

DOI: 10.3901/JME.260655

针对踏面磨耗演变的高速机车动力学优化设计*

李虎¹ 姚远¹ 李广² 龚继军^{1,3} 邓小星^{1,4}

- (1. 西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室 成都 610031;
2. 中国铁道科学研究院集团有限公司金属及化学研究所 北京 100081;
3. 中铁物总运维科技有限公司 北京 100036;
4. 重载快捷大功率电力机车全国重点实验室 株洲 412001)

摘要：针对动力集中型动车组因踏面磨耗演变导致运行稳定性下降的问题，开展基于悬挂参数调控的动力学优化设计。车轮磨耗与运行稳定性相互作用：稳定性影响磨耗过程，磨耗又改变轮轨接触几何，进而作用于稳定性。为此，构建典型线路条件下的车辆动力学模型与磨耗仿真模型，开展悬挂参数对稳定性与磨耗性能的敏感性分析。在此基础上，提出一种兼顾优化精度与计算效率的双层多目标优化策略：第一层利用简化磨耗指标与多层感知机(Multi-layer perceptron, MLP)代理模型提高优化效率，第二层在候选解上开展全寿命周期磨耗仿真与综合评估，确定最终参数方案。结果表明，适当降低一系纵向定位刚度并提高抗蛇行减振器刚度，可实现动力学性能平衡；优化方案使磨耗深度降低 7.5%，稳定性提升 34%，临界速度提高 20 km/h，从而有效提升运行稳定性，延长车轮寿命并降低运维成本。

关键词：动力集中型动车组；车轮磨耗；稳定性；多目标优化；代理模型

中图分类号：U211

Optimization Design of High-Speed Locomotive Dynamics with Tread Wear Evolution

LI Hu¹ YAO Yuan¹ LI Guang² GONG Jijun^{1,3} DENG Xiaoxing^{1,4}

- (1. State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System, Southwest Jiaotong University, Cheng 610031;
2. Metals & Chemistry Research Institute, China Academy of Railway Sciences Co., Ltd., Beijing 100081;
3. China Railway Materials Operation and Maintenance Technology Co., Ltd., Beijing 100036;
4. State Key Laboratory of Heavy-duty and Express High-power Electric Locomotive, Zhuzhou 412001)

Abstract: To address the decline in running stability of power-concentrated electric multiple units(EMUs) caused by tread wear evolution, a dynamics optimization design based on suspension parameter adjustment is conducted. Wheel wear and running stability are mutually coupled: stability influences the wear process, while wear alters the wheel-rail contact geometry, which in turn affects stability. Accordingly, a vehicle dynamics model and a wear simulation model under representative line conditions are established, and the sensitivity of suspension parameters to stability and wear performance is analyzed. On this basis, a two-level multi-objective optimization strategy is proposed to balance computational efficiency and optimization accuracy: the first level employs simplified wear indicators and a multi-layer perceptron(MLP) surrogate model to improve optimization efficiency, while the second level performs full-lifecycle wear simulations and comprehensive evaluations on candidate solutions to determine the final parameter scheme. Results show that appropriately reducing the primary longitudinal locating stiffness and increasing the yaw damper stiffness achieves a better balance of dynamic performance. Compared with the original design, the optimized scheme reduces wear depth by 7.5%, improves stability by 34%, and increases critical speed by 20 km/h, thereby enhancing operational stability, extending wheel service life, and reducing maintenance costs.

* 国家自然科学基金(52372403)和国铁集团科研开发计划课题(N2023J071)资助项目。

Key words: power-concentrated EMU; wheel wear; operational stability; multi-objective optimization; surrogate model

0 前言

近年来, 伴随我国高速铁路网络的迅速发展运营里程的持续增长, 线路条件日趋多样化, 运营维护压力显著增加。在此背景下, 高速列车运行的安全性与经济性成为亟须关注的核心问题^[1]。本文以应用于 200 km/h 等级的动力集中动车组为研究对象, 聚焦其在服役过程中由于车轮磨耗演变所引发的运行稳定性下降问题, 并提出一种面向全寿命周期的动态性能优化设计方法。

动力集中动车组的动力单元集中于列车两端或一端的动力车(即机车), 其牵引和运行性能在很大程度上决定了整列动车组的动态响应特性。轮轨磨耗会显著影响其动力学性能, 尤其是运行稳定性^[2]。当前工程上常采用调整悬挂参数或镟轮的方式来缓解磨耗引起的性能退化^[3]。悬挂系统调整则通常依赖经验, 缺乏系统性的理论支撑, 且伴随着较高的维护成本; 而频繁镟轮会缩短车轮使用寿命, 增加维护频次。传统镟轮策略主要依赖周期性计划预防修; 近年来, 运维体系逐渐转向状态维修(Condition-based maintenance, CBM), 其通过按需决策有效抑制过度维修并延长轮对寿命^[4-5], 从而对车轮寿命管理与维护周期优化提出了更高要求。

延长车轮寿命需要关注磨耗性能和稳定性能, 若仅关注稳定性, 就会出现磨耗加剧, 镟轮时将会镟去过多材料。若过多关注磨耗性能, 则会降低车辆对于轮轨接触几何的鲁棒性, 轻微的车轮磨耗便会诱发车辆失稳。因此应当均衡考虑车辆的车轮磨耗性能和运行稳定性。已有研究虽然意识到车轮磨耗对动力学行为的影响, 但忽略了磨耗性能和稳定性之间的耦合关系^[6-8]。以车轮减磨作为优化目标对廓形优化展开研究是目前常用的方法之一, 但这些成果往往针对特定条件下的初期磨耗性能进行改善, 很难保证复杂运营条件下车轮磨耗中后期的磨耗性能^[9-10]。近年来, 部分学者尝试将磨耗后的车轮轮廓引入动力学设计流程中^[11-12], 但所采用的磨耗轮廓多来源于其他服役车辆的测量数据, 难以准确代表待设计机车在实际服役期间所可能经历的全生命周期磨耗情形。由于悬挂参数本身对磨耗演变具有显著影响, 这意味着传统设计中所采用的磨耗轮廓可能并不会真实出现在目标机车的服役周期中, 导致设计结果存在偏差甚至失效风险。将车轮

磨耗演变过程纳入动力学优化设计框架之中, 构建“磨耗-稳定性-设计参数”之间的内在耦合关系, 是提升机车运行性能与服役可靠性的关键。

为此, 本文建立了 200 km/h 等级高速机车的动力学仿真模型和车轮磨耗预测模型, 提出一种融合车轮磨耗演变与悬挂参数优化的动力学综合设计方法。研究首先基于钢轨几何数据构建典型线路, 开展悬挂参数对磨耗与运行稳定性的敏感性分析, 从而确定与性能高度相关的关键参数。随后进行多目标优化, 分为两层: 第一层采用既有磨耗踏面进行仿真获得次优 Pareto 前沿解, 并引入多层感知机(Multi-layer perceptron, MLP)神经网络建立以悬挂参数为输入、动力学指标为输出的代理模型, 以提高优化效率; 第二层在第一层候选解上继续开展考虑磨耗演变过程的多目标优化。通过与原始设计方案的对比仿真验证, 结果表明优化方案可显著提升机车的稳定性, 并有效控制车轮磨耗程度, 具有良好的工程应用前景。

