



基于时间历程的高速铁路轨道 不平顺异常值处理算法

汪鑫^{1,2}, 高天赐^{1,2}, 方嘉晟^{1,2}, 王平^{1,2}

(1. 西南交通大学 土木工程学院, 四川 成都 610031;
2. 西南交通大学 高速铁路线路工程教育部重点实验室, 四川 成都 610031)

摘要: 结合时间历程检测数据与统计方法分析轨道不平顺的变化特征, 提出基于轨道不平顺特征阈值与变化率的异常值识别模型, 并借助线性预测算法建立异常值修复模型。结合某高铁线路轨道不平顺数据, 研究结果表明: 轨道不平顺特征阈值范围能很好地刻画轨道不平顺的分布趋势及劣化速率; 本文模型能有效提高异常值的识别精度, 避免将变化率较大的特殊结构处轨道不平顺识别为异常值; 修复后数据具有可靠的几何波形, 并能有效减少异常值的不利影响, 为准确评估轨道几何状态、高效维护高铁线路提供保障。

关键词: 轨道不平顺; 异常值; 时间历程; 不平顺变化特征; 线性预测

中图分类号: U212.34 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-7029(2018)12-3029-08

Time-history based processing algorithm for abnormal data from track geometry irregularity in high-speed railway

WANG Xin^{1,2}, GAO Tianci^{1,2}, FANG Jiasheng^{1,2}, WANG Ping^{1,2}

(1. College of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
2. MOE Key Laboratory of High-speed Railway Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Considering inspection data of time history, change characteristic of track irregularity was analyzed. Identification model for abnormal data was proposed based on track irregularity threshold range and change rate. Besides, the repairing abnormal data model was established based on linear prediction. Combining the data from track inspection car in a high-speed railway, results show that track irregularity threshold range can describe the irregularity distribution tendency and degradation rate well. The presented identification model is effective to improve the precision of identifying the abnormal data and avoid misjudging track irregularity with large change rate in specific section. The repairing model can ensure the reliable waveform of inspection data and decrease the adverse effects of abnormal data effectively, which can guarantee the accurate evaluation of track geometry condition and efficient maintenance for high-speed railway.

Key words: track irregularity; abnormal data; time history; change characteristic of irregularity; linear prediction

收稿日期: 2017-11-15

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(51425804); 国家自然科学基金资助项目(51778542)

通信作者: 王平(1969-), 男, 湖北宜昌人, 教授, 博士, 从事轨道平顺性及动力学研究; E-mail: wping@home.swjtu.edu.cn

利用轨检车测量轨道几何形位是目前通用的轨道平顺性检测手段,借助测得的轨道状态数据可及时发现几何病害并指导线路养护维修,为高速铁路列车安全、舒适、连续运营提供保障^[1]。但由于轨检车在运行过程中受传感器、外界环境和数据传输等因素影响,轨道不平顺检测数据中常常包含异常值^[2],不仅影响轨道质量指数(TQI)、峰值扣分及轨道谱等评价指标的计算精度,增加养护维修工作人员的劳动强度、降低天窗利用率;过大的异常值甚至造成轨道状态评估结果的完全失真;此外,异常值导致在分析线路几何状态演变规律时缺少可靠的数据支撑,进而掩盖轨道的劣化演变规律,限制铁路预防性维护管理的发展。目前,处理轨道不平顺检测数据中异常值主要有人工和自动2种方式。依靠人工剔除脉冲噪声存在效率低下和由于检测人员经验水平差异导致的评判结果多样性等问题;对于自动处理轨道不平顺中异常值,通常根据轨道结构的特殊性与统计方法将相邻两点变化率大于3‰的检测数据当作异常值,并按照1‰变化率与线性插值方法替换^[3];许贵阳等^[4]引入一个与不平顺数据均值有关的常数作为阈值识别异常值;熊艳艳等^[5-6]提出采用莱茵达准则识别异常值,即将幅值超过3倍标准差的平顺数据作为异常值;李再帛等^[7]指出轨道变化率法与莱茵达准则均具有较高的识别精度,但前者的计算效率更高;刘金朝等^[8]设计模糊消刺方法识别异常值并利用线性插值算法进行替代。上述方法均有着较好的适用性,但存在如下不足:1) 莱茵达准则前提是数据服从正态分布,由于轨道几何数据中包含长波大幅值不平顺,绝大多数轨道不平顺数据不满足正态性^[9-10],因此异常值识别结果偏于保守;2) 忽略轨道的局部状态:轨道几何形位劣化、钢轨表面伤损或接头、焊缝等特殊结构均会引起较大的轨道不平顺变化率,上述算法会将其误当成异常值处理,并导致现场不能及时发现、管理该局部不平顺;3) 轨道不平顺是沿里程变化的随机函数^[11],以1‰变化率或线性插值的修复方式不能反映轨道的真实状态,进而影响评估线路几何状态的精度与分析线路状态演变规律的可靠性。本文基于时间历程检测数据分析轨道不平顺沿里程的变化特征,并结合不平顺变化率约束条件,提出一种更为可靠、精度更高的异常

