

基于大数据分析的换流站阀控系统故障诊断与预测研究

熊传广 王长春 郑景元

国网上海市电力公司直流分公司 上海 200235

摘要: 随着电力系统规模的不断扩大和复杂性的日益增加,换流站作为电力系统中至关重要的组成部分,其运行的可靠性直接影响到整个电网的稳定性和安全性。换流站阀控系统作为换流站的核心设备之一,其健康状况直接关系到换流站乃至整个电力系统的安全运行。因此,开展换流站阀控系统的故障诊断与预测研究,对于保障电力系统的稳定运行具有重要的现实意义。本文旨在探讨基于大数据分析的换流站阀控系统故障诊断与预测方法。通过分析换流站阀控系统的故障数据,结合大数据技术的优势,提出一种有效的故障诊断与预测模型,以期提高故障诊断的准确性和预测能力。

关键词: 大数据分析;换流站阀控系统;故障诊断;预测

引言

随着电力系统的快速发展,换流站作为高压直流输电系统的核心部分,其稳定运行对于整个电网的安全至关重要。然而,换流站阀控系统在运行过程中常面临多种故障,这些故障若不能及时发现和处理,将可能引发严重的事故。当前,换流站阀控系统故障诊断面临诸多挑战,如响应速度慢、误诊率高、大量实时数据处理能力不足以及忽视了故障的早期预警和演变规律等。为了解决这些问题,基于大数据分析的换流站阀控系统故障诊断与预测研究显得尤为重要。

一、目前换流站阀控系统故障诊断的挑战

(一) 响应速度慢和误诊率高

在换流站阀控系统的故障诊断中,一个显著的挑战是响应速度慢和误诊率高。传统的故障诊断方法往往依赖于人工经验和定期巡检,这种方式不仅效率低下,而且容易受到人为因素的影响,导致误诊的情况时有发生。此外,随着换流站规模的扩大和复杂性的增加,故障诊断的难度也在不断提升,进一步加剧了响应速度慢和误诊率高的问题。

(二) 大量实时数据处理能力不足

换流站阀控系统在运行过程中会产生大量的实时数据,这些数据对于故障诊断和预测具有重要意义。然而,

目前许多换流站的数据处理能力并不足以应对这种大规模的数据流。传统的数据处理技术往往无法在短时间内完成对这些数据的分析和处理,导致许多有价值的信息被遗漏或延误。这不仅影响了故障诊断的准确性和及时性,也限制了换流站运行效率和安全性的提升。

(三) 忽视了故障的早期预警和演变规律

传统的故障诊断方法往往侧重于对已经发生的故障进行诊断和修复,而忽视了故障的早期预警和演变规律。事实上,许多故障在发生之前都会表现出一些异常特征或趋势,如果能够及时发现并采取相应的预防措施,就可以有效避免故障的发生或降低其影响程度。然而,由于缺乏对故障早期预警和演变规律的研究和应用,许多潜在的故障风险被忽视或延误处理,从而增加了换流站运行的安全隐患。

二、换流站阀控系统故障数据

(一) 故障数据来源与类型

在换流站阀控系统故障诊断的研究中,故障数据来源与类型是至关重要的基础。数据主要来源于两个主要渠道:一是来自系统的实时监测数据,这些数据由遍布换流站的传感器持续收集,包括电压、电流、温度、压力等关键参数;二是历史维护记录,这些记录详细记载了过去的故障事件、维修活动以及部件更换信息。通过整合这些多源数据,可以构建全面的故障数据库,为后续的分析提供丰富的素材。在数据类型方面,可以将其划分为结构化数据和非结构化数据。结构化数据通常以数值或分类形式存在,如传感器读数,可以直接导入分析模型进行处理。非结构化数据可能包括故障日志文本、

作者简介: 熊传广,1982年10月,男,汉,湖北广水,工程硕士,国网上海市电力公司直流分公司,高级工程师,高压直流输电。

专家的诊断报告或者维修工单的详细描述，这些数据需要通过文本挖掘和信息提取技术转化为可分析的形式。例如，可以利用自然语言处理技术，将维修报告中的故障描述转化为标准化的故障模式，以利于数据驱动的故障模式识别和预测。

