



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2403576

引用格式:王忠美,邓玮,刘建华,等.基于t-SNE的重载铁路钢轨波磨伤损演化指标[J].科学技术与工程,2025,25(10):4199-4205.

Wang Zhongmei, Deng Wei, Liu Jianhua, et al. Evolution indicators of heavy-duty railway rail wave wear damage based on t-SNE[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(10): 4199-4205.

基于 t-SNE 的重载铁路钢轨波磨伤损演化指标

王忠美¹, 邓玮¹, 刘建华¹, 聂芃轩¹, 吴海波¹, 王文昆²

(1. 湖南工业大学轨道交通学院, 株洲 412000; 2. 株洲时代电子技术有限公司, 株洲 412007)

摘要 认识钢轨服役性能演化规律对降低重载铁路钢轨运维成本具有重要意义。针对钢轨运行环境复杂多变,难以构建科学有效的伤损演化指标以反映客观发展规律的问题,提出了基于t-分布随机近邻分布(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)的波磨伤损演化规律构建方法。首先,对钢轨原始波磨振动信号提取时域、频域、统计学、熵的特征指标;然后,使用随机森林算法对特征进行特征重要性排名,选取排名靠前的特征构建特征矢量;接着使用t-SNE等方式降维,验证了t-SNE更具优势,使用欧氏距离度量和中值滤波法进行平滑处理得到最终的时序性伤损退化指标。结果表明本文方法对于伤损阶段的划分具有较好的区分度、抗干扰能力和工程实用性。

关键词 钢轨波磨; 伤损演化规律; 退化趋势特征; t-SNE; 伤损阶段

中图分类号 TP277; **文献标志码** A

Evolution Indicators of Heavy-Duty Railway Rail Wave Wear Damage Based on t-SNE

WANG Zhong-mei¹, DENG Wei¹, LIU Jian-hua¹, NIE Peng-xuan¹, WU Hai-bo¹, WANG Wen-kun²

(1. College of Railway Transportation, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412000, China;

2. Zhuzhou Times Electronic Technology Co., Ltd., Zhuzhou 412007, China)

[Abstract] Understanding the evolution law of rail service performance is of great significance for reducing the operation and maintenance costs of heavy-duty railway rails. Due to the complex and variable operating environment of rail tracks, which makes it difficult to construct scientifically effective damage evolution indicators to reflect objective development patterns, a method based on t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding) was proposed for constructing the evolution law of corrugation damage. Firstly, the time-domain, frequency-domain, statistical, and entropy features were extracted from the original rail corrugation vibration signal. The random forest algorithm was then used to rank the features by importance, and the top-ranked features were selected to construct the feature vector. Dimensionality reduction was performed using t-SNE and other methods, and it is found that t-SNE demonstrates superior performance. The final temporal damage degradation index is obtained through Euclidean distance metric and median filtering for smoothing. The results indicate that this method provides good discrimination, anti-interference capability, and practical applicability for damage stages classification.

[Keywords] rail wave grinding; injury evolution law; degradation trend characteristics; t-SNE; damage stages

重载铁路凭借强大、高效、低成本的运输能力,成为国民经济中大宗散装货物的重要交通运输方式。铁路钢轨在列车总重大、运量大、行车密度和速度高、运行环境恶劣等严苛条件下长时间服役,不可避免地面临伤损劣化失效进而影响行车安全的问题。轻微伤损主要采取钢轨打磨,严重伤损往往需要更换钢轨。钢轨维护过早会浪费人力物力、推高运维成本,以至影响重载铁路竞争力;维护过

晚则会导致安全事故造成巨大损失。深刻地研究钢轨的伤损演化规律进而采取合理的运维策略,对重载铁路的长远发展具有重要的意义。

目前对于工业原件伤损的研究方法主要分为基于机理建模和基于数据建模两大方向。机理模型或称物理模型,在解决工程伤损演化问题上被广泛地应用。机理模型是描述过程机制或原理的模型。不仅仅包括定量的数学模型,也应该包括定性

