

变电站智能化运维中多源数据融合技术应用

陈华伟

珠海电力建设工程有限公司 广州珠海 519000

摘要：随着智能电网的快速发展，变电站智能化运维成为保障电网安全稳定运行的关键。多源数据融合技术通过整合来自不同传感器、系统和设备的数据，为变电站运维提供了全面、精准的信息支持。本文深入探讨了多源数据融合技术在变电站智能化运维中的应用，涵盖数据预处理、特征提取与融合、模型训练与优化等核心环节，并结合实际案例分析了其应用效果。研究表明，多源数据融合技术可显著提升变电站设备状态监测、故障诊断和运维决策的准确性，为智能电网建设提供有力支撑。

关键词：变电站智能化运维；多源数据融合；设备状态监测；故障诊断；运维决策

引言

智能电网作为未来电力系统的发展方向，旨在实现电力系统的安全、可靠、经济、高效运行。变电站作为智能电网的关键节点，承担着电能分配、转换和控制等重要任务。传统变电站运维依赖人工巡检和定期检修，存在效率低、成本高、实时性差等问题，难以满足智能电网对变电站运维的高要求。随着物联网、大数据、人工智能等技术的快速发展，变电站智能化运维成为必然趋势。多源数据融合技术作为智能化运维的核心技术之一，能够整合来自不同传感器、系统和设备的数据，消除数据异构性，提高数据质量和利用率，为变电站运维提供全面、精准的信息支持。通过多源数据融合，可以实现对变电站设备状态的实时监测、故障的精准诊断和运维决策的科学优化，从而提高变电站的运行可靠性和运维效率，降低运维成本。

1 多源数据融合技术概述

1.1 多源数据的定义与分类

1.1.1 设备状态监测数据

这是变电站多源数据的重要组成部分，通过安装在设备上的各类传感器采集。例如，温度传感器用于监测变压器、断路器等设备的温度，振动传感器用于监测设备的振动情况，电流、电压传感器用于监测电气设备的运行参数等。这些数据能够直接反映设备的运行状态，是设备状态评估和故障诊断的重要依据。

1.1.2 运行日志数据

包括设备启停记录、操作指令、故障报警等信息。运

行日志数据记录了设备的运行过程和事件，对于分析设备故障原因、了解设备运行历史具有重要意义。例如，通过分析设备的启停记录，可以了解设备的运行时间和频率；通过分析故障报警信息，可以快速定位故障发生的时间和位置。

1.1.3 环境监测数据

变电站的运行环境对设备的性能和寿命有重要影响。环境监测数据主要包括温湿度、气压、风速、降雨量等参数。例如，高温高湿环境可能加速设备的绝缘老化，降低设备的可靠性；强风可能导致室外设备受损。通过对环境监测数据的分析，可以评估环境因素对设备的影响，采取相应的防护措施。

1.1.4 历史数据

包括设备运行历史、故障历史、检修历史等。历史数据是变电站的宝贵财富，通过对历史数据的挖掘和分析，可以发现设备运行的规律和故障模式，为设备状态评估、故障预测和运维决策提供参考。例如，通过分析设备的故障历史，可以了解设备的常见故障类型和发生频率，制定针对性的检修计划。

1.2 多源数据融合的意义

1.2.1 提升设备状态监测的准确性

传统的设备状态监测往往只依赖于单一传感器或单一类型的数据，容易受到传感器故障、环境干扰等因素的影响，导致监测结果不准确。通过融合设备状态监测数据和环境监测数据，可以更全面地掌握设备运行状态，及时发现潜在故障。例如，当温度传感器监测到设备温度异常升高时，结合

环境温湿度数据，可以判断是由于设备本身故障还是环境温度过高导致的，从而提高故障判断的准确性。

1.2.2 提高故障诊断的精准性

故障诊断是变电站运维的重要环节，准确的故障诊断能够快速定位故障位置，分析故障原因，为故障修复提供指导。通过融合设备运行日志和历史数据，可以分析故障发生的原因和规律，为故障诊断提供有力支持。例如，当设备发生故障时，通过分析运行日志中的故障报警信息和操作指令，结合历史故障数据，可以快速判断故障类型和可能的原因，提高故障诊断的效率和精准性。

