

面向轨道车辆轮对智能运维的镟修辅助决策系统设计与实现

唐 亮¹, 苏首中², 乔泽森¹, 程 尧^{2*}

¹大秦铁路股份有限公司湖东电力机务段, 山西 大同

²西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室, 四川 成都

收稿日期: 2026年6月2日; 录用日期: 2026年7月22日; 发布日期: 2026年7月31日

摘 要

在轨道车辆轮对运维工作中, 现有镟修方案制定仍较多依赖人工经验, 存在磨耗状态评估效率低、镟修决策标准不统一、轮材利用率不足以及预测模型与现场作业流程衔接不紧密等问题。为提升轮对镟修决策的科学性、规范性和工程适用性, 本文以某线路的轨道车辆轮对历史检测数据和现场镟修数据为基础, 构建了融合轮对磨耗预测、镟修优化决策与可视化交互的辅助决策系统。首先, 基于历史运维数据建立WOA-BP轮对磨耗预测模型, 对目标里程下的车轮直径和轮缘厚度变化趋势进行预测; 其次, 以轮径切削总量最小为目标, 建立考虑同轴、同转向架、同车厢和整列车多级轮径差约束的整车镟修优化模型, 并进一步引入轮缘厚度恢复目标, 形成兼顾安全约束与轮材经济性的综合镟修策略; 再次, 结合车辆段现场单车厢、多车厢联合等分批作业需求, 构建面向不同镟修范围的分批决策模型; 最后, 基于Python开发轮对镟修辅助决策系统, 实现数据录入、预测调用、参数配置、策略求解、结果展示与文件保存等功能。应用验证结果表明, 系统可支持整车镟修、单车厢镟修和多车厢联合镟修等典型场景。在整车镟修案例中, 优化方案可将仿真切削总量由37.47 mm降至13.47 mm; 在考虑轮缘厚度恢复目标后, 理论上可减少约33.1%的单车厢镟修轮径损耗; 在单车厢分批镟修场景下, 相较传统定额镟修方式可减少约47%的轮径损耗。研究结果表明, 所开发系统能够实现从轮对状态预测到镟修方案生成的流程贯通, 为轨道车辆轮对智能运维和预防性镟修决策提供技术支撑。

关键词

轨道车辆, 轮对磨耗, 车轮镟修, 智能运维, 辅助决策, 决策支持系统

Design and Implementation of an Intelligent Reprofilng Decision Support System for Railway Wheelset Maintenance

Liang Tang¹, Shouzhong Su², Zesen Qiao¹, Yao Cheng^{2*}

*通讯作者。

文章引用: 唐亮, 苏首中, 乔泽森, 程尧. 面向轨道车辆轮对智能运维的镟修辅助决策系统设计与实现[J]. 交通技术, 2026, 15(4): 588-602. DOI: 10.12677/ojtt.2026.154051

¹Hudong Electric Locomotive Depot, Daqin Railway Company Limited, Datong Shanxi²State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan

Received: June 2, 2026; accepted: July 22, 2026; published: July 31, 2026

Abstract

In railway vehicle wheelset maintenance, the formulation of reprofiling schemes still relies heavily on manual experience, resulting in low efficiency in wear-state assessment, inconsistent decision-making standards, insufficient wheel-material utilization, and weak integration between prediction models and on-site maintenance workflows. To improve the scientific rigor, standardization, and engineering applicability of wheelset reprofiling decisions, an intelligent decision support system integrating wheelset wear prediction, reprofiling optimization, and visual interaction is developed based on historical inspection data and on-site reprofiling data from suburban EMU wheelsets. First, a WOA-BP wheelset wear prediction model is established to predict wheel diameter and flange thickness at the target mileage. Second, with the objective of minimizing the total wheel diameter cutting amount, a full-train reprofiling optimization model is constructed by considering multi-level wheel diameter difference constraints, including same-axle, same-bogie, same-car, and whole-train constraints. A comprehensive reprofiling strategy considering flange thickness restoration is further introduced to balance safety constraints and economic efficiency. Third, in response to practical maintenance needs, batch reprofiling models for single-car and multi-car scenarios are developed. Finally, a Python-based decision support system is implemented, integrating data input, prediction calling, parameter configuration, strategy solving, result visualization, and file saving. Application results show that the system can support full-train, single-car, and multi-car reprofiling scenarios. In the full-train case, the optimized scheme reduces the simulated total cutting amount from 37.47 mm to 13.47 mm. After introducing the flange thickness restoration target, the proposed strategy theoretically reduces the wheel diameter loss of a single reprofiling operation by about 33.1%. In the single-car batch reprofiling scenario, the wheel diameter loss is reduced by about 47% compared with the traditional fixed-amount reprofiling scheme. The results demonstrate that the developed system connects wheelset wear prediction with reprofiling decision-making and provides technical support for intelligent wheelset maintenance and preventive reprofiling.

Keywords

Railway Vehicle, Wheelset Wear, Wheel Reprofiling, Intelligent Maintenance, Decision Support, Decision Support 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

轨道车辆运行过程中,随着行驶里程增加,车轮踏面和轮缘在长期与轨道接触时会不断磨损,轮径、轮缘厚度、轮缘高度等关键几何参数也会随之不断变化。轮对几何状态改变后,不仅会影响车辆运行的平稳性、曲线通过能力以及轮轨之间的匹配关系,还会影响轮对的使用寿命和运维成本[1][2]。因此,为恢复合理型面、改善轮轨接触状态并保障运行安全,车轮镟修已成为轨道车辆段轮对维护中的重要作业内容,其方案制定的合理性直接影响轮材消耗、镟修周期及运维经济性[3][4]。

目前轮对镟修作业仍然主要依靠现场经验,造成决策标准不统一、数据处理效率低、研究成果不能与现场应用相结合,不能满足精细化、智能化运维的要求[5]。尽管近年来相关研究已在轮对磨耗分析、磨耗预测及镟修策略优化等方面取得了一定进展,但现有成果多侧重离线分析或单一模型求解,对于现场“逐轴测量、逐轴录入、按需决策”的业务流程支撑不足。

本文以某线路的轨道车辆轮对历史检测数据和现场镟修数据为基础,构建面向车辆段作业流程的轮对镟修辅助决策系统。与单纯的软件功能开发不同,本文将 WOA-BP 轮对磨耗预测模型、整车/分批镟修优化模型与现场逐轴测量、逐轴录入、按需决策的作业流程进行集成,形成“数据输入-磨耗预测-参数配置-策略求解-结果输出”的闭环辅助决策系统。该系统集信息管理、数据校验、模式选择、参数配置、策略求解、结果可视化等功能于一体,可以支持整车、单节车厢、多车厢联合镟修等典型场景,给轨道车辆轮对智能运维提供技术支持。

2. 车轮磨耗数据来源与分析

本文以某线路 S101~S118 号列车在 2019 年 1 月至 2023 年 5 月期间的车轮历史检测数据为研究对象。数据主要包括轮径、轮缘厚度、轮缘高度、轮缘梯度等关键参数,并记录了车轴、转向架及车辆范围内的轮径差等信息。结合本文研究目标,选取轮径与轮缘厚度开展分析。