收稿日期: 2024-05-15; 修订日期: 2025-01-10

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFE05011); 湖南省教育厅青年项目(22B0586); 湖南省教育厅教改项目(2022JGYB186)

第一作者: 王忠美(1984—),男,汉族,湖北荆州人,博士,讲师。研究方向: 智能信息处理,智能诊断与健康监测。E-mail: ldwangzm2008@163.com。

的描述变量间的驱动关系模型。汪梦寒等^[1]使用 ABAQUS 建立轮轨耦合有限元模型,分析轨道模态特性和轮轨瞬态滚动特性,发现波磨的产生主要与轨道结构中高频固有特性相关,高频模态特征被激发是导致和加剧波磨的根本原因;陈金明等^[2]为研究地铁 e 型弹条扣件的疲劳性能,通过有限元软件 ABAQUS 仿真扣件系统进行疲劳寿命的预测分析;王思维等^[3]使用多体动力学仿真软件 SIMPACK 构建了车辆动力学模型,对牵引及制动工况下的钢轨波磨进行诊断,实现故障频率的准确定位;Bo 等^[4]基于轮轨接触力学和多体动力学方法研究车轮的塑性滚动,指出缓解塑性滚动可以减少车轮的滚动接触疲劳损伤;基于机理建模深入探讨了工业元件退化的本质,理论上可以对元件的性能达到较好的预测精度,然而对于相互作用关系较为复杂的元件而言,建模过程将变得非常复杂、有非常严格的适用条件和较差的迁移性,需要研究人员对元件运行的深层机理有着较深的了解。微小的差异和扰动在经过多个环节的放大和积累后,都有可能使得模型和实际产生巨大的差距,造成模型失效。

基于数据建模的预测方法能够克服机理模型对研究者学术专业或生产经验要求较高、建模过程复杂等困难,直接从信号数据中获取设备的退化趋势与特征,运用机器学习预测设备的剩余使用寿命、演化规律。刘渊博等^[5]提出了结合了核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)和卷积自编码器构建健康指标;吴梦蝶等^[6]通过集合经验模态分解分解振动信号获取特征、马氏距离表征退化趋势;白雲杰等^[7]基于小波包分解和一维卷积神经网络构建了柴油发动机气门芯的健康评估指标;Wen 等^[8]利用高斯混合建模构建轴承健康指数、划分健康阶段和检测早期故障;基于数据驱动的伤损演化规律研究方法通过研究系统的输出响应信号以探索元件劣化衰退的内在规律,在避免了传统机理建模模型复杂、限制条件苛刻可移植性差、计算量巨大等缺陷的同时,取得了较好的拟合效果。然而,上述方法均存在一定缺陷:所提方法往往过于侧重于对伤损指标的趋势预测,对于构建的伤损指标本身往往缺乏较好的鲁棒性,不能体现元件伤损的客观发展规律,容易造成伤损的误诊断。

针对钢轨运行工况复杂,难以获取科学可靠的伤损演化特征难的问题,现提出基于随机森林的特征筛选以获取高维度的特征集、基于 t-SNE 的特征融合以获取高维特征集蕴含的低维度演化趋势;针对钢轨运行工况复杂多变、环境噪声干扰较大导致伤损指标的时序性较差的问题,提出结合欧氏距离

和中值滤波法以获得伤损退化指标;使用实际钢轨波磨的振动数据评估波磨伤损的发展进程,证实本文方法在研究钢轨波磨伤损领域构建演化指标、评估伤损发展、探索演化规律等系列问题上的有效性和科学性。

