

基于人工智能的交通机电设备故障诊断技术

乔山山 叶晨光

河南交通投资集团有限公司驻马店分公司 河南 驻马店 463000

摘要：随着我国交通基础设施的飞速发展和智能化水平的不断提升，交通机电设备作为保障路网安全、高效、稳定运行的核心支撑，其可靠性与可用性日益成为关注焦点。传统的故障诊断方法在面对现代交通机电系统日益复杂的结构、海量的运行数据以及隐蔽性强的早期故障时，逐渐显现出诊断效率低、准确率不高、智能化程度不足等局限性。人工智能（Artificial Intelligence, AI）技术，特别是机器学习、深度学习等领域的突破，为解决上述难题提供了全新的思路与强大的工具。本文系统性地探讨了基于人工智能的交通机电设备故障诊断技术。首先，阐述了交通机电设备的范畴、特点及其故障诊断面临的挑战；其次，梳理并分析了当前主流的AI故障诊断方法，包括基于机器学习、深度学习、知识图谱及多模态融合的技术路径；接着，构建了一个通用的AI故障诊断技术框架，并结合隧道通风系统、高速公路收费系统等典型应用场景进行了实例分析。

关键词：人工智能；交通机电设备；故障诊断；机器学习；深度学习

引言

交通是国民经济大动脉，其运行关乎国计民生。在现代交通体系中，交通机电设备不可或缺，是智能交通系统的“神经”与“肌肉”。但它们长期处于复杂环境中，易出现性能退化与故障，轻则导致交通拥堵、服务中断，重则引发安全事故，因此及时准确诊断故障是交通运维管理核心问题。传统故障诊断技术依赖专家经验等，在复杂系统下弊端凸显，存在诊断效率低、精度不足、知识获取难、适应性差等问题。人工智能技术发展带来机遇，AI能自动学习设备状态与故障关系。本文将系统性研究基于人工智能的交通机电设备故障诊断技术体系，为相关人员提供参考指导，推动运维模式升级。

1 交通机电设备及其故障诊断挑战

1.1 交通机电设备的范畴与特点

交通机电设备涵盖范围广，核心功能是为交通主体服务、保障和管控，主要分为以下几类：（1）收费系统：含ETC门架系统、MTC车道设备等，分布广、与金融交易强相关、可靠性要求高。（2）监控与通信系统：包括视频监控摄像机等，数据量大、实时性要求高、网络拓扑复杂。（3）供配电与照明系统：含变电站等，是基础设施“血液”，故障影响全局。（4）隧道/桥梁专用系统：如隧道通风风机等，环境恶劣、安全风险高、联动逻辑复杂。（5）轨道交通系统：如信号联锁设备等，系统集成度高、安全冗余要求严苛、故障影响范围大。

这些设备分布广、种类多、关联性强、运行环境复杂，健康状态影响交通网络运行效能。

1.2 故障诊断面临的核心挑战

针对上述设备故障诊断，面临以下挑战：（1）数据“四高”特性：数据高维度、高噪声、高冗余、高速率，传感器数据干扰大，有效故障特征易被淹没，不同设备、传感器数据维度差异大且冗余。（2）故障模式复杂隐蔽：故障模式多样，有突发性硬故障和渐进性软故障，后者早期征兆微弱，易被忽略。（3）故障样本极度不平衡：设备全生命周期中正常运行状态占比大，故障状态样本少，给监督学习模型训练带来困难。（4）系统耦合性与故障传播：机电系统子系统紧密耦合，故障易引发连锁反应，准确定位故障根困难。（5）诊断结果高可靠性与可解释性要求：交通运维决策关乎公共安全，诊断结果需高准确率且可解释。

2 基于人工智能的故障诊断方法体系

为应对上述挑战，研究者们提出了多种基于AI的故障诊断方法，形成了一个多层次、多技术融合的方法体系。

2.1 基于传统机器学习的方法

在深度学习兴起之前，以支持向量机（SVM）、随机森林（RF）、K近邻（KNN）等为代表的机器学习算法是AI故障诊断的主流。其核心流程通常包括：数据预处理->特征工程->模型训练->故障分类/回归。（1）数据预处理：包括去噪（如小波变换、卡尔曼滤波）、缺失值填充、数据归一化等，旨在提升数据质量。（2）特征工程：这是该方法的关键步骤，需要领域专家根据物理知识和经验，从原始数据中手动提取能够有效表征设备状态的特征。常用的特征包括时域特征（均值、方差、峰值）、频域特征（FFT频谱能量、主频）、时频域特征（小波包能量熵）等^[1]。（3）模型应用：SVM擅长处理

