

基于多目标优化的列车车轮镟修策略研究

牛泓博^{1,2}, 张旭^{1,2}, 陈秉智^{1,2}, 曾毅^{1,2}

¹大连交通大学机车车辆工程学院, 辽宁 大连

²大连交通大学高速列车服役安全关键技术铁路行业重点实验室, 辽宁 大连

收稿日期: 2024年5月30日; 录用日期: 2024年6月30日; 发布日期: 2024年7月9日

摘要

在列车的日常运行过程中, 车轮的维护保养十分重要。随着列车运行, 轮缘厚度会逐渐因磨损而减小, 因此需要对车轮进行镟修以恢复轮缘厚度, 镟修能够有效减缓车轮半径的磨损速度, 还能达到提高车轮寿命和保证行车安全的目的。本文以车轮寿命和平均每月成本作为目标函数建立多目标优化模型。并NSGA-II算法对模型进行求解, 得到了最佳方案为镟修6次车轮。相对于传统固定修方案, 车轮寿命提升33.5%, 运营成本减少25.1%。最后将NSGA-II算法求解的结果与蒙特卡洛循环法以及GDE算法的求解结果进行对比分析, 结果表明NSGA-II算法求解结果更为优秀。

关键词

车轮镟修, 多目标优化, NSGA-II算法, 数据拟合

Research on Train Wheel Re-Profiling Strategy Based on Multi-Objective Optimization

Hongbo Niu^{1,2}, Xu Zhang^{1,2}, Bingzhi Chen^{1,2}, Yi Zeng^{1,2}

¹College of Locomotive and Rolling Stock Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian Liaoning

²Key Laboratory of Railway Industry on Safety Service Key Technologies for High-Speed Train, Dalian Jiaotong University, Dalian Liaoning

Received: May 30th, 2024; accepted: Jun. 30th, 2024; published: Jul. 9th, 2024

Abstract

In the daily operation of trains, maintenance of the train wheels is crucial. As trains operate, the

thickness of the wheel flange gradually decreases due to wear and tear, necessitating wheel re-profiling to restore the flange thickness. Re-profiling effectively slows down the rate of wheel radius wear and tear, thus increasing the wheel lifespan and ensuring operational safety. This paper establishes a multi-objective optimization model with the objectives of maximizing the wheel lifespan and minimizing the average monthly cost. The NSGA-II algorithm is employed to solve the model, yielding the optimal solution of re-profiling the wheels 6 times. Compared to the traditional fixed maintenance schedule, the wheel lifespan is increased by 33.5% while the operational cost is reduced by 25.1%. Finally, the results obtained by the NSGA-II algorithm are compared and analyzed against those obtained by the Monte Carlo simulation method and the GDE algorithm, demonstrating the superior performance of the NSGA-II algorithm.

Keywords

Wheel Re-Profiling, Multi-Objective Optimization, NSGA-II Algorithm, Data Fitting

Copyright © 2024 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

在铁路运输中，列车的轮对承载着车辆自身重量以及乘客和货物的重要责任，对于确保列车的安全运行至关重要。按照铁路规定，一旦轮缘厚度达到下限或者车轮损坏，就需要进行镟修以确保轮对的安全性和稳定性[1]。传统上的镟修策略大多基于动力学研究的结果制定的[2]，近年来随着数据分析和预测技术的发展，更加精确和有效的修复策略已经可以根据车轮的使用情况和运行状态进行制定。以往的研究工作主要依赖于建立数学模型和使用蒙特卡洛循环等方法来进行优化。例如，Wang [3]等人基于车轮直径、轮缘厚度和磨损率建立了数学模型，并通过蒙特卡洛循环来求解。在数据分析方面，Zhu [4]等人采用改进的卡尔曼滤波法对车轮磨损进行分析，提出了新的镟修策略模型。此外，Zeng Y [5]还将外部冲击纳入考虑范围，提出了更加全面的优化方案。Lin [6]分析轮径磨损与轮缘厚度的相互依赖关系，从而使用多级计划镟修策略延长车轮的预期寿命。尽管现有研究大多使用单一目标函数进行优化，但在实际情况下，车轮损坏通常同时受到磨损和疲劳的影响[7]。为了同时减少磨损和疲劳，应当使用多目标优化方法，设计合适的算法进行优化。然而，基于多目标优化的车轮镟修策略研究起步较晚，其中包括镟修车轮的优化目标、优化目标的数量以及求解模型的算法等方面仍具有较大的研究价值。本文以车轮寿命和每年成本作为目标函数，建立了约束多目标数学模型，力求找到寿命较高且成本最低廉的镟修方案。该研究旨在提高铁路运营的经济效益，增加行车的可靠性，延长车轮的使用寿命。