1.2.3 优化运维决策的科学性

运维决策的科学性直接影响到变电站的运行可靠性和运维成本。通过融合多源数据，可以建立设备健康评估模型，对设备的健康状态进行实时评估和预测。根据设备健康评估结果，制定合理的运维策略，如确定检修时间、检修内容和检修方式等，实现运维资源的优化配置，降低运维成本，提高变电站的运行效率。

2 多源数据融合技术在变电站智能化运维中的应用

2.1 数据预处理

2.1.1 数据清洗

在变电站数据采集过程中，由于传感器故障、通信干扰等原因，可能会产生无效、错误、重复的数据。这些数据会影响后续的数据分析和融合结果，因此需要进行数据清洗。例如，在设备状态监测中，传感器可能因故障产生异常大的数值，通过设定合理的阈值，将超出阈值的数据识别为异常数据并进行剔除或修正。同时，对于重复的数据，只保留一份有效数据，以减少数据冗余。

2.1.2 数据转换

不同来源的数据可能具有不同的格式和结构，为了便于后续的分析和融合，需要将不同格式的数据转换为统一格式。例如，将文本格式的运行日志数据转换为结构化数据，提取其中的关键信息，如故障时间、故障类型、设备编号等，以便与设备状态监测数据进行融合。数据转换还可以包括数据的编码转换、单位统一等操作。

2.1.3 数据归一化

由于不同特征的数据量纲和数值范围可能差异很大，直接进行数据融合和分析可能会导致某些特征对结果的影响过大，而其他特征的影响被忽略。因此，需要将数据调整

到同一量纲，消除数据量纲差异对分析结果的影响。常用的数据归一化方法有最小-最大归一化、Z-score 归一化等。例如，将温度数据和电流数据归一化到 [0,1] 区间，使它们在数据融合和分析中具有同等的重要性。

2.2 特征提取与融合

2.2.1 特征提取

从原始数据中提取与设备状态、运行环境等相关的特征是特征提取的关键任务。在设备状态监测数据中，可以提取温度、振动、电流、电压等时域特征，如均值、方差、峰值等；也可以提取频域特征，如频谱能量、频率成分等。这些特征能够反映设备的运行状态和性能变化。从运行日志数据中，可以提取故障报警次数、操作指令类型等特征；从环境监测数据中，可以提取温湿度、气压等环境特征。特征提取的目的是将原始数据转化为具有代表性和区分度的特征向量，便于后续的数据融合和模型训练。

2.2.2 数据融合算法

数据融合算法是将提取的特征进行融合的关键技术。常用的数据融合算法包括加权平均、卡尔曼滤波、神经网络等。加权平均算法是一种简单有效的数据融合方法，它根据不同特征的重要性赋予相应的权重，然后将加权后的特征进行平均，得到融合后的特征。

2.3 模型训练与优化

2.3.1 模型选择

根据具体任务选择合适的模型是多源数据融合技术应用的关键。在设备状态识别中，可采用支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF)、深度学习模型等。SVM 是一种基于统计学习理论的分类算法，具有较好的泛化能力和鲁棒性，适用于小样本数据的分类问题。RF 是一种集成学习算法，通过构建多个决策树并进行集成，能够提高分类的准确性和稳定性。深度学习模型，如卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN) 及其变体 (如 LSTM、GRU) 等，具有强大的特征提取和分类能力，能够处理复杂的多源数据。在故障诊断中，同样可以采用这些模型对故障类型进行识别。

2.3.2 模型训练

利用训练数据对模型进行训练是模型建立的重要环节。训练数据应具有代表性和多样性，能够覆盖设备的各种运行状态和故障情况。在训练过程中，将综合性的特征集作为模型的输入，将设备状态标签或故障类型标签作为模型的输

出, 通过不断调整模型参数, 使模型能够准确识别设备状态和故障类型。

2.3.3 模型优化

为了提高模型的准确性和鲁棒性, 需要采用优化算法对模型参数进行优化。常用的优化算法包括交叉验证、网格搜索、遗传算法等。交叉验证算法通过将训练数据划分为多个子集, 轮流将其中一个子集作为验证集, 其余子集作为训练集, 评估模型在不同数据集上的性能, 选择最优的模型参数。网格搜索算法通过遍历所有可能的参数组合, 找到最优的参数设置。遗传算法是一种基于生物进化原理的优化算法, 通过模拟自然选择、交叉和变异等过程, 搜索最优的模型参数。