1 基于 t-SNE 的伤损评估原理

为构建重载铁路钢轨波磨损伤的伤损指标,使用列车行驶通过伤损路段产生的振动数据作为输入,使用箱型图法剔除异常信号,特征提取和 t-SNE 降维处理获取高维特征空间蕴含的低维度内在的本质演化趋势属性,进而使用欧氏空间度量体现其时序性、使用中值滤波法削弱噪声波动获得最终的演化指标,进行演化规律的评估。

1.1 随机森林特征重要性筛选

提取的特征表现不一,为了选择较好的特征,使用随机森林特征重要性排名对特征进行筛选。随机森林(random forest)由若干决策树(decision tree)组成。随机森林的主要步骤如下。

(1)采用抽样放回的方法从样本集中选取 n 个样本作为一个训练集。

(2)使用步骤(1)得到的样本集生成一颗决策树,在生成的每一节点上:随机不重复地选择 d 个特征,利用它们分别划分样本集,本文依据基尼指数作为特征划分的依据指标。

(3)重复上述步骤共 k 次,其中的 k 即为随机森林中决策树的个数。

(4)用训练得到的随机森林对测试样本进行预测,依据票选法决定最终的结果。

求得各个特征在所有决策树上所做的贡献量即求出各个特征在决策树节点上分枝前后的基尼指数(Gini index)的差值。将各特征基尼指数变化量除以全体特征基尼指数总和,以求出各特征在全体特征中的贡献量,最后再依据贡献量大小排序,并剔除在特征贡献度中排名靠后的特征。

设共有 k 个特征类别, p_i 表示第 i 个类别的概率估计值,得到基尼指数 Gini(p) 为

$$\text{Gini}(p) = \sum_{i=1}^k p_i(1 - p_i) = 1 - \sum_{i=1}^k p_i^2 \quad (1)$$

变量在节点 m 的重要性,即节点 m 分枝前后, Gini 指数变化量为

$$\text{VIM}_{jm} = \text{GI}_m - \text{GI}_l - \text{GI}_r \quad (2)$$

式(2)中: VIM_{jm} 为特征 j 在节点 m 上的基尼指数变化值; GI_m 为分枝前的基尼指数; GI_l 和 GI_r 为节点 m 分枝后,产生的两个新节点的基尼指数。

特征 j 在决策树中出现在节点集合 M 中,由此

得到特征 j 在第 i 棵决策树上的基尼指数变化量为

$$\text{VIM}_{ij} = \sum_{m \in M} \text{VIM}_{jm} \quad (3)$$

假定随机森林中有 n 棵决策树, 特征 j 的总基尼指数变化量为

$$\text{VIM}_j = \sum_{i=1}^n \text{VIM}_{ij} \quad (4)$$

特征 j 对于全体特征的贡献占比为

$$\text{VIM}'_j = \frac{\text{VIM}_j}{\sum_{i=1}^c \text{VIM}_i} \quad (5)$$

式(5)中: VIM'_j 为特征 j 对于全体特征的贡献占比;

$\sum_{i=1}^c \text{VIM}_i$ 为所有特征基尼指数总和。

本文研究使用基于随机森林特征重要性排名的特征筛选对提取的钢轨特征进行筛选以获取表现较好、能代表钢轨伤损劣化发展的时序性特征, 这一方法能够较好地解决传统特征筛选方法抑制过拟合效果较差、不能较好地体现特征之间相互关系、处理高维数据面临维度灾难等等困难。该方法在遥感^[9]、交通安全预测^[10]、故障检测^[11]、剩余寿命预测^[12]等领域都得到了广泛的应用。

1.2 特征降维获取演化特征

设 \mathbf{X} 为高维空间数据集, 维度为 D , 样本个数为 n , \mathbf{Y} 为低维度特征数据集, 维度为 d , 满足 $d < D$, 即: $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subseteq \mathbf{R}^D, \mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \subseteq \mathbf{R}^d$ 若存在映射 $f(\cdot)$ 可以使 $\forall y_j \in \mathbf{Y}, f(y_j) = x_j$, 则可认为低维的 \mathbf{Y} 可以表征高维的特征数据集 \mathbf{X} 。这一过程被称为降维, 能够去除数据的冗余信息、分析数据的内在规律和特征。本文研究通过对钢轨多种特征进行降维以获得钢轨随时间推进的演化特征。

