

基于机器学习的受电弓滑板磨损预测模型

张欣¹,支兴帅¹,周宁¹,唐勇²,李建兴²,罗朝基³

(1. 西南交通大学 牵引动力国家重点实验室,四川 成都 610031;

2. 蜀道投资集团有限责任公司,四川 成都 610094; 3. 成自铁路有限责任公司,四川 成都 610094)

摘要:为研究受电弓滑板摩擦磨损性能的影响因素,根据磨损演变规律对磨损进行预测,采用置信区间估计法,确定滑板历史磨损数据统计值上下界和基准训练集,建立机器学习的线性回归模型,以梯度下降法使代价函数趋于最小对模型进行优化。通过对该模型及方法的应用,预测滑板剩余厚度限集,并通过与某型车实测磨损数据比较。结果表明:预测数据与实测基本一致,可为有效减少动车段对受电弓滑板维护工作量提供依据。

关键词:高速列车;受电弓滑板;机器学习;磨损预测

中图分类号:U264.3⁺4;TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)01-0087-04

Wear Prediction Model of Pantograph Contact Strip Based on Machine Learning

ZHANG Xin¹, ZHI Xingshuai¹, ZHOU Ning¹, TANG Yong², LI Jianxing², LUO Chaoji³

(1. State Key Laboratory of Traction Power, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Shudao Investment Group Co., Ltd., Chengdu 610094, China;

3. Chengdu-Zigong Railway Co., Ltd., Chengdu 610094, China)

Abstract: In order to study the factors affecting the friction and wear performance of pantograph strip, the wear of the strip is predicted in light of wear evolution law. The confidence interval estimation method is used to determine the upper and lower bounds of the statistical value of the historical wear data of pantograph strip and the benchmark training set, based on which, a linear regression model of machine learning is established, and gradient descent method is applied to minimize the cost function for the optimal results of the model. With the application of the model and the method, the residual thickness limit of the strip is predicted, and its results are compared with the measured wear data of a certain type of train. The results show that the predicted data are basically consistent with the measured one, which can provide a basis for reducing the maintenance workload of the pantograph strip in motor car depot.

Keywords: high-speed train; pantograph strip; machine learning; wear prediction

0 引言

弓网耦合系统是高速列车运行的动力之源,在列车高速运行条件下,保证弓网系统具有良好的受流质量是高速电气化铁路的关键技术之一^[1]。良好的受流质量可以保证列车安全稳定地运行。弓网的耦合振动会影响受流质量,从而影响列车正常运行,还会造成接触网和受电弓滑板的磨损^[2]。接触网和受电弓滑板的磨损又会导致燃弧的加剧,使接触线波动异常,恶化受流质量,进而影响列车运行安全。因此,对弓网系统摩擦磨损性能展开研究,已成为弓网关系研究发展的一个重要方向。

受电弓滑板与接触线间相对运动主要表现为纵向的高速滑行和垂向的振动,同时由于接触线拉出值的存在,横向也存在滑行运动。这种受电弓滑板沿接触线的相对运动必然会引起接触副表面的磨损,由于接触线与滑板硬

度差异、接触副形貌以及滑板的持续滑动等因素,使得受电弓滑板更易磨损,如图1所示。



图1 波浪形磨损

度差异、接触副形貌以及滑板的持续滑动等因素,使得受电弓滑板更易磨损,如图1所示。

滑板磨损影响因素众多,国内外众多学者针对弓网接触力、列车运行速度、温度和电流等因素均进行过研究^[3-8]。此外,基于ASHBY M F等提出的包括轻、重度氧化磨损、熔融磨损等干磨损机制^[9],众多学者建立了磨损预测模型^[10-11]。胡艳等^[12]基于最小二乘法建立了纯碳滑板磨损预测模型,并与试验数据进行对比,实现了纯碳滑板材料磨损量的预测。但在实际运用过程中,由于受电弓运行环境复杂,磨损演变规律仍难以掌握,建立精确的

基金项目:国家自然科学基金项目(52072319);四川省科技计划重点研发项目(2021YFG0066);中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划项目(P2020J025)

