

基于数字孪生的铁路供变电设备故障预测方法

蔡肃攀

(中铁建电气化局集团第四工程有限公司, 湖南 长沙 410007)

摘要 供变电设备的稳定性对铁路系统的安全性至关重要, 传统的设备故障预测方法存在精度低、响应慢等问题, 难以满足现代铁路系统的高效运维需求。基于数字孪生技术的故障预测方法, 通过实时监测设备运行状态并结合虚拟仿真模型, 能够提前预测潜在故障并优化维护策略。该方法通过数据采集、预处理与机器学习模型相结合, 提高了故障预测的准确性和实时性。实验结果表明, 数字孪生技术在提升铁路供变电设备故障预测精度、减少设备停机时间、降低运维成本等方面具有显著优势, 为铁路供电系统的智能化管理提供有效的解决方案。

关键词 数字孪生; 故障预测; 铁路供变电设备; 数据分析; 机器学习

中图分类号: U22; TP3

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.09.010

0 引言

铁路供变电设备承担着为整个铁路系统提供电力的重任, 其稳定性直接关系到铁路运输的安全与效率。随着设备运行时间的增长, 故障发生的概率也逐渐增大。传统的故障预测方法往往依赖于经验判断, 缺乏准确性与时效性。近年来, 数字孪生技术的应用为设备故障预测提供了新的思路。通过实时构建设备的虚拟模型并与实际设备进行数据交互, 数字孪生可以精准监控设备的运行状态, 并基于大数据分析和机器学习算法, 提前识别潜在故障, 优化维护方案, 降低设备故障的发生率。数字孪生的应用, 正逐步改变铁路供变电设备的管理模式, 提高了铁路电力系统的可靠性。

1 铁路供变电设备故障预测面临的挑战

1.1 设备运行状态的多变性

铁路供变电设备在长时间运行过程中, 其工作环境和负载情况会发生变化, 尤其在复杂的气候和负荷波动下, 设备的工作状态呈现出高度不确定性。设备的老化、外部冲击等因素, 都会影响其正常运行, 导致设备性能逐渐下降。为了实时捕捉这些变化, 传统监控手段显得力不从心, 难以全面反映设备的微小故障征兆。因此, 如何准确地获取设备在不同工况下的动态数据, 成为预测故障的核心挑战。

1.2 传统故障预测方法的局限性

传统的故障预测方法多依赖于历史经验和定期检测, 无法及时捕捉到设备潜在的异常状态。在故障发生前, 往往难以提前识别出具体的故障模式, 导致维修

和预防措施滞后, 影响铁路系统的可靠性和安全性^[1]。传统方法对设备个体差异和非线性行为的处理能力有限, 无法适应复杂的供电环境与设备状态。结合现代数据分析技术的需求, 传统方法的局限性愈加显现, 亟需通过新技术来提升其预测精度和时效性。

1.3 数字化转型的紧迫性

随着智能化技术和数字化管理的广泛应用, 铁路行业亟需加速设备管理模式的转型。数字化转型不仅能够提高设备监控精度, 还能通过大数据分析对设备运行状况进行更全面的评估。供变电设备的数字化转型, 是提高设备故障预测能力、优化维修策略的重要途径。通过引入数字孪生技术, 能够实时对设备状态进行虚拟仿真, 为故障预测提供更多的依据。铁路供变电设备的管理系统逐步走向自动化、智能化, 数字化转型已经成为提升系统可靠性和安全性的迫切需求。

2 数字孪生技术的原理与应用

2.1 数字孪生模型的构建

数字孪生模型的构建是基于物理设备的虚拟映射, 通过对设备的几何结构、工作参数以及环境因素的数字化建模, 创建其虚拟孪生体。此过程依赖于大量的实时数据输入, 来自设备传感器和外部监测系统, 通过数据融合与计算建模, 生成精确的数字双胞胎模型。该模型不仅模拟设备的物理属性, 还能够反映设备的运行特性和状态变化。通过集成物联网 (IoT) 技术、数据处理与大数据分析, 数字孪生能够实现实时同步和动态更新, 为后续的故障预测与性能优化提供坚实的基础。

作者简介: 蔡肃攀 (1994-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 铁路电气化。

2.2 设备实时监控与数据采集

设备的实时监控通过传感器和数据采集系统实现。每个供电设备都被装配了多种传感器，实时采集电压、电流、温度、压力等关键参数。这些数据通过无线网络或有线传输方式送入中央数据处理系统^[2]。数据采集不仅仅局限于常规监测数据，还包括环境监控、设备振动、噪声等多维度信息，通过这些细化的监控手段，能够全面、持续地跟踪设备的健康状况。集成化的监控系统不仅提高了数据的实时性与准确性，还加强了对设备异常状态的即时响应能力，确保系统的高效运转。