重载铁路钢轨工作环境复杂严苛, 加之研究对象振动信号本身具有波动性, 毫无疑问会导致数据样本的高度非线性。传统上为了获取特征集的共有属性常采用的主成分分析 (principal component analysis, PCA) 线性降维方法不能够很好地获取高维复杂的数据样本所蕴含低维本质的退化趋势。为克服以上缺陷, 学界提出了一系列改进或替代方案。作为 PCA 的改进方案之一, KPCA^[13-16] 在一些故障诊断实例中取得了较好的效果; 等距特征映射 (isometric feature mapping, ISOMAP)^[17-20] 作为一种重要的流形学习方法也在伤损诊断领域得到了广泛的应用。

t-SNE 在高维非线性数据的处理上得到了广泛应用。Lee 等^[21] 通过深度神经网络自适应提取隐藏特征结合 t-SNE 提高了轴承故障分类的精度, 在

不同噪音水平下依然体现了较好的准确性和鲁棒性; Zair 等^[22] 提出了基于自编码器、t-SNE 和多核卷积神经网络的故障自动检测和分类; Jiang 等^[23] 提出了一种基于尺度变量离散熵和参数 t 分布随机邻域嵌入算法的滚动轴承故障诊断的混合分层故障诊断方法, 提高了诊断的准确性和速度。

t-SNE 原理是将高维空间特征数据集 X 内的点通过条件概率的形式表示, 基于“高维空间特征样本点 X 之间服从高斯分布、低维度特征样本点 Y 之间服从 t 分布”的假设之下, 提出了以下算法原理。

(1) x_i 表示 X 中的一点, 计算高维空间中 x_i 和 x_j 两两样本的条件概率密度函数 $p_{j|i}$ 。

$$p_{j|i} = \frac{\exp \frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma_i^2}}{\sum_{k \neq i} \exp \frac{-\|x_i - x_k\|^2}{2\sigma_i^2}} \quad (6)$$

式(6)中: σ_i 为以 x_i 为中心的高斯分布方差, 可根据困惑度 Prep 和二分搜索确定, 困惑度的公式为

$$\text{Prep} = 2^{-\sum_{j=1}^n p_{ji} \log_2 p_{ji}} \quad (7)$$

(2) 计算 x_i 和 x_j 两两样本之间的联合概率密度函数。

$$P_{ij} = \frac{P_{i|j} + P_{j|i}}{2n} \quad (8)$$

(3) 构建低维数据样本概率分布。利用自由度为 1 的 t 分布计算 x_i 和 x_j 在低维空间中映射的样本 y_i 和 y_j 的联合概率分布 Q_{ij} 。

$$Q_{ij} = \frac{(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|y_k - y_i\|^2)^{-1}} \quad (9)$$

(4) 计算梯度 $\frac{\partial C}{\partial Y}$ 的值。

$$\frac{\partial C}{\partial Y} = 4 \sum_{j=1}^n (P_{ij} - Q_{ij})(y_i - y_j) (1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1} \quad (10)$$

式(10)中: C 为 KL 散度, 用以表示高维度 P 概率分布 P_{ij} 与低维度 Q 概率分布 Q_{ij} 的相似度。

$$C = \text{KL}(P \| Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_{ij} \ln \frac{P_{ij}}{Q_{ij}} \quad (11)$$

(5) 计算得到低维度映射数据。

$$Y^k = Y^{k-1} + \alpha \frac{\partial C}{\partial Y} + m(k)(Y^{k-1} - Y^{k-2}) \quad (12)$$

