

Fault diagnosis of gearbox of high-speed train based on CNN-MATT

Siying Li Tengfei Wang Yun Chen* Jinhe Lv Shuyi Liu

School of Civil Engineering and Transportation, Beihua University, Jilin, Jilin, 132013, China

Abstract

This study proposes a gearbox fault diagnosis method based on Convolutional Neural Network and Multi head Attention Transformer (CNN-MAT) to address the problems of insufficient dynamic feature interaction and limited ability to extract key information in traditional high-speed train gearbox fault diagnosis methods. This method constructs a multimodal feature extraction and dynamic weighted fusion mechanism, adopts a parallel dual branch architecture, uses CNN to capture local spatial features, combines Informer model to mine long-range temporal dependencies, introduces MATT to achieve cross modal feature dynamic fusion, enhances time-frequency domain feature vectors, and achieves fault diagnosis of high-speed train gearboxes through activation layer functions (softmax layer). The fault diagnosis accuracy of this method on typical measuring points is 96.31%, which is 13.42 percentage points higher than the CNN-LSTM fault diagnosis model, verifying the accuracy and feasibility of applying the CNN-MATT model to high-speed train gearbox fault diagnosis.

Keywords

High-speed train gear box; Fault diagnosis; CNN; MATT

基于 CNN—MATT 的高速列车齿轮箱故障诊断

李思颖 王腾飞 陈云* 吕金贺 刘妹怿

北华大学土木与交通学院, 中国·吉林 吉林 132013

摘要

本研究针对传统高速列车齿轮箱故障诊断方法中存在的动态特征交互不足、关键信息提取能力有限等问题, 提出了一种基于卷积神经网络与多头注意力机制 (Convolutional Neural Network and Multi-head Attention Transformer, CNN—MATT) 的齿轮箱故障诊断方法。该方法构建了多模态特征提取与动态加权融合机制, 采用并行双支路架构, 利用 CNN 捕获局部空间特征, 结合 Informer 模型挖掘长程时序依赖关系, 引入 MATT 实现跨模态特征动态融合, 增强时、频域特征向量, 通过激活层函数 (softmax 层) 实现高速列车齿轮箱的故障诊断。本方法在典型测点上的故障诊断准确率为 96.31%, 较 CNN-LSTM 故障诊断模型提升 13.42 个百分点, 验证了 CNN-MATT 模型应用于高速列车齿轮箱故障诊断的准确性和可行性。

关键词

高速列车齿轮箱; 故障诊断; 卷积神经网络; 多头注意力机制

1 引言

随着高速列车运行速度的持续提升以及运行环境复杂性的增加, 齿轮箱作为核心传动部件面临着越来越严苛的工况挑战。高速列车齿轮箱的运行状态直接关系到列车运行的

安全性和可靠性^[1]。齿轮箱长期处于高频非线性随机振动环境中, 轮齿啮合区易发生疲劳磨损、点蚀、胶合等典型故障, 故障演化伴随振动特征的显著变化, 因此, 基于振动数据的故障诊断是提升列车运行可靠性、保障安全高效的重要途径。

深度学习、注意力机制等方法具备强特征提取与复杂问题处理能力, 在故障诊断领域广泛应用。陈仁祥^[2]提出基于 CNN 与 DWT 的滚动轴承故障诊断方法, 融合时频特征自适应提取与模式识别, 克服浅层特征表征不足, 降低诊断复杂性。张玺君^[3]提出基于注意力的多尺度卷积神经网络轴承故障诊断方法, 通过多尺度卷积提取故障特征, 引入通道注意力自适应筛选关键特征并融合多尺度特征, 提升噪声环境下轴承故障诊断能力。FFT 在平稳或周期特征明显工况下频域解析高效但非平稳瞬态弱 (如轴承微弱剥