第一作者简介:张欣(1996—),男,安徽淮北人,硕士研究生,研究方向为受电弓滑板摩擦磨损、弓网动力学。

磨损预测模型较为困难。由此,应用智能化机器学习方法,深化新型信息技术与工程应用融合,提升效率,已成当下研究的重要方向。应用机器学习的方法对受电弓滑板磨损进行预测,不受数学假定的限制,可以从多个角度并应用不同方法求取函数关系,较为准确地预测滑板的磨损,能够有效减少动车段对滑板运行和维护的工作量。

1 研究方法

机器学习是一种能够从经验中自动获取知识,并基于知识模型对新的情况做出个性预测的学习算法^[13]。机器学习除了可以从多角度、应用多方法求取函数关系外,还可以综合应用多种不同的模型,以达到较单个模型更加精确地预测。机器学习采用大数据思维,通过数据训练得到模型算法,其不只寻求因果关系,而是更多地发掘数据的相关关系^[14]。在面对新的情况时,模型还会根据新个体的数据进行个性化预测。

线性回归就是能够用一个直线较为精确地描述数据之间的关系,这样当出现新数据的时候,就能够预测出一个简单的值。通过线性回归构造出来的函数一般称之为线性回归模型。线性回归模型的函数一般写为

$$h(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (1)$$

通过线性回归算法,会得到很多的线性回归模型,但是不同的模型对于数据的拟合或者是描述能力是不一样的。机器学习的目的最终是需要找到一个能够最精确地描述数据之间关系的线性回归模型,这时就需要用到代价函数。代价函数就是用来描述线性回归模型与正式数据之间的差异。如果完全没有差异,则说明此线性回归模型完全描述数据之前的关系。如果需要找到最佳拟合的线性回归模型,就需要使得对应的代价函数最小,即 $\min_{\theta_0, \theta_1} J(\theta_0, \theta_1)$ 。相关的公式描述如下:

$$J(\theta_0, \theta_1) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 \quad (2)$$

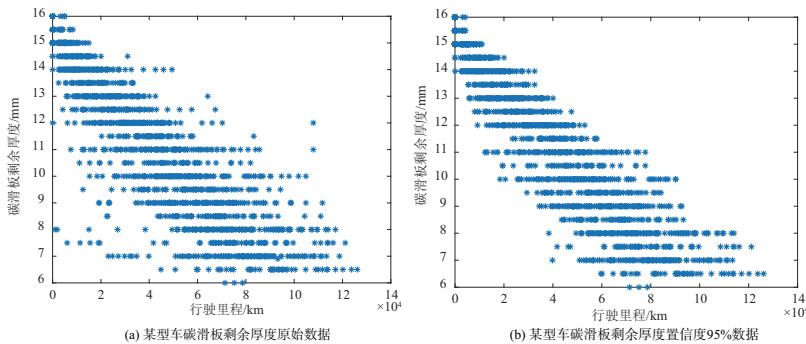


图2 某型车滑板历史磨损数据

通过图3明显发现上、下限回归线的代价函数在迭代160次后达到最终目标,此时的代价函数值最小,图4为通过机器学习得到的线性回归函数的上、下限回归线。

根据回归结果上、下限回归线的方程分别为

$$H_{\text{下}} = 14.0474 - 1.2345 \times 10^{-4} \times s \quad (4)$$

$$H_{\text{上}} = 15.3484 - 6.9806 \times 10^{-5} \times s \quad (5)$$

在应用机器学习的线性回归模型对滑板剩余厚度预测过程中,可以基于数据快速准确地得到预测结果,且在工程应用中所测值亦可用来优化模型,使模型更为精确,因此应用此方法具有较大的优势。

2 滑板历史磨损数据回归

如图2(a)所示,针对国内某动车段统计的10辆同一型号的8编组高速动车组在2019年1月至9月期间受电弓滑板剩余厚度及行驶里程数据进行分析。本次共统计96条碳滑板有效磨损记录,此型未磨耗时滑板碳层厚度为16mm,更换时滑板碳层厚度为7mm,有效磨损厚度为9mm。

