

基于多维加权融合算法的机车走行部旋转部件健康评估系统设计与应用

张雪梅¹, 邱子荣¹, 李 辉², 王 娟²

¹国能包神铁路集团机务分公司, 陕西 神木

²唐智科技湖南发展有限公司, 湖南 长沙

收稿日期: 2026年7月18日; 录用日期: 2026年8月19日; 发布日期: 2026年8月27日

摘 要

针对机车走行部旋转部件健康评估中多源异构数据融合困难、传统单一阈值报警漏报率高的问题, 本文从计算机科学与应用的角度, 设计并实现了一种基于多维加权融合算法的健康评估系统。系统采用B/S分层解耦架构, 后端基于Spring Boot框架, 数据库采用MySQL与Redis混合存储方案, 日均处理振动、冲击、温度等时序数据约5.2万条。通过数据清洗模块对原始数据进行异常剔除、移动平滑去噪及缺失值插补, 提取报警等级、dB有效值、SV趋势、温升极值等7维特征; 在决策层, 设计了一种基于层次分析法(AHP)的加权融合判决器, 将多维特征状态值映射为五级健康等级, 并结合“健康等级-维修动作”规则库实现运维建议的自动推理。包神机务段应用结果表明: 本系统解决了传统方案对早期轴承剥离、齿轮偏磨的漏报问题, 在包含87个历史故障案例的测试集上, 故障召回率(Recall)由传统振动报警法的33.3%提升至100%, F1分数由0.50提升至1.0; 针对踏面故障, 首次预警时间较传统方案提前9天; 系统平均决策延迟小于1.5秒, CPU占用率稳定在25%以下, 为机车智慧运维提供了可靠的计算机辅助决策支持。

关键词

机车走行部, 健康评估, 多维加权融合算法, 层次分析法, 专家系统

Application of Health Assessment System for Rotating Components of Locomotive Running Gear at Baoshen Locomotive Depot

Xuemei Zhang¹, Zirong Qiu¹, Hui Li², Juan Wang²

¹Locomotive Branch of China Energy Baoshen Railway Group, Shenmu Shaanxi

²Tangzhi Science & Technology Hunan Development Co., Ltd., Changsha Hunan

Received: July 18, 2026; accepted: August 19, 2026; published: August 27, 2026

文章引用: 张雪梅, 邱子荣, 李辉, 王娟. 基于多维加权融合算法的机车走行部旋转部件健康评估系统设计与应用[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(8): 258-269. DOI: 10.12677/csa.2026.168279

Abstract

Aiming at the difficulties in multi-source heterogeneous data fusion and the high missing alarm rate of traditional single-threshold alarms during the health assessment of rotating components in locomotive running gears, this paper designs and implements a health assessment system based on a multi-dimensional weighted fusion algorithm from the perspective of computer science and applications. The system adopts a layered decoupled B/S architecture. The back end is built on the Spring Boot framework, and a hybrid storage scheme consisting of MySQL and Redis is deployed for the database, processing approximately 52,000 pieces of time-series data such as vibration, shock and temperature every day. The data cleaning module eliminates outliers, performs moving smoothing denoising and missing value imputation on raw data, and extracts seven-dimensional features including alarm level, effective dB value, SV trend, temperature rise extremum, etc. At the decision-making layer, a weighted fusion decision maker based on the Analytic Hierarchy Process (AHP) is constructed to map the state values of multi-dimensional features into five health levels. Combined with the rule base of "Health Level - Maintenance Action", automatic reasoning of maintenance suggestions is realized. Application results at Baoshen Locomotive Depot demonstrate that the proposed system eliminates missing alarms of early bearing spalling and gear eccentric wear existing in conventional schemes. The fault recall rate increases from 33.3% achieved by the traditional vibration alarm method to 100%. For wheel tread faults, the initial early warning time is 9 days earlier than that of traditional schemes. The average decision latency of the system is less than 1.5 seconds, and the CPU utilization remains below 25%. It provides reliable computer-aided decision support for intelligent operation and maintenance of locomotives.