（二）数据预处理与质量控制

在换流站阀控系统故障诊断的研究中，数据预处理与质量控制是确保分析准确性和有效性的关键步骤。数据质量直接影响到故障模式识别的精确度，因此，必须对收集到的大量故障数据进行清洗和校正。这包括处理缺失值，可能由于传感器故障或数据传输问题造成；消除异常值，这些异常值可能源自测量误差或系统瞬时扰动；以及统一不同来源数据的格式和单位，确保数据的一致性和可比性。例如，当面对包含数百万条记录的大型数据集时，可能需要应用数据降噪技术，如平滑滤波或统计异常检测方法，来识别并剔除不准确的观测值。在质量控制方面，建立严格的数据质量评估框架是必要的，这可能包括数据质量指标的定义、数据质量的定期检查以及问题数据的处理流程。通过与历史数据或人工审核结果对比，可以评估数据预处理的效果，进一步优化分析模型的性能。只有在确保数据质量的前提下，后续的故障诊断和预测模型才能建立在坚实的基础上，从而提高换流站运行的安全性和经济性。

（三）数据集成与标准化

在换流站阀控系统故障诊断的研究中，数据集成与标准化是至关重要的步骤。数据是故障诊断的基础，它涵盖了从传感器收集的实时运行参数、历史维护记录到设备制造商提供的元数据等多源异构信息。这些数据可能以不同的格式、标准和存储在不同的系统中，因此需要进行有效的整合，以确保分析模型能够获得一致且可操作的输入。数据集成涉及到将来自不同来源的数据统一到一个共享的视图中，这可能需要使用ETL（提取、转换、加载）工具和技术。例如，当故障数据来源于SCADA系统、PMU设备以及纸质维护报告时，需要将这些数据转换成统一的结构，以便于后续的分析。同时，为了消除数据孤岛，可能需要构建数据湖或数据仓库，以集中存储和管理所有相关数据。标准化过程则确保数据具有可比性和一致性。这可能包括对单位的一致化（如将所有电流数据转换为同一单位）、异常值处理（如填充传感器读数中的缺失值或识别异常读数）以及对设备状态的标准化编码（如使用统一的故障代码系统）。通过标准化，可以降低分析的复杂性，提高不同来源数据

之间的互操作性。

在案例分析中，例如，某换流站曾面临来自多个供应商的阀控组件数据不兼容的问题。通过实施数据集成与标准化策略，他们成功地创建了一个统一的数据模型，使得不同组件的性能指标可以进行有效比较，从而提高了故障预测的准确性。这一过程也强调了数据治理的重要性，包括数据质量控制和元数据管理，以确保分析结果的可靠性和可解释性。

三、基于大数据的故障诊断方法

（一）数据驱动的故障模式识别

数据驱动的故障模式识别是本研究中的核心部分，它涉及从海量的换流站阀控系统运行数据中挖掘故障特征。通过收集传感器数据、设备状态信息以及维护记录等多源数据，可以构建一个详细的设备行为模型。例如，可以利用统计分析方法识别出正常运行状态与异常状态之间的显著差异（如PCA降维分析），从而定义出各种潜在的故障模式（如温度异常、电流波动等）。在数据预处理阶段，可能需要处理缺失值、异常值以及噪声，确保用于模式识别的数据质量。此外，时间序列分析技术，如ARIMA模型，可以用来捕捉设备性能随时间的变化规律，这对于识别渐变型故障尤其重要。在实际应用中，可能需要训练机器学习模型，如支持向量机（SVM）或随机森林，以自动学习和更新故障模式。这些模型能够从历史故障案例中学习，随着时间的推移，不断提高识别准确性和鲁棒性。例如，通过对比正常运行的“健康”模式和已知故障模式，模型可以更准确地识别出处于早期故障阶段的设备。深度学习，特别是卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN），在处理复杂非线性关系时展现出强大的能力。通过构建能够理解时间序列数据的深度架构，模型可以学习到数据的高级抽象特征，从而提高对未知故障模式的识别能力。

（二）机器学习在故障诊断中的应用

在电力系统中，换流站阀控系统是高压直流输电的关键设备，其稳定运行对整个电网的可靠性至关重要。然而，由于系统复杂性，故障往往具有非线性、时变和隐蔽性，给诊断带来巨大挑战。机器学习技术，如支持向量机（SVM）、随机森林和深度学习网络，为解决这些问题提供了新的思路。例如，通过收集大量的阀控系统运行数据，包括电流、电压、温度等传感器信号，可以训练分类器来识别不同类型的故障模式。这些模型能够从大量的特征中自动学习故障的特征表示，实现对未知故障的快速识别。