值识别算法,并采用线性预测模型修复识别出的异常值。最后,结合实测轨道不平顺数据,验证了本文异常值处理算法的有效性。为准确评估轨道质量状态、科学管理轨道不平顺尤其是特殊位置处的局部不平顺提供保障。

1 异常值识别

在实际工程中,轨道几何状态劣化、钢轨表面伤损(擦伤、轨面不均匀磨损等)或接头、焊缝等特殊结构均会引起较大的轨道不平顺幅值或变化率。如图1(a):依据单次检测数据识别异常值时,会将所有近似“尖峰”的局部不平顺判断为异常值,导致工务部门不能及时获取可靠的轨道局部不平顺数据,难以科学合理地维护管理线路。

1.1 时间历程统计特征

如图1(b)所示:若某局部不平顺在时间历程检测数据中,均呈现类似“尖峰”的形式,则该测量值具有较高可靠性,并表征该处轨道几何状态较差(如I, III),需要重点维护管理。因此,为更准确地识别轨道不平顺中异常值,需结合时间历程检测数据分析线路不平顺特征。将时间 t 位置 k 处测得的轨道几何不平顺幅值记为 y_{tk} ,可得到时间历程下 k 位置处不平顺均值 \bar{y}_k 与方差 σ_k 统计指标:

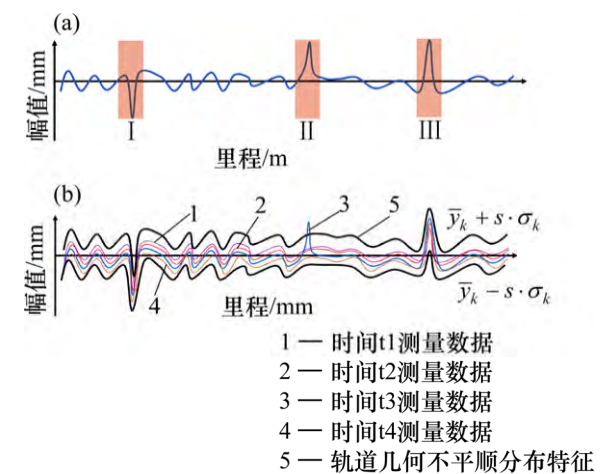
$$\begin{cases} \sigma_k = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (y_{tk} - \bar{y}_k)^2} \\ \bar{y}_k = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m y_{tk} \end{cases} \quad (1)$$

式中: \bar{y}_k 表示时间历程下位置 k 处轨道不平顺的均值; σ_k 表示位置 k 处轨道不平顺的标准差,表征着轨道不平顺在时间历程中的波动程度; m 表示最近一次检测的时间。 σ_k 较小时,表明轨道几何状态较为较稳定,在时间历程检测数据中差异较小;当 σ_k 较大时,则时间历程下的轨道不平顺幅值差异较大。

受线路状态劣化的影响,当时间跨度过大时,轨道几何不平顺有较大改变。因此,选取约半年的轨检车测量数据,定义在时间历程检测数据下,位置 k 处轨道几何不平顺的特征阈值范围(图1(b)中黑线)如下式所示:

$$\bar{y}_k - s \cdot \sigma_k \leq y_{tk} \leq \bar{y}_k + s \cdot \sigma_k \tag{2}$$

式中： s 一般取 3~4，当线路几何状态波动较大时可取为 4，当线路几何状态波动较稳定可取为 3。该式从统计的角度表明：受轨检车的测量系统误差、轨道状态劣化等影响，不同时间测得的轨道不平顺幅值存在差异，但几何不平顺测量值与该处时间历程检测数据具有密切的关系。当轨道的某局部不平顺满足式(2)时，则该局部不平顺测量值可信度较高；而局部不平顺测量值超出特征阈值范围时，则可认为是该处轨道不平顺出现突然变化。



