

基于温振融合与深度自编码器的高速动车组轴箱轴承故障诊断模型*

王中尧^{1,2} 王连富² 麻竞文² 崔旺³

(1. 大连交通大学机械工程学院, 116033, 大连; 2. 中车长春轨道客车股份有限公司国家轨道客车工程研究中心, 130062, 长春; 3. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室, 610031, 成都//第一作者, 工程师)

摘要 因物理监测信息利用不足, 动车组轴箱轴承故障诊断存在准确率较低问题。首先, 利用高速动车组轴箱轴承试验台获取丰富数据, 融合温度特征数据与振动特征数据, 并使用主成分分析法进行融合与降维; 然后, 建立基于温振融合与 DAE(深度自编码器)的轴箱轴承故障诊断模型, 并通过深度自编码器进行模型训练; 最后, 用高速动车组轴箱轴承试验台测试集的数据进行模型验证。验证结果表明: 与其他对比模型相比, 基于温振融合与 DAE 的轴箱轴承故障诊断模型的诊断准确率更高。

关键词 高铁动车组; 轴箱轴承; 温振融合; 深度自编码器; 轴承故障诊断

中图分类号 U266.233.1⁺²

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.04.009

High-speed EMU Axle Box Bearing Fault Diagnosis Model Based on Thermal-vibration Fusion and Deep Auto-encoder

WANG Zhongyao, WANG Lianfu, MA Jingwen, CUI Wang

Abstract Because of the insufficient use of physical monitoring information, the fault diagnosis of EMU (electric multiple unit) axle box bearing has a low accuracy rate problem. First, high-speed EMU axle box bearing test bench is used to obtain ample data, integrate temperature and vibration feature data, and the PCA (principal component analysis) method is used for fusion and dimension reduction. Then, the axle box bearing fault diagnosis model based on temperature-vibration fusion and DAE (deep auto-encoder) is established, and the model was trained by the DAE. Finally, the model is verified by the test set data obtained from the high-speed EMU axle box bearing test bench. Verification results show that, compared with other comparative models, the axle box bearing fault diagnosis model based on temperature-vibration fusion and DAE has higher

accuracy rate.

Key words high-speed EMU; axle box bearing; temperature vibration fusion; deep auto-encoder; bearing fault diagnosis

First-author's address School of Mechanical Engineering, Dalian Jiaotong University, 116033, Dalian, China

我国动车组服役的地域环境复杂多变。轴承作为动车组关键零部件, 在动车组服役过程中, 不仅要承受较大载重, 还会受到来自车轮和轨道相互作用产生振动的影响。轴承的运行性能直接影响着列车运行的平稳性和安全性。一旦发生轴承齿轮箱、车钩等零部件失效, 将给动车组的安全服役和可用性带来了严峻的挑战^[1]。可见, 为保证动车组安全平稳运行, 须准确诊断高速动车组走行部的轴箱轴承故障。

目前, 针对轴箱轴承故障诊断的研究主要为基于故障机理的故障诊断方法和基于数据驱动的故障诊断方法^[2]。由于轴承诊断具有装备群规模大、测点多、采样频率高等特点, 故近年来轴承故障诊断研究更侧重于基于数据驱动的方向^[3]。

由于从振动信号中提取的故障信息具有较高的可靠性, 因此, 目前的轴箱轴承故障诊断多基于对轴承振动信号的分析^[4], 再结合机器学习或深度学习来完成^[5-6]。但此类研究仅针对振动信息进行分析, 未能充分利用轴承运行状态下的多种物理信息, 而且不同深度学习算法难以完美适配不同工况下的轴承, 进而影响了轴承故障诊断的准确性。

针对上述不足, 本文利用西南交通大学高速动车组轴箱轴承试验台进行研究: 建立基于温振融合与 DAE(深度自编码器)的轴箱轴承故障诊断模型(以下简称“DAE 温振融合诊断模型”), 提取轴承

* 国家重点研发计划项目(2020YFF0304103)

的温度和振动的数据特征并进行融合,通过 DAE 神经网络进行模型训练,以期提高轴承故障诊断的准确率。

1 DAE

自编码器是一种无监督的深度神经网络模型^[7],一般由3层神经网络构成,分别为输入层、隐藏层和输出层。其中:输入层(x_1, x_2, \dots, x_{N+1})和隐藏层(h_1, h_2, \dots, h_{M+1})构成编码器,提取信号的主要特征;隐藏层和输出层(y_1, y_2, \dots, y_N)构成解码器,根据提取的主要特征重构原始信号。自编码器示意图如图1所示。