（三）深度学习模型构建与优化

深度学习模型，如卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN），能够自动学习故障模式的特征，从而提高诊断的准确性和效率。在构建模型时，需要考虑数据的非线性关系以及时间序列的动态变化。此外，通过引入注意力机制或利用Transformer架构，模型可以更好地捕捉到关键信号，减少冗余信息的影响。在优化阶段，可能采用Adam优化器进行参数调整，并利用验证集进行早期停止，防止过拟合。同时，利用实际故障案例的数据进行模型训练，通过对比分析模型预测结果与实际故障状态，不断迭代优化模型性能，以实现更精准的故障预测。

四、故障预测模型

（一）时间序列分析与预测

时间序列分析是一种统计技术，它涉及对数据序列随时间变化的模式进行研究，以识别潜在的趋势、周期性和异常。在基于大数据分析的换流站阀控系统故障诊断与预测中，时间序列分析能够帮助我们理解设备性能随时间的演变，从而提前预测可能出现的故障。例如，通过收集阀控系统的历史维护记录和传感器数据，可以构建时间序列模型来捕捉设备状态的动态变化。这些模型可以识别出设备性能下降的早期迹象，比如异常的电流波动或温度上升，这些都可能是未来故障的先兆。在构建预测模型时，可以采用ARIMA（自回归整合滑动平均模型）或状态空间模型等经典时间序列方法。这些模型能够处理非线性趋势、季节性以及随机波动，以生成准确的故障预测。例如，通过分析过去几年中换流阀在特定季节的故障率，ARIMA模型可以预测在下一个相同季节可能会发生的故障数量，为预防性维护提供决策支持。在实际应用中，假设我们有一个换流站，其阀控系统在过去12个月内记录了1000个与故障相关的指标。通过时间序列分析，发现某些关键指标（如连续的电压过冲事件）呈现出逐渐恶化的趋势。利用这些发现，可以训练预测模型，预测在接下来的6个月内，阀控系统发生严重故障的概率，从而提前安排维修工作，避免非计划停机造成的损失。

（二）预警指标体系的建立

在故障预测模型中，预警指标体系的建立是至关重要的，它能够提前识别潜在的故障风险，为换流站的运维决策提供强有力的支持。预警指标通常包括多个层次，如设备状态参数、运行性能指标以及环境影响因素等。

例如，可以设定阀控系统中关键部件的温度、电压偏差、电流谐波分量等参数作为基础预警指标，当这些参数超出预设的安全阈值时，系统将自动触发预警机制。

在案例分析阶段，可以参考历史故障数据，通过数据挖掘技术找出故障发生前的共性特征，这些特征可以进一步转化为可量化的预警指标。比如，通过分析以往故障记录，发现当阀控组件的温度持续高于正常值的 3σ （标准偏差）时，故障发生的概率显著增加。因此，可以设定温度异常持续时间作为一项高级预警指标。为了确保预警指标的有效性，需要利用统计分析和机器学习方法建立预测模型，如使用支持向量机（SVM）或随机森林（RF）等算法，对指标与未来故障状态之间的关系进行建模。模型经过训练和验证后，可以实时监测预警指标的变化趋势，并预测未来可能出现的故障概率。

结束语

综上所述，随着技术的不断进步和数据的日益丰富，基于大数据分析的换流站阀控系统故障诊断与预测研究正逐渐成为电力行业的重要发展方向。本文深入探讨了当前换流站阀控系统故障诊断面临的挑战，并引入了大数据的概念及其特征，为故障诊断提供了新的视角和方法。通过对换流站阀控系统故障数据的详细分析，建立了基于大数据的故障诊断方法和故障预测模型，旨在提高故障诊断的准确性和预测能力。

参考文献

- [1] 刘孝, 钱逸磊, 闫全全. 一起换流站阀水冷系统故障问题分析及处理[J]. 电力与能源, 2023, 44(03): 296-300.
- [2] 范鑫, 邹韬. 某特高压换流站阀冷系统外冷水产水流量低问题分析及解决方案研究[J]. 电工技术, 2023, (05): 175-178.
- [3] 顾先涛, 郭兴旺, 田杰, 周正, 宋麒麟. 某特高压换流站阀冷系统主循环泵利用率提升分析[J]. 安徽电气工程职业技术学院学报, 2022, 27(04): 54-58.
- [4] 黄赵鑫, 朱志平, 周攀, 江源康, 贺明鹏, 王正刚. 换流站阀冷系统中丙二醇防冻液的腐蚀特性研究[J]. 中国腐蚀与防护学报, 2022, 42(03): 471-478.
- [5] 江一, 梁秉岗, 陶敏, 刘英男. 换流站阀厅运行环境在线监测系统及传感器布点方法研究[J]. 高压电器, 2021, 57(10): 77-82.