1 仿真模型

1.1 多体动力学仿真模型

动力集中动车组的动力单元集中设置在列车两端的机车上, 机车的结构比动力分散动车组的动力车更为复杂。基于复兴号动力集中动车组配备的机车动力学参数, 在多体动力学虚拟样机 SIMPACK 中建立了机车的刚性多体动力学模型。如图 1 所示, 该动力学模型具有 124 个自由度, 由 47 个刚体组成, 包括 1 个车体、2 个转向架构架、2 个牵引杆、6 个轮对、6 个电机、6 个电机转子、6 个齿轮箱、6 个驱动齿轮、6 个被动齿轮和 6 个齿轮箱吊杆。机车的牵引力传递路径为轮对、三角拉杆、构架、牵引杆、车体。一系悬挂由轴箱弹簧、垂向减振器和三角拉杆组成。二系悬挂由 4 根横向减振器、8 根抗蛇行减振器、8 根垂向减振器、6 根电机减振器、12 根螺旋圆柱弹簧组成。联轴器采用了国产化的膜片式联轴器, 该联轴器具有成本低、易维护的特点, 但是横移量的限值比较低。减振器采用经典的 Maxwell 模型简化处理, 并考虑其卸荷特性。轮轨蠕滑力采用 FASTSIM 算法计算, FASTSIM 算法具备足够高的工程精度, 满足车辆动力学数值仿真分析要求。考虑篇幅有限, 且模型准确性在之前的研究^[13]中给出了验证, 本文不做赘述。

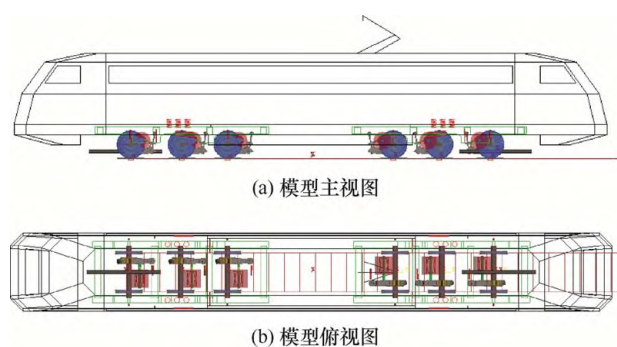


图1 机车多体动力学仿真模型

1.2 仿真条件

轮轨接触几何取决于钢轨廓形和车轮廓形, 本文所研究的机车存在跨线运营的情况, 因此采用了四种具有代表性的钢轨廓形构成了典型线路。如图2所示, CN60为标准钢轨廓形; CN60M为线路上测得的磨耗钢轨廓形; CN60N为标准打磨钢轨廓形; CN60EP为打磨异常钢轨。四种钢轨的长度依次设置为200 m、150 m、150 m和50 m, 不同钢轨之间的过渡采用线性过渡, 过渡距离统一设置为150 m。

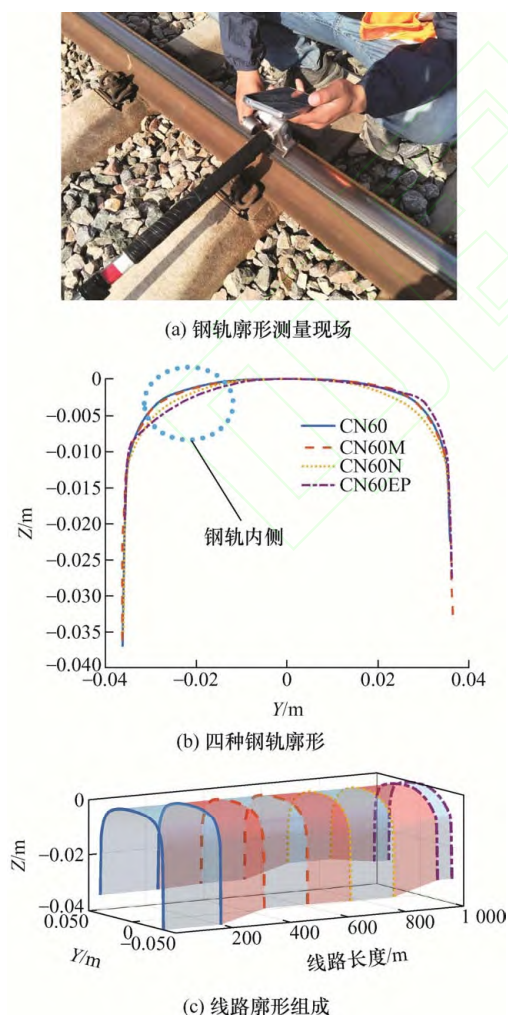


图2 直线钢轨廓形组成

使用半径为6 000 m的线路来模拟曲线线路, 令过渡段为400 m, 曲线段为100 m, 外轨超高设置为60 mm, 通过速度为160 km/h。

1.3 车轮磨耗仿真方法

车轮磨耗仿真模型的建立过程涉及多个学科领域: 车辆动力学、轮轨接触模型及摩擦学。如图3所示, 车轮磨损预测模型的总体架构可归纳为SIMPACK前处理的动力学建模、仿真后在后处理提取接触参数、磨耗计算与平滑处理等关键环节。首先, 在SIMPACK平台上建立机车多刚体动力学模型, 结合线路结构、轮轨廓形、积分步长与采样频率设定运行工况并开展动力学仿真。在后处理阶段提取关键轮轨接触参数, 包括滚动圆半径、蠕滑率、法向力、蠕滑参考点速度, 以及接触斑椭圆主轴和副轴长度, 并扩展考虑三点接触情形。随后, 依据Hertzian理论计算接触斑内法向应力分布, 并利用FASTSIM算法确定接触区域内的磨耗因子 $T\gamma/A$ 。该因子经磨耗率函数处理后可获得单次接触下的局部磨耗分布, 并基于双轮摩擦试验台对不同区域的权重系数进行了调整^[14]。结合接触位置、滚动圆半径、采样频率与参考速度等信息, 进一步计算单接触点对应的磨耗权重。最终将材料去除量映射至车轮踏面形成轮廓更新, 经过平滑处理后输入下一轮迭代, 实现基于累计里程的磨耗演变预测。