Keywords

Locomotive Running Gear, Health Assessment, Multi-Dimensional Weighted Fusion Algorithm, Analytic Hierarchy Process (AHP), Expert System

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在我国轨道交通行业内，为保证机车的安全运营，都采用了定期维修的方式，而非基于机车部件的健康状态进行维修，投入了大量人力、物力，容易造成过度维修及人力和资源的浪费。

据走行部监测数据统计，平均每年机车走行部存在预报警的轴承约 0.8 万套、齿轮约 1.3 万套，轮对踏面约 5.6 万个，约占在役轴承(80 万套)总量的 1%、约占在役齿轮(50 万套)总量的 3%，约占在役轮对(50 万个)总量的 10%。而计划修的大修修程会对每个部件进行检测，如和谐型机车轴箱轴承、电机轴承的 C5 修：需对全部轴箱轴承进行清洗、探伤、检查，对电机轴承进行更换。若依据部件状态进行预防性维修，如只对预报警的旋转部件检修，则一个 C5 修修程可节省维修费用累计达 20 亿，单台机车修程缩量超 7 天，可节约大量因检修造成的停运损失费用。

支撑基于部件状态的预防性维修的重要技术之一为健康评估技术，其评估结论直接影响着预防性维修的范围和效果。健康评估技术主要对机车的当前状态进行诊断、评估，确定设备的健康状态；根据设备诊断、评估信息，对设备的维修资源、使用计划及维修活动等进行管理、建议及规划[1][2]。基于健康评估技术的应用，关注机车部件及车辆状态，改变定期维修策略，实现智能化和信息化的健康管理方式

[3], 保障机车安全, 不仅可以提高列车运行的可靠性, 而且能够实现更高的经济效益。

因此, 本文融合机车走行部旋转部件(轴承、齿轮、踏面)多维监测数据, 运用基于专家经验的多维融合数据分析方法, 利用多维度、多系统数据对部件健康状态进行综合判断, 给出健康评估结论, 为机车的安全运营提供保障; 同时, 结合专家知识系统, 给出维修建议, 为实现预防性维修、促进维修体制改革提供基础。

2. 健康评估技术现状

机车的安全性、智能化已成为目前轨道交通发展的重要趋势, 其中健康评估技术作为实现智慧运维的重要技术之一, 其对机械部件的运行状态的评估是指导机车进行预防性维修、智能化运维的关键。

目前, 国内学者多数基于数据驱动方法、模型驱动方法以及数据融合方法对机械部件进行数据分析, 并对其运行状态进行评估, 指导维修。例如陈诗文[4]采用深度信念神经网络对轨道交通装备通风系统轴承的故障特征进行学习训练, 将轴承的健康状态分为正常运行状态及 N 类不同的故障状态, 再通过对轴承的运行数据进行特征提取, 代入网络中进行故障分类来对应确定是否需要进行维护和更换。马海英[5]引入劣化度作为装备健康状态劣化的评价指标, 通过获取装备的状态参数阈值, 装备特征参数的实际测量值, 利用模糊综合评估模型对地空导弹装备的健康状态进行评估。张斌等[6]提出基于对车轮全寿命周期数据的采集, 融合物理模型和数据驱动衡量车轮的耗损状态, 由此对其状态进行评估。王宏[7]基于不同维度车辆数据信息, 综合数据分析, 建立评分维度, 以层层递进的方式建立对车辆零配件到车辆的健康状态计算得分, 实现车辆的全方位健康管理。

在铁路机车的健康评估技术研究中, 由于不同局段线路差异、车型差异以及部件类型差异, 传统方法仍存在三个方面的不足: 第一, 基于少量状态信息建立健康评估具有片面性, 输入数据不够全面, 而监测数据难以反映走行部旋转部件的健康演变及故障发展规律。第二, 基于统计方法可以分析部件的共同特点, 缺乏对特定部件实施健康特征的了解, 统计指标的选取缺乏理论依据, 具有一定的主观性, 由此建立的健康评估模型准确率不高。第三, 传统方法只提供健康评估模型的计算结果, 并未构建合适的健康评估报警阈值, 难以给出准确的判断指标, 无法及时采取维修措施。

3. 包神机务段走行部旋转部件监测现状

目前, 针对机车走行部旋转部件, 包神机务段的监测方式主要有两种: 一种是在线智能检测, 另一种是离线智能监测。



Figure 1. On-board running gear online monitoring and ground diagnosis analysis software
图 1. 车载走行部在线监测及地面诊断分析软件