2.3 虚拟仿真与实际运行的结合

虚拟仿真与实际运行的结合是数字孪生技术中的重要环节。通过将仿真模型与实际设备的运行数据对接，可以模拟设备在不同工况下的表现，预测设备在特定条件下的运行状况。虚拟仿真提供了一个安全、可控的环境来测试设备在极端条件下的行为，避免了实际操作中的风险。在此基础上，仿真结果可与实际设备的运行状态进行对比校验，从而不断优化模型的精确度和预测能力。通过这种结合，数字孪生能够动态调整设备的运行参数，优化系统性能，减少因设备故障带来的影响。

3 基于数字孪生的故障预测方法

3.1 数据采集与预处理

数据采集是数字孪生技术应用中的关键步骤，尤其在故障预测过程中扮演着至关重要的角色。铁路供电设备在运行过程中产生的各类信息，如电压、电流、温度、振动、噪声等，通过安装在设备上的传感器进行实时采集。这些数据通常呈现出高维、多变量、时序性强等特征，如何从中提取出有效的特征数据并进行清洗，是确保后续预测模型准确性的基础。数据预处理环节包括噪声过滤、缺失值处理、异常值检测、数据归一化等多项操作，旨在提高数据的质量与一致性。在这一过程中，常用的技术包括时序数据插值方法、滤波器设计以及基于统计学和机器学习的异常检测方法。高质量的数据输入有助于构建更加精确和可靠的数字孪生模型，为后续的故障预测打下坚实的基础。

3.2 机器学习模型的应用

机器学习在基于数字孪生的故障预测中发挥着关键作用。通过对历史数据进行训练，机器学习算法能够识别出设备运行中的潜在模式和隐含关系，从而实现对未来故障的预测。在故障预测系统中，常见的机器学习方法包括监督学习、无监督学习和强化学习等^[3]。

监督学习方法，尤其是决策树、支持向量机（SVM）、随机森林等模型，能够根据已标记的历史数据对设备的故障模式进行分类预测；而无监督学习方法，如K均值聚类和主成分分析（PCA），则能够在没有标签数据的情况下，发现数据中的异常趋势并识别潜在故障。深度学习方法，如神经网络、卷积神经网络（CNN）和长短期记忆网络（LSTM），在处理复杂的时序数据时展现出强大的优势，能够自动学习设备运行中的非线性特征及其变化规律。通过对模型的不断优化和调整，机器学习算法能够在多变的运行环境中提供高效的故障预测能力。

3.3 故障诊断与预测精度分析

故障诊断是故障预测中的核心环节，旨在通过分析设备的状态信息，识别出可能的故障源并确定其类型。在数字孪生系统中，诊断过程通常基于实时数据和历史数据的比较，通过与正常运行状态的偏差进行对比，判定设备是否发生了故障。当设备运行状态出现异常时，故障诊断模块可以根据诊断结果定位问题，并给出可能的故障类别，如电气故障、机械故障或环境因素影响等。故障预测精度的高低直接关系到系统的有效性与可靠性。在预测精度分析中，常用的评估指标包括准确率、精确度、召回率和F1分数等，评估机器学习模型在预测故障时的表现。为了进一步提高预测精度，可以采用集成学习方法，通过多种预测模型的结合，提高预测结果的稳定性与准确性。故障预测模型的更新与迭代也是提升预测精度的关键步骤。通过结合更多的设备运行数据以及新的诊断方法，模型能够不断优化，逐渐适应设备在不同工况下的表现，提高整体预测的精准度。

4 案例分析与实验验证

4.1 实验设置与数据来源

在进行故障预测模型的验证过程中，实验设置的合理性与数据来源的准确性至关重要。为了确保实验具有代表性，选取了具有典型性的铁路供电设备，涵盖了不同型号、不同运行环境和不同负载情况的设备进行测试。实验中的数据来源主要依托现场传感器采集的实时数据，包括电流、电压、温度、振动、设备负荷等参数。为了保证数据的全面性，实验同时引入了设备的历史运行数据，涵盖了设备的维护记录、故障历史以及环境变化因素。数据采集系统采用高频采样率，以获取精确的设备状态信息。通过多层次的数据采集和融合，不同设备的运行数据能够为后续的模型训练提供丰富的样本，确保实验具有较高的信度与代表性。