2. 车轮镟修说明

车轮镟修原理

车轮镟修一般分为落轮镟修和不落轮镟修，其中落轮车轮镟修的流程一般为，牵引动车组入库，车轮对位，测量与计算，镟修车轮，检查车轮表面，牵引出库。车轮镟修的原理如图所示，通过磨削轮径的方式来恢复轮缘厚度，如图 1 所示，下方的蓝色线表示车轮镟修之前的车轮轮廓，上方橙色线表示车轮镟修之后的车轮轮廓。

其中，蓝色的线代表车轮镟修之前的轮廓，橙色的线代表车轮镟修之后的轮廓， $\Delta D/2$ 为车轮半径的

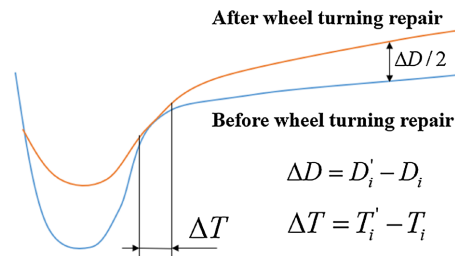


Figure 1. Schematic diagram of train wheel re-profiling principle
图 1. 列车车轮镟修原理图

切削量， ΔT 为恢复的轮缘厚度量， $\Delta D/\Delta T$ 为镟修比例系数，镟修比例系数 k_0 被定义为镟修前后车轮直径的减小量与轮缘厚度增大量之间的比率，本文的 k_0 值基于前人研究[8]，取 $k_0 = 4.2$ 。

某型车轮的轮对布置如图 2 所示，由导向轮对，中间轮对，三位轮对构成，其中 1，4，7，10 为导向轮对，2，5，8，11 为中间轮对，3，6，9，12 为三位轮对。

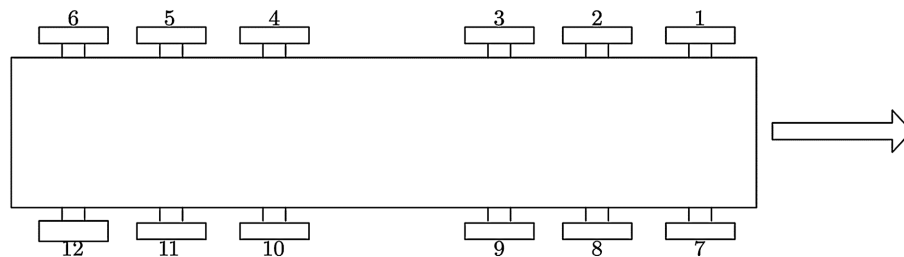


Figure 2. Schematic diagram of wheel set position
图 2. 轮对位置示意图

我们对每个车轮的数据建立磨损曲线，经过初步比较，不难发现 1 号车轮磨损速度最快。原因是 1 号车轮为导向轮，当列车通过曲线轨道时，导向轮会受到侧向力的作用，车轮与轨道之间的摩擦力增加，使得导向轮的磨损程度相较于中间轮和三位轮更大，同时，列车的制动操作也会导致导向轮磨损更大。