(a) 轨道几何不平顺沿里程分布；
(b) 时间里程测量数据及其特征

图 1 轨道几何不平顺特征

Fig. 1 Characteristics of track geometry irregularity

1.2 异常值识别

当轨道不平顺测量值出现突然改变，除了是测量数据出现异常外，养护维修工作人员的作业扰动、钢轨的表面伤损等原因也可能导致轨道几何状态出现变化。因此，在识别时间 m 的轨道不平顺检测数据中异常值时，应首先基于时间历程检测数据确定轨道不平顺波形突变区段，将其定义为“疑似异常值”，并按照异常值处理该不平顺。在获取时间 $m+1$ 检测数据后，应对疑似异常值进行校核。若该波形仍存在于时间 $m+1$ 轨道不平顺数据，则可认为该处轨道几何状态出现变化；反之，则认为该不平顺检测数据为异常值。

由于轨检车测量轨道不平顺数据存在里程误

差，因此，首先需要依据线路设备信息与相关系数法或动态时间规划等算法修正轨道不平顺检测数据的里程误差^[12-13]。考虑到修正后各次检测数据间仍存在约 0.5 m 的里程误差，因而选取以该点为中心左右 0.5 m 范围内的几何不平顺均值作为该处的不平顺有效值，即采用窗长为 1 m 的均值滤波方式削弱里程误差的影响。结合轨道不平顺变化率与几何不平顺沿线路变化特征，定义轨道不平顺异常值识别算法如下所示：

$$p_{mk} = \begin{cases} 1 & (|w| \leq \gamma) \& (\bar{y}_k^* - s\sigma_k^* \leq y_{mk} \leq \bar{y}_k^* + s\sigma_k^*) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{cases} \sigma_k^* = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (y_{tk}^* - \bar{y}_k^*)^2} \\ \bar{y}_k^* = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m y_{tk}^* \\ w = \frac{y_{tk} - y_{tk-1}}{d} \\ y_{tk}^* = \frac{1}{2h+1} \sum_{r=-h}^h x_{tk+r} \end{cases} \tag{4}$$

$p_{mk} = 1$ 表示时间 m 位置 k 处测量值不是异常值；
 $p_{mk} = 0$ 表示时间 m 位置 k 处测量值是疑似异常值；
当 $p_{mk} = 0$ 且 $p_{(m+1)k} = 1$ 表示时间 m 位置 k 处测量值是异常值； d 为测量点间距，通常为 0.25 m； h 为均值滤波窗长度的一半，本文取 0.5 m； w 为轨道不平顺变化率； y_{tk}^* 为不平顺的有效值，即经过均值滤波后的不平顺。

考虑到过大的轨道不平顺变化率阈值 γ 会导致识别结果过于保守，本文最终取 $\gamma=2\text{‰}$ 。综上，通过轨道不平顺的变化特征和变化率约束确定幅值突变的测量数据，并结合后续检测数据校核疑似异常值，避免将因轨道状态恶化、钢轨表面伤损的轨道局部不平顺识别成异常值，进而提高了异常值识别精度与可靠性。

2 异常值修复

目前常用的异常值修复方式主要是采用 1‰变化率或根据异常值点两侧数据线性插值处理^[2-3]，该方法有着较高的计算效率，但轨道不平顺是沿里程的随机函数，因而上述方法不能反应轨道不平顺的

真实变化趋势, 并会降低轨道质量指数、轨道谱等评估精度, 同时影响分析轨道状态演变规律的可靠性。考虑到在相同条件下, 处于同一条线路上不同里程位置处或不同时间段的轨道几何不平顺劣化率差异较大^[14-15], 因此, 需要根据时间历程检测数据, 分析各位置处轨道不平顺变化特征并进行相应修复。

当时间 m 位置 k 处轨道不平顺测量数据 y_{mk} 被识别为异常值, 此时, 对异常值的修复可理解为: 由于 y_{mk} 因外界干扰失真, 应求最接近 m 时刻 k 位置处的轨道几何不平顺的幅值。为兼顾计算精度与效率, 本文基于时间里程检测数据采用线性预测模型求解 y_{mk} , 考虑到时间跨度过大会降低预测可靠性, 本文选取异常值处最近半年数据并可得到位置 k 处的不平顺线性拟合式:

$$y_{tk} = \alpha_k + \beta_k \cdot t \quad (t=1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