该线路列车采用两动两拖(2M2T)的编组形式,每列车共配置 32 个车轮,车轮编号规则如图 1 所示。其中, Tc 表示拖车, Mp 表示动车;左侧车轮采用奇数编号,右侧车轮采用偶数编号。基于该编号方式,本文进一步对不同列车、不同轮位、动车与拖车以及左右侧车轮的磨耗特征进行统计分析。

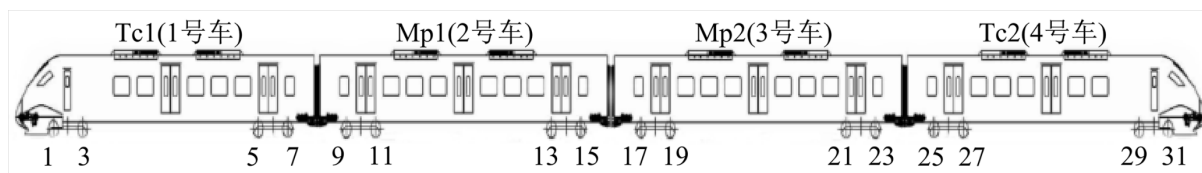


Figure 1. Train formation and wheel numbering diagram

图 1. 列车编组、车轮编号示意图

为分析车轮踏面磨耗程度,本文选取车轮累计运行 25 万 km 以内的尺寸检测数据,将实测轮径与新轮设计轮径进行对比,计算车轮轮径磨耗量,并据此分析车轮磨耗的变化特征及分布规律。

2.1. 车轮直径数据分析

为掌握车轮直径磨耗的整体分布特征,本文对各列车轮径检测数据进行统计分析,并从列车、左右侧等角度对踏面磨耗情况进行对比,以评估车轮磨耗水平及其差异性。

如图 2(a)所示,各列车运行 25 万 km 范围内的平均踏面磨耗量主要集中在 2~5 mm 之间,整体平均磨耗量约为 3 mm。不同列车之间存在一定差异,其中 S101、S102、S104、S108、S110、S111、S116 和 S117 等列车磨耗水平相对较高。总体来看,轮对磨耗呈现一定离散性,说明车辆运行环境及工况差异会对车轮磨耗产生影响。如图 2(b)所示,各列车左右侧车轮磨耗量变化趋势基本一致,平均磨耗比约为 1.06:1,差异较小。从整体分布来看,未发现明显单侧偏磨现象,表明样本列车车轮磨耗状态较为均衡,轮轨关系保持良好。

2.2. 轮缘厚度数据分析

为分析车轮轮缘厚度随运行里程的变化特征,本文对 18 列车运行过程中的轮缘厚度检测数据进行统

计。由图3可知,不同车辆及不同轮位的轮缘厚度主要集中在30~32 mm范围内,整体波动幅度较小,说明在统计运行区间内轮缘厚度总体处于相对稳定状态。随着运行里程增加,各轮位轮缘厚度未表现出明显单调下降或持续上升趋势,表明该参数受初始状态、轮轨接触条件及镟修维护等因素共同影响。

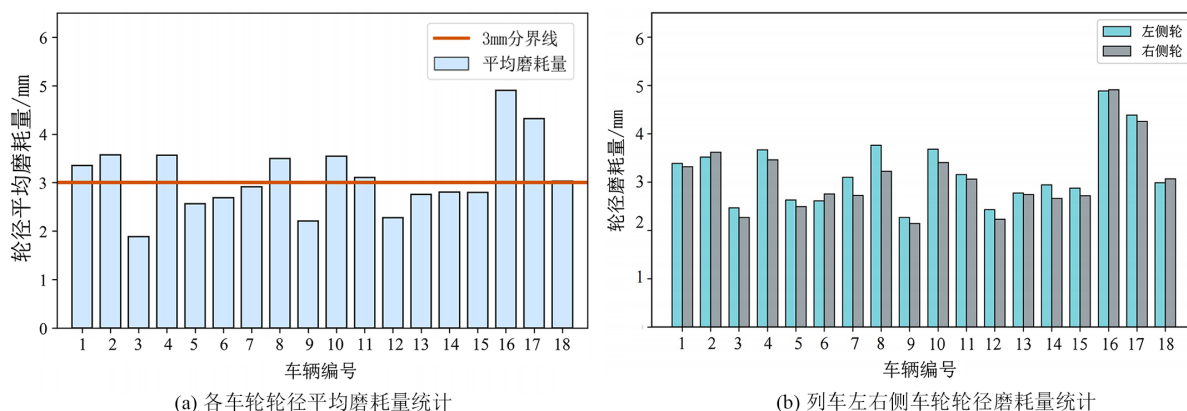


Figure 2. Statistical analysis of wheel diameter data

图2. 车轮直径数据统计分析

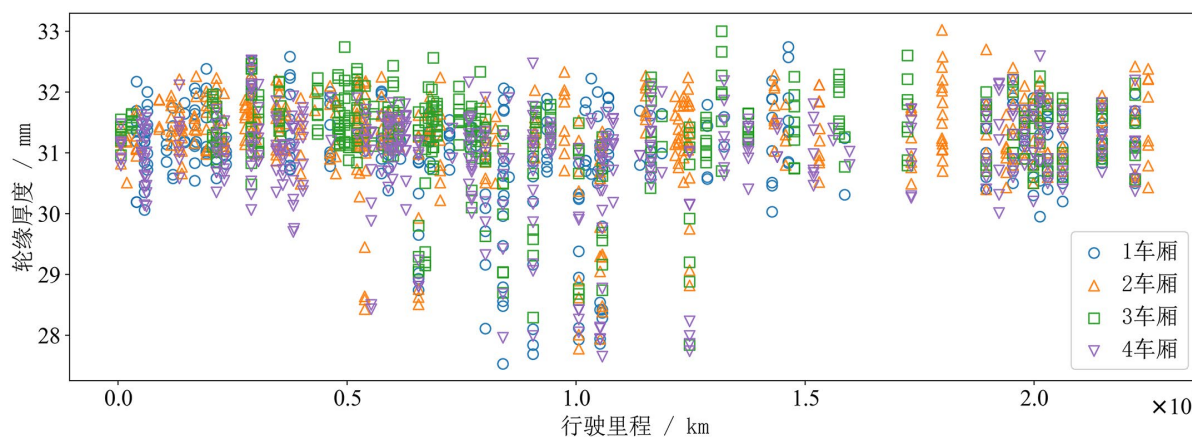


Figure 3. Variation of wheel flange thickness of different train cars with mileage

图3. 不同车厢车轮轮缘厚度随行驶里程变化

为进一步分析轮缘厚度与磨损速率之间的关系,本文以10万km作为统一里程单位,统计单位里程范围内轮缘厚度磨损率相对于轮缘厚度的关系,计算公式[6]如下:

$$V_{\delta} = \frac{\delta_i - \delta_{i+1}}{s_i - s_{i+1}} \times 10^5 \quad (1)$$

式中: V_{δ} 表示单位里程内轮缘厚度的磨损速率估计值, s_i 和 s_{i+1} 分别为在未进行镟修条件下,前后两次检测时对应的累计行驶里程; δ_i 和 δ_{i+1} 分别是 s_i 和 s_{i+1} 里程条件下测得的轮缘厚度值。基于上述计算结果,可进一步获得轮缘厚度磨损速率 V_{δ} 与对应轮缘厚度 δ 之间的散点分布关系,如图4(a)所示。为进一步刻画 V_{δ} 和 δ 、 V_{δ} 和 δ 之间的变化规律,将轮缘厚度 δ 在27 mm~33 mm范围内按0.1 mm为间隔进行分组,并分别计算各区间内的 V_{δ} 、 V_{δ} 的平均值,其统计结果如图4(b)所示。