2.4 实时数据融合与运维决策

2.4.1 实时数据采集与传输

采用物联网技术实现设备状态监测数据、环境监测数据等的实时采集和传输是实时数据融合的基础。在变电站设备上安装各种传感器, 如温度传感器、振动传感器、电流传感器、电压传感器等, 通过无线通信技术 (如 ZigBee、Wi-Fi、4G/5G 等) 或有线通信技术 (如以太网、光纤等) 将数据传输至数据中心。

2.4.2 实时数据融合分析

将实时采集的数据与历史数据进行融合分析是实时数据融合的核心任务。建立设备健康评估模型, 采用时间序列分析、机器学习等算法对设备状态监测数据进行趋势分析和预测。例如, 采用时间序列分析算法对设备温度数据进行趋势分析, 预测设备温度未来的变化趋势, 当预测温度超过设定阈值时, 及时发出预警信号。采用机器学习算法对设备运行日志数据进行分类分析, 识别故障类型和故障严重程度。通过实时数据融合分析, 可以全面掌握设备的运行状态, 及时发现潜在故障。

2.4.3 运维决策支持

根据实时数据融合分析结果, 制定合理的运维策略是实时数据融合的最终目标。当设备健康评估模型预测设备即将发生故障时, 及时安排检修计划, 避免故障扩大, 减少停电时间和经济损失。当设备运行状态良好时, 优化运维资源分配, 降低运维成本。例如, 根据设备的重要程度和健康状态, 合理安排检修时间和检修人员, 提高运维效率。同时, 建立运维决策知识库, 将历史运维经验和专家知识纳入其中, 为运维决策提供参考和指导。

3 实际应用案例分析

3.1 案例背景

以某 110kV 变电站为例, 该变电站采用多源数据融合技术进行智能化运维。变电站内安装了多种传感器, 包括温度传感器、振动传感器、电流传感器、电压传感器等, 用于采集设备状态监测数据; 同时, 通过 SCADA 系统采集设备运行日志数据; 通过环境监测系统采集温湿度、气压等环境监测数据。这些数据通过有线和无线通信方式传输至数据中心, 进行数据预处理、特征提取与融合、模型训练与优化等处理, 实现设备状态监测、故障诊断和运维决策的智能化。

3.2 应用效果

3.2.1 设备状态监测准确性提升

通过融合设备状态监测数据和环境监测数据, 建立了设备综合状态评估模型。该模型综合考虑了设备的温度、振动、电流、电压等状态参数以及环境温湿度、气压等因素对设备状态的影响。实际应用表明, 该模型能够准确识别设备过热、振动异常等故障, 故障识别准确率达到 95% 以上。

3.2.2 故障诊断精准性提高

通过融合设备运行日志数据和历史数据, 建立了故障诊断模型。该模型能够分析故障发生的原因和规律, 为故障诊断提供有力支持。例如, 在某次设备故障中, 设备发出故障报警信号, 通过分析运行日志中的故障报警信息和操作指令, 结合历史故障数据, 模型准确识别出故障原因为传感器故障, 为检修人员提供了明确的检修方向, 缩短了故障修复时间。

3.2.3 运维决策科学性优化

通过实时数据融合分析, 建立了设备健康评估模型, 为运维决策提供了科学依据。根据设备健康评估结果, 合理安排检修计划, 避免了过度检修和检修不足的问题。例如, 对于健康状态良好的设备, 适当延长检修周期, 减少检修次数, 降低了运维成本; 对于健康状态较差的设备, 及时安排检修, 确保设备安全稳定运行。同时, 优化了运维资源分配, 提高了运维效率。

4 总结

多源数据融合技术在变电站智能化运维中具有重要应用价值。通过数据预处理、特征提取与融合、模型训练与优化等核心环节, 可以显著提升设备状态监测、故障诊断和运维决策的准确性。实际应用案例表明, 多源数据融合技术能

够有效提高变电站运维效率，降低故障发生率，确保电网安全稳定运行。同时，该技术在应用过程中也面临着数据异构性、数据处理与分析成本、数据安全与隐私保护等挑战，需要采取相应的对策加以解决。

参考文献：

[1] 张光辉，智能电网中多源数据融合技术研究综述 [J].

电力系统自动化, 2020.

[2] 李启明，基于多源数据融合的变电站设备状态评估方法 [J]. 高电压技术, 2021.

[3] 杜彩云，变电站智能化运维中多源数据融合技术架构研究 [J]. 电力系统自动化设备, 2023.