

基于轨道数据对齐的 ARIMA 模型的 轨道不平顺预测*

朱洪涛¹, 陈品帮¹, 魏 晖², 梁恒辉³

(1. 南昌大学机电工程学院 南昌, 330031) (2. 江西科技学院汽车工程学院 南昌, 330098)
(3. 广铁集团惠州工务段 惠州, 516000)

摘要 轨道几何尺寸数据是在对被测轨道进行检查时得到的, 而不同时间的历史数据, 由于检查环境和条件存在变动, 其数据表现经常伴随着累积里程误差的存在, 导致数据存在无法对齐的现象, 从而不能精准预测轨道不平顺的发展。针对此问题, 提出将多组原始数据依次以某一步长进行分段验证, 以互相关函数相互进行评价, 将各组原始数据的里程对齐之后得到有效的观测值。以广铁集团惠州工务段杭深线潮汕站 4 道 K1317+150—K1317+350 间的 2013—2015 年度的历史数据作为试验样本, 通过建立自回归积分滑动平均模型(auto-regressive integrated moving average model, 简称 ARIMA) 预测轨道不平顺。结果表明, 将轨道几何尺寸原始数据对齐后再进行其不平顺状态的预测研究, 可以达到更高的试验精度, 其相对误差绝对值的最大值小于 5%, 样本中相对误差均值为 1.75%, 适用于工程。

关键词 预测; 轨道不平顺; ARIMA 模型; 累积里程误差; 对齐; 互相关函数
中图分类号 U216.3; TH17

引 言

轨道是保障高速铁路运行安全的重要基础。在铁路线的日常运营中, 轨道将承受高速行驶下存在的冲击、列车行驶时存在的振动以及列车的载荷, 其结构上的形变及位置上的偏移在所难免。而轨道不平顺的发展, 将会对铁路线的运营产生巨大的影响, 例如铁路运输的安全程度、列车乘客的舒适程度以及轨道的养护所需投入的人力物力等方面^[1]。轨道质量指数(track quality index, 简称 TQI) 是利用轨检车及其相应的轨道检查系统, 通过测量采集各项轨道几何尺寸数据, 进而得出的一项能够全面说明该段轨道整体质量水平的指标。TQI 作为评价轨道整体不平顺的重要指标, 对于线路养护维修作业具有重大的指导意义。

预测轨道的 TQI, 一般是分析轨检车先前工作中检查得到的 TQI 历史数据, 得出其变化规律, 从而对将来的 TQI 数值进行预测^[2]。高建敏等^[3]提出将轨道下沉变形与车辆-轨道耦合振动系统相关

联, 用于预测轨道的不平顺状况。韩晋等^[4]提出一种以构建非等时距加权灰色预测模型为基础对轨道不平顺进行预测, 再引入 BP 神经网络模型修复其残差序列。郭然等^[5]基于灰色预测模型建立了更新机制, 优化了模型并且提高了预测精度。贾朝龙等^[6]提出将改进的灰色 GM(1,1) 与自回归模型相结合, 预测轨道不平顺状态。曲建军等^[7]提出将灰色 GM(1,1) 与马尔可夫链预测理论相结合, 用于充分挖掘历史数据背后的潜在价值。国外专家对该领域也有大量研究。Kawaguchi 等^[8]提出轨道状态预测 S 式、线性以及非线性两种退化模型。Iyengar 等^[9]基于随机过程理论, 通过平稳高斯随机过程对不平顺进行建模。对于该领域的研究, 大多是基于模型驱动的方式, 但对于原始数据的可参照性, 没有基于实际检查情况给出有效处理, 如原始数据可能存在未对齐的问题, 将会影响到预测结果的真实性。

实践证明, 单元区段内轨道不平顺状态, 伴随着运营时间的增长, 其数据表现为多阶段的、周期性的且是非线性的。笔者通过互相关函数对不同时间、

* 国家自然科学基金资助项目(51468042); 江西省自然科学基金资助项目(20142BAB206003); 江西省科技支撑计划资助项目(20132BBE50036)