在线智能监测方面,段内机车均安装有 JK430 系列车载走行部在线故障诊断系统(简称:车载系统)。该系统主要是基于“广义共振及共振解调”技术[8],即:通过一系列特殊技术处理,包括微小故障信号广义共振与解调、转速跟踪采集、故障机理建模、基于判据的自动故障识别等,可以非常准确地识别出故障的具体位置。车载系统通过加装在轴箱、齿轮箱、牵引电机上的复合传感器采集振动、冲击、温度信息,并通过多物理量感知、智能监控、信息化管理、网络化传输等先进技术,为机车走行部提供全方位的实时诊断和在线报警,如图 1 所示。

离线智能监测方面,主要采用 5T 系统在轨旁通过红外感知、声学感知、轮轨应力感知等技术实现车轮-轴箱轴承的状态监测,但存在检测间隔长、诊断频次低、故障发现相对滞后、未考虑各机型的个性化配置的情况。

4. 健康评估系统

4.1. 健康评估系统架构

基于包神机务段监测现状,基于 JK430 系列车载走行部在线故障诊断系统、结合机车走行部专家系统[9](简称:专家系统),搭建了机车走行部健康评估系统(以下简称健康评估系统),实现健康评估技术的应用,其系统架构如图 2 所示。

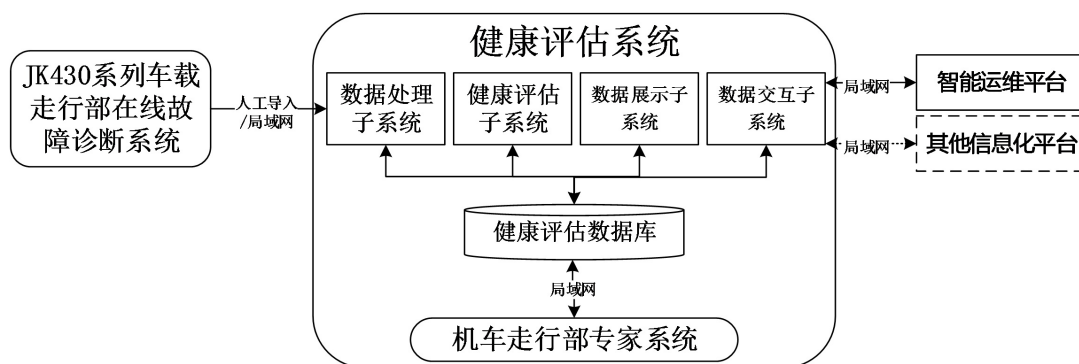


Figure 2. Architecture diagram of locomotive running gear health assessment system
图 2. 机车走行部健康评估系统架构图

系统采用 B/S 分层解耦架构,后端基于 Spring Boot 框架开发,前端采用 Vue.js 实现数据可视化展示;数据库层采用 MySQL 存储结构化的履历与配置数据、Redis 缓存高频访问的实时状态数据,数据传输基于 HTTP/HTTPS 协议与 JSON 数据格式。健康评估系统通过人工导入/局域网传输的方式获取 JK430 系列车载走行部在线故障诊断系统的振动、冲击、温度信号数据及状态数据,通过局域网的方式从智能运维平台获取实时状态数据,通过局域网的方式获取机车走行部专家系统存储的部件案例信息、履历信息及专家知识。系统数据流如下:原始数据经数据处理子系统完成清洗与特征提取后,由健康评估子系统完成融合判决,结论经数据展示子系统呈现,同时通过数据交互子系统的标准化 RESTful API 接口实现与智能运维平台、其他信息化平台的信息交互,推送健康评估结论信息,获取第三方系统数据。健康评估数据库主要包含部件基本信息表、实时状态数据表、特征值历史表、健康评估结论表及维修建议规则表,各表通过部件唯一标识(ID)及时间戳进行关联。系统各子系统功能及技术实现介绍如下:

JK430 系列车载走行部在线故障诊断系统:实现机车走行部旋转部件的振动、冲击、温度数据采集和传输、故障诊断功能,完成在线采集信号数据、冲击、振动、结论等状态趋势数据的获取和存储;

机车走行部专家系统：负责存储故障案例知识库数据(涵盖故障发生、发展到维修的全过程)，包含案例库、履历库、专家分析知识、历史案例维修信息等[9]。

数据处理子系统：负责收集、解析并向数据库存储机车走行部旋转部件车载监测数据，同时负责对原始数据进行清洗、归一化、特征提取等预处理操作；

健康评估子系统：负责评估机车走行部旋转部件的健康状态，提供运维指导建议；

数据展示子系统：负责将经过统计、分析及评估后的数据进行展示，在终端展示人机交互信息；

数据交互子系统：负责通过标准化的 RESTful API 接口向段级信息平台发送结论数据，接口采用 JSON 格式进行数据交换，支持 HTTP POST 方式推送健康评估结论，同时提供 GET 方式供第三方系统查询历史评估记录；