当轮缘厚度处于27.5~31.5 mm范围内时,轮缘厚度磨损速率总体呈下降趋势;当轮缘厚度超过31.5 mm后,磨损速率变化幅度明显减小整体趋于较低水平。根据拟合结果可知,31 mm附近可作为该线路

车辆轮缘厚度磨损状态变化的重要参考点。

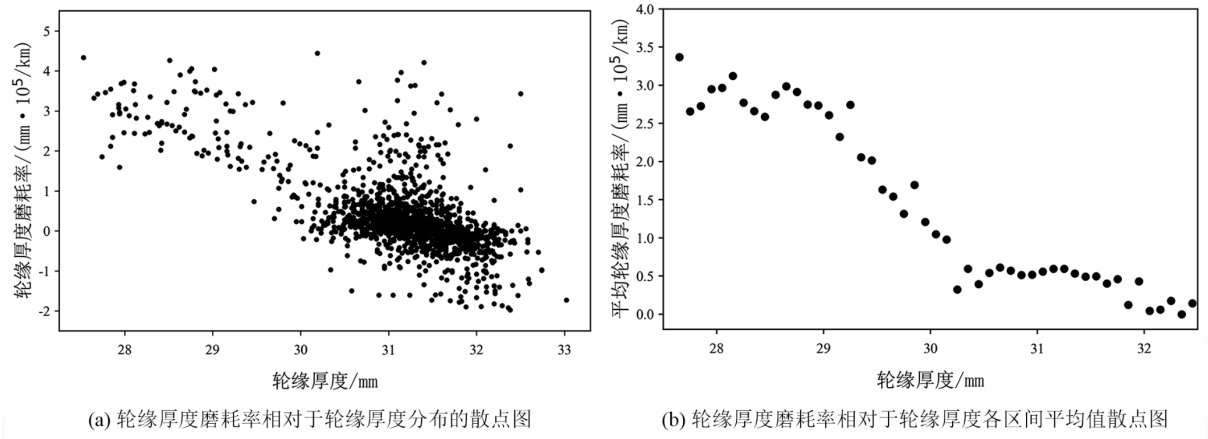


Figure 4. Statistical analysis of flange thickness wear rate relative to flange thickness
图 4. 轮缘厚度磨损率相对于轮缘厚度统计分析

结合前文统计分析结果可知，当轮缘厚度接近 31 mm 时，样本数据对应的轮缘厚度磨损速率处于相对较低水平。因此，本文将 31 mm 作为该线路工况下的轮缘厚度恢复参考值。需要指出的是，该取值主要基于历史检测数据中轮缘厚度与磨损速率之间的统计关系，尚未进一步结合车辆动力学仿真或轮轨接触性能验算进行综合验证。因此，本文不将其定义为严格意义上的全局最优轮缘厚度，而是作为后续预防性镟修策略建模中的经验性参考参数。基于该参考值，当轮缘厚度下降至 30 mm 以下时，可在满足现行检修限值和轮径差约束的前提下，将其作为轮缘恢复目标之一。

3. WOA-BP 轮对磨损预测模型

为提高轮对磨损状态预测的准确性，并为后续镟修决策优化提供数据基础，本文构建了基于鲸鱼优化算法(WOA)优化 BP 神经网络的轮对磨损预测模型[7]-[9]。考虑到车轮磨损过程受运行里程、初始几何状态、轮轨接触条件及同轴车轮耦合关系等多因素影响，车轮磨损演化过程具有较强的非线性特征。因此，本文采用具有非线性映射能力的 BP 神经网络建立磨损预测模型，并利用鲸鱼优化算法对网络初始权值和阈值进行优化，以提高模型训练稳定性和预测精度。

实验基于 Python 环境开展。WOA-BP 模型的参数配置见表 1，各参数的设定在计算效率与寻优效果之间进行了权衡。其中，种群规模与最大迭代次数直接影响算法的搜索能力与收敛速度；隐含层节点数则通过多次试验调整确定，以保证网络具有良好的非线性拟合能力。模型的整体结构如图 5 所示，反映了轮对磨损预测模型的网络拓扑形式及其层级关系。

Table 1. WOA-BP model parameters
表 1. WOA-BP 模型参数

参数	设定值	参数	设定值
种群规模	15	初始惯性权重	2
最大迭代次数	80	隐含层激励函数	tanh
训练次数	100	输出层激励函数	linear
学习率	0.01	训练优化器	Adam

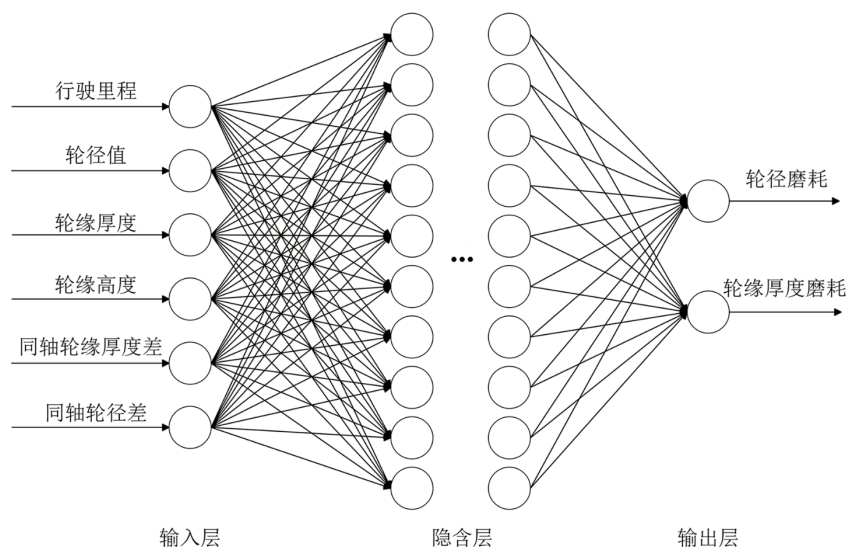


Figure 5. WOA-BP neural network wheel set wear prediction model diagram
图 5. WOA-BP 神经网络轮对磨损预测模型结构图

4. 列车轮对镟修策略优化

4.1. 整车轮对镟修模型

本节结合该线路车辆轮对磨损的实际特征，提出一种面向整列车轮对的预防性镟修优化模型，并以列车 32 个车轮的检测数据为建模对象。在满足整列车轮径差限值约束的条件下，如图 6 所示，构建以整列车镟修量最小为目标的优化模型，从而实现轮对镟修策略的合理制定与优化。