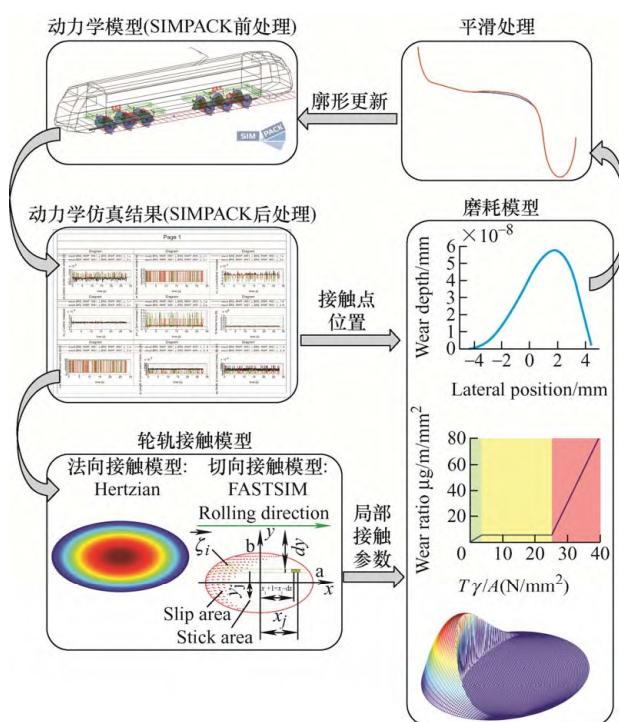


图3 机车车轮磨耗仿真预测模型

该磨耗模型被广泛应用于轮轨磨耗预测^[15-17]。以导向轮对为例,磨耗仿真预测的结果与实际测量结果的对比如图4所示。

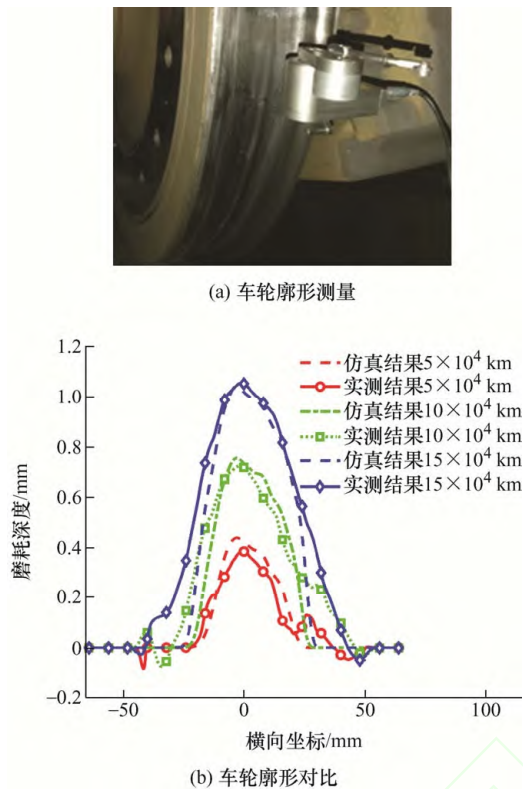


图4 车轮磨耗仿真验证

图4中,实测结果出现了轮缘增厚现象,其机理主要源于轮轨接触区在高应力循环下的塑性流动与材料堆积。此外,实测磨耗带宽普遍大于仿真结果,原因在于模型未能充分考虑横风、道岔通过及轮对定位误差等条件,同时实测数据中也不可避免存在测量误差。这些因素共同造成了实测与仿真之间的差异。但总体而言,两者在趋势与分布特征上保持一致,验证了所建模型的合理性与有效性。

2 悬挂参数敏感性分析

悬挂参数的取值是影响机车动力学系统稳定性和磨耗性能的主要因素之一。在进行悬挂参数的优化设计之前,应该首先确定对优化目标影响比较大的悬挂参数来保证优化效率,因此开展悬挂参数敏感性分析。

2.1 悬挂参数 DOE 设计

根据团队前期对于机车设计的丰富经验,确定的悬挂参数见表1。

表1 悬挂参数取值

悬挂参数	最小值	原参数值	最大值
抗蛇行减振器节点刚度 $K_{ncsx}/(\text{kN}/\text{mm})$	4	8	12
抗蛇行减振器阻尼 $C_{sx}/[(\text{kN}\cdot\text{s})/\text{m}]$	250	500	750
横向减振器阻尼 $C_{sy}/[(\text{kN}\cdot\text{s})/\text{m}]$	30	60	90
一系横向定位刚度 $K_{px}/(\text{kN}/\text{mm})$	3.5	5	6.5
一系纵向定位刚度 $K_{py}/(\text{kN}/\text{mm})$	17	34	51
轴箱弹簧垂向刚度 $K_{pz}/(\text{kN}/\text{mm})$	1	2	3
一系垂向减振器阻尼 $C_{pz}/[(\text{kN}\cdot\text{s})/\text{m}]$	30	60	90

确定悬挂参数变化范围取值时,还应考虑到工程应用的局限性。为了避免膜片式联轴器横向位移超限,该机车轴箱拉杆采用了横向刚度更大的三角拉杆,因此一系横向定位刚度的最小值不能过低,本文取为 $3.5 \text{ kN}/\text{mm}$ 。其余参数的取值以原参数为中心,降低和扩大 0.5 倍取值。7 个悬挂参数经过 DOE 排列组合得到 2 187 个悬挂参数组合。

2.2 简化指标

由于长距离的磨耗仿真需要循环迭代计算,耗时长,提出了短距离单次仿真替代长距离循环迭代计算的简化指标。为了确定简化指标,需要分析稳定性和磨耗性能随运行里程的变化。这里的稳定性指的是构架加速度的方均根值,用 RMS_{100} 表示窗口长度为 100 m ,以 $3.9 \text{ m}/\text{s}^2$ 作为失稳限值^[18];磨耗性能指磨耗深度。从 2 187 个组合中随机选取 150 个组合进行 15 万 km 的长距离磨耗仿真,间隔 1 万 km 。得到的结果如图5所示。

图5中横坐标取区间里程的中点代表该区间的里程数,如 $0\sim 1$ 万 km 区间的磨耗深度表示用 0.5 万 km 代表。从图5a中可以看出,随着运行里程的增加,磨耗深度的增长速度逐渐变低,且磨耗深度受悬挂参数的影响变强,特别是在 9.5 万 km 以后。从图5b中可以看出,稳定性随着运行里程的增加而增加,当运行里程达到 10.5 万 km 时,部分悬挂参数组合发生稳定性不足的情况,即超出限值 $3.9 \text{ m}/\text{s}^2$ 。综合磨耗深度对悬挂参数的敏感性和稳定性随运行里程的恶化程度,选取运行至 10 万 km 时的踏面对应的磨耗性能作为简化指标进行悬挂参数敏感性的分析。

