

轨道电路故障智能诊断技术研究

袁野 王贺 张鹏

哈尔滨电务段 黑龙江哈尔滨 15000

摘要: 本文主要对轨道电路故障智能诊断技术进行多方面研究。采用多源数据融合的方法,对轨道电路故障时电压、电流、频率等数据特征进行分析,采用卡尔曼滤波融合数据并提取故障特征,采用傅里叶变换和小波变换提取故障特征。在深度学习方面,采用并优化CNN、ST-CNN模型,建立故障样本数据集,训练评价后,优化模型完成故障识别分类。另外介绍了边缘计算及其在轨道电路故障诊断中的优势,设计并实现基于边缘计算的轨道电路故障诊断系统架构,搭建并测试系统,评价系统功能,保证轨道电路的安全运行。

关键词: 轨道电路;故障诊断;多源数据融合;深度学习;边缘计算

引言

轨道电路是轨道交通信号系统的重要组成部分,轨道电路的工作好坏直接关系到列车行车安全和运营效率。伴随着人工智能、边缘计算等前沿技术的不断出现,给轨道电路故障诊断领域赋予了新的理论根据和技术支撑。本文主要研究多源数据综合方法、深度学习算法、边缘计算技术在轨道电路故障检测中的实际应用,期望通过这些方法可以大大提高故障辨识的准确率、速度、稳定性,从而保证铁路运输系统稳定、安全。

一、基于多源数据融合的故障特征提取

(一) 多源数据来源及特点分析

轨道电路故障诊断要依靠多源异构数据,用系统集成的方式对设备运行状态进行全方位的分析。电压、电流、频率等参数是进行故障分析的支撑基础信息。

电压数据可以反映轨道电路电源供电情况和电路各个部分的电压分布。正常工作轨道电路各个关键节点电压在稳定范围内;故障发生时,断轨或者短路,电压会明显变化。断轨时受电端电压会突然下降或者降低到零;短路时,电压异常降低。因此电压数据是判断轨道电路有无故障及故障种类的依据。

轨道电路电流信号的实时监测,可以反映系统运行状况,也可以发现潜在的异常。通过电流幅值及其动态变化特性分析,可以对负载特性和电气连接情况是否正常做出判断。短路故障一般伴随着瞬时大电流突变,超过额定工作范围,断轨一般造成电流急剧减小甚至消失。

准确地获取并分析电流数据,对保证行车安全有重要的意义。

轨道电路信号传输性能同运行频率有关,而轨道电路的稳定性又决定了信息接收和处理是否准确。当外部干扰或者设备老化等原因造成轨道电路出现异常的时候,信号频谱就会偏离预设范围,产生杂波。对频率参数实施数据分析监测,有益于把握轨道电路状况,及时对潜藏的故障及其影响范围加以诊断。

(二) 数据融合方法研究

数据融合技术主要有加权平均法、卡尔曼滤波算法等典型的方法。加权平均法是最基础的集成方法,用最基本的算术运算给各个数据源赋予一定的权重,然后把这些加权值相加起来。此方法操作简单,计算效率高,但是不能全面体现数据间内在联系特征以及随时间变化的行为规律。

卡尔曼滤波算法属于一种状态估计的递归数据融合技术,常常被用来解决动态系统里实时信息融合的问题。用系统动力学模型和观测函数建立,利用上一时刻状态预测值和当前观测数据迭代运算,得到各个阶段最优状态参数。该方法在减少测量噪声、消除不确定干扰等各方面都有明显的优势,可以改善多源异构数据协同分析的精度和效果。

轨道电路数据具有动态性大、波动性高、不确定性强的特点,并且各种观测数据之间存在紧密相关性。在这种情况下,卡尔曼滤波算法就具有了明显的技术优势。它可以实时监测轨道电路状态,动态更新轨道电路信息,尤其可以融合电压、电流、频率等各种轨道电路信息,抑制噪声干扰,提高融合精度,保证结果的可靠性,为后面故障诊断提供有力的数据支持。

作者简介: 袁野(1984.7.),男,汉,籍贯:黑龙江,本科/助理工程师,研究方向:铁道信号。

（三）故障特征提取模型构建

根据卡尔曼滤波算法的数据融合结果来建立故障特征提取模型。利用傅里叶变换技术把时域信号转化成频域表达形式，从频谱能量分布、频率构成等主要指标出发，可以准确找到轨道电路信号中的异常谐振成分，进而判断设备实际运行状况是否有风险或者故障隐患。

同时用小波变换对融合数据做多尺度分析。小波变换有局部化的时频特性，可以在不同的尺度上分析信号的特征，提取轨道电路信号的瞬态特征和奇异点。故障发生的时候，这些特征与故障相关，例如轨道电路短路、断轨故障信号会瞬态冲击、突变，小波变换可以捕捉这些特征，为故障诊断提供依据。