小样本、高维数据，在二分类故障诊断中表现优异；RF通过集成多个决策树，具有良好的鲁棒性和抗过拟合能力，能处理非线性问题，并能评估特征重要性。该方法的优点是模型相对简单、可解释性较好。但其瓶颈在于特征工程高度依赖专家经验，且手动提取的特征可能无法全面捕捉数据中的深层、非线性关系，限制了诊断性能的上限。

2.2 基于深度学习的方法

深度学习通过构建多层的神经网络，能够自动从原始数据中逐层学习并提取从低级到高级的抽象特征，极大地解放了对人工特征工程的依赖，成为当前AI故障诊断研究的热点。

2.2.1 基于卷积神经网络（CNN）

CNN最初为处理图像数据而设计，其核心的卷积层和池化层能有效提取局部空间特征。对于交通机电设备，可将一维的传感器时序数据通过滑动窗口等方式重构为二维“图像”（如时频图、格拉姆角场GAF），然后利用CNN进行特征提取和故障分类。此外，对于视频监控系统中的设备外观故障（如情报板显示异常、摄像机镜头污损），CNN更是直接的利器。

2.2.2 基于循环神经网络（RNN/LSTM/GRU）

RNN及其变体长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）专为处理序列数据而生，能够捕捉时间序列中的长期依赖关系。对于描述设备动态运行过程的传感器数据（如电流、电压、温度随时间的变化），LSTM/GRU可以直接输入原始时序，学习其内在的动态模式，并对未来的状态进行预测或对当前状态进行分类。这使其在故障预测与健康管理的（PHM）领域应用广泛。

2.2.3 基于自编码器（AE/DAE/VAE）

自编码器是一种无监督或半监督的神经网络，通过“编码-解码”结构学习数据的低维表示（编码）。在故障诊断中，通常在正常数据上训练一个自编码器，使其能够完美重构正常数据。当输入故障数据时，由于其模式与训练数据不同，重构误差会显著增大^[2]。通过设定阈值，即可实现无监督的异常检测。降噪自编码器（DAE）和变分自编码器（VAE）进一步提升了模型的鲁棒性和生成能力。

2.2.4 基于图神经网络（GNN）

针对交通机电系统内部设备间复杂的拓扑连接和依赖关系，GNN提供了一种天然的建模方式。可以将系统抽象为一个图，其中节点代表设备，边代表设备间的物理或逻辑连接。GNN通过在图上进行信息传递和聚合，能够学习到每个节点（设备）的状态不仅取决于其自身

数据，还受到其邻居节点状态的影响。这对于解决故障传播和根因定位问题具有独特优势。

2.3 基于知识图谱与专家系统的融合方法

纯粹的数据驱动方法有时会缺乏物理意义，且在小样本故障场景下泛化能力有限。将AI与领域知识相结合是提升诊断系统智能水平的有效途径。（1）知识图谱（KG）：可以将设备、部件、故障模式、故障原因、维修措施等实体及其相互关系结构化地存储在知识图谱中。当AI模型（如深度学习）诊断出一个故障现象后，可以通过在知识图谱上进行推理，快速关联到可能的故障原因和推荐的维修方案，从而增强诊断结果的可解释性和实用性^[3]。（2）专家系统：将资深运维专家的经验规则形式化，与数据驱动的AI模型进行融合。例如，AI模型负责从数据中发现异常，而专家系统则根据预设的规则对异常进行逻辑推理和验证，最终给出综合诊断结论。

2.4 多模态数据融合诊断

现代交通机电设备往往配备多种类型的传感器和信息系统，产生多模态数据，如：（1）数值型：电流、电压、温度、振动等传感器读数。（2）文本型：设备运行日志、告警信息、维修工单记录。（3）图像/视频型：监控视频、红外热成像图、设备外观照片。单一模态的数据信息有限。多模态融合诊断旨在利用不同模态数据之间的互补性，构建更全面、更鲁棒的设备健康画像^[4]。例如，可以将LSTM用于处理数值型时序数据，CNN用于处理红外热成像图，Transformer用于处理文本日志，然后将各模态的特征表示进行融合（如拼接、加权平均、注意力机制融合），再输入到最终的分类器中。这种融合策略能显著提升诊断的准确性和鲁棒性。