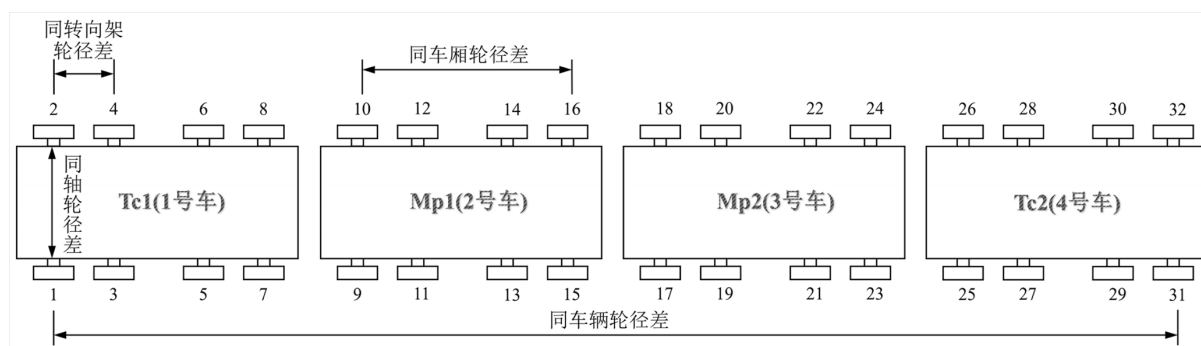


Figure 6. Schematic of lathe model wheel diameter difference constraint
图 6. 镟修模型轮径差约束关系示意图

为便于模型表达，定义索引集合如下：

$$I = \{1, 2, 3, 4\}, J = \{1, 2\}, K = \{1, 2\}, L = \{1, 2\}$$

其中， $i \in I$ 表示车厢编号， $j \in J$ 表示转向架编号， $k \in K$ 表示车轴编号， $l \in L$ 表示同一车轴上的车轮编号， $l=1$ 表示左侧车轮， $l=2$ 表示右侧车轮。

目标函数为：

$$\min f = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^2 \sum_{k=1}^2 \sum_{l=1}^2 |D_{ijkl} - \hat{D}_{ijkl}^m| \quad (2)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} \delta_{ijkl} \leq \eta \\ \Delta D = \lambda(\eta - \delta_{ijkl}) \\ |\hat{D}_{ijk1} - \hat{D}_{ijk2}| \leq \Delta D_1 \\ \max_{k \in K, l \in L} \hat{D}'_{ijkl} - \min_{k \in K, l \in L} \hat{D}'_{ijkl} \leq \Delta D_2 \\ \max_{j \in J, k \in K, l \in L} \hat{D}''_{ijkl} - \min_{j \in J, k \in K, l \in L} \hat{D}''_{ijkl} \leq \Delta D_3 \\ \max_{i \in I, j \in J, k \in K, l \in L} \hat{D}'''_{ijkl} - \min_{i \in I, j \in J, k \in K, l \in L} \hat{D}'''_{ijkl} \leq \Delta D_4 \end{cases} \quad (3)$$

式(2)中, $\min f$ 表示整列车 32 个车轮的轮径切削总量最小; D_{ijkl} 表示第 i 节车厢, 第 j 台转向架, 第 k 根轴, 第 l 个车轮的镟前轮径; $\hat{D}_{ijkl}$ 表示在同时满足轮缘厚度恢复要求和轮径差约束条件下的目标轮径。

式(3)中 η 为轮缘厚度恢复目标值, 根据前文的统计分析结果, η 取 31 mm; δ_{ijkl} 表示列车中第 i 节车厢, 第 j 台转向架, 第 k 根轴, 第 l 个车轮的轮缘厚度; ΔD 示为满足轮缘厚度恢复要求所对应的轮径切削量; λ 为镟修比例系数, 根据相关文献研究成果[10], 本文取 $\lambda=3$ 。此外, ΔD_1 、 ΔD_2 、 ΔD_3 、 ΔD_4 分别表示同一轮对、同一转向架、同一车厢以及整列车范围内允许的最大轮径差。 $\hat{D}'_{ijkl}$ 、 $\hat{D}''_{ijkl}$ 和 $\hat{D}'''_{ijkl}$ 分别表示在依次满足同一轮对、同一转向架和同一车厢轮径差约束后的目标轮径。通过上述约束条件, 可使车轮在满足轮缘厚度恢复要求的同时, 进一步满足轮对、转向架、车厢及整列车范围内的轮径差限制要求。

4.2. 实际工况的分批镟修特征分析

在实际运维过程中, 由于不同车厢、不同轮位的磨损程度存在差异, 整列车 32 个车轮同步镟修并不总是最优选择。部分车轮可能已接近或达到镟修条件, 而其余车轮仍可继续服役。若此时对整列车统一镟修, 容易造成不必要的轮径切削, 并增加检修工作量。因此, 结合现场作业情况, 本文将分批镟修工况归纳为以下两类。

第一类为单节车厢独立镟修模式, 如图 7 所示。该模式适用于局部车厢磨损较快、仅单节车厢达到镟修条件的情况。此时, 优化对象为该车厢内 8 个车轮, 重点是在满足同轴轮径差、同转向架轮径差及同车厢轮径差约束的前提下, 合理分配各车轮切削量, 以减少单次镟修造成的轮径损失。

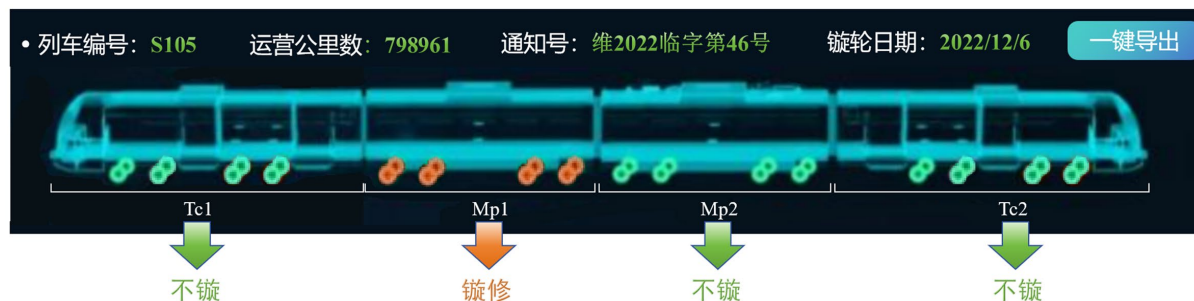


Figure 7. Single carriage independent turning and repair mode
图 7. 单节车厢独立镟修模式

第二类为多节车厢联合镟修模式, 如图 8 所示。该模式适用于两节及以上车厢同时达到或接近镟修条件的情况。与单节车厢独立镟修相比, 该模式涉及的车轮数量更多, 约束关系也更复杂, 除需满足各车厢内部轮径差约束外, 还需兼顾不同车厢之间的轮径协调性, 避免镟修后产生较大的车厢间轮径差。