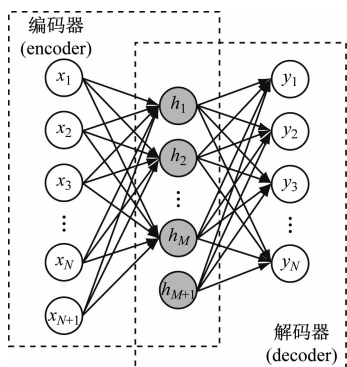


图1 自编码器示意图

Fig. 1 Auto-encoder diagram

DAE 是改进自编码器的一种。DAE 在提取信号特征时,将信号输入第一个自编码器进行训练,编码器隐藏层提取信号的主要特征;然后,第一个自编码器的隐藏层作为第二个自编码器的输入,进行特征再提取;以此类推,重复上述流程反复逐层贪婪训练网络参数,进行信号特征提取和深层特征学习。

2 DAE 温振融合诊断模型

2.1 温振融合方法

所谓温振融合即将动车组轴箱轴承温度信息和振动信息的数据特征融合。温振融合可实现对多维物理监测信息的利用,是构建 DAE 温振融合诊断模型的关键,其主要过程为温度和振动的数据特征提取、温振特征融合及故障分类。

2.1.1 温度和振动数据特征的提取

轴承台架试验中较少发生轴承温度异常,故试验监测人员往往掌握轴承正常的温度数据和极少量的温度异常数据。为了提取能有效反映轴承状

态的温度特征,本文使用 DAE 训练正常轴承的温度信号重构模型,将待检测信号输入该模型中进行重构后,提取重构的误差作为温度特征。温度特征中,最高温度 T_{mt} 为重要指标:

$$T_{mt} = \max t_i \quad (1)$$

式中:

t_i ——轴承温度信号样本 i ($1 \leq i \leq n$) 的温度值。

轴承润滑不良和其零部件严重的机械损伤均可能导致轴承产热异常或散热异常,进而使得轴承温度急剧升高或使轴承温度明显高于正常水平。对此,本文采用轴承最大温升 T_{mr} 来反映轴承状态:

$$T_{mr} = \max |t_i - t_{i-1}| \quad (2)$$

结合温度特征与原始温度信号,形成温度特征向量 $\mathbf{X}_t = [T_{mt} \ T_{mr} \ t_1 \ \dots \ t_n]^T$ 。

针对振动加速度信号,本文提取其时域信号的均值 p_1 、方差 p_2 、峰值 p_3 、最小值 p_4 、峰-峰值 p_5 、峭度系数 p_6 、偏度系数 p_7 、均方根 p_8 、波形因子 p_9 、峰值因子 p_{10} 、脉冲因子 p_{11} 、方根幅值 p_{12} 、裕度因子 p_{13} 作为其振动特征指标,形成振动特征向量 $\mathbf{X}_{vib} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_{13}]^T$ 。其计算式为:

$$p_1 = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j \quad (3)$$

$$p_2 = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (a_j - p_1)^2 \quad (4)$$

$$p_3 = \max |a_j| \quad (5)$$

$$p_4 = \min |a_j| \quad (6)$$

$$p_5 = p_3 - p_4 \quad (7)$$

$$p_6 = \frac{\sum_{j=1}^N (a_j - p_1)^4}{(N-1)p_2^2} \quad (8)$$

$$p_7 = \frac{\sum_{j=1}^N (a_j - p_1)^3}{(N-1)p_2^{3/2}} \quad (9)$$

$$p_8 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j^2} \quad (10)$$

$$p_9 = \frac{p_3}{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |a_j|} \quad (11)$$

$$p_{10} = \frac{p_3}{p_8} \quad (12)$$

$$p_{11} = \frac{p_3}{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |a_j|} \quad (13)$$

$$p_{12} = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sqrt{|a_j|} \right)^2 \quad (14)$$

$$p_{13} = \frac{p_3}{p_{12}} \quad (15)$$

式中:

a_j ——振动加速度信号样本 $j(1 \leq j \leq N)$ 的振动加速度值。

2.1.2 温振特征融合

本文采用主成分分析来进行轴承温度特征和振动特征的融合与降维。主成分分析是一种常用的高维数据降维方法,旨在损失很少信息的前提下把多个样本指标转化为少数几个综合指标。转化后的综合指标即为主成分。

温振特征连接:将获取的温度特征向量 \mathbf{X}_t 与振动特征向量 \mathbf{X}_{vib} 连接,并随机打乱,形成初始化的温振融合特征样本向量。假设现有 k 组数据,每组数据形成了 $m(1 \leq m \leq n+20)$ 个特征,得到 $k \times m$ 的温振融合特征样本矩阵:

$$\mathbf{X}_{\text{iv0}} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{k1} & \cdots & x_{km} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_m \end{bmatrix} \quad (16)$$