收稿日期: 2017-07-10; 修回日期: 2017-08-24

同一轨道进行检查得出的大量历史数据进行互相匹配,把各组试验数据进行对齐之后得出的 TQI 数值作为观测值,建立 ARIMA 模型,从而对轨道不平顺的预测进行研究。

1 原始数据的处理

1.1 互相关函数简介

互相关函数是信号分析中的概念,表示两个序列之间的相关程度,即互相关函数是描述两个信号 y_1 和 y_2 在两个任意不同的 x_1 和 x_2 的取值之间的相关程度^[10],该函数可以表达不同信号之间的相关性。而互相关系数则是互相关函数与两个函数的均方差乘积之比,其绝对值不大于 1,相关程度与其成正比。

令 $f_1(t)$ 与 $f_2(t)$ 为两个独立信号,则有

$$R_{12} = \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(t)f_2(t+\tau)dt \quad (1)$$

对于连续信号,工程中的计算公式为 $R(T) = \frac{1}{T} \int [f(t)g(t+T)]dt$,其积分上下限为 $0 \sim T$ 。

1.2 原始数据的对齐

将同一被测轨道、不同时间检查得到的历史数据进行里程对齐,取广铁集团惠州工务段杭深线潮汕站 4 道 K1317+150-K1317+350 间 2013-2015 年度的轨道几何尺寸历史数据为样本展开研究。原始数据没有对齐通常有两种情况:a. 数据表现为直接的平移关系,存在明显的相位差;b. 数据表现上存在累积里程误差,里程逐渐错开。第 1 种情况只需将数据里程平移即可,而主要需要解决的问题是累积里程误差。此处以轨距值为例,如图 1 所示。

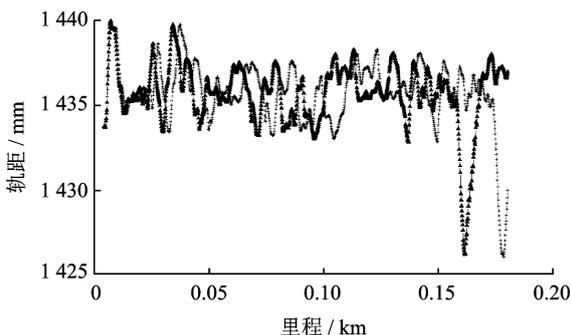


图 1 数据未对齐的情况

Fig. 1 The situation of data misaligned

当轨道上里程够长时,数据表现可能会存在里程的丢失,数据无法对齐,从而存在里程误差。图 1 中表示的是两组不同时间对同一轨道检查得到的轨向数据,由于检查时里程轮的滑移或者存在振动导致里程数据不准,此时的原始数据并不是最佳观测值,必须将各项轨道几何尺寸数据进行对齐后再带使用。采用互相关函数对多组原始数据进行分段匹配,从而将原始数据对齐。

将上述历史数据取 24 组,依次为 y_1, y_2, \dots, y_{24} ,通过迭代求取整体样本最佳的对齐结果,其中 y_i 与里程 x 的关系构成函数 $y(i)$,且 $y(i)$ 中每一次迭代的步长所对应的里程段均可以拟合出 y 与 x 的多项式。方法流程如图 2 所示。