通常使用 Person 相关系数 r 来衡量两组数据是否具有线性相关关系。如式(3)所示,相关系数 r 越接近于1或-1,相关度越强,相关系数越接近于0,相关度越弱。通过对上述滑板历史磨损记录数据的分析,得到行驶里程与滑板剩余厚度之间 Person 相关系数为-0.8564,呈极强线性相关性,可以进行线性回归。故基于此,采用机器学习的方法,对滑板历史磨损记录数据进行线性回归预测。

$$r = \frac{N \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{N \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (3)$$

式中: N 为数据个数; x 为运行里程; y 为滑板剩余厚度。

图2(a)所示参数中,存在些许参数偏离总体参数区间,而对于机器学习的线性回归方法而言,输入的训练数据越准确,预测的滑板剩余厚度也越准确。为了使机器学习预测结果更为精确,采用区间估计,从原始数据中取出置信度为95%的数据作为训练集,如图2(b)所示。为得到滑板剩余厚度准确的上、下限,分别取出历史磨损数据的上限10%和下限10%作为上、下限回归函数的训练数据。并采用梯度下降法以使代价函数 $J(\theta_0, \theta_1)$ 收敛到最小值。图3为代价函数计算结果。

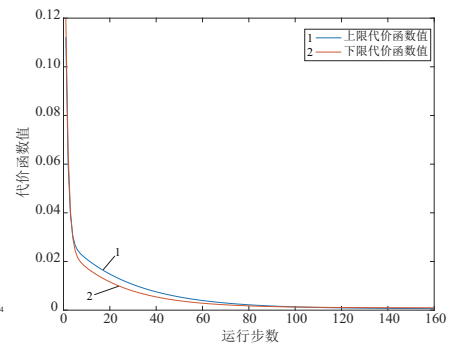


图3 代价函数收敛速度

式(4)和式(5)整理后,得到根据滑板历史更换数据的某型车滑板剩余厚度与行驶里程的关系式为

$$H = k(s + 24252.479) + 17.0414 \quad (6)$$

式中: H 为滑板剩余厚度,mm; s 为机车行驶里程,km; k 为直线斜率, $-1.23 \times 10^{-4} < k < -6.98 \times 10^{-5}$ 。

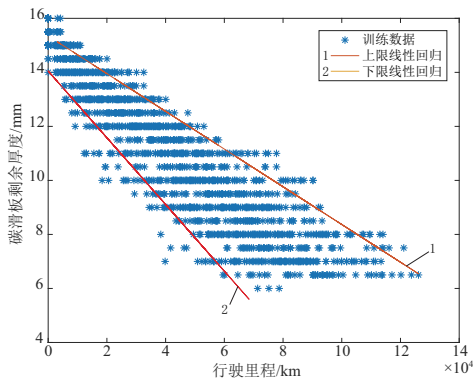


图4 线性回归函数的上、下回归线

3 预测分析流程及应用

滑板的磨损是一种随时间发展的过程,其通常可分为3个阶段^[15],理想情况下如图5所示。磨损的起始阶段称为磨合期,这时期滑板磨损较大,但磨损率逐渐由高降低;随着滑板的持续磨损,磨损率逐渐趋于稳定,到达稳定磨损阶段;当滑板磨损进行到第3阶段时,磨损率陡然上升,磨损量急剧增加,此时为毁灭性磨损阶段。

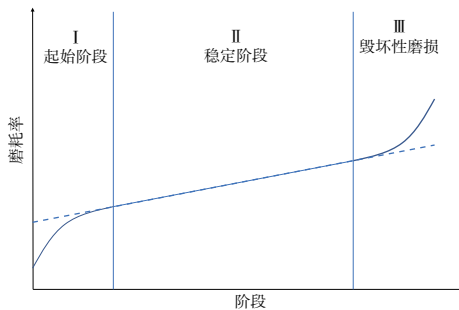


图5 磨损过程的典型阶段

由于在列车运行过程中,接触线与滑板存在上述3个阶段,在运行起始阶段,摩擦系统较不稳定,二者间的磨损率会发生一定的变化。当摩擦系统达到平衡粗糙度后,接触线与滑板便趋于稳定的摩擦状态。这里取置信区间为95%的滑板磨损数据进行拟合,如图6所示,可以看到该型滑板稳定磨损阶段在滑动运行25000 km左右。此外由于此型号受电弓滑板有效磨损厚度为9 mm,滑板初始厚度为16 mm,故定义9 mm为滑板剩余厚度警告阈值(磨损深度为7 mm),即当滑板剩余厚度 ≤ 9 mm后,每次段内检修均测量受电弓滑板剩余厚度,直至磨损到限。