拟合参数 α_k 和 β_k 可用最小二乘估计, 并可得到参数的估计值 $\hat{\alpha}_k$ 和 $\hat{\beta}_k$ 计算式:

$$\begin{cases} \hat{\beta}_k = \frac{\sum_{i=1}^{m-1} (t - \bar{t})(y_{tk} - \bar{y}_k)}{\sum_{i=1}^{m-1} (t - \bar{t})^2} \\ \hat{\alpha}_k = \bar{y} - \hat{\beta}_k \cdot \bar{x} \end{cases} \quad (6)$$

t 表示测量时间(单位: d); $\bar{t} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^{m-1} t$ 。而

当检测数据产生异常值的时间较早, 即早于时间 m 的检测数据少于 3 次时, 为防止测量数据过少引起较大的拟合误差, 应采用统计平均的方法替换异常值, 并可得到:

$$y_{mk} = \bar{y}_k = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^{m-1} y_{ik} \quad (m \geq 3) \quad (7)$$

上式根据多次不平顺检测数据的真实变化规律来对异常值进行科学合理替代, 从而提高处理不平顺检测数据中异常值的可靠性和精度。

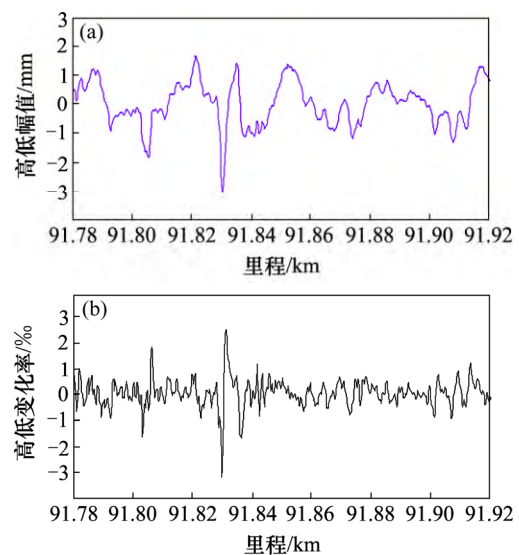
3 实例分析

以某双向客运专线为例进行分析, 该线全线铺设 CRTS 型板式无砟轨道板, 50% 左右的路段为桥梁隧道。本文选取该线上行段约 100 km 共 12 次(半年)轨检车测量数据, 同时该数据已基于线路设

备信息与动态时间规划算法对里程误差进行处理。

3.1 异常值识别

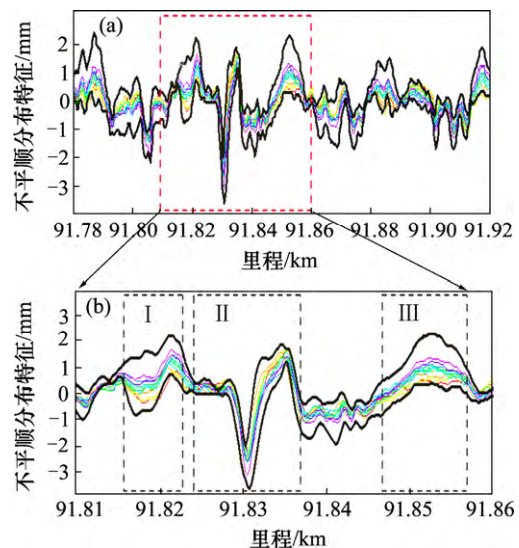
如图 2 所示: K91+830 处轨道高低不平顺幅值明显较大且变化率(3.1‰)超限, 依据单次检测数据会将该局部不平顺识别为异常值。对比时间历程检测数据(图 3)可知: 在历史检测数据中, 该高低不平顺均呈现类似“尖峰”的变化特征。对比本文算法, 该局部不平顺满足本文异常值识别算法(式(3))中的阈值范围, 因此测量值具有较高置信度, 即该测量值真实可靠。