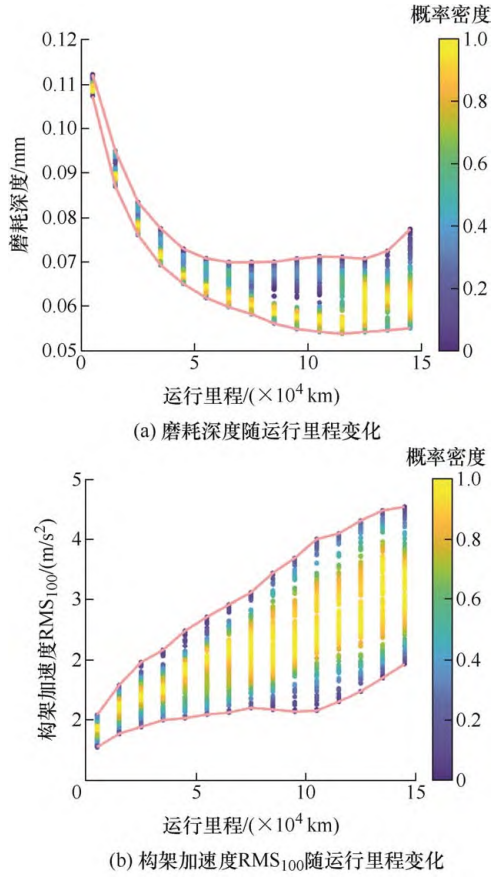


图5 磨损深度和构架加速度随运行里程变化

2.3 Spearman 相关系数

确定好磨损性能的简化指标后，对 2 187 组悬挂参数组合进行动力学仿真。车轮的廓形选用了新镟修后的 JM3 薄轮缘车轮(下文统一简称为新轮)和运行了 10 万 km 的车轮廓形。仿真距离为 1 km，磨损深度按照 1 万 km 等比放大。分析的指标包含了新轮和 10 万 km 磨损轮的平稳性、稳定性和磨损性能，记作 W_n 、 W_w 、 A_n 、 A_w 、 Wd_n 和 Wd_w 。引入平稳性分析的原因为以往的研究表明稳定性和平稳性之间存在矛盾性，过度关注稳定性可能导致平稳性变差。平稳性的求解公式为^[19]

$$W = 3.57 \sqrt{\frac{A^3}{f}} F(f) \quad (1)$$

式中， A 表示通过对测量的车体加速度进行时频转换得到的加速度频域幅值， f 表示相应的频率， $F(f)$ 是频率校正系数。

为探究各悬挂参数对动力学指标的影响程度，本文采用 Spearman 秩相关系数(Spearman's rank correlation coefficient)对参数敏感性进行分析。该方法是一种非参数统计指标，用于衡量两个变量之间的相关强度，特别适用于输入参数为有限离散值的情形。Spearman 相关系数的计算基于变量排名，定义如下

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2)$$

式中， d_i^2 表示第 i 个样本在两个变量中的秩次差值， n 为样本数量。 r_s 的取值范围为 $[-1, 1]$ ，值越接近 ± 1 ，表示变量间的相关性越强。

悬挂参数与动力学指标之间的相关性结果如图 6 所示。

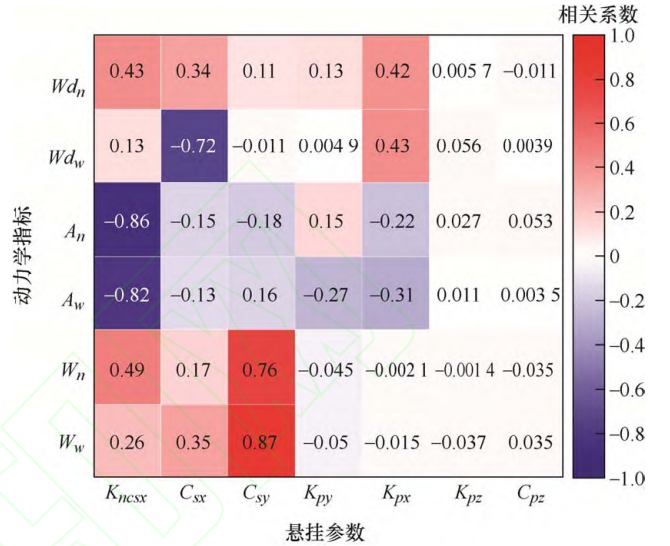


图6 悬挂参数与动力学指标相关系数

从图 6 中可以看出，对动力学指标影响比较大的悬挂参数有抗蛇行减振器节点刚度 K_{nscx} 、抗蛇行减振器阻尼 C_{sx} 、横向减振器阻尼 C_{sy} 和一系纵向定位刚度 K_{px} 。其中， K_{nscx} 对平稳性、稳定性和磨损深度均有较大影响，且与稳定性呈现较强的负相关，即增大 K_{nscx} 有利于改善稳定性； C_{sx} 对磨损深度影响较大，并且与新轮的磨损性能呈正相关，与磨损轮的磨损性能呈负相关，这说明不同磨损阶段 C_{sx} 对磨损性能的影响规律不同； C_{sy} 则对平稳性的影响突出，降低 C_{sy} 的值有助于改善平稳性； K_{px} 的增加不利于磨损性能，但能改善稳定性。因此后续的优化分析将以抗蛇行减振器节点刚度、抗蛇行减振器阻尼、横向减振器阻尼和一系纵向定位刚度为优化对象。

在第 2.2 节中确定了 10 万 km 磨损轮的磨损性能简化指标作为优化目标。为了进一步确定剩下的优化目标，图 7 给出了新轮和磨损轮的平稳性与稳定性的结果。

从图 7a 中可以看出：新轮的稳定性很好，远低于稳定性限值，不良的悬挂参数组合会导致磨损轮的稳定性超出限值，因此选择磨损轮的稳定性作为优化目标。从图 7b 中可以看出，磨损轮的平稳性反而优于新轮的平稳性，因此选择新轮的平稳性作为优化目标。

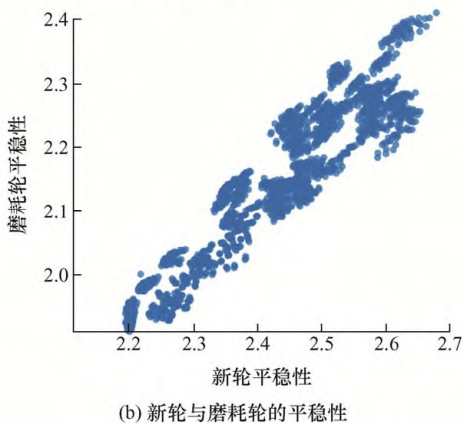
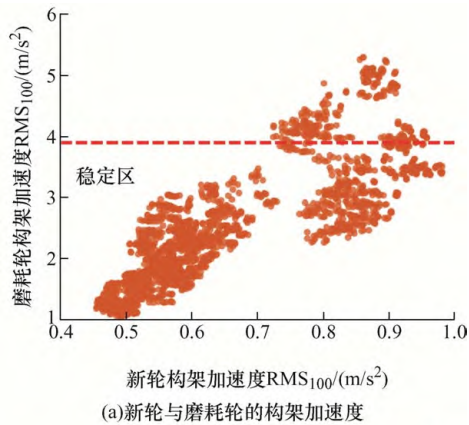