使用傅里叶变换、小波变换技术来提取故障特征，得到多维故障特征向量集。该办法主要是实现跨模态数据的融合，极大地提高故障特征表征的准确性、完整性，给轨道电路故障的准确识别提供可靠的理论依据和技术支持。

二、基于深度学习的故障识别与分类

（一）深度学习模型选择与优化

在轨道电路故障诊断领域，CNN和ST-CNN由于性能优异而受到重视。CNN能快速提取出有效特征，对图像、信号处理有较强的能力。轨道电路故障一般隐藏于复杂的动态数据序列之中，卷积层能自动学习信号的局部特征，可以找到特定的频率成分出现异常波动或者波形发生畸变等重要信息。池化操作可以大大减少计算量、提高模型的稳定性，并且可以提高模型对噪声的抵抗能力。经过全连接层融合后的特征映射到对应的类别空间，最后输出具体的故障类型标签。

ST-CNN是一种以时空数据为基础的网络结构。轨道电路故障数据在空间上存在明显的相关性，即各个传感器之间有交互作用，而在时间序列上又具有动态演变的特点，即随着时间的推移，信号也会随之变化。ST-CNN利用时空信息提取技术，在多模态视角下可以准确地表征故障属性，而且具有很好的分类性能。

改进选定的模型要仔细调整网络结构和参数。对于CNN可以增加卷积层数量、增大卷积核大小来获得更复杂、更深层的特征，但是要注意防止过拟合，可以加入Dropout层来解决。学习率、批量大小等参数会影响模型的收敛速度及性能，学习率过大容易造成模型震荡不收敛，过小会使得训练时间过长。ST-CNN除了上述的调整之外，还需要对时空卷积核进行优化，合理地分配空间与时间维度的权重，使ST-CNN更加适应轨道电路故障数据的特点。

（二）故障样本数据集构建

建立高质量的数据集需要全面采集各种轨道电路故障样本，不能只采集正常运行状态下基础数据，还要采集断轨、短路、绝缘破损等典型故障场景下的数据信息。数据获取途径既可以来自于实际轨道交通系统实时监测记录的支持，也可以在实验室环境下通过模拟试验获得有关材料。

为了提高模型训练效果，增强模型泛化能力，样本数据的预处理就显得十分重要。归一化可以把特征值压缩到 $[0, 1]$ 或者 $[-1, 1]$ 之间，消除不同量纲带来的干扰。数据增广技术可以扩充样本容量，使数据更加多样化。对轨道电路信号数据集可以采用加入噪声、改变时长、改变频谱特性等方式生成新的样本点，使数据更符合实际应用中复杂变化的规律。

经过预处理之后，把原始数据集分成训练集、验证集、测试集三部分。训练集用来创建模型，使算法充分认识故障特征和分类规则；验证集在训练阶段不断调节超参数，监测模型学习过程，防止过拟合；测试集用来全面考察模型的表现，保证其有强大的实战应用价值。

（三）模型训练与评估

用精心准备的故障样本数据集来对深度学习模型进行系统的训练。在迭代的过程中，把批次划分后的训练数据逐轮送入神经网络，利用反向传播算法动态调整权重、偏置参数，逐渐减小预测输出和真实标签之间的误差范围。采用随机梯度下降法（SGD）、自适应矩估计优化器（Adam）等合适的优化策略，可以明显加快模型收敛的速度，也可以改善模型的性能。

用准确率、召回率、F1值等指标来评价模型。准确率是模型正确分类的样本占总样本的比例，是模型整体分类能力的体现；召回率体现的是模型识别某一故障类型的能力，即实际属于该故障类型的样本被正确识别的比例；F1值是准确率和召回率的调和平均数，综合考虑了两者，能更好的评价模型对某一故障类型的识别效果。

根据评价结果对模型进行改进，如果测试集表现不好，先判断是否过拟合或者欠拟合。过拟合时用正则化方法、减少网络层数、增加样本量等方法；欠拟合时用增加模型复杂度、改变模型架构参数或者增加训练时间等方法。经过不断的调整，使得故障检测的准确率以及分类性能达到较高的水平。