【基金项目】北华大学 2023 年第六批博士科研启动基金项目 (项目编号: 160323197); 吉林省高教科研课题 (项目编号: JGJX24D0324)。

【作者简介】李思颖 (2001-), 女, 中国天津人, 在读硕士, 从事车辆智能检测与诊断研究。

【通讯作者】陈云 (1985-), 女, 中国吉林长春人, 博士, 讲师, 从事车辆智能检测与诊断研究。

落), 依赖窗函数易丢失时变信息; VMD 优化模态抑制噪声但模态数需人工设置。CNN 局部特征强但长序列建模弱, Transformer 长序列处理强但局部弱。传统融合简单拼接或加权, 缺动态交互, 难自适应提取关键信息, 导致识别精度低。

本研究提出基于 CNN-MATT 的高速列车齿轮箱故障诊断方法。通过 VMD 与 FFT 的时、频域联合解耦, 构建多尺度时频联合分解机制; 设计 1DCNN 与 Informer 双分支网络, 分别聚焦局部时域特征与全局时序依赖, 并行处理实现多维度长序列数据建模; 引入 MATT 提升关键故障信息表达效率, 增强模型抗噪能力。

2 基本原理

CNN 是故障诊断领域应用最为广泛的深度学习模型^[4]。CNN 的卷积过程是将原始数据作为输入, 通过非线性激活函数的卷积、池化和映射等操作, 逐步将原始数据抽象为期望的特征表示, 直到目标任务映射结束^[5]。

MATT 是 Transformer 模型中的一个关键组, 它的核心思想是通过多个不同的注意力头来捕获输入的不同特征, 从而提高模型的表现力^[6]。设注意力的总头数为 H , 将所有特征随机分配到 H 个注意力头下, 并计算两两特征之间的关联度。最后, 进行特征交叉, 得到特征交叉后的高维特征矩阵, 并将其与交叉前的低维特征矩阵共同作为深度残差网络的输入。

3 基于 VMD-FFT 的振动数处理

3.1 高速列车齿轮箱振动数据采集

本研究数据采集使用 LMS 数采系统进行振动加速度信号的采集、存储及处理, 采样频率 2048Hz, 采样区间高速列车时速 300km/h。根据测试对象及布置空间的限制, 共布置 4 个测点, 如图 1 所示。

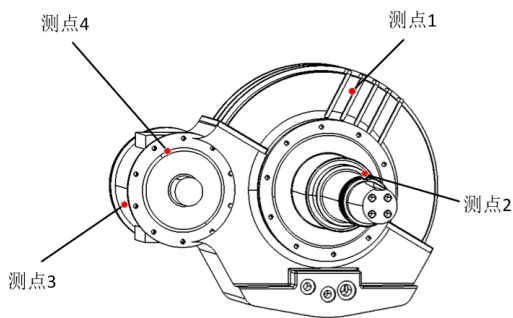


图 1 齿轮箱测点位置

齿轮作为实现动力传递的关键运动副, 其表面磨损、断齿、疲劳裂纹等典型故障直接影响列车运行安全与牵引效率。鉴于此, 本文以齿轮箱中的从动齿轮为研究对象, 以测点 1 的数据处理为例。

3.2 振动数据预处理

采用 VMD 对测点 1 的振动信号预处理。经 VMD 处

理后获得含时域分量的特征提取结果显示: 点蚀幅值集中 ($\pm 2 \sim \pm 5$) m/s^2 且伴高频振荡; 胶合幅值局部达 $\pm 5 m/s^2$ 且具周期性冲击; 磨损信号波形平缓但低频趋势明显。

3.3 基于 FFT 的振动数据处理

对测点 1 采集的振动加速度信号进行 FFT 频谱分析预处理, 实车采集数据中, 每类故障选 1024 个采样点构建样本, 经 FFT 变换得绝对值频谱, 经 FFT 幅频变换处理之后, 可以有效抑制信号的高频干扰, 且各类故障高频噪声幅值不会显著增加。

4 基于 CNN-MATT 的故障诊断

4.1 基于 CNN-MATT 的故障诊断模型

CNN-MATT 模型结构如图 2 所示。对预处理后的振动信号, 通过 1DCNN 与 Informer 并行双支路提取特征, 随后, MATT 对各支路特征进行融合, 增强关键信息表达。融合后的时频域特征经全连接层输入 Softmax 层, 输出各故障类别概率分布, 实现高速列车齿轮箱故障诊断。

