现出了卓越的性能。变电设备运行数据一般为时间序列数据，利用RNN、LSTM等技术能够建模并捕获数据的时间依赖关系，以达到故障预测与诊断的目的。例如，通过分析变电站的电压、电流等运行数据，可以利用LSTM模型预测设备在未来一段时间内的运行状态，从而提前发现潜在的故障风险。

2. 机器学习算法的应用

机器学习算法广泛应用于变电运维故障诊断。支持向量机（SVM）拥有出色的泛化性能，能够高效地处理高维数据。故障诊断时，SVM能把正常数据与故障数据归类，并通过训练数据学习来构造分类模型。当输入新数据后，该模型能迅速地判断出数据属于哪一类，达到故障诊断的目的。

决策树与随机森林算法相结合可对故障原因进行分析与诊断。决策树是将数据分层划分构造决策树模型，并依据不同特征值做出决策以寻找故障原因。随机森林实际上是一个由众多决策树构成的综合学习模型，通过整合这些决策树的输出，能成功地提高故障检测的准确率和稳定性。

3. 专家系统的应用

专家系统应用于变电运维故障诊断效果显著。其原理为：在收到电力系统故障告警信息之后，根据知识库内的经验与知识对其进行区分、定位与归类，然后向调度检修人员输出处理结果。在结构上，专家系统由推理机与知识库两大模块组成，在这两大模块中，知识库中知识的多少与经验的丰富程度对故障诊断结果的精确度有很大影响，知识与经验越多，则诊断结果越准确、越全面。

在实践中，专家系统表现出了极强的智能化与理性化思维，能够有效应对故障反馈信息、检修信息以及调度中心的指令信息，而不受外部其他因素的干扰。只要推理机对信息处理建立起一个成熟、可靠的逻辑框架，那么所反馈的故障诊断信息具有非常高的准确度。如超

高压变电所故障诊断与分析专家系统利用两级系统结构中推理机可以实现变电所内故障设备诊断及故障情况的综合、精确、全面分析，并通过引入绝缘知识对高压设备的故障原因进行分析，拓展诊断与分析的性能。

4. 多传感器信息融合技术的应用

多传感器信息融合技术对变电运维故障诊断具有重要影响，其能够对多个传感器收集到的信息进行融合和处理，促进故障诊断的准确性和可靠性。变电运维场景中不同的传感器可以采集到多种类型的信息，例如温度传感器对设备的温度变化进行监测，振动传感器对设备的振动情况进行感知，电流传感器对电流的大小和变化进行检测等。

在多传感器信息融合技术的运用中，需要先选择适当的传感器，并根据变电设备的监测需求以及工作环境进行选择，以保证能够准确地收集到需要的数据。然后将传感器采集到的信号经过预处理以消除噪声与干扰，使数据更加纯净。之后进行特征提取，由于不同传感器所采集到的数据中信号属性及特征相差较大，因此需要对其进行有效的特征提取以用于后续的处理。最后对不同传感器数据进行特征整合，以获得更加精确和完整的信息，从而为故障诊断提供强有力的支撑。

常见的数据融合算法包括卡尔曼滤波算法、粒子滤波算法、支持向量机算法以及神经网络算法，这些算法可以根据特定的场景及需要进行选取。比如在温度传感器发现设备的温度非正常上升的情况下，而振动传感器发现设备的振动增强时，多传感器信息融合系统能够对设备的潜在故障进行全面的判定，同时，系统会及时发布预警信息，以便全方位地掌握设备的运行状况，从而提升故障诊断的准确度和可信赖度。

三、人工智能在变电运维故障诊断中的优化策略

1. 数据预处理与质量提升

数据是人工智能模型训练和应用的基础，数据的质量直接影响模型的性能和诊断准确性。在变电运维故障诊断中，采集到的数据往往存在噪声、缺失值和异常值等问题，需要进行预处理和质量提升。

数据预处理包括数据清洗、数据归一化和数据降维等步骤。数据清洗主要是去除数据中的噪声和异常值，可以采用滤波算法、离群点检测算法等方法。数据归一化是将不同量纲的数据统一到相同的范围，避免因数据量纲不同对模型训练产生影响。常用的数据归一化方法有最小-最大归一化和Z-score归一化等。数据降维是为了减少数据的维度，降低计算复杂度，同时保留数据的

主要特征。常见的数据降维方法有主成分分析（PCA）和线性判别分析（LDA）等。

此外，为了提高数据质量，还可以采用数据增强技术。数据增强是通过对原始数据进行变换和扩展，生成更多的训练样本，提高模型的泛化能力。例如，在图像数据处理中，可以通过旋转、翻转、缩放等操作对图像进行增强；在时间序列数据处理中，可以通过添加噪声、时间扭曲等操作对时间序列进行增强。