图7 新轮与磨损轮动力学对比

在上文的敏感性分析中使用了 10 万 km 磨损轮来代表磨损轮的稳定性, 这对于定性分析悬挂参数对磨损轮的稳定性是可行的。然而, 对悬挂参数进行优化时更应确保磨损后期的稳定性, 因此将优化目标定为新轮的平稳性, 10 万 km 磨损轮的磨损性和 15 万 km 磨损轮的稳定性。

三种不同营运里程的车轮与钢轨匹配的等效锥度结果如图 8 所示。

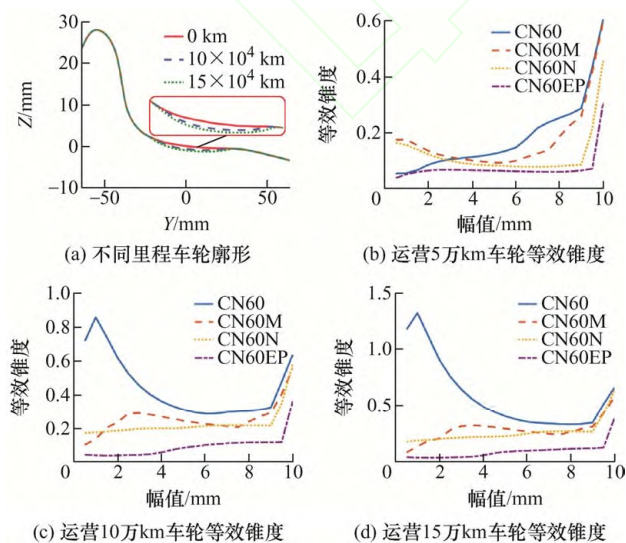


图8 车轮廓形及等效锥度

本节所确定的优化对象见表 2, 为保证优化结果的丰富性, 优化范围进行了扩展。

表2 用于优化的悬挂参数

悬挂参数	优化下限	优化上限
抗蛇行减振器节点刚度 $K_{ncsx}/(\text{kN/mm})$	3	12
抗蛇行减振器阻尼 $C_{sx}/[(\text{kN}\cdot\text{s})/\text{m}]$	200	800
横向减振器阻尼 $C_{sy}/[(\text{kN}\cdot\text{s})/\text{m}]$	20	90
一系纵向定位刚度 $K_{px}/(\text{kN/mm})$	10	40

优化目标在表 3 中给出, 此外, 为保证车辆在曲线段运行时满足安全性要求, 引入了曲线通过安全性作为约束函数。曲线线路条件见第 1.2 节, 并依据 GB/T 5599—2019 标准设置 20% 的安全裕量。具体而言, 约束条件包括脱轨系数、轮轴横向力及轮重减载率三项安全指标, 其限值分别为 0.64、56 kN 和 0.52。当所有安全指标均低于相应限值时, 约束函数 S_c 取值为 1, 表示可以安全通过曲线; 若任一指标超限, 则 S_c 取值为 0。

表3 优化目标

优化目标	符号	车轮里程/km	车轮锥度	运行速度/(km/h)
平稳性	W_n	0	0.07	160
磨损深度	Wd_w	10×10^4	0.4	200
稳定性	A_w	15×10^4	0.6	200

3 多目标优化及结果

由于长距离循环迭代的磨损仿真计算量较大, 降低了优化效率, 因此提出了双层优化策略以提升优化效果。双层优化策略的结构图如图 9 所示。

在图 9 中, 实心箭头代表了第一层的优化路径, 空心箭头则代表了第二层的优化路径。首先以悬挂参数敏感性来确定第一层的优化对象和优化目标, 采用拉丁超立方采样对悬挂参数进行试验设计。然后通过动力学模型和磨损模型积分求解得到训练数据, 基于训练数据建立代理模型。接着将代理模型和粒子群优化算法结合得到第一层优化策略的 Pareto 解。最后进入第二层优化策略, 在 Pareto 解中筛选部分悬挂参数组合进行长距离循环迭代磨损预测来确定最优解。

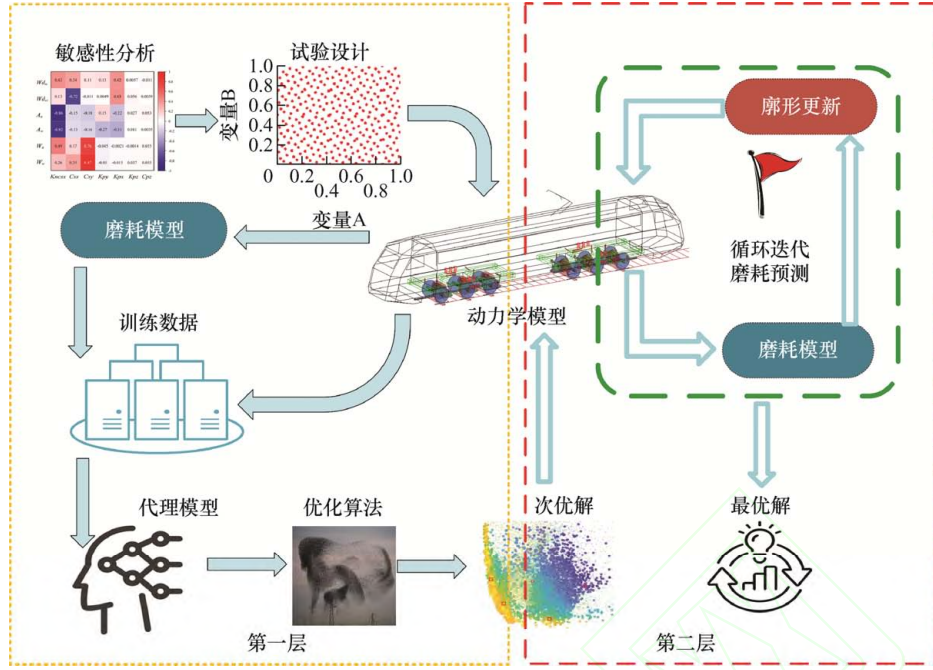


图9 双层优化策略

3.1 代理模型

为提高悬挂参数多目标优化的效率，本文引入多层感知机(MLP)构建代理模型，用于快速预测运行稳定性与磨耗性能。MLP 是一种典型的前馈神经网络结构，由输入层、多个隐藏层及输出层组成，具备较强的非线性函数逼近能力。

与常用的径向基函数神经网络(Radial basis function neural network, RBFNN)相比，MLP 更适用于复杂、高维、大数据量问题，表达能力更强，但训练过程相对复杂；而 RBFNN 更适合处理低维、小样本、局部拟合类问题，训练速度较快但对输入分布敏感，泛化能力有限。综合考虑模型拟合精度与样本分布特性，本文选择 MLP 作为代理建模方法。该模型已在多种工程优化任务中得到广泛应用，验证了其在近似复杂函数关系中的有效性^[20-21]。