列车车轮的参数包括轮缘厚度，轮缘高度，车轮直径等，在本文中，选择轮缘厚度 S_d 和车轮直径 D 作为研究对象。因为随着列车运行，这两个参数直接关系到车轮的使用寿命。为了保持列车安全运行，在列车运行以及车轮镟修过程中，列车车轮的参数需要在可接受的范围内。某型车轮的可接受范围规范如下：

$$\begin{aligned} 26.0 \text{ mm} < S_d < 34.0 \text{ mm} \\ 1150 \text{ mm} < D < 1250 \text{ mm} \\ 0 \text{ mm} < \Delta D < 100 \text{ mm} \end{aligned} \quad (1)$$

某型车轮的初始镟修方案为到达轮缘厚度下限 26 mm 后，将轮缘厚度恢复至轮缘厚度上限 34 mm，此种方案的镟修结果为：镟修 3 次，寿命 4.52 年。然而这种镟修方案虽然返厂次数少，但存在很多弊端，例如：轮缘厚度数值较小时，车轮磨损过快，且车辆转弯时可靠性降低等。所以，制定更好的车轮镟修策略是亟待解决的问题。

3. 建模与求解

3.1. 数据拟合

在进行数据拟合之前，我们需要对数据进行预处理，数据的预处理一般为处理异常值和缺失值进行处理。在数据预处理后，为了准确地得到轮对的磨损速率，本节对轮缘厚度和轮径的变化速率做出如下定义：

$$v_D = \frac{D_{t_{i+1}} - D_{t_i}}{t_{i+1} - t_i} * 9$$

$$v_T = \frac{T_{t_{i+1}} - T_{t_i}}{t_{i+1} - t_i} * 9$$
(2)

其中, i 和 $i+1$ 表示车轮检测的次数, t_{i+1} , t_i 表示检测的天数, $D_{t_{i+1}}$, D_{t_i} 表示当天检测的车轮直径的数值, $T_{t_{i+1}}$, T_{t_i} 表示当天检测的轮缘厚度的数值。该型车轮的检测时间为 8~10 天, 所以本文选取 9 天为检测的时间间隔。 v_D 和 v_T 表示轮径和轮缘厚度每间隔 0.1 毫米的轮径和轮缘厚度变化速率的平均值。轮径磨损速率图和轮缘磨损速率图如图 3 和图 4 所示。