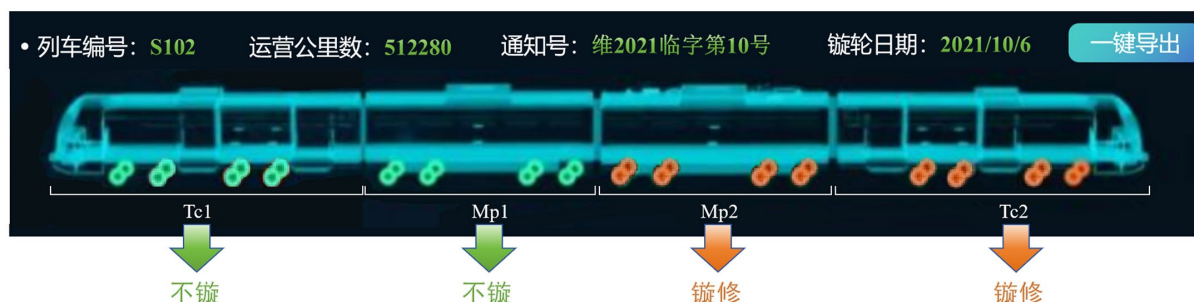


Figure 8. Multi-carriage combined turning and repair mode

图 8. 多节车厢联合镟修模式

5. 系统总体架构设计

5.1. 系统设计思路

为满足轨道车辆轮对现场运维需求，本文设计的镟修辅助决策系统遵循“面向业务流程、模块化组织、突出工程应用”的总体思路[11]。系统并非以单一算法展示为目标，而是围绕车辆段实际镟修流程，将数据录入、数据校验、模式选择、参数配置、策略求解和结果输出等环节进行统一组织，形成面向现场作业的闭环辅助决策工具。

在设计上，系统主要体现以下特点：一是以现场镟修业务流程为主线组织功能模块，提高系统与实际作业过程的一致性；二是采用模块化设计思想，将数据管理、流程控制、策略调用和结果展示等功能相对分离，降低系统耦合度，便于后续优化与扩展；三是注重交互友好性和工程适用性，结合现场“逐轴录入、边录边校、按需生成”的应用特点，提升系统操作便捷性和结果可读性。

5.2. 系统总体架构

基于上述设计思路，本文所设计的轨道车辆轮对镟修辅助决策系统采用分层架构设计，整体划分为用户交互层、业务逻辑层、策略求解层和数据管理层四个层次[12]。系统以现场镟修业务流程为主线，将数据录入、流程控制、策略调用、结果展示与结果存储等功能进行统一组织，形成了由上至下逐层传递、由下至上结果反馈的闭环架构。具体系统总体架构如图 9 所示。



Figure 9. Overall system architecture

图 9. 系统总体架构图

其中，用户交互层主要负责数据录入、模式选择、参数设置及结果展示，是系统与用户之间的信息

交互入口；业务逻辑层主要承担数据校验、流程控制、模块调度和参数传递等功能，用于组织系统运行流程并协调各模块协同工作；策略求解层根据输入的轮对状态参数和模式配置结果调用相应决策逻辑，生成整车镟修、单节车厢镟修及多车厢联合镟修等场景下的辅助决策结果；数据管理层负责基础信息、检测数据及结果文件的存储与读取，为系统运行提供数据支撑，并实现结果留存与后续追溯。

5.3. 系统业务流程设计

在系统总体架构基础上，为满足轨道车辆轮对镟修辅助决策的实际应用需求，本文按照现场作业流程对系统业务过程进行了组织。系统整体业务流程包括信息输入、数据校验、镟修模式选择、参数设置、策略求解以及结果展示与保存等环节，各环节前后衔接，构成了完整的辅助决策流程。具体业务流程如图 10 所示。

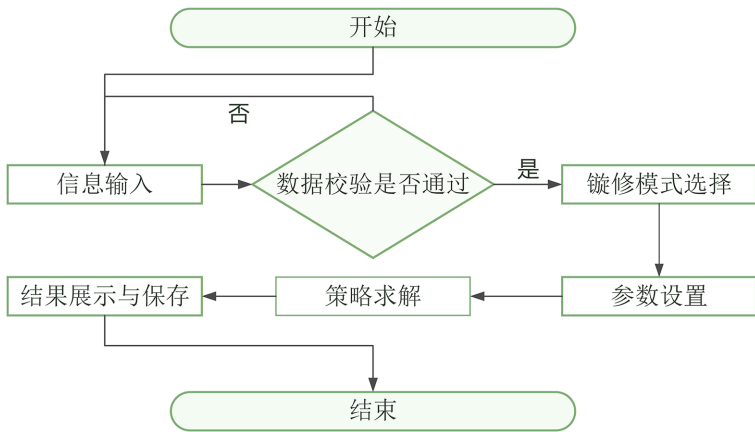


Figure 10. System business flowchart
图 10. 系统业务流程图

系统运行时，首先由用户输入列车编号、车厢编号及轮对检测参数等基础信息。随后，系统对输入数据进行完整性与合理性校验；若校验未通过，则返回信息输入环节，由用户对异常或缺失数据进行修正；若校验通过，则进入镟修模式选择环节。用户根据当前检修对象和作业需求选择相应镟修模式，并进一步完成相关参数设置。在此基础上，系统调用对应的策略求解逻辑，自动生成各轮对的镟修方案及相关结果参数。最后，系统对求解结果进行展示，并支持结果保存，以便后续查询、复核和档案管理。通过上述流程，系统实现了从现场数据输入、方案生成到结果输出与留存的全过程闭环，为不同镟修场景下的辅助决策提供了流程支撑。

5.4. 系统实现方式

系统采用 Python 语言开发，并结合图形界面实现可视化交互[13]-[15]。选择该技术路线主要基于两点考虑：一是 Python 开发效率高、模块组织灵活、易于扩展，便于将磨损预测与镟修决策逻辑快速工程化集成；二是图形界面更符合车辆段现场“逐轴测量、逐轴录入、按需决策”的操作习惯，可将后台计算过程封装为直观的交互流程，从而提升系统易用性与现场适配性。

系统实现以业务流程为牵引完成界面与功能组织。如图 11 所示，系统界面包括列车信息与数据准备、预测任务执行、镟修策略配置、逐轴交互输入、运行状态输出以及结果展示与保存等功能区域。用户按界面引导完成信息输入与参数配置后，系统通过脚本封装与调度机制调用相应预测与决策逻辑，并在运行日志区域反馈执行状态与关键输出，最终实现结果展示与文件保存。

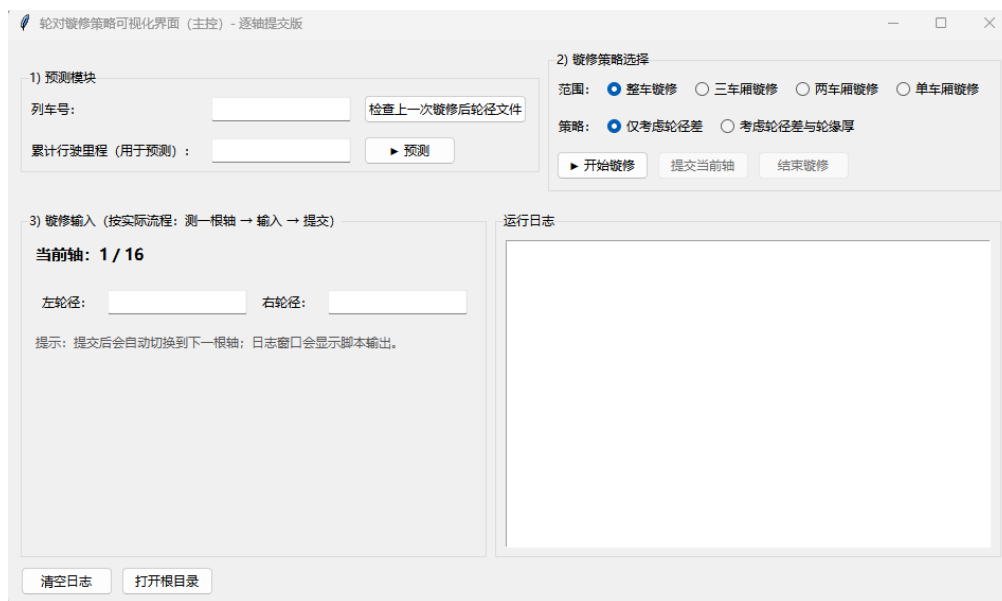


Figure 11. Main interface of the system
图 11. 系统主界面示意图

6. 面向现场作业的交互流程实现

在轨道车辆轮对运维场景中，辅助决策系统的工程价值不仅体现在预测与策略求解能力，更体现在交互流程能否贴合车辆段“逐轴测量、逐轴录入、按需决策”的作业节奏。基于此，本文将镟修辅助决策过程组织为从列车号输入到结果文件保存的连续工作流，并通过界面化操作实现全过程闭环。