4.2 故障预测模型的验证

在实验过程中,为了验证故障预测模型的效果,采用了多种机器学习算法,涵盖了传统的统计模型以及近年来广泛应用的深度学习算法。对于每一种算法,都在实验设置中进行了充分的训练和调试,以确保模型能够适应设备的实际运行状况。在验证阶段,通过模拟不同类型的故障情况,如设备过载、短路、老化等,对设备进行故障注入。将设备的运行数据与预测结果进行比对,检验模型的预测能力^[4]。还引入了交叉验证的方法,确保模型在不同数据集上的泛化能力。通过对比模型预测结果与实际故障发生时间点,进一步评估故障预测的准确性和响应时效性。在验证过程中,通过不断调整和优化算法的超参数,力求提高模型的准确性,并减少误报和漏报的情况。

4.3 实验结果与性能评估

实验结果表明,基于数字孪生的故障预测模型能够有效地识别设备的潜在故障,并提前给出预警。在多轮测试中,采用的深度学习模型,如长短期记忆网络(LSTM)和卷积神经网络(CNN),表现出了较高的准确率和预测精度。具体来说,LSTM模型在时序数据的处理上具有显著优势,能够捕捉到设备运行状态的长时间依赖关系,显著提高了故障预测的准确性。性能评估结果表明,模型的精确度和召回率均超过了传统机器学习方法,如支持向量机(SVM)和随机森林(RF)。基于数字孪生的故障预测方法在实时性上也有较大的提升,能够在设备故障发生之前提前若干小时或几天发出预警。通过对实验结果的综合评估,模型在实际应用中的表现出色,尤其是在减少设备停机时间、优化维护策略方面,具有明显的实际应用价值。

5 数字孪生技术在铁路供变电设备中的应用前景

5.1 技术发展趋势

数字孪生技术在铁路供变电设备中的应用正逐步从基础的数据监控向更复杂的故障预测与智能决策系统转变。随着人工智能、物联网、云计算和大数据技术的融合,数字孪生模型将更加智能化、实时化。未来,数字孪生技术能够实现全生命周期管理,对设备从安装、运行到维护、退役等各阶段进行全面监控与分析。随着5G技术的普及,设备之间的实时通信将更为高效,数据传输速率和处理能力将进一步提升,从而使得故障预测的精度和响应速度得到显著增强。随着技术的发展,数字孪生还将支持更加复杂的多设备协同预测,为铁路供变电系统提供更加全面和高效的运维支持。

5.2 面临的技术难点与解决方案

尽管数字孪生在铁路供变电设备中的应用前景广阔,但在实际部署过程中仍然面临一些技术难题。设

备的传感器数据质量参差不齐,存在噪声、缺失值等问题,如何保证数据的准确性和完整性是一个关键挑战。为此,数据清洗和预处理技术将成为解决这一问题的关键手段^[5]。设备运行环境复杂且多变,导致传统的建模方法难以精确反映实际情况。采用先进的建模方法,如深度学习和自适应建模技术,能够提高模型的灵活性和准确性。数据安全与隐私保护也是必须考虑的问题,在云平台 and 边缘计算的结合下,通过加密技术和安全协议的优化,能够有效解决这些隐患。

5.3 未来发展方向与应用潜力

数字孪生技术在铁路供变电设备中的应用潜力巨大,未来其发展将与智能铁路系统的建设紧密结合。随着智能化技术的发展,数字孪生不仅能够实现设备状态的监控和故障预测,还可以在系统层面进行优化决策,提升整体运营效率。预计未来的数字孪生系统将能够实现设备故障的自诊断和自动修复,大幅降低人工干预和维护成本。随着技术的成熟,数字孪生将从单一设备管理向多维度的铁路系统管理扩展,实现跨设备、跨系统的数据协同和智能决策,为铁路运输安全和高效运行提供强有力的支持。

6 结束语

数字孪生技术在铁路供变电设备中的应用展现出巨大的发展潜力,随着智能化和数字化技术的不断进步,故障预测与设备管理将更加高效与精准。通过集成传感器、机器学习与大数据分析,数字孪生能够显著提升铁路供变电系统的安全性与可靠性。未来,随着技术的不断成熟,数字孪生技术将在铁路系统的智能化运维中发挥更加重要的作用,为保障铁路运输的稳定性和高效性做出更大贡献。

参考文献:

- [1] 苏斌.基于数字孪生的变电设备状态评估与预测性维护策略研究[J].自动化应用,2025,66(S1):315-318.
- [2] 邵小宁,王相坤,杨思炎.基于数字孪生的变电站设备状态预测与健康管理系统开发[J].现代工业工程,2025(11):8-10.
- [3] 勾安东.基于数字孪生的变电站设备预测性维护方法分析[J].电力设备管理,2025(09):200-202.
- [4] 王杜,吴兴中.基于数字孪生技术的新能源输电设备状态预警与故障诊断方法研究[J].科技资讯,2025,23(03):77-80.
- [5] 张俊尧,郭鹏飞,智鹏,等.基于数字孪生的铁路电力设备智能运维管理系统研究与设计[J].电工技术,2025(18):120-124.