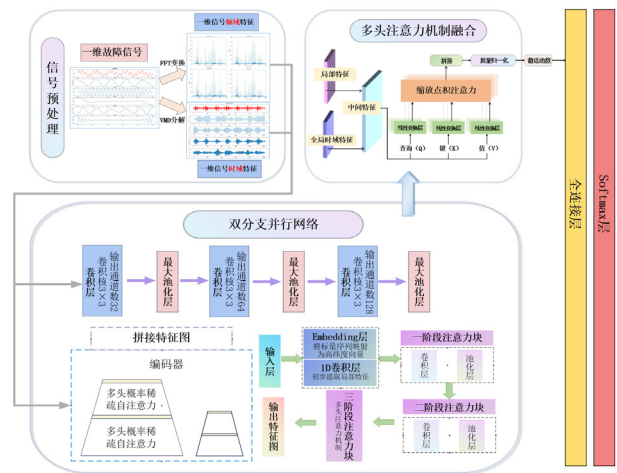


图 2 基于 CNN-MATT 的齿轮箱故障诊断模型

4.2 样本信息及参数设置

本研究采用四种状态齿轮振动数据, 每类信号划分为 583 个样本, 总样本 2330 个, 按 7:2:1 比例划分为训练集、验证集、测试集。每类样本含 1024 个时间点及故障类别标签每类状态下 2330 个样本随机打乱后按比例分配。采用 4 层通道数递增的卷积层, 将时序长度由 1024 压缩至 40, 采用 128 维嵌入空间有效表征时序特征。设置多头注意力头数为 2、2 层浅层编码器及 50 轮训练。

4.3 特征提取及可视化

以 VMD 和 FFT 提取的故障信号特征为输入开展 CNN-MATT 模型训练, 如图 3 所示, 训练过程的损失函数损失值趋近于 0、准确率趋近于 1.0, 从第 27 轮开始收敛, 表明模型有效增强了数据特征提取能力, 可充分捕捉齿轮故障信号的空间与时序特征, 实现准确率与损失率的快速收敛。图 4 为 t-SNE 可视化图所示, 原始信号故障特征交织无明显分界; 经 CNN-MATT 模型训练后, 四类故障特征边界清晰, 能够

有效提升诊断准确率。

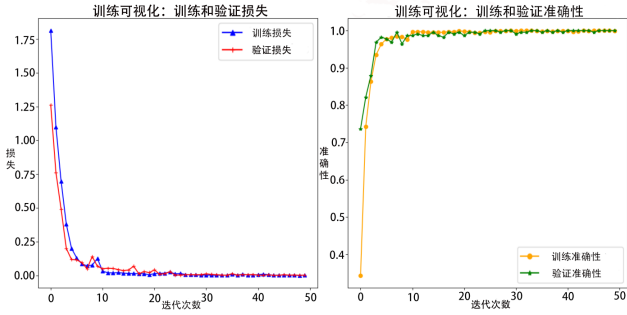


图 3 模型训练过程的可视化曲线图

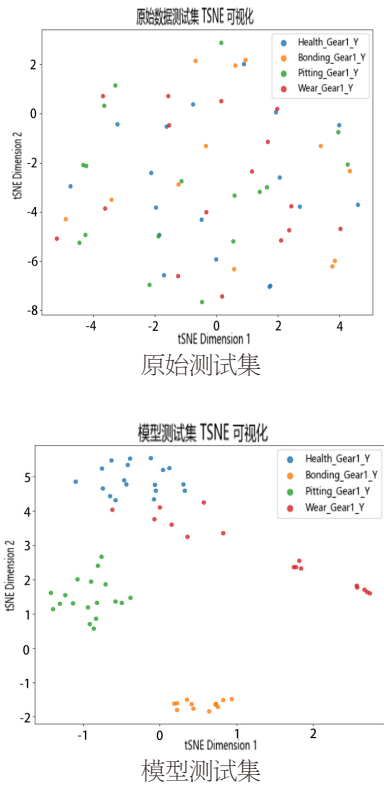


图 4 测点 1 原始测试集和模型测试集的 t-SNE 可视化图

4.4 故障诊断结果分析

图 5 展示的是真实与预测标签对比，样本总量 64 个，C4 类 16 样本，模型识别 14 个（2 个误判 C1），虽存在少量误分类，但多数样本精确分类，准确率达 96.31%。