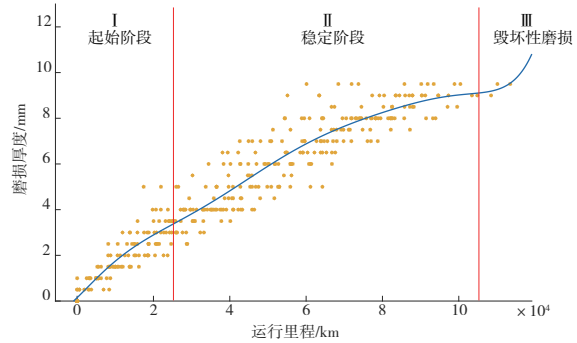


图6 某型车磨损过程拟合曲线

为便于确定不同里程下的磨损率,由式(6)整理后

$$k_i = \frac{H_i - 17.0414}{(s_i + 24\ 252.479)} \quad (7)$$

式中 H_i 和 s_i 分别表示运行第 i 次后滑板的剩余高度和运行里程。

基于式(6)和式(7),即可对受电弓滑板剩余厚度进行预测与应用,流程如图7所示。

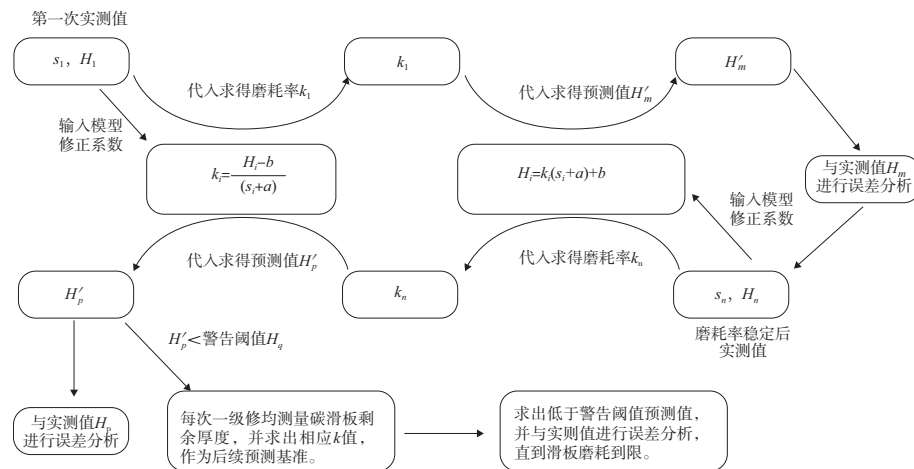


图7 基于机器学习的受电弓滑板磨损预测模型应用流程

图7中, H'_m 与 H_m 分别为第 m 次滑板剩余厚度预测值与实测值; s_n 与 H_n 分别为达到平衡粗糙度时运行里程和滑板剩余厚度实测值; H'_p 与 H_p 分别为第 p 次滑板剩余厚度预测值与实测值; H_q 为滑板剩余厚度警告值。

当滑板剩余厚度预测值与滑板剩余厚度实测值误差在10%内,可认为预测值是准确的。表1为某车型在更换滑板后运行至滑板磨损到限的滑板剩余厚度实测值与预测值。

表1 滑板剩余厚度实测值与预测值数据表

运行里程/km	实测值/mm	预测值/mm	误差/%
3 129	15.5	15.500 00	0.00
6 258	15.0	15.323 86	2.16
11 541	14.5	15.026 46	3.63
14 981	14.0	14.832 81	5.95
18 421	14.0	14.639 16	4.57
22 639	14.0	14.401 71	2.87
24 787	13.0	13.000 01	0.00
35 219	12.0	12.140 30	1.17
38 659	11.5	11.856 80	3.10
42 761	11.0	11.518 75	4.72
44 733	10.5	11.356 24	8.15
46 705	9.5	11.193 72	17.83
51 881	10.0	10.767 16	7.67
56 005	10.0	10.427 30	4.27
60 747	10.0	10.036 51	0.37
62 719	9.0	9.873 99	9.71
64 691	9.0	9.711 48	7.91