健康评估数据库：布置在用户端数据服务器，负责数据的存储。

智能运维平台：机务段用于进行走行部旋转部件监测数据的分析的平台软件；

其他信息平台：机务段进行信息分析的其他信息平台，如工单系统、检修系统等。

4.2. 系统关键技术

(1) 数据清洗技术

健康评估系统利用车载系统存储的振动、冲击、信号数据，dB、SV、振动加速度、温度、报警等状态数据，里程、部件参数等基本数据，及知识系统存储的故障案例维修措施信息、轴承类型数据、故障案例的状态量值和健康等级对应关系表、维修动作数据阈值，实现机车走行部旋转部件的动态实时健康评估功能，给出部件的健康等级与维修建议。但是现有获取到的数据存在异常、缺失、不规范等问题，逐一对数据进行清洗，形成健康评估模型的高质量数据。系统日均处理约 5.2 万条状态记录，数据清洗模块的处理吞吐量约为 800 条/秒。具体如下：

(a) 文本数据编码化：使用 One-hot 法、二进制法等方法对报警数据进行数值化处理，如“一级报警”编码为数值 1；

(b) 异常值处理：对于有明确标准范围的数据进行异常剔除，如 dB 数据剔除不在[0, 100]范围之外的数据；对于存在随机误差的数据进行平滑处理。如 SV 数据进行 n 阶 n 重移动平滑，得到降噪后的 SV 趋势数据[9]。其平滑公式如式(1)所示：

$$y_{smooth}(t_j) = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} y(t_{j+i}) + \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} y(t_{j-i}) + y(t_j) \right) \quad (1)$$

其中 N 为平滑窗口大小， t_j 代表数据的不同时刻。窗口大小 N 的选取直接影响去噪效果与信号保真度的平衡： N 取值过小($N < 5$)去噪能力不足，噪声残余率高于 15%； N 取值过大($N > 20$)则过度平滑，故障冲击特征峰值衰减超过 15%。本系统经对比实验，取 $N = 11$ 进行 11 阶双重移动平滑，在保证去噪效果(信噪比提升 12.6 dB)的同时有效保留故障特征。对 10 万条 SV 记录进行平滑处理的平均耗时为 2.3 秒。

对于绝对单调的里程数据，存在异常变大的异常情况，结合趋势数据进行异常大数据去除，利用前后两个时刻里程记录数据均值进行插补。

(c) 缺失值处理：固定时间段内，如果存储的冲击信号数据长度大于 dB 数据长度时，则认为 dB 数据有缺失，对 dB 缺失数据进行计算补充，公式如 2 所示：

$$A_{dB} = 20 \log \frac{2000 \cdot SV}{N \cdot D^{0.6}} \quad [8] \quad (2)$$

其中 SV 表征冲击值, 1 SV 表征半波正弦冲击脉宽为 20 μs 、峰值为 0.01 g 时的对应量值, N (单位 r/min) 表示运转转速, D (单位 mm) 表示轴径。

如果 SV、振动加速度、温度数据有缺失, 则依据相同转速的均值进行补充。

以 dB 缺失数据进行有效性说明。

以某案例的 dB 数据进行缺失值数据补充前后的效果对比。某轴承某天共有 929 条冲击 dB 数据, 利用 5:00~5:59 分时段 133 条样本数据, 结合公式(2)计算其 dB 数据, 计算的 dB 数据与真实数据的平均误差为 0, 公式(2)能够利用样本数据计算出真实 dB 值, 能够进行有效的数据插补。

(d) 数据归一化: 对于状态数据, 其物理含义及量纲均不同, 对数据进行标准化, 转化为无量纲值, 公式如 3 所示, 其中 μ 为均值, σ 为标准差。

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

结合多状态数据, 在标准化和编码后进行数据分析, 完成后续特征的提取。

(2) 多维融合加权分析技术

针对处理完的 dB、SV、振动加速度、温度、报警高质量状态数据, 完成特征提取。系统共提取 7 个维度的特征指标, 包括: 报警最高等级(1 维)、SV 趋势偏高标志(1 维)、dB 有效值(1 维)、dB 趋势特征(1 维)、温升值最大值(1 维)、温度偏高最大值(1 维)、温度偏高次数(1 维), 依据提取完的特征数据采用多物理量、多维度加权融合分析方法完成健康状态融合分析, 给出健康评估结论。