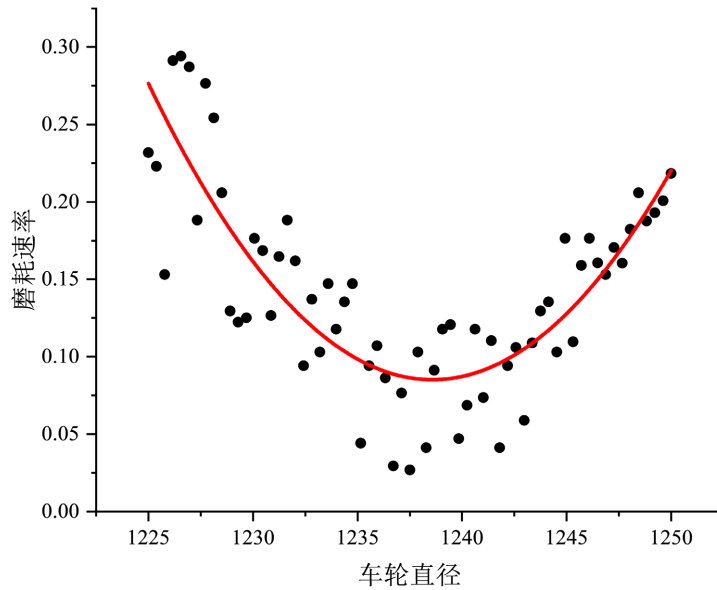


Figure 3. Wheel diameter wear rate chart

图 3. 轮径磨损速率图

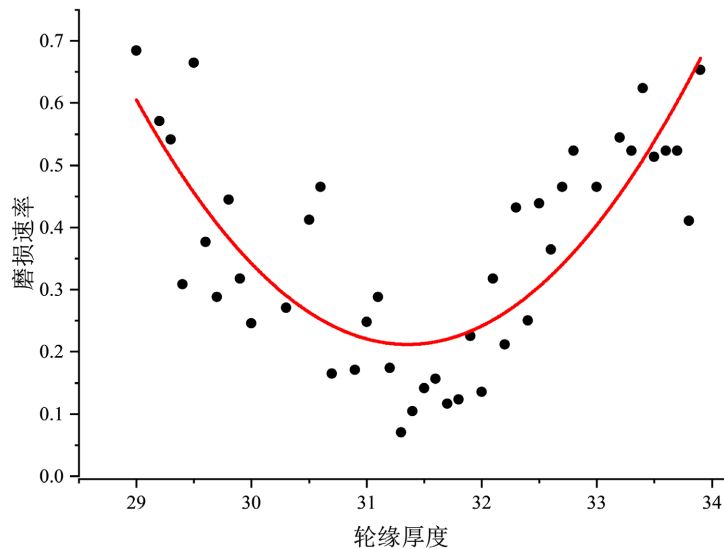


Figure 4. Flange wear rate chart

图 4. 轮缘磨损速率图

通过上述步骤最终得到轮径变化率、轮缘厚度变化率和轮径、轮缘厚度之间的关系，求得的磨耗函数如下：

$$V_T = 0.0709 \times T^2 - 4.396 \times T + 68.23 \quad (3)$$

$$V_D = -0.001035 \times D^2 + 2.5667 \times D - 1591.4$$

3.2. 模型建立与求解

车轮的寿命和轮缘厚度变化如图 5 所示，其中 34 毫米为初始轮缘厚度， Td_i 为车轮镟修前的轮缘厚度， Tu_i 为车轮镟修后的轮缘厚度， T_{end} 为达到累积磨耗后的轮缘厚度。其中橙线为车轮运行磨损导致的轮缘厚度减少，黑色虚线为通过镟修对车轮轮缘厚度的恢复。

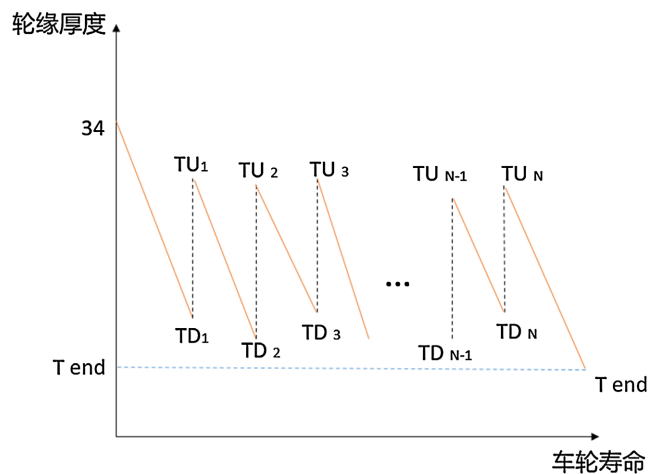


Figure 5. Line chart showing the variation of flange thickness with wheel rotation
图 5. 轮缘厚度随车轮变化的折线图

多目标约束目标函数问题在数学上可以定义为：

$$\begin{aligned} \max_x \text{ or } \min_x f_i(x) &= (f_1(x), \dots, f_M(x)) \\ x &\in D \\ g_j(x) &\leq 0, j=1, \dots, p \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $f_i(x)$ 表示第 i 个目标函数， $i=1, 2, \dots, m$ ， $g_j(x)$ 是第 p 个约束条件， $j=1, 2, \dots, p$ ， x 满足 D 内的约束条件。