以互相关系数 T_c 的值为匹配标准, T_c 越大说明两函数之间的匹配程度越高,所以当某一里程段内的 $y(i+1)$ 与 $y(i)$ 的迭代匹配过程中存在 $T_c > T_{c+1}$ 且有 $T_c > T_{c-1}$,此时 $y(i+1)$ 中该段长为 $0.125a$ 的里程段与 $y(i)$ 中指定步长为 X 的里程段为对应段。为保证误差不被扩大,每两组数据的各段对应匹配之后,均以 $y(i)$ 与被保留的 $y(i+1)$ 里程段的里程均值为两函数段放大或缩小的标准,再将每个里程段进行拼接,得出新的序列作为新的 $y(i+1)$ 与 $y(i+2)$ 进行循环迭代。将互相关函数带入实际情况有 $f_1(t) = y(i), f_2(t+\tau) = y(i+1)$,则有

$$T_c = \frac{R_{12}}{\sqrt{D(y(i))D(y(i+1))}} \quad (2)$$

其中: $D(y(i)) = E[y(i) - E(y(i))]^2 = E(y(i)^2) - E^2(y(i)); E(y(i)) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(i)p_i(x)dx$; $y(i)$ 为 y 关于 x 的多项式; $p(x)$ 为概率密度分布函数。

在概率密度分布函数中, x 在实际工程中表示里程,由间隔为 $0.125m$ 的观测点得到,所以其概率分布为均匀分布,有 $p_i(x) = 1/X$,其中 X 可根据工程实际需要进行取值。

同理有

$$E(y(i+1)) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(i+1)p_{i+1}(x)dx$$

其中: $p_{i+1}(x) = 1/0.125a$ 。

系数的大小反映了两段函数的相关程度,在统计学中有

$$T_c \in \begin{cases} 0 \sim 0.3 & (\text{微相关}) \\ 0.3 \sim 0.5 & (\text{实相关}) \\ 0.5 \sim 0.8 & (\text{显著相关}) \\ 0.8 \sim 1.0 & (\text{高度相关}) \end{cases}$$

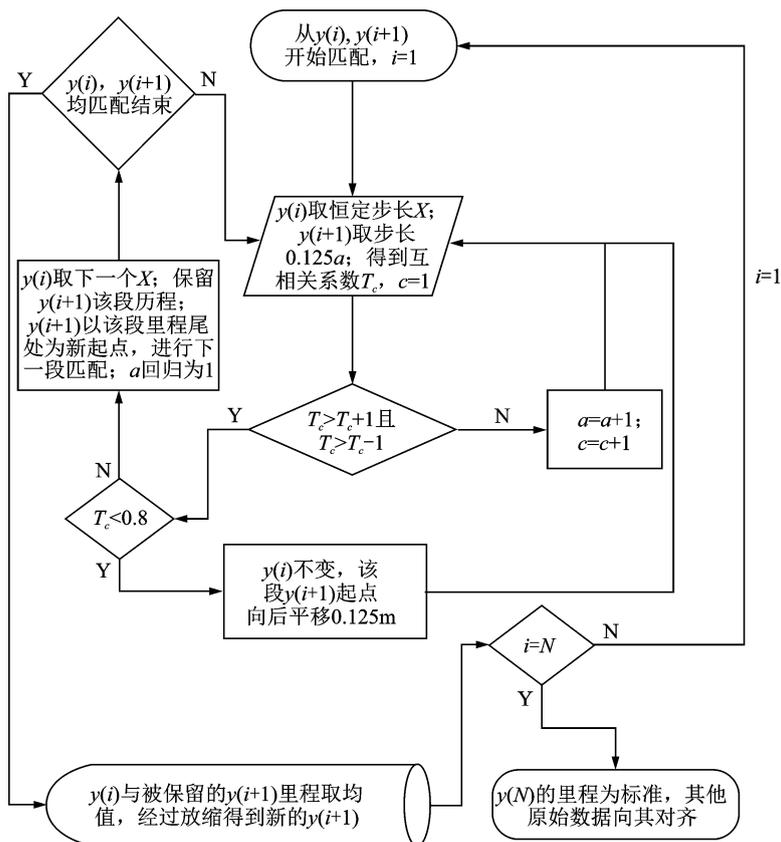


图 2 迭代求取最佳对齐里程

Fig. 2 Iteration to get the best alignment mileage

为了保证数据的严格,在迭代过程中以高度相关为原则,将大量轨道几何参数的原始数据经过迭代后,得出对齐的原始数据投入后续的使用。对齐效果如图 3 所示,图中仅取 200m 的单元里程中的波形图,图中方块所示波形为两组数据匹配后拼接得出的新数据。

