

# 基于大模型的隧道设备故障预测性维护策略

朱敏慧 蔡泽林

云南省交通科学研究院有限公司 云南 昆明 650041

**摘要:** 本文聚焦基于大模型的隧道设备故障预测性维护策略。先阐述隧道设备构成及数据采集与预处理要点,包括数据采集目标、预处理流程、标注与特征工程。接着构建基于大模型的故障预测模型,涵盖模型选择设计、训练优化及评估。随后制定预测性维护策略,涉及故障风险评估、维护策略分类选择及维护计划制定优化。通过多环节协同,实现隧道设备从“事后维修”到“事前预防”的转变,提升隧道运营安全与效率。

**关键词:** 大模型;隧道设备;故障预测;预测性维护

引言:在智慧交通建设背景下,隧道设备智能化、网络化发展,其运行状态关乎隧道通行安全与运营效率。然而,隧道设备长期处于恶劣环境,易出现故障。传统维护方式滞后,难以满足需求。大模型凭借强大特征学习与模式识别能力,为故障预测提供新途径。本文旨在探讨基于大模型的隧道设备故障预测性维护策略,通过数据采集、模型构建及维护策略制定,实现设备故障精准预测与高效维护,保障隧道安全运营。

## 1 隧道设备概述

隧道设备包括通风、照明、排水、监控、消防及机电控制等多个系统,是保障隧道安全、高效运营的核心基础设施,各设备协同工作形成完整的隧道运营保障体系。通风设备可及时排出隧道内车辆尾气与粉尘,保障空气流通;照明设备为通行车辆和检修人员提供充足光照,提升通行安全性;排水设备能快速排出隧道内积水,避免路面湿滑引发事故;监控设备实时采集交通流量、设备运行状态等数据,为运营管理提供决策依据;消防与机电控制设备则是应对突发险情、保障设备稳定运行的关键<sup>[1]</sup>。这些设备长期处于高负荷、恶劣环境中,易受粉尘侵蚀、机械磨损、电气老化等因素影响,其运行状态直接关系到隧道通行安全与运营效率。随着智慧交通建设推进,隧道设备正朝着智能化、网络化方向发展,为后续数据采集与故障预测奠定了硬件基础。

## 2 隧道设备数据采集与预处理

隧道设备数据采集与预处理是实现故障预测的前提,其质量直接决定后续模型构建的准确性与可靠性。数据采集环节需覆盖设备全生命周期运行数据,预处理则通过一系列技术手段提升数据质量,特征工程与标注则为模型提供有效输入特征。

### 2.1 数据采集

隧道设备数据采集以“全面覆盖、精准实时”为核

心目标,通过部署各类传感器与数据采集终端,实现对设备运行状态的全方位监测。采集对象包括设备运行参数、环境参数及工况参数三大类:运行参数涵盖通风机转速、照明设备电压电流、排水泵功率等核心性能指标;环境参数包含隧道内温度、湿度、粉尘浓度、能见度等外部环境数据;工况参数则涉及设备启停次数、运行时长、负载变化等工作状态信息。采集方式采用“有线+无线”融合模式,关键设备采用工业以太网等有线传输方式保障数据稳定性,分散设备采用LoRa、5G等无线传输技术提升部署灵活性。同时,搭建数据采集平台实现数据的实时接收、存储与初步汇总,采用边缘计算技术对部分实时性要求高的数据进行本地预处理,降低传输延迟。采集频率根据设备重要程度动态调整,核心设备实现毫秒级采集,普通设备采用分钟级采集,确保数据既能全面反映设备状态,又能避免数据冗余。

### 2.2 数据预处理

隧道设备采集的原始数据存在缺失、噪声、异常值等问题,需通过系统的预处理流程提升数据质量。首先进行数据清洗,针对数据缺失问题,根据缺失类型采用不同填充策略:随机缺失数据采用均值、中位数填充,连续缺失数据采用线性插值或LSTM预测填充;针对噪声数据,采用小波变换、滑动平均等方法过滤高频干扰信号,保留数据核心趋势;针对异常值,通过 $3\sigma$ 准则、箱线图等方法识别,结合设备实际运行场景判断是真实故障数据还是采集误差,对采集误差数据进行修正或剔除,对真实故障数据单独标记保留<sup>[2]</sup>。随后进行数据标准化处理,采用min-max标准化、Z-score标准化等方法,将不同量级、不同单位的参数转化为统一尺度,避免因参数量级差异影响模型训练效果。最后进行数据划分,按照时间序列或随机抽样方式,将预处理后的数据划分为训练集、验证集与测试集,为后续模型构建提供数据支持。