(a) 轨道不平顺幅值; (b) 不平顺变化率

图 2 轨道不平顺分布

Fig. 2 Track irregularity distribution



(a) 时间里程检测数据及阈值范围; (b) 局部放大图

图 3 时间历程检测数据

Fig. 3 Time history inspection data

由图 3(b)可得到不平顺特征阈值的基本特性:

- 1) 阈值与轨道不平顺沿里程变化趋势基本一致;
- 2) 当某位置处轨道状态劣化缓慢、几何不平顺差异较小时(如图中), 轨道不平顺的特征阈值范围较窄;
- 3) 当轨道状态劣化较快, 即历次检测数据的轨道几何不平顺状态差异较大(如图中 和), 则轨道不平顺阈值范围也随之变大, 以适应轨道劣化特征。因此, 结合时间历程检测数据能较好地考虑轨道不平顺变化特征, 进而有效地提高异常值的识别精度, 使检测数据更加接近轨道的真实状态。

3.2 动力学仿真

利用 SIMPACK 多体动力学软件, 建立具有 42 个自由度的车辆模型, 包括 1 个车体、2 个转向架和 4 个轮对各考虑纵向、横移、沉浮、侧滚、点头和摇头 6 个自由度。同时为尽可能模拟列车悬挂系统减振作用, 模型中考虑空气弹簧、轴箱转臂节点、

垂横向减振器、抗蛇行减振器、横向止挡和牵引拉杆等力元作用, 车辆模型的主要参数参考文献[16]。轮轨法向力和切向力分别使用 Hertz 非线性弹性接触和 Kalker 线性理论进行计算。车轮踏面采用 LMA, 钢轨采用标准的 CHN60, 运行速度 200 km/h, 可得到在 K91+810~K91+860 高低不平顺激励下的动力响应, 如图 4 所示。

由图 4 可知: 受 K91+830 处高低不平顺影响, 车体振动加速度出现极大值 0.35 m/s^2 , 其远小于《高速动车组整车试验规范》中的限值; 轮轨垂向力出现极大值 91.83 kN 与极小值 26.38 kN, 此时轮重减载率为 0.595 并较接近规范中限值 0.65。因而, K91+830 处的轨道不平顺变化率过大的短波不平顺会引起车体振动变大, 同时明显加剧轮轨间冲击、引起极大的相互作用力, 进而导致轨道和机车车辆部件损坏, 甚至危害行车安全。