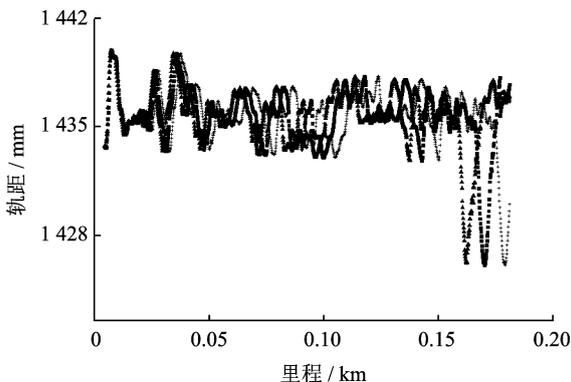


图 3 里程对齐示例

Fig. 3 Example of mileage alignment

1.3 观测值的选取

在 2013—2015 年间,对杭深线潮汕站 4 道 K1317+150—K1317+350 间的轨道几何形位进行

了收集整理,由于轨检车检查得到的历史数据过于庞大,且鉴于需要带入的变量能够充分表达轨道的均衡性,能够全面表达轨道各种指标的综合水平,故选取轨道质量指数 TQI 作为观测值,用于模型的建立,来研究轨道不平顺的恶化趋势。其中,7 项单项标准差(左右高低、左右轨向、轨距、水平、三角坑 7 项轨道几何不平顺幅值标准差)之和即为线路轨道质量指数 TQI^[11]

$$TQI = \sum_{i=1}^7 \sigma_i \quad (3)$$

其中: σ 为每项不平顺幅值标准差。

将 7 项指标的历史数据均进行上述的迭代处理,由数据配准之后,可以保证各项数据的幅值都是该段轨道上相应的真实幅值,整合得出的 TQI 数值能真实反应该段轨道的不平顺情况。将大量数据整合后,以 2013—2014 年度的 TQI 整合数据为例,如表 1 所示。

由于现阶段数据取得的方式均存在人为成分,且数据采集存在自然条件的影响,所以迭代后整合的数据必定会存在一定的误差。将每次检查中的多组数据求取均值,以作为该次检查的 TQI 最佳观测值,其中

表 1 2013—2014 年度杭深线潮汕站 4 道 K1317+150—K1317+350 TQI 整合数据

Tab.1 2013—2014 TQI integrated data of K1317+150—K1317+350 in No. 4 road of Chaoshan Railway Station in Hangzhou-Shenzhen line mm

时间	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组	第 6 组
2013.10	7.652	6.948	7.762	7.523	8.076	8.018
2013.11	7.768	8.727	8.791	8.099	7.107	7.418
2013.12	7.773	7.284	7.589	7.826	7.425	8.476
2014.1	7.098	8.235	7.916	8.170	8.994	9.015
2014.2	7.927	7.624	7.511	8.511	8.897	8.165
2014.3	8.601	8.079	8.135	9.300	8.551	8.280
2014.4	9.675	10.397	9.592	9.917	10.326	10.270
2014.5	9.814	11.015	9.896	10.098	10.997	10.272
2014.6	11.319	10.458	11.484	10.793	11.565	10.962
2014.7	10.779	10.444	11.847	10.854	10.407	11.731
2014.8	12.166	10.945	11.718	10.523	11.767	10.712
2014.9	11.060	11.915	12.022	11.764	11.116	10.369

$$\bar{Y} = \sum_{i=1}^N Y_i / N \quad (4)$$

其中: Y_i 为同一次检查的第 i 组观测值; n 为维修作业前第 n 次检查。

2 建立 ARIMA 模型预测轨道不平顺

2.1 ARIMA 模型简介

时间序列模型可以在不考虑其他变量可能对目标值产生影响的情况下,只通过观测值的变化,利用外推机制来表达时间序列的变化情况。它有两种类型的随机序列:确定型随机序列具有基本的外推方法;而随机型时间序列存在不同。