特征提取部分: 针对报警数据, 统计每天的报警数据的最高等级; 针对 SV 数据, 计算冲击 SV 数据的趋势特征, 即当连续三天 SV 均值偏高量超过 50% 则认为趋势偏高; 针对 dB 趋势数据, 完成 dB 有效特征值计算; 其中 dB 有效值计算公式如式 4 所示:

$$y_{rms} = \left[\frac{1}{n} \sum (y(t) - \bar{y})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

式(4)中 $\bar{y}$ 为均值, n 为数据长度。

针对温度数据, 计算温度数据的温升值最大值、温度偏高最大值及偏高次数的特征; 其中温度数据的特征计算方式如下:

① 温升值最大值计算方法为: $\max(y_i \vee y_i = x_i - x_{i-1}), i = 1, \dots, n$; x_i 是一天的温度时间序列值, n 是一天的温度数据的总个数;

② 温度偏高最大值计算方法为: $\max(z_i \vee z_i = x_i - x'_i), i = 1, \dots, n$; x_i 是温度时间序列值, x'_i 是对应 i 时刻的其他位置的温度均值, n 是一天的温度数据的总个数;

③ 温度偏高次数计算方法为: $\sum_i^m z_i > 10^\circ\text{C}$, z_i 是温度偏高值。

多维融合加权分析部分, 本系统采用层次分析法(Antalytic Hierarchy Process, AHP)确定各特征的权重系数, 以降低主观经验对权重制定的偏倚。具体流程为: 首先, 构造 7 维特征的成对比较矩阵, 采用 1-9 标度法量化各特征在区分健康等级中的相对重要性; 其次, 计算比较矩阵的最大特征值及其对应的特征向量, 经归一化处理后得到各特征的权重向量 ω ; 最后, 进行一致性检验(一致性比率 $CR < 0.1$), 确保权重分配的合理性。

为增强研究的透明度和可复现性, 本文给出完整的 AHP 实施细节。7 个特征分别为: 报警最高等级(F1)、SV 趋势偏高标志(F2)、dB 有效值(F3)、dB 趋势特征(F4)、温升值最大值(F5)、温度偏高最大值(F6)、温度偏高次数(F7)。依据包神机务段专家经验, 构造的成对比较矩阵 A 如下(行/列顺序为 F1~F7):

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 2 & 4 & 5 & 5 \\ 1/3 & 1 & 1/2 & 1/2 & 2 & 3 & 3 \\ 1/2 & 2 & 1 & 1 & 3 & 4 & 4 \\ 1/2 & 2 & 1 & 1 & 3 & 4 & 4 \\ 1/4 & 1/2 & 1/3 & 1/3 & 1 & 2 & 2 \\ 1/5 & 1/3 & 1/4 & 1/4 & 1/2 & 1 & 1 \\ 1/5 & 1/3 & 1/4 & 1/4 & 1/2 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

计算得到最大特征值 $\lambda_{\max} = 7.083$ ，对应的归一化特征向量(权重向量)为：

$$\omega = (0.312, 0.108, 0.184, 0.184, 0.079, 0.067, 0.066)^T$$

一致性指标 $CI = (\lambda_{\max} - 7) / (7 - 1) = 0.0138$ ，查表得随机一致性指标 $RI = 1.32$ ($n^* = 7$)，一致性比率 $CR = CI / RI = 0.0105 < 0.1$ ，通过一致性检验，表明权重分配具有满意的一致性。

依据报警数据、dB 数据、SV 数据、温度数据中的特征状态值，结合 AHP 确定的权值分配，采用多维度加权融合分析方法(如公式(5)所示)，对部件健康状态进行综合评估。 $H(t)$ 为 t 时刻走行部旋转部件的健康状态值：

$$H(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i h_i(t) \tag{5}$$

t 为时刻， i 为提取的特征个数， $h_i(t)$ 为 t 时刻提取的各维度特征状态量值， ω_i 为特征标志的权重。依据 $H(t)$ 与故障案例的状态量值和健康等级对应关系表进行比较，最后给出部件健康等级，包括正常、亚健康、轻微故障、中等故障、严重故障。