基于多目标优化的原理以及轮缘厚度变化的特点，下面先进行目标函数的选择和计算：

第一个目标函数选择为车轮的总寿命，车轮总寿命为：车轮轮缘厚度磨损的量除以轮缘厚度磨损速率。

$$f_1(x) = \frac{1}{V_T} \left[\sum_i^n (Tu_i - Td_i) + 34 - T_{end} \right] \quad (5)$$

第二个目标函数为单个车轮服役期间平均每年的成本，根据该型车辆得知，该车的车轮制造成本为 8000 元，考虑到本次研究的镟修为整车返厂的 C4 大修，根据进行单轮每次镟修平均成本为 200 元，基于此，每年的平均成本应为车轮制造成本加镟修成本之和除以车轮寿命。

$$f_2(x) = \frac{8000 + 200n}{V_T} \left[\sum_i^n (Tu_i - Td_i) + 34 - T_{end} \right] \quad (6)$$

考虑到最终输出的结果包括每次镟修前后的数值，下面附加约束条件：

1) 镟修前的轮缘厚度小于镟修后的轮缘厚度，以及每次镟修量的上限。经过测试，由于算法的寻优较为广泛，会找到一些不符合条件的镟修结果，应该对其进行排除，例如每次镟修恢复的轮缘厚度之间差距过大，例如第一次镟修恢复 1 mm，第二次镟修恢复 6 mm，这在实际中是不被允许的。于是，我们根据蒙特卡洛循环的结果，对每次的镟修值的上限进行了约束。

$$g_1(x) = Tu_i - Td_i \quad (7)$$

2) 由于车轮运行会导致轮缘厚度磨损，所以第 n 次镟修后的轮缘厚度应该大于 $n + 1$ 次镟修前的轮缘厚度：

$$g_2(x) = Td_{i+1} - Tu_i \quad (8)$$

3) 轮径累积磨耗的数值，累积磨耗为车轮磨损量与镟修量的数值之和，其数值应小于轮径上下限的差值，

$$g_3(x) = \left(\frac{V_D}{V_T} + k_0 \right) \sum_1^n (Tu_i - Td_i) + \frac{V_D}{V_T} (34 - T_{end}) \quad (9)$$

最后，为了统一目标函数，则目标函数及约束为：

$$\begin{aligned} \min_x f(x) &= (-f_1(x), f_2(x)) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} 0 < g_1(x) < E \\ g_2(x) < 0 \\ 0 < g_3(x) < 100 \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

将以上目标函数和约束输入 MATLAB (R2022a, Math Works Inc., USA) 的工具箱 PlatEMO 4.0 [9]，并在 win10 运行系统下对多目标优化模型进行仿真求解。结果如表 1 所示：

Table 1. Optimisation results for the NSGA-II algorithm

表 1. NSGA-II 算法的寻优结果

镟修次数	车轮寿命(年)	车轮镟修方案(毫米)	每年成本
4	5.95	(28, 0, 32.6) (28.5, 33.1) (28.1, 32.8) (28.8, 33.4)	1478
5	6.18	(29.7, 33.4) (30.0, 33.7) (29.4, 33.0) (29.2, 32.9) (27.1, 30.8)	1456
6	6.45	(29.1, 32.3) (29.0, 32.0) (29.4, 32.3) (28.5, 31.3) (30.3, 33.0) (28.6, 31.5)	1426
7	6.49	(28.9, 31.3) (29.8, 32.3) (28.5, 31.1) (28.7, 31.6) (30.8, 33.5) (29.3, 31.8) (30.0, 32.4)	1448
8	6.54	(29.3, 31.6) (29.2, 31.3) (30.6, 32.7) (29.2, 31.6) (30.5, 32.7) (30.9, 33.0) (30.3, 32.8) (30.5, 32.6)	1467

从表 1 可以看出，6 次镟修的平均成本最低，是最佳的车轮镟修方案，也说明车轮镟修并不能一味的提高镟修次数。

4. 结果对比与分析

4.1. 评价指标对比

NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) 即非支配排序遗传算法-II，由 Deb [10] 提出，是