2. 算法优化与模型选择

不同应用场景中，不同人工智能算法的性能表现在差异，需结合变电运维故障诊断的具体要求选择适当算法与模型并加以优化。

选择算法时需综合考虑数据类型、大小及特点，同时还要兼顾故障诊断对准确性与实时性的要求。比如对图像数据来说，CNN一般为优选的算法；对时间序列数据来说，像LSTM这样的循环神经网络也许更为适用；在处理小样本数据时，SVM和其他算法可能展现出更出色的泛化性能。

就算法优化而言，可从调整算法参数、完善算法结构以及引进新技术来改善算法性能。以深度学习算法为例，通过调节网络层数、神经元个数和学习率对网络训练过程进行优化；可利用注意力机制、残差连接对网络结构进行改进，增强其特征提取能力及分类准确性。

3. 增强模型可解释性

增强模型的可解释性对于人工智能用于变电运维的故障诊断是极其关键的。模型的可解释性就是要使得模型内部的决策过程及参数设置透明化，使运维人员能够了解其运作机制，突破传统机器学习中黑箱操作等限制。

从技术手段来看，存在局部解释与全局解释的区别。局部解释的对象是个别样本，例如用LIME或者SHAP；全局解释的对象是模型的整体，类似于特征重要性分析或者是模型依赖图的解释。从模型层面，注重整体结构与参数设置，揭示总体的决策逻辑；特征层面重点研究了模型对于每个特征的使用，并明确了决策过程中的关键特征；决策层面是在具体输入下对决策依据进行探索。

提高可解释性的途径很多。以模型为基础，通过对结构或者参数进行修正来增强解释性，例如决策树可视化与线性模型系数解释等；以特征为基础的方法通过分析特征的重要性来进行增强，例如特征选择技术或对特征重要性进行排序；以样本为基础的方法是通过产生合成样本或者对输入数据进行修正来实现的，例如对抗样本生成技术等。

在实践中提高模型的可解释性具有重要的意义。在

变电运维故障诊断中，运维人员能够理解模型诊断结果获取的流程，从而采取较好的措施。将专家经验与人工智能技术相结合，实现了人机协同的目的，专家可以对模型的诊断结果进行评价与判读，增强了诊断的可靠性与可解释性。以信用评分与疾病诊断为例，可解释性方法可以揭示出模型中特征的使用规律，增强公平性、合规性、准确性与可靠性，在变电运维工作中，故障诊断的可信度与有效性也得到了相应的提高。

除此之外，还可以利用如TensorFlow的TensorBoard和Scikit-learn的Permutation Importance等解释性工具来辅助评估和展示模型的解释性。在模型的开发阶段，应该提前关注并通过实验来验证模型的解释能力。

结论

人工智能应用于变电运维故障诊断有着显著优势，它通过提高故障诊断精度、加强故障预测和预警能力、减少运维成本等方式给变电运维工作带来重大改变。深度学习技术、机器学习算法、专家系统以及多传感器信息融合技术被广泛应用于变电运维故障诊断，取得较好成效。但将人工智能应用于变电运维故障诊断仍面临着数据质量、算法优化以及模型的可解释性等挑战。要想进一步提升人工智能对变电运维故障诊断的作用，就必须采取相关优化策略，主要有数据预处理和质量提升、算法优化和模型选择、提高模型的可解释性等。随着人工智能技术今后的发展与革新，它在变电运维故障诊断方面也会有更大的应用。通过人工智能技术的持续优化与改进，变电设备故障会得到更加精准的诊断与预报，变电运维工作效率与可靠性也会得到提升，从而为电力系统安全平稳运行提供了强有力的保障。

参考文献

- [1] 赵晓利, 乔青青. 人工智能在变电运维监控中的应用探讨[C]// 全国绿色数智电力设备技术创新成果展示会. 国网宁夏银川供电公司, 2024.
- [2] 李想, 王智峰, 余文艳. 人工智能在基础电信网络故障智能化诊断领域的应用研究[J]. 中国宽带, 2025, 21(3): 143-145.
- [3] 梅傲松. 探索人工智能AI在变电运维中的应用[J]. 名城绘, 2019(8): 1.
- [4] 张威. 人工智能技术在变电站运维管理中的应用研究[J]. 电气技术与经济, 2024(7): 227-229.
- [5] 任毅华, 万志远, 吕东. 人工智能技术的变电运维软件设计与研究[J]. 电子世界, 2022(1): 29-30.