三、基于边缘计算的故障诊断系统部署

（一）边缘计算技术概述

边缘计算是一种新的计算模式，将计算任务从云端转移到网络边缘设备上，在数据源头附近的边缘设备上

进行数据处理和分析，而不是把所有的数据传送到远端的云计算中心。它的主要特点就是低延迟、高带宽利用率，并且可以对本地数据进行即时的处理。

边缘计算有很多优点。其中一项是低延迟特性，因为大多数数据处理都是由本地边缘设备完成的，不需要把数据传送到远距离的云端中心，从而大大减少信息交互所用的时间，可以满足需要即时反馈的应用场景的需求。从带宽利用的角度来说，该技术只把主要的数据或者关键的结果传送给云平台服务器，大大减少了重复数据在不同地域之间传递的数量，减轻了网络设施的负担。另外它还能大大提高数据的安全性和隐私保护能力，因为所有的处理都发生在终端侧，减少了敏感数据在网络中泄露的可能性。

边缘计算在轨道电路故障诊断领域有广阔的前景。该领域覆盖范围广、数据量大、实时性要求高，传统的云计算模式不能满足实际的应用技术要求。大量数据集中传输容易造成网络拥堵，延迟问题也会影响监测和应急响应的效率。边缘计算依靠本地化的资源，在离现场较近的终端设备上完成数据分析任务，可以快速提取故障特征并给出准确的预警服务，大大提高轨道交通系统运行的稳定性、安全性。

（二）故障诊断系统架构设计

边缘计算轨道电路故障诊断系统的组成有，数据采集模块、边缘计算模块、故障诊断模块以及通信模块。

数据采集模块的主要功能就是对轨道电路的各种参数进行实时采集，即电压、电流、频率等信号参数以及环境温湿度等外部信息。把原始数据用传感器采集之后，经过预处理技术对数据进行信号调理和转换处理，然后传输到边缘计算单元做进一步的数据分析处理。

边缘计算模块属于系统架构的主要部分，它主要对接收到的数据流实施采集以及处理工作。它根据事先设定的算法模型对原始数据进行即时分析运算，包括对信号进行滤波、去除干扰噪声、提取特征成分等，然后根据产生的关键参数来判断轨道电路是否可能出现故障隐患。

故障诊断模块以边缘计算模块处理的结果为依据，结合事先设置好的故障诊断规则以及知识库，对轨道电路的故障类型作出准确的判定和归类。一旦发现故障就立刻发出故障报警信息，通过通信模块把报警信息传给有关的运维人员以及经营系统。

通信模块属于系统架构的重要组成，它的主要工作就是促使各个功能单元协同工作，保证同外界设备开展数据交流时的稳定可靠。采用有线或者无线传输技术手

段，满足信息传递过程中高效性、及时性、准确性等严格要求。

（三）系统实现与性能测试

硬件的选择要根据系统的性能要求以及具体的应用场合来确定。数据采集部分采用高精度、高可靠性的传感器来保证采集的数据准确无误；边缘计算部分选择性能较好、能够满足实时数据处理需求的嵌入式处理器或者边缘计算设备；通信部分选择合适的通信协议及设备，保证数据传输的稳定性、实时性。

软件开发实践当中，要形成数据采集系统、边缘计算架构、故障预测模型这三个主要部分。用模块化的思想来提高代码的可维护性、可扩展性，有利于功能的升级。

对系统做性能测试，是判定系统是否可行、是否有效的必要环节。实时性测试主要是测试从数据采集到故障诊断结果输出所花费的时间；准确性测试模拟各种故障情况来测试系统对故障种类的判断准确率。

根据测试结果，如果系统满足实时性、准确性要求，则可以判断基于边缘计算的故障诊断系统可行、有效，可以为轨道电路的安全运行提供可靠的支持。根据测试结果可以对系统进行改进、提高系统的性能与稳定性。

结束语

本文以轨道电路故障智能诊断技术为研究对象，从多源异构数据、深度学习算法、边缘计算框架等几个方面进行系统的研究，并取得阶段性成果。采用卡尔曼滤波的方法来实现跨模态信息融合以及特征提取，提高了故障检测的准确率和覆盖范围，对不同样本数据预处理流程进行改良，对模型训练策略进行改进，提高了分类效能和泛化能力，依靠分布式架构设计并部署高性能实时监测平台，保证响应速度和运行稳定性满足实际应用需求。但是该领域仍然存在着许多关键技术瓶颈需要攻克，未来研究要加大理论创新力度，探索新的集成建模方案，改进功能模块，做好相关标准化的创建，推动智慧交通系统的发展。

参考文献

- [1] 李明, 王红. 铁路道岔转辙机故障诊断技术研究[J]. 铁路技术, 2019, 35(2): 45-52.
- [2] 张伟, 赵亮. 基于传感技术的轨道电路设备故障诊断方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 27(4): 78-85.
- [3] 王芳, 李刚. 智能算法在铁路设备故障诊断中的应用研究[J]. 铁道运输与经济, 2021, 39(3): 112-119.