图10为本文所构建的MLP代理模型结构，其包含4个输入节点，对应四组关键悬挂参数；输出端包括4个节点，分别代表典型工况下的平稳性、磨耗深度、稳定性与约束函数。网络结构包含两层隐藏层，分别含有64与32个神经元，均采用ReLU激活函数以增强模型的非线性建模能力。针对不同输出变量的特性，输出层采用差异化设计：对于约束函数(0/1分类问题)，采用Softmax激活函数以实现概率化输出；对于平稳性、磨耗深度和稳定性等连续指标，采用线性激活函数以保持回归预测的连续性。

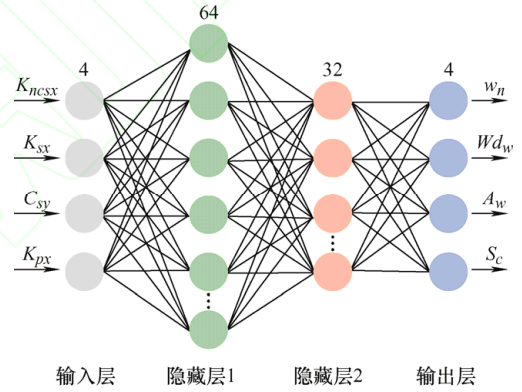


图10 MLP网络结构图

数学上，MLP可形式化表示如下。设输入向量为

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T \quad (3)$$

式中，四个输入分别对应四个悬挂参数取值，网络的输出为

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) \quad (4)$$

式中， $\boldsymbol{\theta}$ 表示网络中的全部权重与偏置参数， $f(\cdot)$ 表示非线性映射函数， $\mathbf{y}$ 包含了4个输出。

对于第1层隐藏层，输出为

$$\mathbf{h}^{(1)} = \sigma(\mathbf{W}^{(1)} \mathbf{h}^{(0)} + \mathbf{b}^{(1)}) \quad (5)$$

式中， $\sigma(\cdot)$ 为ReLU激活函数， $\mathbf{W}^{(1)}$ 与 $\mathbf{b}^{(1)}$ 分别为该层的权重矩阵与偏置向量， $\mathbf{h}^{(0)} = \mathbf{x}$ 为输入向量。

最终输出层的预测结果为

$$\mathbf{y}_c = \text{Softmax}(\mathbf{W}^{(L)} \mathbf{h}^{(L)} + \mathbf{b}) \quad (6)$$

$$\mathbf{y}_r = \mathbf{W}^{(L)} \mathbf{h}^{(L)} + \mathbf{b} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{y}_c$ 用于约束函数的分类预测, $\mathbf{y}_r$ 用于动力学指标的回归预测, L 为隐藏层总数, 本文中 $L=2$ 。

得到优化好的代理模型后, 采用决定系数 R^2 来验证其准确。 R^2 的数值大小可以反映回归贡献的相对程度, 越接近于 1 表明代理模型的拟合效果越好, 其计算公式如下

$$R^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{\sum_{j=1}^n (\hat{y}_j - \bar{y})^2} \quad (8)$$

式中, y_j 为代理模型预测值; $\hat{y}_j$ 为 SIMPACK 仿真值; $\bar{y}$ 为仿真值均值。

计算得到的四个输出的决定系数分别为 1.00、0.97、0.94、0.99。图 11 为此此时 SIMPACK 仿真值与代理模型预测值的数值对比。结果显示, 仿真值与预测值十分接近。一般来说, 当决定系数达到 0.8 以上时, 拟合效果就已经很好了。因此, 本文构建的代理模型准确性得以验证。

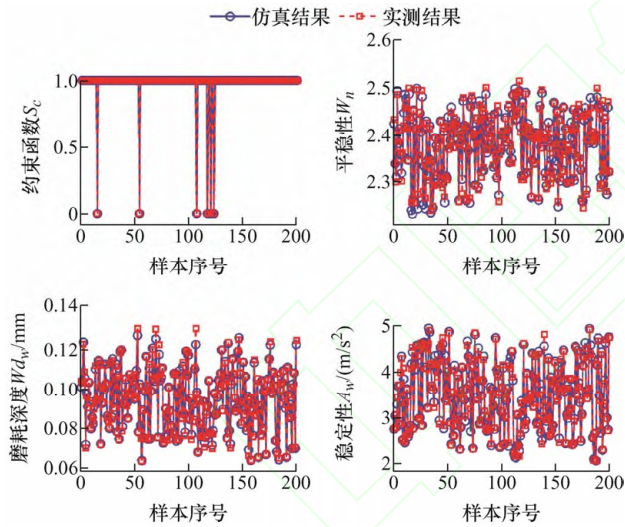


图 11 MLP 代理模型验证

3.2 一层优化

多目标优化问题通常有一个被称为 Pareto 最优解的解集, 其在目标函数空间中的映像被称为帕累托前沿。在动力学指标不超过约束条件的前提下, 我们尝试将表 2 中提到的悬挂参数在给定的范围内进行调整, 以最小化表 3 中定义的目标函数, 从而解决本研究中的优化问题。多目标优化设计问题表述如下

$$\min \{W_n, Wd_w, A_w\} \quad (9)$$

优化过程选用了基于自适应网格策略的多目标粒子群优化算法, 该算法相比于传统的粒子群优化

算法, 能够平衡全局和局部搜索能力^[22]。

为缓解第一层简化磨损指标对真实全寿命磨损行为表征不足所引入的偏差, 本文在多目标优化中引入 ε -支配策略, 放宽传统支配判据, 设置相对容差 $\varepsilon=2\%$, 构建 2% ε -非支配前沿^[23-24]。该前沿允许在至少一个目标上与最优解的差距不超过 2% 的方案, 与绝对全优的方案共存, 从而在保持解集多样性的同时, 提高对代理模型及简化指标误差的鲁棒性。第二层优化以该前沿中的候选解为基础, 进一步开展全寿命周期磨损仿真与综合评估, 以确定最终的悬挂参数方案。

2% ε -非支配前沿解如图 12 所示, 在前沿解中根据不同的优化目标侧重选取了四簇方案, 分别记为 A、B、C 和 D, 原参数则记为 E。其中, 方案 A 表现为磨损中期优异的磨损性能; 方案 B 表现为磨损后期优异的稳定性; 方案 C 在各指标间实现了较好的平衡; 而方案 D 则表现出相对较差的磨损性能。