式(12)中: k 为循环次数; α 为学习效率; m 为动量因子; $Y^{(k)}$ 为迭代 k 次后的低维度映射数据。

(6) 迭代循环步骤(3)~步骤(5)直至迭代次数达到设置要求。

t-SNE 能够保留数据点的局部结构有利于获取数据中的局部聚类与结构, 能够很好地处理钢轨波

磨振动数据复杂的非线性因素,较好地解决传统降维方法特征点距离过近、相互叠压不利于伤损诊断的缺点。同时,作为一种无监督的机器学习算法,t-SNE能够更好地脱离人为主观判断对结果的影响,挖掘数据时序发展的内在规律,并且有更强的可移植性,能适应不同工况和环境的变化。

2 实验与评估

2.1 数据采集、异常值处理

本次实验数据使用国内一家轨道交通装备电子公司 160 m 试验线路的轨检车,获取钢轨从健康到磨损产生和发展直至钢轨失效的全过程振动信号。采样频率 4 kHz,采样周期不变,采集共计 98 个振动数据样本,每个样本包含 60 000 个采样点。

通过箱型图法剔除各采样周期中的异常离群值,以使特征提取能够取得较好的效果。

2.2 特征提取和归一化

特征提取具备降低数据维度去除冗余信息、提高计算效率、提高模型性能减少过拟合的风险、增强模型的可解释性和通用性等优点。

对剔除异常离群值后的振动信号进行特征提取,获取统计学、时域、频域、熵特征共计 27 种特征指标,如表 1 所示,处理后数据维度变成 98×27 。各个特征的幅值、量纲都不尽相同,对各个特征进行 $[0, 1]$ 归一化处理,以确保后续步骤的客观性。

表 1 本文提取的各领域特征

Table 1 The extracted Features from various domains in this article

指标分类	特征名称
统计学	最大值,最小值,均值,均方值,方差,方根幅值
时域	峰峰值,峭度,峭度因子,偏度,波形因子,峰值因子,脉冲因子,裕度因子,形状因子,谱峭度的均值,谱峭度的标准差,谱峭度的偏度,谱峭度的峭度
频域	中心频率,均方频率,均方根频率,频率方差,能量特征
熵特征	Tsallis 熵, Shannon 熵, Renyi 熵

2.3 特征重要性排名

对 2.1 节中获取的已完成归一化的 27 项特征进行随机森林特征重要性排名,结果如图 1 所示。选取排名靠前的 6 种特征,构建高维特征向量 F ,其维度为 98×6 。

$$F = \begin{bmatrix} F^1 \\ F^2 \\ \vdots \\ F^R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_A^1 & X_B^1 & \cdots & X_N^1 \\ X_A^2 & X_B^2 & \cdots & X_N^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_A^R & X_B^R & \cdots & X_N^R \end{bmatrix} \quad (13)$$

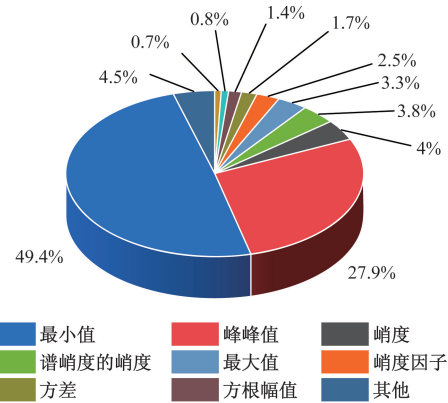


图 1 随机森林特征重要性排名结果

Fig. 1 Ranking of feature importance in random forest

式(13)中:的行向量 $[X_A^i \ X_B^i \ \cdots \ X_N^i]$ 表示第 i 次采样的数据特征;列向量 $[X_j^1 \ X_j^2 \ \cdots \ X_j^R]^T$ 表示入选的第 j 种特征。