### 2.3 数据标注与特征工程

数据标注与特征工程是连接原始数据与模型训练的关键环节,直接影响模型对故障模式的识别能力。数据标注采用“自动标注+人工复核”的方式,基于设备故障记录、维修日志等历史数据,构建故障标签体系,涵盖设备类型、故障部位、故障类型、故障等级等关键信息。自动标注通过规则匹配、相似度对比等算法初步标记故障数据,人工复核则针对标注模糊、存在争议的数据进行校验,确保标注准确性。特征工程方面,首先进行特征提取,从预处理后的数据中挖掘具有物理意义的特征,如设备运行参数的统计特征(均值、方差、峰值)、时域特征(脉冲因子、峭度)、频域特征(频谱峰值、频率重心)等;其次进行特征选择,采用相关性分析、互信息熵、递归特征消除等方法,剔除冗余特征、无关特征,筛选出对故障预测具有显著影响的核心特征;最后进行特征转换,通过主成分分析(PCA)、线性判别分析(LDA)等方法降低特征维度,提升模型训练效率,同时保留特征的核心信息。通过数据标注与特征工程,将原始数据转化为符合模型输入要求的高质量特征向量,为故障预测模型构建奠定基础。

### 3 基于大模型的隧道设备故障预测模型构建

基于大模型的隧道设备故障预测模型构建是实现设备故障精准预测的核心环节,通过融合大模型强大的特征学习与模式识别能力,挖掘设备运行数据与故障状态之间的复杂关联,实现对设备未来故障的提前预判。模型构建需遵循“数据驱动、精准适配”的原则,结合隧道设备故障类型多样、故障机理复杂的特点,完成模型选择与设计、训练与优化、评估等全流程工作。

#### 3.1 模型选择与设计

结合隧道设备数据的时序性、高维性及故障模式复杂性等特点,模型选择以时序大模型为主,采用“基础模型+场景适配”的设计思路。基础模型选用Transformer架构衍生的时序模型(如Temporal Fusion Transformer,TFT),该模型具备强大的长序列依赖捕捉能力,可有效挖掘设备运行数据随时间变化的规律,适配隧道设备长期运行的时序数据特性。针对隧道设备多源数据融合需求,在模型输入端设计多模态数据融合模块,将设备运行参数、环境参数、工况参数等不同类型的数据进行特征融合,提升模型对故障模式的全面感知能力。同时,考虑到隧道设备故障样本不平衡问题,在模型结构中引入注意力机制与加权损失函数,强化对少数故障样本的学习<sup>[3]</sup>。另外,为提升模型实时性,采用模型轻量化设计,通过剪枝、量化等技术优化模型参数规模,确保模型能够在边缘计算

节点快速推理,满足隧道设备故障实时预测的需求。

#### 3.2 模型训练与优化

模型训练与优化以提升模型预测精度与泛化能力为核心目标,采用科学的训练策略与优化算法。训练过程中,将预处理后的标注数据按8:1:1的比例划分为训练集、验证集与测试集,采用批量训练方式提升训练效率,设置合理的批次大小与训练轮次。优化算法选用自适应动量估计算法(Adam),通过动态调整学习率,平衡训练速度与收敛精度,避免模型陷入局部最优解。针对模型过拟合问题,采用数据增强、Dropout层、早停等多种策略:数据增强通过时间序列平移、缩放、加噪等方式扩充训练样本;Dropout层随机丢弃部分网络节点,降低模型复杂度;早停策略根据验证集损失变化,及时停止训练,保留泛化能力最优的模型参数。同时,建立模型训练监控体系,实时跟踪训练集与验证集的损失值、预测精度等指标,动态调整训练参数。通过多轮迭代训练与优化,不断提升模型对隧道设备故障的预测精度与稳定性。

#### 3.3 模型评估

模型评估采用多维度指标体系,结合隧道设备故障预测的实际需求,从准确性、可靠性、实时性三个维度全面验证模型性能。准确性指标包括精确率、召回率、F1分数、准确率及均方根误差(RMSE),其中精确率与召回率重点评估模型对故障样本的识别能力,避免漏报、误报故障;准确率反映模型整体预测效果;RMSE衡量预测值与实际值的偏差程度。可靠性指标采用混淆矩阵、ROC曲线及AUC值,混淆矩阵直观展示模型对不同故障类型的分类效果,ROC曲线与AUC值评估模型在不同阈值下的泛化能力。实时性指标通过测试模型推理时间,验证模型在边缘计算节点的部署可行性,确保满足故障实时预警需求。评估过程中,采用测试集数据进行独立验证,同时结合隧道设备实际运行场景,选取典型故障案例进行场景化评估。根据评估结果,识别模型存在的不足,反向优化模型结构与训练策略,形成“训练-评估-优化”的闭环,确保模型能够精准适配隧道设备故障预测的实际需求。