并计算其协方差矩阵 \mathbf{R} :

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \text{Cov}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \cdots & \text{Cov}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_m) \\ \vdots & & \vdots \\ \text{Cov}(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_1) & \cdots & \text{Cov}(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_m) \end{bmatrix} \quad (17)$$

而后求解 \mathbf{R} 的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_m$, 并由此计算主成分的累积贡献率:

$$\omega_q = \frac{\sum_{u=1}^q \lambda_u}{\sum_{u=1}^m \lambda_u} \quad (18)$$

以 $\omega_q \leq 85\%$ 为指标,判断温振特征降维主成分个数 $q(q \leq m)$ 。

计算前 q 个温振特征值对应的特征向量 $\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \cdots, \mathbf{l}_q$; 将其作为系数,逐一求出主成分 $\mathbf{X}_1 = \mathbf{l}_1^T \mathbf{x}_1, \cdots, \mathbf{X}_q = \mathbf{l}_q^T \mathbf{x}_q$, 得到降维后的温振融合特征 $\mathbf{X}_{\text{iv}} = [\mathbf{X}_1 \ \mathbf{X}_2 \ \cdots \ \mathbf{X}_q]$ 。

2.1.3 故障分类

本文采用 KNN(K 最近邻)算法实现轴承故障模式分类。KNN 是一种简单、有监督的分类方法。使用 KNN 算法根据温振融合特征进行轴承故障分类的具体操作过程如下:

1) 划分数据集。对温振融合特征数据集进行划分,随机选取 70% 的样本作为训练点,即故障分

类的先验信息来源;剩余的 30% 作为检验样本;根据温振融合特征数据集包含的轴承故障模式个数,确定类别数 K 。

2) 使用欧式距离计算待测试的温振融合特征样本 \mathbf{X}_{iv0} 中样本点 x 到其他每个样本点的欧式距离。

3) 对每个距离进行排序,筛选出距测试样本点 x 最近的 K_0 个训练点。

4) 找出筛选的 K_0 个最近邻的训练点隶属的轴承故障模式类别。

5) 根据少数服从多数的原则,将测试温振融合特征样本点 x 归入在 K_0 个点中占比最高的那一类轴承故障模式,完成轴承故障诊断。

2.2 DAE 温振融合诊断模型使用流程

DAE 温振融合诊断模型的使用流程步骤如下:

1) 数据预处理。对高速动车组轴箱轴承试验台所测得振动时域信号进行预处理,将其转换为频域信号;而后,将频域信号数据集划分为训练集和测试集。

2) 模型预训练。首先,基于振动信号数据、温度信号数据及温振融合特征数据,依次确定 DAE 网络的层数和节点数组合;然后对每一个 AE(自编码器)进行逐个贪婪训练;训练完成后,对整个 DAE 网络进行针对提取关键特征的网络微调。

3) 有监督的网络微调。分别将预训练后的各 AE 隐藏层提取出来,组成如图 1 的深度神经网络;继承预训练的权值矩阵,并引入 softmax 分类器;根据故障标签数量确定 softmax 分类层神经元数量,初始化分类层权值矩阵。之后,用训练集数据对深度神经网络进行有监督的微调。

4) 模型验证。利用微调好的模型进行验证,输入高速动车组轴箱轴承试验台数据,输出诊断准确率,以判断模型故障诊断的效果。

DAE 温振融合诊断模型将动车组同一部件对应的振动原始数据与温度原始数据作为网络输入,使用深度学习算法从中提取振动数据和温度数据的特征并融合,而后将深度学习算法结合分类器完成高速列车走行部轴承故障诊断。该诊断模型的使用流程如图 2 所示。