2.4 特征降维

使用 t-SNE、ISOMAP、KPCA 对特征筛选后获得的高维特征向量 F 降维至二维(数据维度为 98×2),以便对降维效果实现可视化观察,表 2 为 3 种方法相关参数的设置值,通过观察降维后特征点的分布以评价降维效果的好坏。图 2 ~ 图 4 为 3 种降维效果的结果,横轴纵轴分别表示降维后的二维特征数值(均为无单位的量),特征点旁的数字表示该点对应的采样顺序,取值为 1 ~ 98 按顺序对应 98 次采样点。

可以观察到,就降维后特征点的分布而言,ISOMAP 的第一和第二维度的特征主要分别分布于区间 $[-0.5, 0.5]$ 和 $[-0.1, 0.1]$;KPCA 的两个维度的特征主要分别分布于区间 $[-0.1, 0.3]$ 和 $[-0.1, 0.1]$;两者在降维后均出现了大量特征点在很小区间范围内密集混叠距离过近的现象,降维处理效果较差,处理的特征指标的值在数值上非常接近,这意味着指标对抗扰动的性能可能很差,稍有扰动可能会导致很严重的误诊断,不能对不同伤损阶段做出有效且有说服力的划分;而对于 t-SNE,在降维后第一和第二维度的特征分别分布于区间 $[-6, 4]$ 和 $[-7.5, 10]$ 的广大区间内,特征点在分布上出现了几组聚类,而且采样序号接近的特征点相对距离较近,特征点采样序号较远的点距离相对

表 2 3 种降维方法参数设置

Table 2 Parameter settings for three dimensionality reduction technique

降维方法	相关参数设置
t-SNE	Perp = 30
ISOMAP	n_neighbors = 30
KPCA	Kernel = Gauss

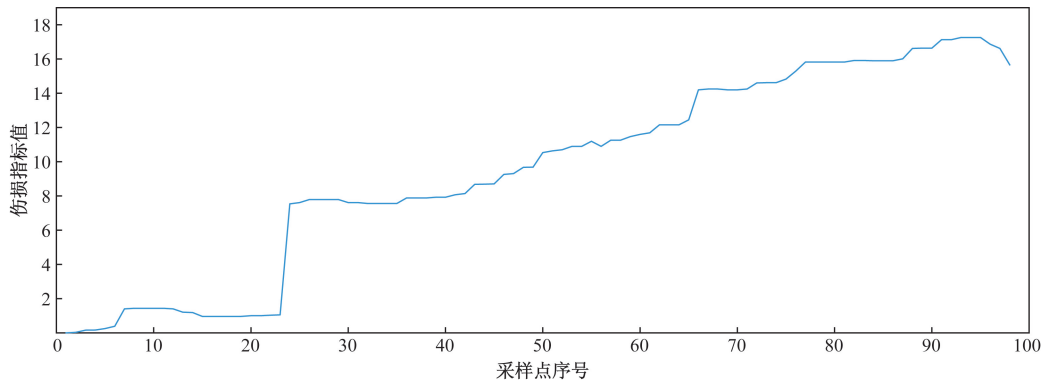


图5 使用本文方法得到的最终伤损演化指标

Fig. 5 The final damage evolution metrics obtained using the method proposed in this article

表3 伤损演化各阶段的指标变化情况

Table 3 Variation of indicators at each stage of damage evolution

演化阶段	采样区间	指标规律	指标分布区间	均值	标准差	平均绝对偏差
一	[1, 6]	缓慢增长	[0.000, 0.386]	0.167	0.130	0.103
二	[7, 23]	平缓发展	[0.961, 1.436]	1.167	0.202	0.189
三	[24, 49]	平缓发展	[7.538, 7.925]	7.709	0.138	0.132
四	[50, 98]	迅速增长	[8.068, 17.130]	13.374	2.907	2.633