6.1. 系统启动与数据准备

如图 12 所示，系统启动后，用户输入列车号并触发数据检查。系统自动检测该列车对应的历史轮径文件与目录结构，并以弹窗形式给出检查结果与文件路径提示；校验通过后进入下一阶段。

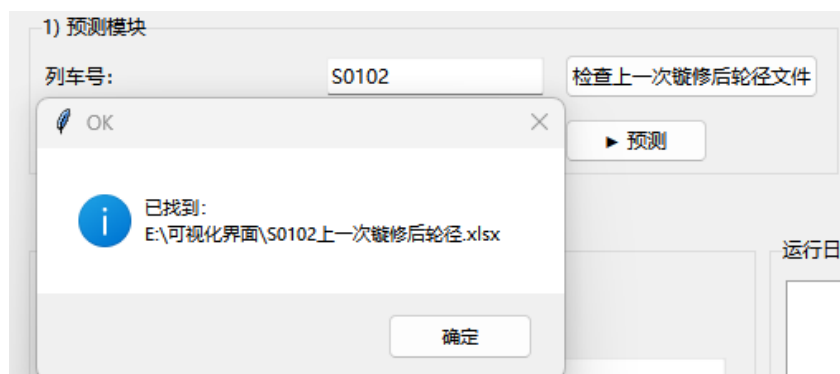


Figure 12. System startup and historical data verification
图 12. 系统启动与历史数据检查界面

6.2. 里程输入与预测执行

如图 13 所示，数据准备通过后，用户输入累计行驶里程并点击“预测”。系统调用预测脚本完成磨损与轮径预测计算，生成本次预测结果文件，并支持查看结果文件内容，为后续策略求解提供统一输入。

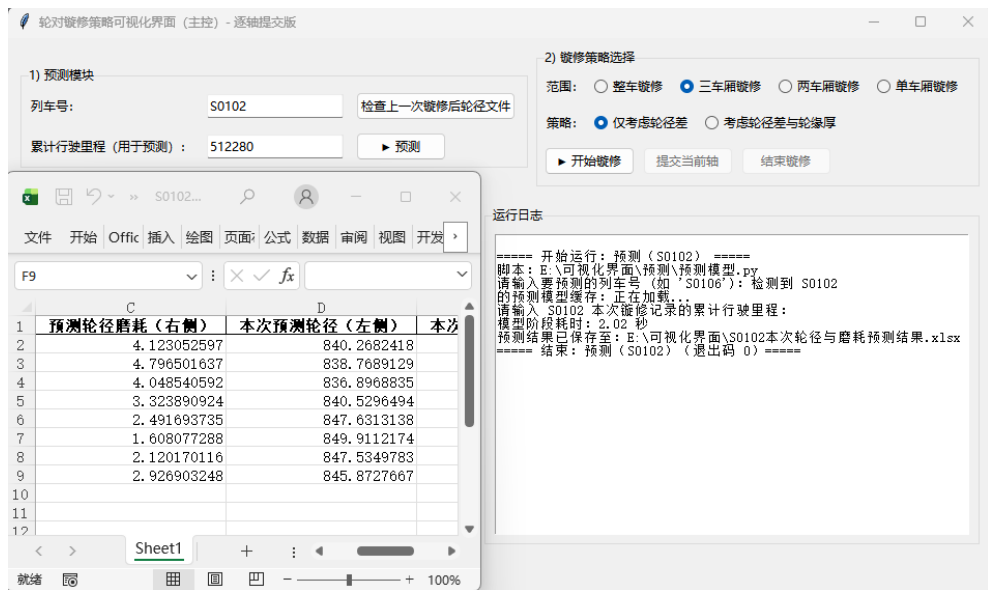


Figure 13. Mileage input and prediction task execution interface
图 13. 里程输入与预测任务执行界面

6.3. 策略范围与类型配置

如图 14 所示, 预测完成后, 用户在界面选择镟修范围(整车/两车厢/三车厢/单车厢)与约束策略类型(仅轮径差/轮径差 + 轮缘厚)。系统依据组合配置自动完成策略映射, 为后续逐轴输入与策略求解建立决策条件。

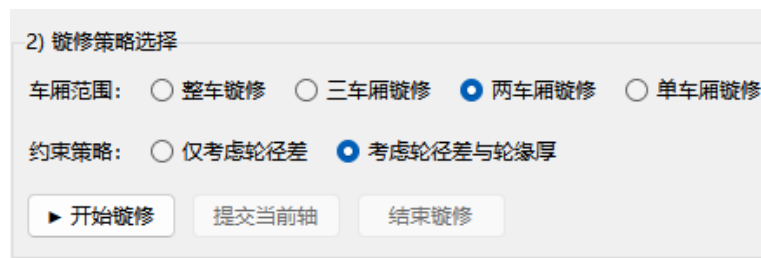


Figure 14. Reprofileing scope and strategy type configuration interface
图 14. 镟修策略范围与类型配置界面

6.4. 逐轴参数录入与连续更新

如图 15 所示, 系统采用逐轴交互式录入方式组织现场数据输入。界面显示当前轴序, 用户录入并提交当前轴参数后, 系统自动切换至下一轴并继续录入, 直至完成本次范围内全部车轴数据提交。在需要考虑轮缘厚度的策略下, 界面同步提供轮缘厚度输入项, 以满足不同策略的参数需求。

6.5. 运行日志反馈与结果保存

如图 16 所示, 在预测与策略求解过程中, 系统实时输出运行日志, 包含当前运行阶段、逐轴提交后的计算提示以及可能的异常信息, 便于现场人员动态掌握执行进度并快速定位输入或脚本调用异常。待本次范围内车轴处理完成后, 系统自动生成并保存预测结果与镟修建议结果文件, 并以弹窗形式提示保存完成。输出文件可用于方案复核与档案管理, 实现从过程反馈到结果留存的闭环输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 1 / 8