在初次测量滑板剩余厚度之后输出 k_1 值进行预测,直至运行里程达 25 000 km 期间,预测值与实测值相对误差最大值为 5.95%,预测结果符合预期。在运行里程为 24 787 km,第二次测量至滑板剩余厚度低于警告阈值期间,除去运行里程 46 705 km 实测数据可能存在误差,最大相对误差为 9.71%,预测结果符合预期。

4 结语

以置信区间估计法,确定滑板历史磨损数据统计值上、下界,以此训练集为基准,建立机器学习的线性回归模型,并以梯度下降法使代价函数趋于最小,使模型得以优化。采用该模型对某型车的受电弓滑板摩擦磨损性能进行了分析,得到如下结论:

1) 该型车滑板磨损达到平衡粗糙度运行里程为 25 000 km 左右;

2) 基于机器学习的线性回归模型,对滑板剩余厚度进行了预测,该模型所得预测值与实测值相对误差小于 10%,可实际应用;

3) 通过该模型和方法的采用,能较大地减少滑板厚度测量的工作量,在滑板剩余厚度达到警告阈值之前的测量次数由最初的 17 次减少到了 2 次。

参考文献:

- [1] 周宁,蔚超,谭梦颖,等. 弓网系统动态及受流性能测试技术研究及应用[J]. 铁道学报,2020,42(3):47-54.
- [2] 张卫华. 高速列车耦合大系统动力学理论与实践[M]. 北京: 科学出版社,2013.
- [3] YASAR I, CANAKCI A, ARSLAN F. The effect of brush spring pressure on the wear behaviour of copper-graphite brushes with electrical current [J]. Tribology International, 2007, 40(9): 1381-1386.
- [4] LIN X Z, ZHU M H, MO J L, et al. Tribological and electric-arc behaviors of carbon/copper pair during sliding friction process with electric current applied [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2011, 21(2): 292-299.
- [5] CHEN G X, YANG H J, ZHANG W H, et al. Experimental study on arc ablation occurring in a contact strip rubbing against a contact wire with electrical current [J]. Tribology International, 2013, 61: 88-94.
- [6] DING T, CHEN G X, BU J, et al. Effect of temperature and arc discharge on friction and wear behaviours of carbon strip/copper contact wire in pantograph-catenary systems [J]. Wear, 2011, 271(9/10): 1629-1636.
- [7] BOUCHOUCHA A, ZAIDI H, KADIRI E K, et al. Influence of electric fields on the tribological behaviour of electrodynamic copper/steel contacts [J]. Wear, 1997, 203/204: 434-441.
- [8] 胡道春, 孙乐民, 上官宝, 等. 电弧能量对浸金属碳滑板材料载流摩擦磨损性能的影响 [J]. 摩擦学学报, 2009, 29(1): 36-42.
- [9] ASHBY M F, LIM S C. Wear-mechanism maps [J]. Scripta Metallurgica et Materialia, 1990, 24(5): 805-810.
- [10] BUCCA G, COLLINA A. A procedure for the wear prediction of collector strip and contact wire in pantograph-catenary system [J]. Wear, 2009, 266(1/2): 46-59.
- [11] WEI X K, MENG H F, HE J H, et al. Wear analysis and prediction of rigid catenary contact wire and pantograph strip for railway system [J]. Wear, 2020, 442/443: 203118.
- [12] 胡艳, 杨红娟, 董丙杰, 等. 基于最小二乘法的纯碳滑板磨损量预测 [J]. 铁道学报, 2016, 38(1): 48-53.
- [13] 周志华. 机器学习 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [14] 杨强, 孟松鹤, 仲政, 等. 力学研究中“大数据”的启示、应用与挑战 [J]. 力学进展, 2020, 50(0): 406-449.
- [15] (加) 米兰科·布朗诺维克 (Milenko Braunovic), (白俄) 瓦乐里·康奇兹 (Valery V. Konchits), (俄) 尼克莱·米西金 (Nikolai K. Myshkin). 电接触理论·应用与技术 [M]. 许良军, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2016.

收稿日期: 2021-09-22