了基于 t-SNE 的钢轨波磨伤损演化指标构建方法,建立了波磨伤损的评估模型,并使用实际数据验证了本文方法的实用性和有效性。

(1) 基于箱型图剔除信号中的异常离群值,保证后续特征筛选所得到的特征的规律性不受到干扰。

(2) 特征提取和基于随机森林的特征筛选降低数据维度去除冗余信息、提高计算效率、提高模型性能减少过拟合的风险、增强了模型的可解释性和通用性。

(3) 基于 t-SNE 的流形数据学习方法,从高维特征中获取了反映伤损演化趋势的低维特性,与其他的非线性降维方式相比,在伤损阶段划分上取得了良好的优势。同时 t-SNE 作为一种无监督学习的研究方法,能够避免人为主观判断对诊断结果的影响更加客观探索伤损本质。

(4) 通过欧氏空间度量体现了伤损演化指标的时序性,通过中值滤波方法削弱了伤损指标的异常波动,获得了伤损演化的趋势,可以对伤损进行准确的划分,为分析伤损演化规律提供便利、有效避免误诊断并及时采取对应的运维措施。

3.2 不足与展望

为了全面认识钢轨伤损的演化规律尚需进行持续且系统性的监测与数据收集以消除偶然误差因素。然而,钢轨伤损的演化是一个长期缓慢的过程,一段线路的钢轨从伤损出现到报废可能需要耗时数月甚至数年,需要消耗大量的人力物力长期监测,对数据采集造成困难。重载线路所在坡度、曲

率和重载列车性质、车轮状态等因素都会对伤损的演化发展造成或多或少的影响。因此,全面地研究伤损的演化规律、制定更科学有效的钢轨维护和更新策略,确保铁路运营的安全和高效,尚需时间更密集、工况更全面的数据。

参考文献

- [1] 汪梦寒, 顾晓菡, 王安斌. 科隆蛋扣件直线段钢轨波磨形成机理研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(9): 3595-3607.
Wang Menghan, Gu Xiaohan, Wang Anbin. Research on the mechanism of rail corrugation formation in straight track sections with Cologne-egg fasteners[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(9): 3595-3607.
- [2] 陈金明, 钟盛华, 刘逸平, 等. 基于车轨耦合动力学分析的地铁 e 型弹条扣件疲劳寿命预测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(2): 766-772.
Chen Jinming, Zhong Shenghua, Liu Yiping. Fatigue life prediction of e-type clip fastener in metro based on vehicle-rail coupling dynamics analysis[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(2): 766-772.
- [3] 王思维, 姚德臣, 杨建伟, 等. 变速工况下基于 WSST 的地铁钢轨波磨检测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(16): 7080-7086.
Wang Siwei, Yao Dechen, Yan Jianwei, et al. Detection method of rail corrugation in metro based on wavelet synchrosqueezing transform under variable speed[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(16): 7080-7086.
- [4] Bo W, Qing W, Shuihui L, et al. Investigation of plastic flow of rail vehicle wheels and its effects on rolling contact fatigue based on a dynamic method[J]. Engineering Failure Analysis, 2024. DOI: 10.1016/j.engfailanal.2024.108484.