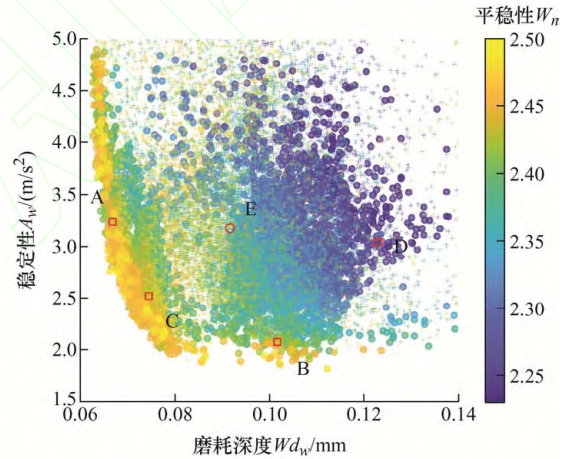


图 12 优化前沿解

对每簇方案选取其中心附近的 5 个组合作为代表, 四簇方案和原参数对应的悬挂参数组合的雷达图如图 13 所示。

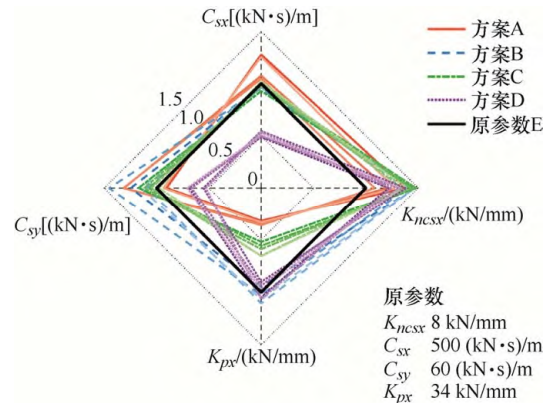


图 13 优化方案的悬挂参数取值

在图 13 中, 黑色实线表示原参数, 坐标轴的刻度表示各悬挂参数相比于原参数的倍数, 颜色越深表示离各自方案的中心越近。方案 A 采用了非常小的一系纵向刚度, 方案 B 相比于原参数采用了更大的抗蛇行减振器刚度和横向减振器阻尼, 方案 C 则采用了较小的一系纵向刚度和更大的抗蛇行减振器刚度来实现均衡的效果, 方案 D 的减振器阻尼很小, 抗蛇行减振器刚度偏大。

3.3 二层优化

基于第一层优化得到的悬挂参数组合, 开展了 15 万 km 的长距离磨耗仿真, 其磨耗与稳定性结果如图 14 所示。由图 14a 可见, 方案 A 的磨耗性能最佳, 而方案 D 最差; 由图 14b 可见, 方案 B 的稳定性最佳, 而方案 A 最差。这与第一层优化中的简化指标结果保持一致, 说明所采用的简化指标能够有效表征全寿命周期的动力学性能。

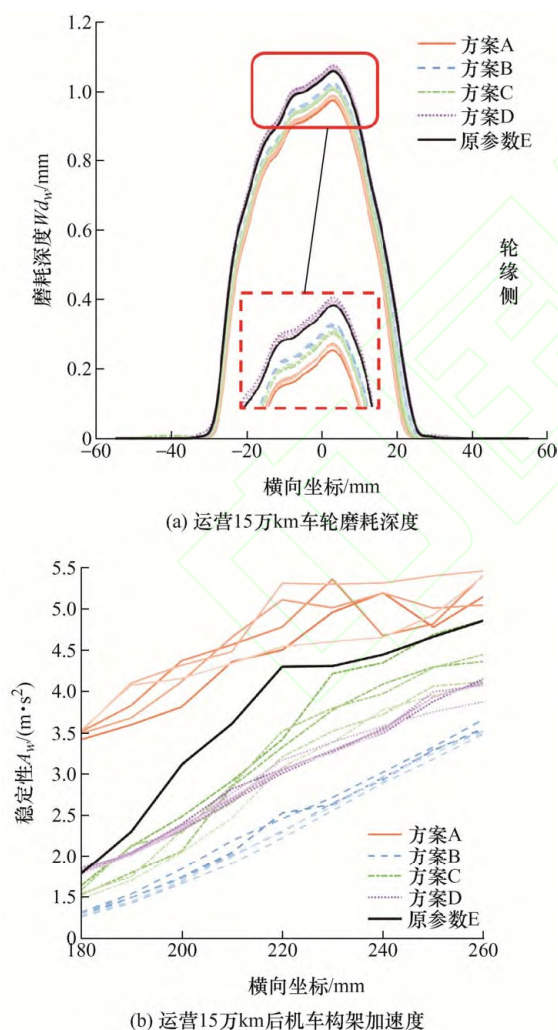


图 14 优化方案的动力学结果

综合考虑后, 选择方案 C 中的第 2 个解作为推荐方案。其在 15 万 km 运行后的磨耗深度为 0.99 mm, 相较原始参数的 1.07 mm 改善了 7.5%;

在设计速度 200 km/h 下的稳定性指标为 2.05 m/s^2 , 相较原始参数的 3.11 m/s^2 提升了 34%; 在磨耗后期的临界速度为 235 km/h, 而原始参数为 215 km/h, 提升幅度达 9.3%。由图 13 可知, 该方案通过降低一系纵向定位刚度、增大抗蛇行减振器刚度以及横向减振器阻尼, 实现了动力学性能的均衡优化。

4 结论与展望

本文针对动力集中型动车组在运行过程中因车轮磨耗演变导致的运行稳定性下降问题, 开展了基于悬挂参数调控的动力学优化研究, 并提出了一种兼顾优化精度与计算效率的双层多目标优化策略。主要结论如下。

(1) 通过灵敏度分析发现, 抗蛇行减振器刚度和阻尼、横向减振器阻尼以及一系纵向定位刚度对动力学性能影响最为显著。其中, 增大抗蛇行减振器节点刚度和阻尼有利于改善稳定性, 降低横向阻尼有助于提升平稳性, 而一系纵向刚度的增大会削弱磨耗性能但有助于提高稳定性。

(2) 引入相对容差支配策略, 在保证解集多样性的同时提高了对代理模型及简化指标误差的鲁棒性。结合简化指标与多层感知机(MLP)代理模型, 实现了优化效率的提升。

(3) 优化确定的推荐方案在 15 万 km 运行条件下相比原始参数方案表现更优。磨耗深度降低约 7.5%, 稳定性指标提升 34%, 临界速度提高 20 km/h。这表明优化后的悬挂参数能够有效抑制运行性能退化, 延长车轮寿命, 并降低运维成本。

综上, 本文提出的双层多目标优化方法不仅揭示了悬挂参数与动力学性能之间的作用规律, 也为动车组悬挂系统设计与运维策略优化提供了新的思路和方法。基于抗蛇行减振器阻尼对不同时期磨耗性能的矛盾性, 未来考虑开展抗蛇行减振器开关控制或半主动控制增加车轮服役寿命的研究, 促进轮轨智能运维技术的发展。

参 考 文 献

- [1] EKBERG A, KABO E, LUNDEN R. Rail and wheel health management[J]. Wear, 2023, 526-527: 204891.
- [2] ZHANG Ling, HU Junping, WANG Chen, et al. The impact of hollow wear on the stability of high-speed railway vehicles[J]. Applied Sciences, 2025, 15(7): 40-60.
- [3] LI Hu, YAO Yuan, CHEN Xiangwang. Suspension parameter optimization for high-speed train with severe