(3) 维修决策技术

基于专家系统提供的走行部故障旋转部件轴承实际维修案例数据，整理维修决策指导结构性知识“健康等级 - 维修动作”，建立旋转部件健康等级与运用维修建议标准对应关系，如下表 1 所示：

Table 1. Maintenance suggestion table
表 1. 维修建议表

序号	健康等级	描述
1	正常	状态正常
2	亚健康	状态参数部分偏离，注意关注
3	轻微故障	
4	中等故障	发现问题，需根据严重程度视情检修
5	严重故障	

在表 1 中，轻微、中等、严重故障提示对应部件状态出现异常，需根据严重程度进行视情检修。

5. 健康评估系统应用

随着走行部健康评估系统在包神机务段中的应用，健康评估技术的适用性得到了验证，应用效果得到认可。在走行部健康评估系统应用期间，提前发现部件故障，保证了机车安全运营，应用示例如下：

(1) 轴承故障

以某机车 35 位监测轴承为例。该车在 2024 年 06 月 08 日，健康评估系统提示该位轴承亚健康，给

出“密切关注”运维建议。在 2024 年 07 月 01 日，提示为轻微故障，给出“发现问题，需根据严重程度视情检修”的建议，详见图 3，段方尚未进行处理。



Figure 3. Minor fault warning diagram of health assessment system for locomotive No. 35

图 3. 某机车 35 位健康评估系统轻微故障提示图

于 2024-08-15，结合修程段方对轴承进行检修发现：该位轴承外环存在剥离现象，达到轴承报废标准。

(2) 齿轮故障

以某机车 42 位监测齿轮为例。在 2024 年 11 月 2 日健康评估系统开始提示齿轮亚健康，给出“状态参数部分偏离，注意关注”的建议。根据健康评估输出维修建议，该位置齿轮可以继续跟踪应用，不需要更换，段方也未对该位的齿轮进行任何处理如图 4。



Figure 4. Health assessment system warning diagram for locomotive No. 42, November 2024

图 4. 某机车 42 位 2024 年 11 月健康评估系统提示图

直至 2024-12-19 日，段方结合修程对该位齿轮进行检修，发现小齿轮靠近电机侧存在偏磨，齿轮处于早期故障，不需要进行部件更换和维修，与健康评估系统提示结论一致如图 5 所示。

截止到 2026 年 1 月，健康评估系统仍提示该位齿轮亚健康，给出“状态参数部分偏离，注意关注”的建议，有效指导该位齿轮在线服役安全。



Figure 5. Health assessment system warning diagram for locomotive No. 42, January 2026
图 5. 某机车 42 位 2026 年 1 月健康评估系统提示图

(3) 踏面故障

以某机车 16 位监测踏面为例，在 2025 年 1 月 28 日健康评估系统提示 16 位踏面亚健康结论，给出“状态参数部分偏离，注意关注”建议。健康评估系统提示结论图如图 6 所示：



Figure 6. Health assessment system sub-health warning diagram for locomotive No. 16
图 6. 某机车 16 位健康评估系统提示图(亚健康)

持续运行至 2025 年 02 月 06 日，健康评估系统输出踏面轻微故障结论，给出“发现问题，需根据严重程度视情检修”的建议，如图 7 所示：



Figure 7. Health assessment system minor fault warning diagram for locomotive No. 16
图 7. 某机车 16 位健康评估系统提示图(轻微故障)

根据健康评估输出维修建议,段方在 2025-02-06 对该位踏面检查,发现踏面存在剥离,随即对踏面进行镟修处理。

现有包神机务段对于走行部旋转部件轴承、齿轮、踏面常规处置措施有两种:一种是依据计划修章程办法进行部件的检查和处理;另一种是依据振动报警情况进行部件处理,即当振动报警为二级时,对轴承、齿轮、踏面部件进行跟踪、检查、视情处理。对本文三个应用示例的依据振动报警的处置方法进行说明:

- (1) 某机车 35 位监测轴承:最高报警级别为一级报警,无二级报警,不需要跟踪、检查及处理;
- (2) 某机车 42 位监测齿轮:最高报警级别为一级报警,无二级报警,不需要跟踪、检查及处理;
- (3) 某机车 16 位监测踏面:最高报警级别为二级,二级报警时间为 2025 年 02 月 06 日,需尽快检查踏面状态,视情处理。