### 4 隧道设备预测性维护策略制定

隧道设备预测性维护策略制定是连接故障预测与实际运维工作的桥梁,以故障预测结果为核心依据,结合设备重要程度、运维资源配置、运营成本等因素,制定科学、高效的维护方案,实现从“事后维修”向“事前预防”的转变。

#### 4.1 故障风险评估

故障风险评估以故障预测结果为基础,结合隧道设备的重要性、故障影响范围、故障发生概率及故障后果

严重程度,构建多维度风险评估体系。首先明确设备重要性等级,将影响隧道通行安全的核心设备(如通风机、消防设备、监控系统)划分为一级重要设备,将影响运营效率但不直接危及安全的设备(如照明辅助设备)划分为二级设备,将一般辅助设备划分为三级设备。其次,基于故障预测模型输出的故障发生概率,结合历史故障数据,修正故障发生风险值。最后,评估故障后果严重程度,从安全影响(是否引发交通事故、人员伤亡)、经济影响(维修成本、停机损失)、运营影响(是否导致隧道封闭、交通拥堵)三个维度量化后果等级。通过风险矩阵法,将故障发生概率与后果严重程度相结合,确定各设备的风险等级(高、中、低),为后续维护策略选择提供依据,优先聚焦高风险设备的维护工作。

#### 4.2 维护策略分类与选择

根据故障风险评估结果,结合隧道设备故障类型与运维实际需求,将维护策略划分为预防性维护、预测性维护、状态检修与事后维修四类,并建立策略选择适配机制。对于高风险核心设备(如一级设备),采用预测性维护策略,基于实时故障预测结果,在故障发生前精准安排维护工作,避免故障引发严重后果;对于中风险设备,采用预防性维护与状态检修相结合的策略,定期开展设备状态检测,结合检测结果调整维护周期;对于低风险辅助设备,采用事后维修策略,在设备发生故障后及时维修,平衡运维成本与运营需求。同时,针对不同故障类型制定专项维护方案:机械磨损类故障重点加强润滑、部件更换;电气老化类故障重点开展绝缘检测、线路更换;环境影响类故障重点优化防护措施、提升设备抗干扰能力。策略选择过程中,需综合考虑运维资源(人员、设备、资金)、维护周期、设备剩余使用寿命等因素,确保选择的维护策略具备可行性与经济性。

#### 4.3 维护计划制定与优化

维护计划制定以维护策略为指导,结合故障风险等级、设备运行状态、运维资源配置等因素,制定精细化、

可执行的维护方案,并通过动态优化机制提升计划的适配性。计划内容涵盖维护对象、维护内容、维护时间、维护人员、所需工具与备件等核心信息:针对高风险设备,制定高频次、精准化的维护计划,明确具体维护节点与检测指标;针对中低风险设备,制定周期性维护计划,合理安排维护顺序,避免维护工作冲突<sup>[4]</sup>。同时,搭建维护计划优化模型,以运维成本最低、设备可用率最高为目标,综合考虑维护资源约束(人员数量、备件库存)、隧道交通流量高峰时段等因素,动态调整维护时间与维护流程。例如,在交通流量低谷时段开展核心设备维护,减少对通行的影响;根据备件库存情况优化维护顺序,避免因备件短缺导致维护延误。建立维护计划执行反馈机制,实时跟踪维护工作进度与效果,结合设备运行状态变化与故障预测结果,定期更新维护计划,形成“计划-执行-反馈-优化”的闭环管理,提升维护工作的效率与质量。

#### 结束语

基于大模型的隧道设备故障预测性维护策略研究,为隧道设备维护提供了科学有效的方法。通过全面采集与预处理数据,构建精准的故障预测模型,并制定合理的预测性维护策略,可提前发现设备故障隐患,合理安排维护工作,降低运维成本,提高设备可用率。未来,随着技术不断发展,需持续优化模型与策略,以适应更复杂的隧道运营场景,推动隧道运维向智能化、精细化方向迈进。

#### 参考文献

- [1]苏东华,徐漾.隧道机电设备故障率模型研究[J].科学与信息化,2022(12):121-126.
- [2]蒲米世行,杨孟,陈建忠.高速公路机电设备故障预测与智慧管理动态研究[J].交通节能与环保,2023,19(4):90-94.
- [3]周晓雯.基于5G通信的隧道机电设备智能监测系统设计[J].西部交通科技,2025(9):205-207.
- [4]凌瑜.基于机器视觉的机电设备自动检测技术研究[J].机电产品开发与创新,2024,37(03):119-121+128.