3 试验数据和模型验证结果

3.1 高速动车组轴箱轴承试验台结构

本研究使用西南交通大学高速动车组轴箱轴

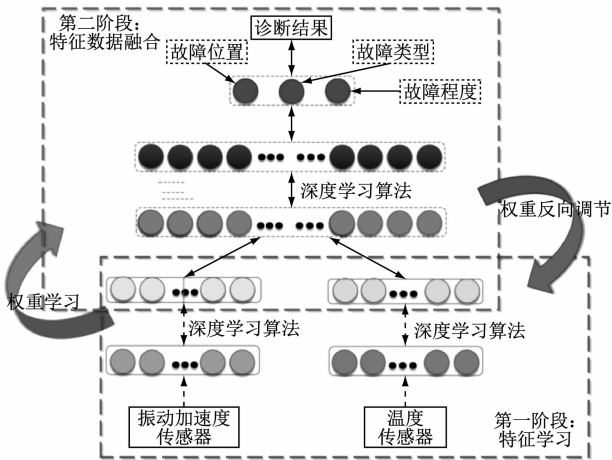
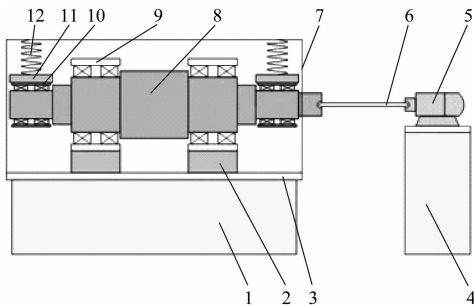


图2 DAE 温振融合诊断模型使用流程

Fig. 2 Flow chart of DAE temperature-vibration fusion diagnosis model usage

承试验台,通过设置不同的试验工况来模拟不同的运行环境,并设置不同的故障类型,以获取丰富的各类轴承运转数据。

西南交通大学高速动车组轴箱轴承试验台主要包括牵引电机、万向联轴器、主轴、试验台架、被试轴承及支撑轴承等部分,其结构简图如图3所示。整个试验台通过万向联轴器连接,由可变频三相电机提供旋转驱动力,可在被试轴承上施加不同的静载力。



注:1—试验激振平台;2—支撑轴承轴承座;3—轴承试验平台;4—电机支撑台;5—牵引电机;6—万向联轴器;7—轴承试验台支撑架;8—主轴;9—支撑轴承;10—被试轴承;11—被试轴承轴承座;12—加载弹簧。

图3 高速列车轴箱轴承试验台结构简图

Fig. 3 Structure diagram of high-speed train axle box bearing test bench

轴箱轴承试验采用控制变量法,对激振台频率、垂向载荷及电机转速等工况影响因素进行逐一控制。以轴箱轴承为例,其试验工况设置如图4所示。

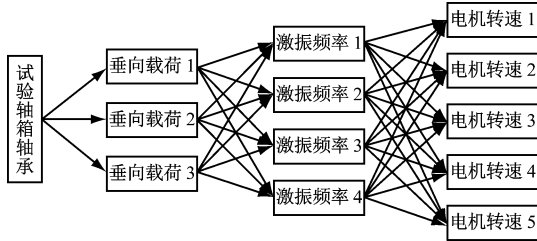
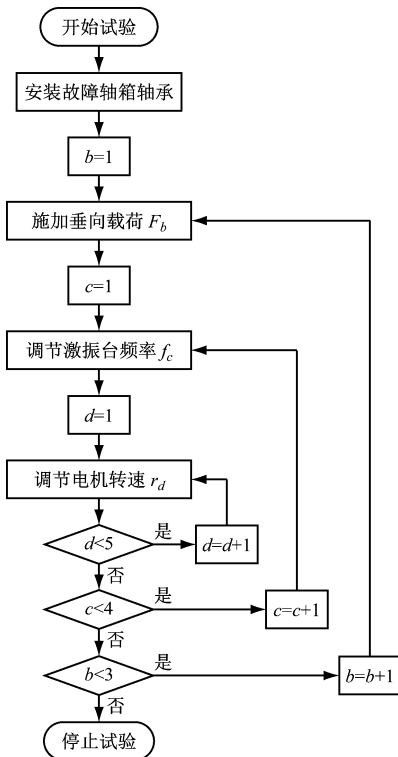


图4 轴箱轴承的试验工况设置图

Fig. 4 Setting diagram of axle box bearing test conditions

根据图4,给每个被试轴箱轴承设置60种试验工况,并采集每种工况下的声音信号,即可建立丰富的轴承故障数据库。为了有序地进行试验、减少修改工况的工序次数,要按标准化流程对每个被试轴箱轴承进行试验,并将试验数据按工况进行记录。故障轴箱轴承试验的标准化流程如图5所示。



注:b—垂向载荷状态序次数;c—激振频率状态序次数;d—电机转速状态序次数。

图5 故障轴箱轴承试验的标准化流程

Fig. 5 Standardized procedure for faulty axle box bearing test

3.2 试验数据的模型验证

本文所用数据来自西南交通大学高速动车组轴箱轴承试验台所采集的轴承振动加速度信号和温度信号,构建了两组数据集A、B,用于验证本文所提出模型的有效性。数据集的详细信息如表1所