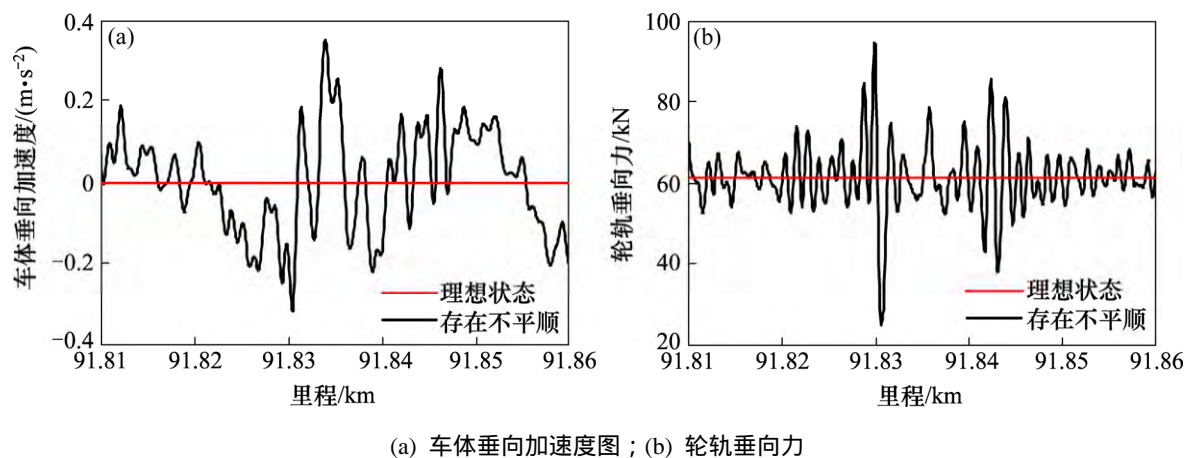


图 4 车辆垂向动力响应

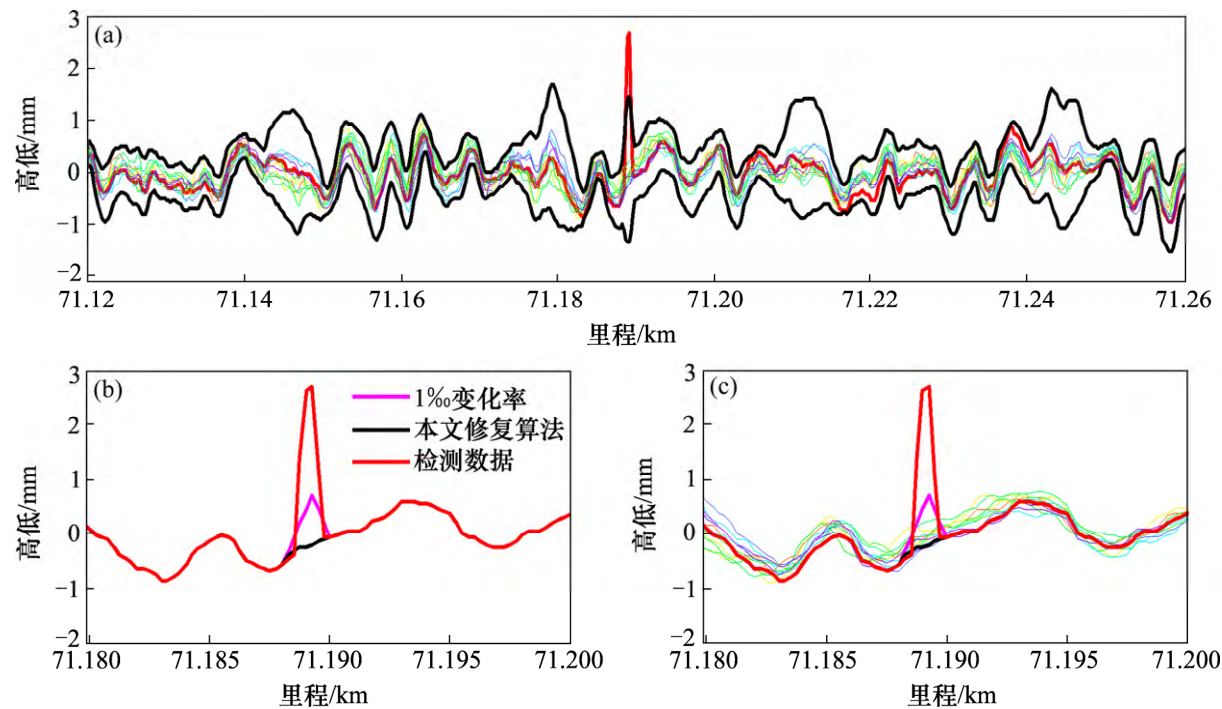
Fig. 4 Vertical dynamic interaction of vehicle

综上: 当前处理轨道不平顺异常值的算法中, 会将变化率较大的局部不平顺误判为异常值, 并给列车运行安全埋下隐患。结合时间历程检测数据处理轨道不平顺中异常值, 能有效提高异常值识别精度, 进而获取准确的轨道几何状态检测数据, 有助于实现重点管理局部不平顺, 对减轻养护维修人员劳动强度、保障高速列车安全、连续运营具有重要意义。