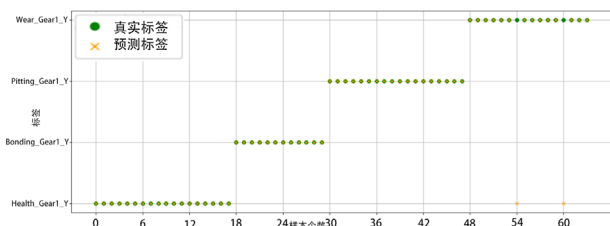


图 5 真实标签与预测标签的对比图

4.5 模型对比分析

为评估 CNN-MATT 模型在齿轮箱故障诊断中的可行性，以准确率为对比指标，采用混淆矩阵与 CNN-LSTM 模型^[1]做对比分析，结果如图 6 所示，C1、C2、C3 和 C4 分别对应齿轮健康状态、齿面点蚀、齿面胶合和齿面磨损，采用端到端框架诊断的 CNN-LSTM 方法，故障诊断准确率为 82.89%，可以看出 CNN-MATT 在复杂工况下分类效果显著优于 CNN-LSTM。

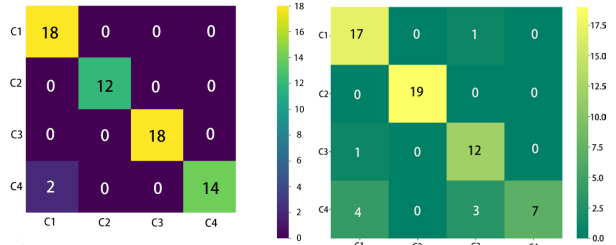


图 6 CNN-MATT 模型与 CNN-LSTM 模型分类结果混淆矩阵对比

5 结论

本研究提出基于 CNN-MATT 模型的高速列车齿轮箱故障诊断方法，通过 VMD 与 FFT 协同实现时频域特征互补提取，将 MATT 与传统 CNN 深度融合构建并行双支路特征提取网，强化跨模态特征动态融合与时序依赖捕捉能力，提升局部和全局模式识别及复杂工况适应性。结果显示，该方法在典型测点的故障诊断准确率分别为 96.31%，较 CNN-LSTM 模型提升 13.42 个百分点，这为齿轮箱故障诊断提供了新思路。

参考文献

- [1] 夏子阳. 高速列车齿轮箱性能分析与故障诊断[D]. 石家庄铁道大学, 2021.
- [2] 陈仁祥, 黄鑫, 杨黎霞, 等. 基于卷积神经网络和离散小波变换的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2018, 31(5): 883-891.
- [3] 张玺君, 尚继洋, 余光杰, 等. 基于注意力的多尺度卷积神经网络轴承故障诊断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(10): 3009-3017.
- [4] 宋金波, 刘锦玲, 闫荣喜, 等. 基于VMD-1DCNN-GRU的轴承故障诊断[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2025, 43(01): 34-42.
- [5] Chen J, Yin X, Li C, et al. One-dimensional convolutional neural network based bearing fault diagnosis[J]. OALib, 2022, 9(4): 1-11.
- [6] 申晓宁, 沈如一, 陈星晖, 等. 基于SEnet和多头注意力机制的推荐模型[J]. 信息技术, 2025, (02): 1-6+13.
- [7] 徐先峰, 赵龙, 夏振. 基于CNN-LSTM的轴承故障智能诊断方法研究[J]. 自动化仪表, 2020, 41(12): 27-33.