- tread wear[J]. International Journal of Rail Transportation, 2025, 13(2): 381-401.
- [4] 杨兴宽, 李国岗, 杨文松, 等. 基于数据驱动的机车车轮剩余寿命预测技术[J]. 中国铁道, 2023(10): 32-38.
YANG Xingkuan, LI Guogang, YANG Wensong, et al. Remaining useful life prediction technology of locomotive wheel based on data-driven[J]. China Railway, 2023(10): 32-38.
- [5] 王开云, 隋顺琦, 谢博, 等. 轮径差对铁路车辆服役性能影响综述[J]. 交通运输工程学报, 2025, 25(3): 1-11.
WANG Kaiyun, SUI Shunqi, XIE Bo, et al. Overview on effect of wheel diameter difference on service performance for railway vehicles[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2025, 25(3): 1-11.
- [6] QI Yayun, DAI Huanyun, SONG Ye, et al. Research on the characteristics of wheel hollow wear and suppression measures of high-speed trains[J]. Tribology Transactions, 2023, 66(4): 597-609.
- [7] 陈帅, 吴磊, 陶功权, 等. 基于摩擦温升效应的地铁车轮磨耗特性研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(4): 213-220.
CHEN Shuai, WU Lei, TAO Gongquan, et al. Study of wheel wear characteristic of subway vehicle based on the effect of friction temperature rising[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(4): 213-220.
- [8] 徐力, 杨陈, 顾忠华. 车轮磨耗对 CR200J 型动车的拖车及控制车动力学性能的影响[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(5): 144-148.
XU Li, YANG Chen, GU Zhonghua. Impact of wheel wear on dynamics performance of CR200J EMU trailer and control cars[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(5): 144-148.
- [9] 陈玉洪, 黎嘉欣, 张更娥, 等. 基于多目标优化的地铁车轮低轮缘磨耗型面设计[J]. 机械工程学报, 2025, 61(8): 261-271.
CHEN Yuhong, LI Jiaxin, ZHANG Genge, et al. Metro wheel profile design with low flange wear based on multi-objective optimization[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(8): 261-271.
- [10] 崔大宾, 赵锐, 李俊, 等. 面向轮缘磨耗的动车组车轮型面多目标优化设计[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 104-113.
CUI Dabin, ZHAO Rui, LI Jun, et al. Multi-objective optimization of EMU wheel profile oriented to flange wear control[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 104-113.
- [11] LI Guang, WU Ruidong, DENG Xiaoxing, et al. Suspension parameters matching of high-speed locomotive based on stability/comfort pareto optimization[J]. Vehicle System Dynamic, 2022, 60(11): 3848-3867.
- [12] CHEN Xiangwang, YAO Yuan, SHEN Longjiang, et al. Suspension parameter optimal design to enhance stability and wheel wear in high-speed trains[J]. Vehicle System Dynamic, 2023, 62(5): 1230-1252.
- [13] LI Hu, TAN Tong, STICHEL S, et al. Investigating hunting stability failure in a high-speed locomotive: A comparative analysis of evaluation methods for typical worn wheel treads[J]. Engineering Failure Analysis, 2025, 174: 109482.
- [14] 杨斌, 郭立昌, 郭俊, 等. 基于 $T\gamma/A$ -磨损率模型的车轮磨耗仿真分析[J]. 机械工程学报, 2017, 53(22): 101-108.
YANG Bin, GUO Lichang, GUO Jun, et al. Simulation analysis of wheel wear based on the model of $T\gamma/A$ -wear rate[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(22): 101-108.
- [15] WEN Bingguang, WANG Shenghua, TAO Gongquan, et al. Prediction of rail profile evolution on metro curved tracks: Wear model and validation[J]. International Journal of Rail Transportation, 2023, 11(6): 811-832.
- [16] 苏家宝, 郭立昌, 丁昊昊, 等. 基于 $T\gamma/A$ -磨损率模型的 U75V 钢轨磨损预测研究[J]. 机械工程学报, 2025, 61(21): 345-354.
SU Jiabao, GUO Lichang, DING Haohao, et al. Prediction of U75V rail wear based on the model of $T\gamma/A$ -wear rate[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(21): 345-354.
- [17] 黎嘉欣, 陶功权, 刘希政, 等. 基于两种轨道线路建模方法的地铁车轮磨耗预测对比分析[J]. 工程力学, 2022, 39(6): 226-235.
LI Jiaxin, TAO Gongquan, LIU Xizheng, et al. Comparative analysis of metro wheel wear prediction based on two track modeling methods[J]. Engineering Mechanics, 2022, 39(6): 226-235.
- [18] EN 14363: 2016+A1. Railway applications—Testing and simulation for the acceptance of running characteristics of railway vehicles — Running behaviour and stationary tests[S]. Brussels: European Committee for Standardization, 2016.
- [19] 罗仁, 石怀龙. 高速列车系统动力学[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2019.

- LUO Ren, SHI Huailong. High-speed railway vehicle system dynamics[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2019.
- [20] PINEDA-JARAMILLO J, MARTINEZ-FERNÁNDEZ P, VILLALBA-SANCHIS I, et al. Predicting the traction power of metropolitan railway lines using different machine learning models[J]. International Journal of Rail Transportation, 2021, 9(5): 461-478.
- [21] LIU Xiaohong, WANG Xiaoyu, QUAN Wei, et al. A pantograph-catenary arcing detection model for high-speed railway based on semantic segmentation and generative adversarial network[J]. International Journal of Rail Transportation, 2025, 13(4): 773-794.
- [22] 杨俊杰, 周建中, 方仍存, 等. 基于自适应网格的多目标粒子群优化算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(21): 5843-5847.
- YANG Junjie, ZHOU Jianzhong, FANG Rengcun, et al. Multi-objective particle swarm optimization based on adaptive grid algorithms[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(21): 5843-5847.
- [23] HERNÁNDEZ-DÍAZ A G, SANTANA-QUINTERO L V, COELLO COELLO C A, et al. Pareto-adaptive epsilon-dominance[J]. Evolutionary Computation, 2007, 15(4): 493-517.
- [24] CHISARI C. Tolerance-based Pareto optimality for structural identification accounting for uncertainty[J]. Engineering with Computers, 2019, 35: 381-395.
-
- 作者简介: 李虎, 男, 1998 年出生, 博士研究生。主要研究方向为车辆系统动力学, 机车车辆设计与优化, 轮轨智能运维。
E-mail: lh16873@163.com
- 姚远(通信作者), 男, 1983 年出生, 博士, 研究员, 博士研究生导师。主要研究方向为机车车辆设计及理论、车辆系统动力学与控制。
E-mail: yyuan8848@163.com