3.3 异常值修复

对于线路中因检测扰动产生的局部波形异常情况, 如图 5(a)所示, 该局部高低不平顺超出不平

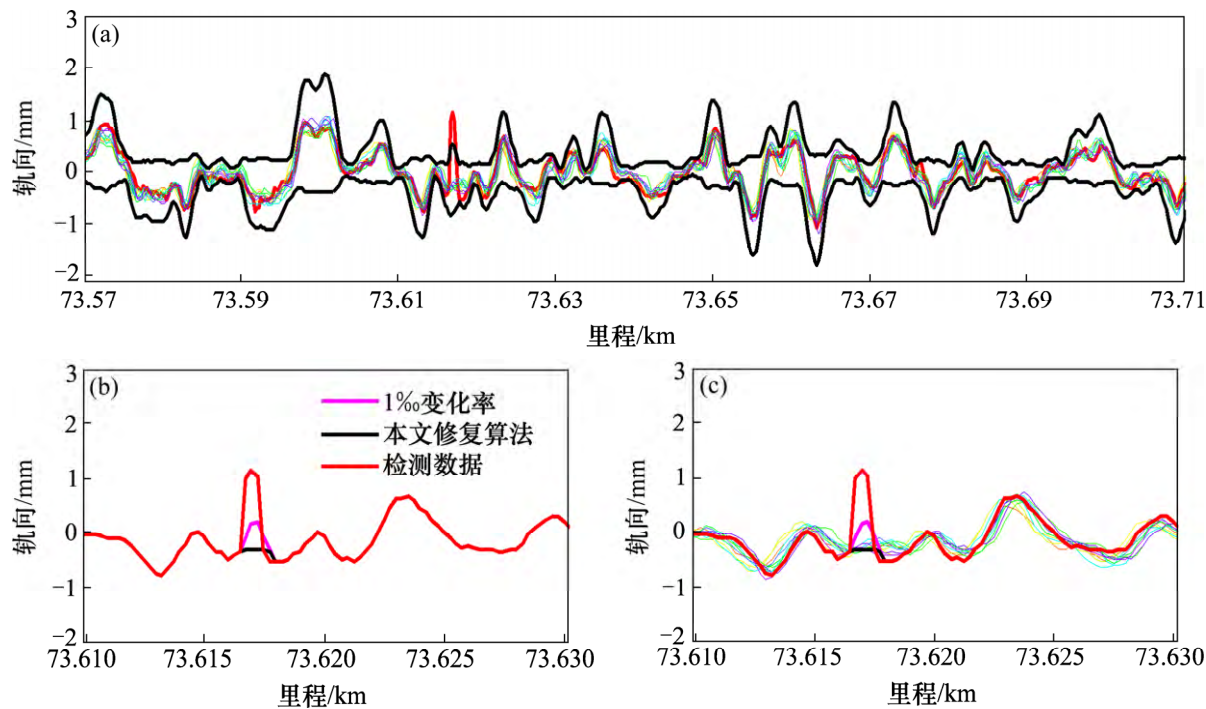
顺特征阈值范围, 测量值的置信度较低应判断为异常值; 异常值修复效果如图 5(b)所示: 采用 1‰变化率或本文异常值修复方法均能有效消除该“毛刺”, 但结合图 5(c)可以看出, 依据单次检测数据的修复异常值会明显改变轨道局部不平顺, 进而影响轨道状态的评估精度与判断轨道劣化规律。同时, 从图 6 也可以看出, 本文对异常值修复效果较现有方法具有更高的精度。综上, 本文提出的异常值修复方法能有效地保持检测数据波形趋势, 从而更为可靠地复原该位置处的轨道几何不平顺, 有效减少了异常值带来的不利影响。



(a) 异常值识别；(b) 异常值修复；(c) 时间历程对比

图5 高低不平顺异常值修复效果

Fig. 5 Effect of repairing abnormal data in profile irregularity



(a) 异常值识别；(b) 异常值修复；(c) 时间历程对比

图6 轨向不平顺异常值修复效果

Fig. 6 Effect of repairing abnormal data in alignment irregularity

为更好地实现对检测数据的实时处理,在采用本文方法处理新测轨道不平顺数据中异常值时,应先基于时间历程数据确定轨道不平顺的特征阈值范围,再通过异常值识别模型和修复模型处理检测数据。结合该客运专线轨道不平顺检测数据,分析发现本文算法处理 100 km 轨道不平顺数据中异常值大约需耗时 9.2 s,能较好满足实时处理的效率要求。

4 结论

1) 结合时间历程检测数据与统计方法分析轨道不平顺变化特征,并给出轨道不平顺特征阈值范围,有助于迅速判断轨道几何状态及劣化速率。

2) 提出一种基于轨道不平顺特征阈值与变化率的异常值识别模型,计算表明本文模型具有更高的识别精度,能有效避免错误判断情况。

3) 基于线性预测算法修复轨道不平顺中异常值,对比时间历程检测数据可知,本文修复算法精度更高,使检测数据更加接近轨道的实际状态。

4) 综上,变化率过大的轨道短波不平顺会显著加剧轮轨间冲击甚至危害行车安全,本文通过轨道不平顺变化特征识别轨道不平顺中异常值,能有效避免错误判断异常值情况;采用线性预测模型修复异常值,有效地减小了异常值的干扰,对科学合理评估轨道状态、减小养护维修人员的劳动强度、保障列车运行安全具有重要意义。

参考文献:

- [1] 陈嵘,李帅,王源,等. 基于轨道局部波动的高速铁路轨道平顺状态评估方法[J]. 铁道学报, 2017, 39(2): 105-111.
CHEN Rong, LI Shuai, WANG Yuan, et al. Evaluation method of rail regularity state based on track local fluctuation in high-speed railway[J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(2): 105-111.
- [2] 刘秀波. 轨道不平顺谱的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2006.
LIU Xiubo. Study on power spectral density of track irregularities[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2006.
- [3] 康熊,刘秀波,李红艳,等. 高速铁路无砟轨道不平顺谱[J]. 中国科学: 技术科学, 2014, 44(7): 687-696.
KANG Xiong, LIU Xiubo, LI Hongyan, et al. PSD of ballastless track irregularities of high-speed railway[J]. Sci Sin Tech, 2014, 44(7): 687-696.
- [4] 许贵阳,史天运,刘金朝,等. 高速铁路轨道几何检测数据自动预处理方法研究[J]. 中国铁道科学, 2013, 34(6): 8-12.
XU Guiyang, SHI Tianyun, LIU Jinzhao, et al. Research on automatic preprocessing methods for track geometry inspection data of high speed railway[J]. China Railway Science, 2013, 34(6): 8-12.
- [5] 熊艳艳,吴先球. 粗大误差四种判别准则的比较和应用[J]. 大学物理实验, 2010, 23(1): 66-68.
XIONG Yanyan, WU Xianqiu. The generalizing application of four judging criterions for gross errors[J]. Physical Experiment of College, 2010, 23(1): 66-68.
- [6] 赵成兵,李天瑞,王仲刚,等. 基于 MapReduce 的高铁振动数据预处理[J]. 南京大学学报(自然科学), 2012, 48(4): 390-396.
ZHAO Chengbing, LI Tianrui, WANG Zhonggang, et al. MapReduce based preprocessing on vibration data of high speed rail[J]. Journal of Nanjing University (Nature Science), 2012, 48(4): 390-396.
- [7] 李再玮,雷晓燕,高亮. 轨道不平顺检测数据的预处理方法分析[J]. 铁道科学与工程学报, 2014, 11(3): 43-47.
LI Zaiwei, LEI Xiaoyan, GAO Liang. Analysis of preprocessing methods of track irregularity inspection data[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2014, 11(3): 43-47.
- [8] 刘金朝,黎国清,孙善超,等. 高速铁路轨道几何不平顺改进模糊消刺方法[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(2): 37-45.
LIU Jinzhao, LI Guoqing, SUN Shanchao, et al. Improved fuzzy method of removing abnormal spike data from track's geometric irregularity of high-speed railway[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2016, 16(2): 37-45.
- [9] 房建,雷晓燕,练松良,等. 轨道不平顺数据分析程序研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2011, 8(3): 1-6.
FANG Jian, LEI Xiaoyan, LIAN Songliang, et al. Study of track irregularities program[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2011, 8(3): 1-6.
- [10] 曲建军. 基于提速线路 TQI 的轨道不平顺预测与辅助

- 决策技术的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
- QU Jianjun. Study on the track irregularity prediction and decision-aided technology base on TQI of raising speed lines[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.
- [11] 罗林, 张格明, 吴旺青, 等. 轮轨系统轨道平顺状态的控制[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2006: 14–20.
- LUO Lin, ZHANG Geming, WU Wangqing, et al. The control of track irregularity state of track-wheel system[M]. Beijing: China Railway Press, 2006: 14–20.
- [12] XU P, SUN Q X, LIU R K, et al. Key equipment identification model for correcting milepost errors of track geometry data from track inspection cars[J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2013, 35(9): 85–103.
- [13] XU P, LIU R, SUN Q, et al. Dynamic-time-warping-based measurement data alignment model for condition-based railroad track maintenance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 799–812.
- [14] Esveld C. Modern railway track[M]. The Netherlands: Delft University of Technology Publishing Service, 2001: 396–401.
- [15] PENG Xu, LIU Rengkui, WANG Futian, et al. A novel description method for track irregularity evolution[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2011, 4(6): 1358–1366.
- [16] XU J, WANG P, WANG L, et al. Effects of profile wear on wheel-rail contact conditions and dynamic interaction of vehicle and turnout[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8(1): 1–14.
- (编辑 阳丽霞)