左轮径:	842.36	右轮径:	841.26
左轮缘厚:	31.35	右轮缘厚:	31.61

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 2 / 8

左轮径:	840.85	右轮径:	840.39
左轮缘厚:	31.51	右轮缘厚:	31.64

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 3 / 8

左轮径:	839.38	右轮径:	838.13
左轮缘厚:	31.76	右轮缘厚:	31.63

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 4 / 8

左轮径:	842.11	右轮径:	841.77
左轮缘厚:	31.6	右轮缘厚:	31.24

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 5 / 8

左轮径:	849.4	右轮径:	847.32
左轮缘厚:	31.37	右轮缘厚:	31.22

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 6 / 8

左轮径:	849.17	右轮径:	850.08
左轮缘厚:	31.67	右轮缘厚:	31.31

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 7 / 8

左轮径:	849.57	右轮径:	847.62
左轮缘厚:	31.65	右轮缘厚:	31.23

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 8 / 8

左轮径:	847.56	右轮径:	846.77
左轮缘厚:	31.71	右轮缘厚:	30.74

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

Figure 15. Axle-by-axle interactive input and continuous update interface

图 15. 逐轴交互录入与连续更新界面

3) 璇修输入 (按实际流程: 测一根轴 → 输入 → 提交)
当前轴: 8 / 8

左轮径:	847.56	右轮径:	846.77
左轮缘厚:	31.71	右轮缘厚:	30.74

提示: 提交后会自动切换到下一根轴; 日志窗口会显示脚本输出。

运行日志

848.490	848.490
848.120	847.620
846.490	845.990

===== 考虑轮缘厚与轮径差的璇修建议轮缘厚度 =====

左轮缘厚建议值	右轮缘厚建议值
31.350	31.610
31.510	31.640
31.760	31.630
31.600	31.240
31.370	31.220
31.670	31.310
31.650	31.230
31.710	31.000

数据已同步保存至: 'E:\可视化界面\S0102考虑轮缘厚与轮径差的璇修模型建议值.xlsx'
 工作表说明: '建议轮径值' 分页存轮径, '建议轮缘厚度' 分页存轮缘厚。

完成

所有轴已提交完成!

确定

清空日志

打开根目录

Figure 16. Runtime log feedback and result file saving interface

图 16. 运行日志反馈与结果文件保存界面

7. 应用案例分析

为验证所开发轮对镟修辅助决策系统的工程适用性,本文选取研究过程中具有代表性的轮对维护场景作为系统验证对象,主要包括整车镟修场景与分批镟修场景两类。整车镟修场景对应理想条件下的整列车车辆统一镟修需求,重点关注在满足多级轮径差及轮缘厚度约束条件下,如何降低整车轮径切削量并提高轮材利用率。分批镟修场景对应车辆段更常见的实际工况,重点体现系统在单车厢和多车厢等非整列同步作业条件下的适应能力。

7.1. 整车镟修场景验证与结果分析

在整车镟修场景下,系统调用整车策略求解模块:用户在完成预测后选择“整车镟修”范围,并根据运维目标配置策略类型(如仅考虑轮径差,或同时考虑轮径差与轮缘厚度)。系统随后以逐轴交互方式接收整列车各轮对参数,后台脚本在多级轮径差约束框架下持续更新并输出整车层面的镟修建议,最终生成结果文件并完成保存。

如图 17 所示,整车优化策略能够在满足轮径差约束的前提下显著降低整车切削总量:论文回溯验证表明,案例中整车仿真切削量可由 37.47 mm 降至 13.47 mm;在进一步引入“最佳轮缘厚度”控制目标后,综合策略在理论层面可实现约 33.1% 的单次镟修轮径损耗降低,体现出更优的轮材利用效率。

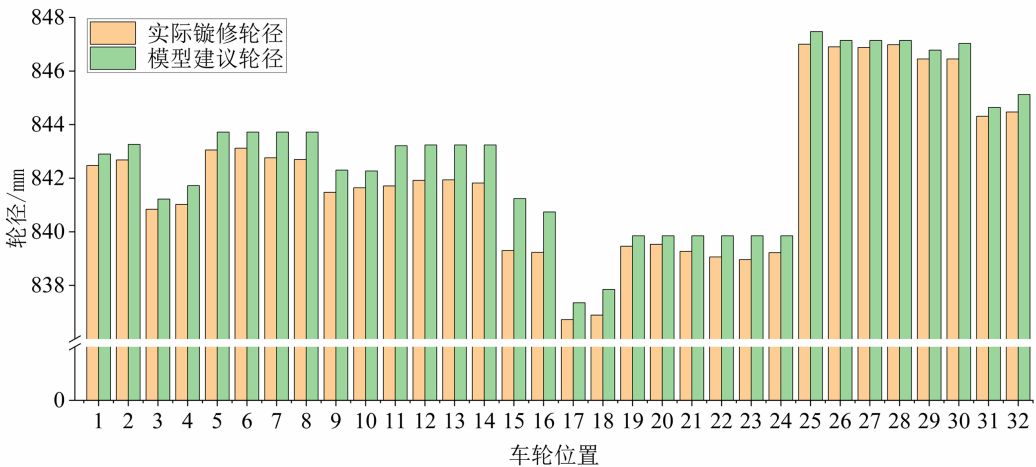


Figure 17. Comparison between the lathe repair model of the whole vehicle and the actual lathe wheel diameter
图 17. 整车镟修场景镟修模型与实际镟修轮径对比

7.2. 分批镟修场景验证与结果分析

与“整列同步镟修”不同,车辆段现场常出现单车厢独立处理或多车厢联合处理等分批作业模式。针对该需求,系统通过“镟修范围配置”将分批场景界面化:用户可选择单车厢、两车厢、三车厢等处理范围,系统据此完成脚本映射与约束加载,并在逐轴录入过程中实时更新局部范围内的镟修建议。

从效果上看,分批优化策略能够在更贴近现场实际工况的条件下实现显著节材。以单车厢场景为例,如图 18 所示,在满足同轴、同转向架及同车厢轮径差等约束条件,并结合轮缘厚度控制需求的前提下,该车厢的累计轮径切削量为 16.51 mm;而基于本文提出的优化模型,在确保安全性指标得到满足的前提下,该车厢的总切削量降至 8.66 mm。

如图 19 所示,在多车厢联合场景下,车厢的累计轮径切削量为 17.54 mm;而在基于本文优化模型的条件,确保各项安全性指标得到满足,该车厢的总切削量减少至 13.1 mm。

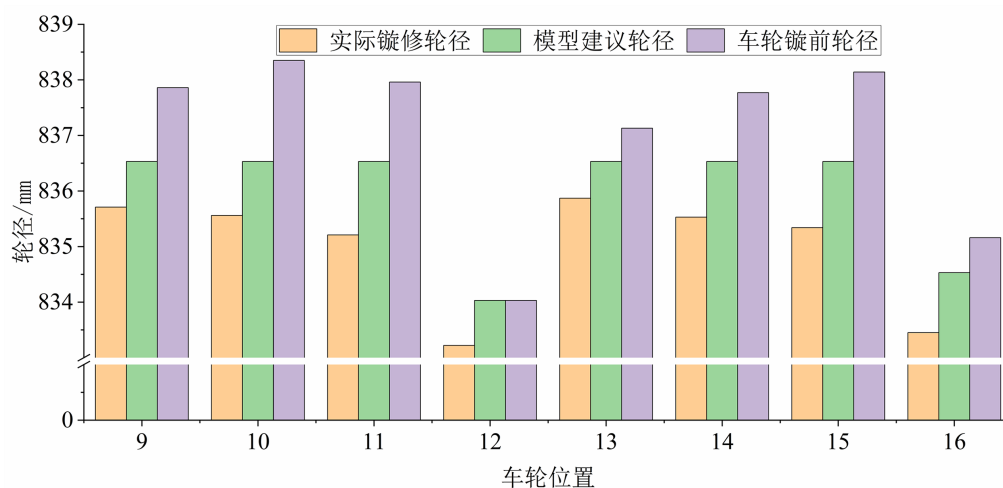


Figure 18. Comparison between the single-carriage turning model and the actual turning wheel diameter
图 18. 单车厢镟修场景镟修模型与实际镟修轮径对比