- [5] 刘渊博, 陈相, 刘好. 基于卷积自编码器和时间卷积网络的轴承性能退化趋势预测[J]. 振动与冲击, 2023, 42(13): 214-225.
Liu Yuanbo, Chen Xiang, Liu Yu. Prediction of bearing performance degradation trend based on CAE and TCN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(13): 214-225.
- [6] 吴梦蝶, 程龙生, 陈闻鹤. 基于自适应马氏空间与深度学习的滚动轴承退化趋势预测[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(10): 3338-3349.
Wu Mengdie, Cheng Longsheng, Chen Wenhe. Degradation trend prediction of rolling bearing based on adaptive Mahalanobis space and deep learning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(10): 3338-3349.
- [7] 白雲杰, 贾希胜, 梁庆海, 等. 基于深度学习的柴油机气门健康状态评估[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(10): 3941-3950.
Bai Yunjie, Jia Xisheng, Liang Qinghai, et al. Evaluation of diesel engine valve health status based on deep learning[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(10): 3941-3950.
- [8] Wen L, Yang G, Hu L, et al. A new unsupervised health index estimation method for bearings early fault detection based on Gaussian mixture model[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128. DOI: 10.1016/j. engappai. 2023. 107562.
- [9] Yuan X, Liu S, Feng W, et al. Feature importance ranking of random forest-based end-to-end learning algorithm[J]. Remote Sensing, 2023, 15(21). DOI: 10.3390/rs15215203.
- [10] Yang J, Han S, Chen Y. Prediction of traffic accident severity based on random forest[J]. Journal of Advanced Transportation, 2023, 2023: 1-8.
- [11] Mafarja M, Thaher T, Al-Betar M A, et al. Classification framework for faulty-software using enhanced exploratory whale optimizer-based feature selection scheme and random forest ensemble learning [J]. Applied Intelligence, 2023, 53(15): 18715-18757.
- [12] Wang H, Li D, Li D, et al. Remaining useful life prediction of aircraft turbofan engine based on random forest feature selection and multi-layer perceptron [J]. Applied Sciences, 2023, 13(12). DOI: 10.3390/app13127186.
- [13] Han Y, Song X, Shi J, et al. KPCA-WPHM-SCNs-based remaining useful life prediction method for motor rolling bearings[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2024, 46(5): 973-991.
- [14] Zhao Y, Zhou M, Wang L, et al. Bearing fault diagnosis of single-channel data by a 3D den with bilinear lbp and modified KPCA [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2023, 18(5): 3839-3848.
- [15] Pan Y, Wang H, Chen J, et al. A new fault component selection strategy based on statistical detection for slewing bearing weak signal de-noising[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2024, 46(11): 2222-2239.
- [16] Pan H, Jiao W, Yan T, et al. Combining kernel principal component analysis and spatial group-wise enhance convolutional neural network for fault recognition of rolling element bearings[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(12). DOI: 10.1088/1361-6501/ace790.
- [17] Su H, Wang Z, Cai Y, et al. Refined composite Multiscale fluctuation dispersion entropy and supervised manifold mapping for planetary gearbox fault diagnosis[J]. Machines, 2023, 11(1). DOI: 10.3390/machines11010047.
- [18] Wang H, Yao L, Wang H, et al. Supervised manifold learning based on multi-feature information discriminative fusion within an adaptive nearest neighbor strategy applied to rolling bearing fault diagnosis [J]. Sensors, 2023, 23(24). DOI: 10.3390/s23249820.
- [19] Lu W, Shi C, Fu H, et al. A power transformer fault diagnosis method based on improved sand cat swarm optimization algorithm and bidirectional gated recurrent unit[J]. Electronics, 2023, 12(3). DOI: 10.3390/electronics12030672.
- [20] Lu W, Shi C, Fu H, et al. Research on transformer fault diagnosis based on ISOMAP and IChOA-LSSVM[J]. IET Electric Power Applications, 2023, 17(6): 773-787.
- [21] Lee C Y, Maceren E D C. Induction motor bearing fault classification using deep neural network with particle swarm optimization-extreme gradient boosting[J]. IET Electric Power Applications, 2024, 18(3): 297-311.
- [22] Zair M, Rahmoune C, Imane M, et al. A new health indicator extracted by unsupervised learning using autoencoder in tandem with t-SNE and multi-kernel CNN to enhance the early detection and classification of bearings multi-faults[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2023, 45(7). DOI: 10.1007/s40430-023-04307-6.
- [23] Jiang W, Xu Y, Chen Z, et al. Fault diagnosis for rolling bearing using a hybrid hierarchical method based on scale-variable dispersion entropy and parametric t-SNE algorithm[J]. Measurement, 2022, 191. DOI: 10.1016/j. measurement. 2022. 110843.