3 AI故障诊断技术框架与应用实例

3.1 通用技术框架

基于上述方法，可以构建一个通用的、端到端的AI故障诊断技术框架，如图1所示（此处为文字描述）。

（1）数据采集层：通过物联网（IoT）技术，从分布在路网各处的机电设备中实时采集多源异构数据。（2）数据预处理与存储层：对原始数据进行清洗、去噪、对齐、标注（对于监督学习），并存储于大数据平台（如Hadoop, Spark）或时序数据库（如InfluxDB）中。（3）特征学习与模型训练层：这是框架的核心。根据数据类型和诊断目标，选择合适的AI模型（如CNN、LSTM、GNN等）进行训练。对于无监督场景，可采用自编码器进行异常检测模型训练；对于有监督场景，则进行故障分类模型训练。此阶段还需进行模型调优和验证。（4）在线诊断与推理层：将训练好的模型部署到边缘计算节

点或云端。实时接收预处理后的数据流,进行在线推理,输出设备的健康状态评估、故障类型预测或剩余使用寿命(RUL)估计。(5)知识融合与决策支持层:将AI诊断结果与知识图谱、专家系统进行交互,生成包含故障原因、影响范围、维修建议等信息的综合诊断报告,推送至运维管理平台,辅助决策。(6)反馈与迭代优化层:将运维人员的处置结果和新的故障样本反馈回系统,用于模型的持续学习和迭代优化,形成闭环。

3.2 应用实例分析

3.2.1 实例一:基于LSTM的隧道射流风机故障预测

隧道射流风机是保障隧道内空气质量和行车安全的关键设备。其电机轴承磨损是常见的渐进性故障。采集风机的三相电流、振动、温度等传感器的历史时序数据。使用LSTM网络对正常状态下的电流信号进行建模,学习其动态变化规律。通过计算预测值与实际值之间的残差(预测误差),构建健康指数(HI)。当HI持续超过设定阈值时,即预警轴承可能存在早期磨损。该方法能在故障发生前数天甚至数周发出预警,远优于传统的振动阈值报警,为安排计划性维护赢得了宝贵时间。

3.2.2 实例二:基于CNN与知识图谱融合的ETC门架系统故障诊断

ETC门架系统包含RSU(路侧单元)、车牌识别相机、补光灯等多个设备,故障现象复杂(如交易成功率下降、识别率低)。构建一个两阶段诊断模型。第一阶段,使用CNN分析门架抓拍的车辆图像,判断车牌识别是否准确、图像是否模糊(可能由相机或补光灯故障引起)。第二阶段,将第一阶段的诊断结果、RSU的交易日志(文本数据)以及系统拓扑关系输入到一个预构建的ETC故障知识图谱中。通过图谱推理,定位根因。例如,若图像清晰但识别率低,且RSU日志显示通信超时,则可能推断为RSU内部处理模块故障。该融合方法

不仅提高了故障定位的准确率,还生成了包含“故障现象-可能原因-建议措施”的完整报告,极大地方便了运维人员。

4 结论

本文系统地探讨了基于人工智能的交通机电设备故障诊断技术。研究表明,AI技术,特别是深度学习、知识图谱和多模态融合等前沿方法,能够有效克服传统诊断技术的局限,实现对复杂机电系统故障的高精度、高效率、智能化诊断与预测。通过构建端到端的技术框架,并在隧道通风、ETC收费等典型场景中得到成功应用,验证了其巨大的应用价值。然而,通往全面智能化的道路依然充满挑战。未来的研究与实践应聚焦于解决数据、模型、安全与标准等核心问题,推动AI技术与交通运维业务的深度融合。可以预见,随着技术的不断成熟和生态的逐步完善,基于AI的故障诊断将成为智慧交通基础设施的“标配”,为构建更安全、更可靠、更高效的现代化综合交通运输体系提供坚实的技术支撑。

参考文献

- [1]陈志林.基于人工智能的高速公路机电设备故障预测研究[J].石河子科技,2025,(05):68-69.
- [2]郝中波,李晓南,刘姣.人工智能背景下机电一体化设备的故障诊断技术优化[J].信息与电脑(理论版),2024,36(07):146-148.
- [3]贾涛英.基于人工智能的公路机电设施智能监测与维护系统分析[J].电子技术,2025,54(06):162-163.
- [4]江沛禧.人工智能算法在高速公路机电运维调度中的优化应用[C]//重庆市大数据和人工智能产业协会,重庆建筑编辑部,重庆市建筑协会.智慧建筑与智能经济建设学术研讨会论文集(三).广东京珠高速公路广珠北段有限公司,2025:396-399.