一种多目标优化算法，其步骤包括用于解决具有多个相互矛盾目标的优化问题。其主要步骤为：初始化种群，评估个体适应度，按顺序选择，个体交叉，个体变异，重复迭代，生成结果在多目标优化的寻优过程中，会有大量的评价指标，为复杂的决策问题提供了全面而有效的衡量标准，帮助决策者在多个方面进行权衡和优化。这些评价指标能够体现不同决策选择之间的权衡关系和潜在的冲突点。通过综合考虑多个指标，可以更全面地评估决策方案的优劣。本文选择了一些常见的多目标优化的评价指标。

超体积 HV (Hypervolume)，用于衡量优化算法搜索到的解集合与真实帕累托前沿之间的近似程度。HV 越大，表示解集合具有更好的多样性和覆盖性。反世代距离 IGD (Inverted Generational Distance)，是解集合与真实帕累托前沿之间的平均距离的逆指标。IGD 越小表示算法生成的解越接近真实帕累托前沿。可行率 Fr (Feasible rate)，用来衡量优化算法在搜索过程中找到满足约束条件的可行解的能力，越大越好，在指标相同时，迭代次数越小说明搜索速度越快。Spacing (分布间距)，Spacing 用于衡量帕累托前沿中相邻解之间的距离，以评估解的分布情况。Spacing 值越小，表示表示解在帕累托前沿上分布更加均匀。帕累托距离 DeltaP (Delta Pareto)，是一种评估算法的搜索效果以及生成的解集合与真实帕累托前沿之间的接近程度。DeltaP 的值越小，表示生成的解集合越接近真实帕累托前沿。帕累托前沿覆盖范围 CPF (Coverage of Pareto Front)，指多目标优化问题中的非劣解集合，即没有其他解能在所有目标上同时取得更好结果的解。如果一个算法的 CPF 接近于 1，说明该算法在搜索过程中能够有效地覆盖帕累托前沿分布值 Spread，Spread 越大，表示解集合越广泛地覆盖了帕累托前沿，具有更好的多样性和覆盖性。生成距离 GD (Generational Distance)，用于衡量优化算法生成的解集与真实前沿之间的距离，用于衡量优化算法生成的解集与真实前沿之间的距离，GD 越小表示生成的解越接近真实 Pareto 前沿，即算法的性能越好。

Table 2. Evaluation metrics for multi-objective optimisation

表 2. 多目标优化的评价指标

评价指标	HV	IGD	CPF	Spread	GD	Spacing	DeltaP	Fr
NSGA-II	0.94	900	0.8	1.18	98	0.8	420	1.00
GDE	0.92	720	0.6	0.98	130	1.0	740	1.00

当可行率到 1.00 时，NSGA-II 算法的迭代次数为 3000 次，GDE 需要 14,000 次。由表 2 可以看出总体来说 NSGA-II 算法的效果优于 GDE 算法。

4.2. 结果对比

传统镟修方案缺陷在于，蒙特卡洛循环求解镟修策略缺陷在于随着轮径变化，轮缘厚度的磨损速率也在发生变化，仅使用固定的镟修轮缘厚度修是不可取的，有优化的必要性。

Table 3. Comparison of wheel re-profiling strategy

表 3. 车轮镟修策略对比

镟修方案	镟修次数	车轮镟修方案(毫米)	每年成本	车轮寿命(年)
传统方案	3	(26.0, 34, 0) (26.0, 34.0) (26, 34)	1903	4.83
蒙特卡洛	6	(28.5, 31.5) (28.5, 31.5) (28.5, 31.5) (28.5, 31.5) (28.5, 31.5) (28.5, 31.5)	1648	5.58
GDE	7	(29.4, 32.0) (28.2, 30.7) (28.9, 31.3) (29.0, 31.8) (31.2, 33.7) (30.4, 33.1) (27.8, 30.4)	1480	6.35
NSGA-II	6	(29.1, 32.3) (29.0, 32.0) (29.4, 32.3) (28.5, 31.3) (30.3, 33.0) (28.6, 31.5)	1426	6.45