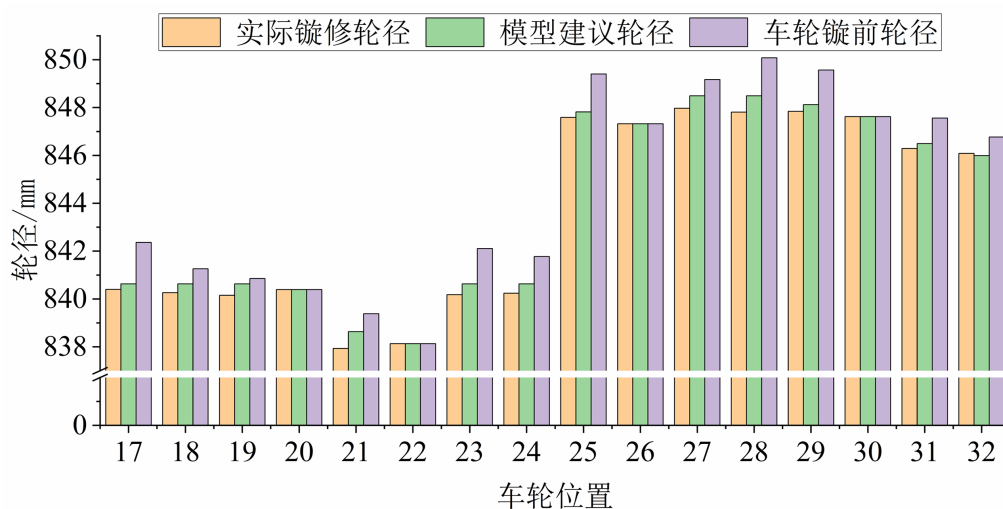


Figure 19. Comparison between the multi-carriage turning model and the actual turning wheel diameter
图 19. 多车厢镟修场景镟修模型与实际镟修轮径对比

8. 结论

本文针对轨道车辆轮对镟修决策中人工经验依赖强、预测模型与现场作业流程衔接不足、分批镟修场景支持不充分等问题，构建了融合轮对磨损预测、镟修优化决策和现场交互流程的辅助决策系统。通过模型构建、系统实现及典型场景验证，得到以下结论：

(1) 提出了面向现场作业流程的轮对镟修闭环辅助决策方法。该方法将 WOA-BP 轮对磨损预测模型、轮径差约束下的镟修优化模型以及逐轴交互录入流程进行集成，实现了由轮对状态预测到镟修方案生成的连续化处理。与传统依赖人工整理数据和经验判断的流程相比，该方法能够减少数据转换和人工复核环节，提高镟修方案生成的一致性和规范性。

(2) 构建了兼顾整车与分批作业需求的镟修决策框架。针对整列车统一镟修、单车厢独立镟修和多车厢联合镟修等典型工况，系统能够根据不同镟修范围自动匹配相应约束条件和求解逻辑，使镟修策略更贴近车辆段实际“按需维护”的作业特点，弥补了单一整车镟修模型对分批作业适应性不足的问题。

(3) 典型案例验证表明,所提出方法能够在满足轮径差及轮缘厚度约束的前提下降低轮径切削量。整车镟修场景下,优化方案可将仿真切削总量由 37.47 mm 降至 13.47 mm;引入轮缘厚度恢复目标后,理论上可减少约 33.1%的单次镟修轮径损耗。单车厢分批镟修场景下,总切削量由 16.51 mm 降至 8.66 mm;多车厢联合镟修场景下,总切削量由 17.54 mm 降至 13.1 mm,说明该方法具有较好的轮材节约效果。

(4) 系统实现了预测、决策、交互和结果留存的一体化集成。通过数据校验、策略配置、逐轴输入、运行日志反馈和结果文件保存等功能,系统能够适配车辆段现场“测一根轴、录一根轴、算一组方案”的作业节奏,为轮对镟修方案复核、历史追溯和后续优化提供数据支撑。总体来看,本文工作不仅完成了系统开发,而且形成了面向轮对智能运维的模型-算法-流程集成方法,可为轨道车辆预防性镟修决策提供参考。

基金项目

四川省自然科学基金面上项目——机理与数据驱动的轨道车辆轮对失圆在途智能识别与镟修策略研究(2025ZNSFSC0400)。

参考文献

- [1] 曾元辰,唐旭,张卫华,等. 车轮尺寸对车轮磨损的影响规律研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(4): 27-35.
- [2] 张卫华,李权福,宋冬利. 关于铁路机车车辆健康管理 with 状态修的思考[J]. 中国机械工程, 2021, 32(4): 379-389.
- [3] 贾小平,朱程,戴焕云,等. 地铁车辆车轮磨损和镟修策略研究[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(5): 127-133.
- [4] 叶正君,张健雨,邢宗义,等. 轨道交通车辆轮对寿命预测及镟修优化策略[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(9): 108-112.
- [5] 张宇,霍苗苗,陈霞,等. 城市轨道交通车辆车轮踏面经济型镟修应用研究[J]. 铁路计算机应用, 2022, 31(2): 73-78.
- [6] 王珍. 动车组整车轮对镟修优化决策模型的研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [7] Mirjalili, S. and Lewis, A. (2016) The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, **95**, 51-67. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
- [8] Mohammed, H.M., Umar, S.U. and Rashid, T.A. (2019) A Systematic and Meta-Analysis Survey of Whale Optimization Algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, **2019**, Article ID: 8718571. <https://doi.org/10.1155/2019/8718571>
- [9] 秦耀凯,陶涛,陈星艳,等. 基于 WOA-BP 神经网络的板式定制家具车间电力预测模型[J]. 林产工业, 2023, 60(12): 50-56.
- [10] 任宗涛. 基于深度学习的地铁车轮磨损预测与维护策略研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- [11] 赵福玉,徐辉,段金超,等. 地铁车辆架大修生产管理系统设计与应用[J]. 铁路计算机应用, 2026, 35(2): 84-88.
- [12] 李成龙,喻冰春,李鑫,等. 和谐型机车故障预测与健康管理系统总体设计[J]. 铁路计算机应用, 2023, 32(2): 23-27.
- [13] Louadah, H., Papadakis, E., McCluskey, T.L. and Tucker, G. (2024) Supporting the Management of Rolling Stock Maintenance with an Ontology-Based Virtual Depot. *Applied Sciences*, **14**, Article No. 1220. <https://doi.org/10.3390/app14031220>
- [14] 邓能文,姜子旺,王晓东,等. 基于 Jenkins 的城轨全自动运行系统测试平台设计与实现[J]. 现代城市轨道交通, 2025(10): 48-54.
- [15] 陈美霞,黄苏平,王维. 轨道交通车辆健康诊断及智能维护系统[J]. 都市快轨交通, 2018, 31(3): 46-51.