示。试验的加速度传感器采样频率为 25 600 Hz。

表 1 数据集的详细信息

Tab.1 Details of data sets A and B					
数据集分组	轴承状态	转速/(r/min)	静载/kg	样本个数/个	分类标签
A	正常轴承	800	1 000	115	(1 0 0 0)
	内圈故障	800	1 000	115	(0 1 0 0)
	滚动体故障	800	1 000	115	(0 0 1 0)
	外圈故障	800	1 000	115	(0 0 0 1)
B	正常轴承	1 400	500	115	(1 0 0 0)
	内圈故障	1 400	500	115	(0 1 0 0)
	滚动体故障	1 400	500	115	(0 0 1 0)
	外圈故障	1 400	500	115	(0 0 0 1)

对表 1 中的 A、B 两组数据集进行温度特征与振动特征提取,得到 13 维振动特征向量和 5 维温度特征向量。对特征向量进行量纲一化处理,得到轴承在各状态下的振动特征值,如图 6 所示。

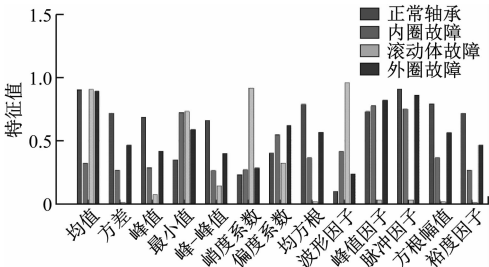


图 6 轴承在各状态下的振动特征值

Fig.6 Vibration feature values of bearing in various states

而后,对不同隐藏层神经元个数的函数损失值进行分析,其结果如图 7 所示。根据图 7,温度信号重构模型的隐藏层神经元个数应为 4。计算轴承在不同工况下,正常轴承、内圈故障、外圈故障及滚动体故障状态下的最大温升特征值均值及方差(即温度特征值)。A 组数据集的计算结果如表 2 所示。

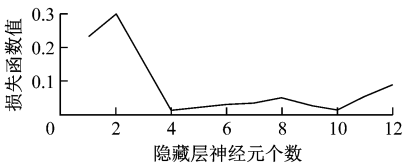


图 7 不同隐藏神经元个数的损失函数值

Fig.7 Loss function values for different hidden neuron numbers

将温度特征值和振动特征值作为温振融合数据输入滚动轴承故障诊断模型中,并以表 1 的分类标签作为分类依据。为保证本文提出方法的合理性,从 A、B 组中,分别随机选取 70% 和 30% 的数据作为训练集和测试集。为了验证 DAE 温振融合诊

表 2 A 组数据集的温度特征值

Tab.2 Temperature feature value of data set A		
轴承状态	最大温升特征值均值	最大温升特征值方差
正常轴承	9.40×10^{-3}	4.75×10^{-5}
内圈故障	9.60×10^{-1}	3.57×10^{-4}
滚动体故障	8.03×10^{-2}	4.23×10^{-4}
外圈故障	7.59×10^{-2}	5.90×10^{-4}

断模型的有效性,同仅使用温度特征的诊断模型(记为“模型 I”)和仅使用振动特征的诊断模型(记为“模型 II”)进行效果对比,结果见表 3。

表 3 不同模型对滚动轴承故障诊断的准确率

Tab.3 Accuracy rate of rolling bearing fault diagnosis in different models		
模型	数据集分组	平均准确率/%
模型 I	A	76.63
	B	75.09
模型 II	A	97.03
	B	81.28
DAE 温振融合诊断模型	A	98.57
	B	100.00

由表 3 可知,同模型 I 及模型 II 相比,本文提出的 DAE 温振融合诊断模型诊断准确率最高。

4 结语

针对因物理监测信息利用不足而导致的动车组轴箱轴承故障诊断准确率较低问题,本文利用高速动车组轴箱轴承试验台,获得多种工况下的轴承运行数据,构建训练集和测试集,提取温度特征与振动特征。使用 KNN 算法,根据温振融合特征进行轴承故障分类,训练 DAE 温振融合诊断模型,并通过高速动车组轴箱轴承试验台数据的测试集进行了效果验证。验证结果表明,DAE 温振融合诊断模型是有效的。另外,同模型 I 及模型 II 相比,DAE 温振融合诊断模型的诊断准确率最高。

参考文献

[1] 张卫华,李权福,宋冬利. 关于铁路机车车辆健康管理与健康状态修的思考[J]. 中国机械工程, 2021, 32(4): 379.
ZHANG Weihua, LI Quanfu, SONG Dongli. Thoughts on health management and condition-based maintenance of rolling stocks [J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(4): 379.
[2] 王晓东. 基于迁移学习的动车组轴承故障诊断方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.