从表3可以看出,NSGA-II求解的结果明显优于传统镟修方案和蒙特卡洛循环法,略优于GDE算法。

5. 结论

本文基于大量车轮运行的原始数据,对轮缘和轮径的磨耗速率进行拟合得到磨耗的二次函数,进而以车轮寿命和单轮平均每年的成本为目标函数建立多目标优化模型,并使用NSGA-II算法进行求解。本模型提高了车轮寿命降低运营成本的同时,该建模过程和研究方法同样适用于其他类型的列车车轮,同时也为后续整车车轮镟修提供参考。

同时我们得出以下结论:

- 1) 在使用进化类算法求解约束较多的多目标优化问题时,NSGA-II算法具有良好的效果。
- 2) 车轮的使用寿命会随着镟修次数呈现先增后减的趋势,原因是镟修次数增加导致镟修损耗较多车轮直径。

基金项目

辽宁省教育厅科学研究项目(LJKZ0493);大连市科技创新基金应用基础研究项目(2022JJ12GX029)。

参考文献

- [1] De Arizon, J., Verlinden, O. and Dehombreux, P. (2007) Prediction of Wheel Wear in Urban Railway Transport: Comparison of Existing Models. *Vehicle System Dynamics*, **45**, 849-866. <https://doi.org/10.1080/00423110601149335>
- [2] Cui, D., Li, L., Wang, H., Wen, Z. and Xiong, J. (2015) High-Speed EMU Wheel Re-Profiling Threshold for Complex Wear Forms from Dynamics Viewpoint. *Wear*, **338-339**, 307-315. <https://doi.org/10.1016/j.wear.2015.06.020>
- [3] Wang, L., Xu, H., Yuan, H., Zhao, W. and Chen, X. (2015) Optimizing the Re-Profiling Strategy of Metro Wheels Based on a Data-Driven Wear Model. *European Journal of Operational Research*, **242**, 975-986. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.033>
- [4] Zhu, W., Yang, D., Guo, Z., Huang, J. and Huang, Y. (2015) Data-Driven Wheel Wear Modeling and Reprofile Strategy Optimization for Metro Systems. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, **2476**, 67-76. <https://doi.org/10.3141/2476-10>
- [5] Zeng, Y., Song, D., Zhang, W., Zhou, B., Xie, M. and Tang, X. (2022) An Optimal Life Cycle Reprofile Strategy of Train Wheels Based on Markov Decision Process of Wheel Degradation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **23**, 10354-10364. <https://doi.org/10.1109/tits.2021.3093019>
- [6] Lin, Z., Lu, Z., Yong, X., Wei, J. and Wang, X. (2022) Optimization of Metro Wheel Reprofile Based on Cluster Analysis. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, **236**, 997-1007. <https://doi.org/10.1177/09544097211061917>
- [7] Song, C.-Y. and Choi, H.-Y. (2022) Multi-Objective Profile Design Optimization to Minimize Wear Damage and Surface Fatigue of City Train Wheel. *Applied Sciences*, **12**, Article 3940. <https://doi.org/10.3390/app12083940>
- [8] Yuan, H., Xiao, S. and Wang, Y. (2006) Feasible Analysis of Wheelset Class-Lathing on the Statistics of: Wheelset Wearing. *Urban Mass Transit*, **9**, 43-45.
- [9] Tian, Y., Cheng, R., Zhang, X. and Jin, Y. (2017) PlatEMO: A MATLAB Platform for Evolutionary Multi-Objective Optimization [Educational Forum]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, **12**, 73-87. <https://doi.org/10.1109/mci.2017.2742868>
- [10] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyarivan, T. (2002) A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **6**, 182-197. <https://doi.org/10.1109/4235.996017>