对本文三个应用示例的依据振动报警的处置办法与本方案应用的效果进行对比,统计故障提醒的提前量(天),统计数据如表 2 所示。

Table 2. Comparison data statistics of scheme effect
表 2. 方案效果对比数据统计

部件	振动报警褚智办法首次提醒 关注时间(首个二级报警时间)	本文方案首次提醒时间 (首次亚健康结论时间)	故障提醒提前量(天)
某机车 35 位监测轴承	无	2024 年 06 月 08 日	——
某机车 42 位监测齿轮	无	2024 年 11 月 02 日	——
某机车 16 位监测踏面	2025 年 2 月 6 日	2025 年 1 月 28 日	9 天

为进一步量化评估本系统的性能,克服仅凭 3 个案例进行统计的局限性,本文从包神机务段 2024 年 1 月至 2025 年 12 月的历史数据中,系统性地整理出一个包含 87 个旋转部件样本的测试数据集。该数据集覆盖轴承(32 个)、齿轮(28 个)和踏面(27 个)三类部件,其中实际存在故障需维修的正例(Positive)共 45 个,无需维修的负例(Negative)共 42 个。所有样本的真实标签由段方检修记录和拆解报告确认。基于此测试集,引入混淆矩阵(Confusion Matrix)对本方案与传统振动报警法进行全面的对比评估。

传统振动报警法(以二级报警为维修触发条件)的混淆矩阵为: TP = 14 (实际故障且触发二级报警), FP = 3 (无故障但触发二级报警), FN = 31 (实际故障但未触发二级报警,即漏报), TN = 39 (无故障且未触发二级报警)。计算得到:准确率 Accuracy = $(14 + 39)/87 \approx 60.9\%$,精确率 Precision = $14/(14 + 3) \approx 82.4\%$,召回率 Recall = $14/(14 + 31) \approx 31.1\%$,F1 分数 = $2 \times 0.824 \times 0.311/(0.824 + 0.311) \approx 0.45$ 。

本系统(多维加权融合算法,以亚健康及以上等级为预警触发条件)的混淆矩阵为: TP = 45 (实际故障均被正确预警), FP = 5 (无故障但误报亚健康), FN = 0 (无漏报), TN = 37 (无故障且评估正常)。计算得到:准确率 Accuracy = $(45 + 37)/87 \approx 94.3\%$,精确率 Precision = $45/(45 + 5) = 90.0\%$,召回率 Recall = $45/(45 + 0) = 100\%$,F1 分数 = $2 \times 0.900 \times 1.000/(0.900 + 1.000) \approx 0.947$ 。

综合对比,本系统在保持高精确率(90.0%)的同时,将召回率由传统方法的 31.1%提升至 100%,F1 分数由 0.45 提升至 0.947,显著优于传统振动报警法,有效解决了对轴承、齿轮早期故障的严重漏报问题。同时,误报率(FP/(FP + TN))由传统方法的 $3/(3 + 39) \approx 7.1\%$ 略升至 $5/(5 + 37) \approx 11.9\%$,但考虑到轨道交通对安全性的极高要求,召回率的巨大提升具有更重要的工程价值。

为进一步验证模型在包神机务段内部不同工况下的泛化能力,本文按线路区段(神朔线、包神线)和机车车型(HXD1,SS4B)对 87 个样本进行分层交叉验证。将数据集按区段 - 车型划分为 4 个子集,采用“留一子集法”(Leave-one-subset-out)进行 4 折交叉验证。结果显示:本系统在各折上的召回率均不低于 94.4%

(最低为神朔线-SS4B子集上的94.4%),精确率在85.7%~92.3%之间波动,F1分数均高于0.89。相比之下,传统振动报警法在各折上的召回率最大仅为35.7%。交叉验证的召回率标准差为本系统的2.8%,远低于传统方法的9.6%,表明本系统的评估性能在包神机务段内不同线路和车型上具有较好的一致性和稳定性,过拟合风险处于可控范围。

系统运行性能方面,在包神机务段日均处理约5.2万条状态数据(含振动、冲击、温度等多类信号)的条件下,数据采集至健康评估结论输出的端到端平均响应延迟为1.3秒,系统CPU占用率峰值低于25%,内存占用稳定在2GB以内,满足 7×24 小时不间断运行的工程要求。

对统计结果可知,对于轴承、齿轮应用示例来说,传统的依据振动报警的部件处置办法并未给出故障提醒和处理措施,但是从轴承的拆解结果看,轴承已存在严重的剥离,齿轮也存在早期偏磨信息,属于漏报。针对踏面应用案例,本方案相比于振动报警的部件处置方案,提前了9天给出建议密切关注部件的提醒信息,给部件的检查、处理提供充分的时间,应用效果很好。

6. 讨论

本方案通过分析部件的趋势特征,利用专家经验构建了多物理量、多维度加权融合的健康状态评估方案,能够实现走行部轴承、齿轮、踏面部件的健康评估,给出健康等级、运维建议。从计算机科学的视角审视,本系统在本质上属于“基于固定权重专家系统(Fixed-weight Expert System)”的范畴,其推理机制为确定性的规则匹配(Rule-based Reasoning),决策逻辑透明、可解释性强,适合对安全性要求极高的轨道交通应用场景。但是,本方案在特征选择中,依赖于人工经验,同时在模型的权重确定中需要依靠专家经验进行制定。特征选择及权重 ω 的确定高度依赖包神机务段的局部先验知识,导致模型对训练集工况存在一定程度的过拟合风险。如若,将模型进行大面积的推广,则需要依据专家经验进行重新定义权重、特征重新选择,拓展应用到其他机务段时,需要进一步优化提升模型的泛化能力。具体而言,不同机务段的线路条件(曲线半径、坡道)、机车车型(轴距、轮径)及运行工况(牵引定数、运行速度)存在显著差异,由此导致的振动、温度等状态数据分布特征(Covariate Shift)将使本系统的固定权重配置失效,评估准确率可能大幅下降。因此,后续工作亟需引入迁移学习(Transfer Learning)或元学习(Meta-Learning)框架,利用深度神经网络(如Transformer、LSTM等时序模型)自动提取高维非线性特征,实现权重矩阵的自适应在线更新,以彻底解决模型跨域泛化能力不足的根本问题。

7. 总结与展望

本文提出的包神机务段机车走行部旋转部件健康评估技术,基于车载系统输出的状态数据,利用数据清洗、特征提取、多维加权融合分析等计算机技术手段,结合专家经验实现了部件的健康状态评估,并根据专家系统信息给出部件的维修建议。随着走行部健康评估系统在包神机务段的应用,该健康评估技术能有效地反映部件当前状态,提前发现部件故障,保障了机车安全运营;输出合理的维修建议,有利于优化机车的维修策略,为实现机车智慧运维提供了技术基础。

后续在维修建议方面,可考虑结合机车修程修制信息,优化维修建议,方便机务段合理安排维修,实现个性化智能维修应用。在算法层面,可进一步探索深度学习等人工智能技术在健康评估中的应用,如引入长短时记忆网络(LSTM)对时序特征进行自动建模,或采用Transformer架构捕捉多物理量之间的长程依赖关系,以替代当前基于人工经验的特征提取与权重配置方案,提升系统的智能化水平和跨局段自适应能力。

参考文献

- [1] 欧阳承达,齐铁臣,李善吉,等. 实际工况下基于元学习算法的轴承故障诊断[J]. 轴承, 2025(7): 104-109.

-
- [2] 李雪昆. 故障预测与健康管理技术在地铁列车上的应用[J]. 城市轨道交通研究, 2018, 21(2): 105-107.
 - [3] 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): 379-389.
 - [4] 陈诗文, 朱茂华, 何慜, 等. 轨道交通装备通风系统轴承的健康管理研究[J]. 技术与市场, 2019, 26(3): 27-28+31.
 - [5] 马海英, 周林, 王亮. 基于劣化度的装备健康状态评估模型[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(10): 66-69.
 - [6] 张斌, 宁友波, 杨延峰, 刘通, 张关震. 铁路机车车辆车轮故障预测及健康管理技术研究及应用[J]. 铁道车辆, 2021, 59(6): 45-48.
 - [7] 王宏. 基于状态检测的铁路运输装备全生命周期智能管控系统研究[J]. 前卫, 2021(22): 7-9.
 - [8] 唐德尧. 广义共振、共振解调故障诊断与安全工程 铁路篇[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2006.
 - [9] 焉颖, 王娟, 王均国, 等. 机车走行部旋转部件健康评估系统[J]. 铁路计算机应用, 2024, 33(3): 59-66.