预测的随机序列是由随机过程产生的,通常有以下几种。

1) 假定某个随机过程是线性的,表示为

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \dots + \varphi_p X_{t-p} \quad (5)$$

其中: φ_i 为回归参数。

此过程称之为 p 阶自回归过程,记作 AR(p)。

2) 假定某个随机过程是线性的,表示为

$$X_t = a_t + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q} \quad (6)$$

其中: θ_i 为回归参数; a_t 为白噪声过程。

此过程称之为 q 阶滑动平均模型,记作 MA(q)。

3) 自回归滑动平均模型是由上述两者共同构造而成的随机过程,即两式相加而成,称之为 p 阶自回归 q 阶滑动平均模型,记作 ARMA(p, q)。通常存在时间序列是不平稳序列,即非平稳的自回归滑动平均模型。

4) 通过将不平稳的时间序列进行差分,得到平

稳序列再进行建模,该模型称之为 ARIMA(p, d, q),其中 d 表示将最初的时间序列进行了 d 次差分后,得到平稳的时间序列。

2.2 ARIMA 模型的建立

选取广铁集团惠州工务段杭深线潮汕站 4 道 K1317+150—K1317+350 间 2013—2015 年度的历史数据作为样本,对其进行建模。取其中第 1 年度的原始数据为例,经过处理后,得出最佳观测值,如表 2 所示。

表 2 杭深线潮汕站 4 道 K1317+150—K1317+350 单元区段 TQI 数据

Tab.2 TQI data of Unit section in K1317+150—K1317+350 in No. 4 road of Chaoshan Railway Station in Hangzhou-Shenzhen line

序号	检查时间	TQI 最佳观测值	序号	检查时间	TQI 最佳观测值
1	2013.10.02	8.553	13	2014.04.03	10.931
2	2013.10.18	9.016	14	2014.04.18	10.568
3	2013.11.04	8.903	15	2014.05.05	11.023
4	2013.11.18	9.314	16	2014.05.19	11.472
5	2013.12.02	9.451	17	2014.06.02	12.112
6	2013.12.17	9.563	18	2014.06.18	11.354
7	2014.01.03	9.662	19	2014.07.01	12.182
8	2014.01.17	9.788	20	2014.07.15	12.071
9	2014.02.03	10.263	21	2014.08.01	11.584
10	2014.02.17	10.529	22	2014.08.15	11.151
11	2014.03.03	11.182	23	2014.09.03	11.964
12	2014.03.17	11.012	24	2014.09.19	11.989

通过 Eviews 软件对该时间序列进行建模,得出 TQI 数值的变化情况,如图 4 所示。

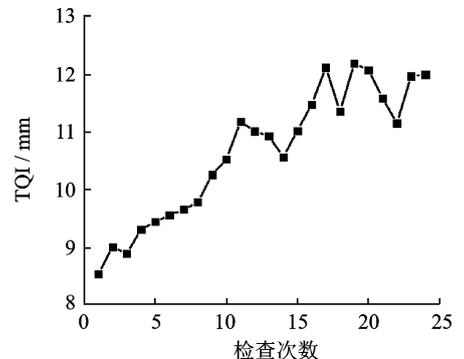


图 4 TQI 检查结果

Fig.4 TQI inspection results

2.3 模型的识别与定阶

基于原始数据,具体使用何种结构的模型,需要对其自相关系数 AC 与偏相关系数 PAC 进行分析,

TQI 原始数据的相关信息如表 3 所示,其中 Prob 表示显著性水平统计量。

表 3 原始数据的时间序列相关统计信息

Tab. 3 Relative statistics information for time series of raw data

图形		序号	数值		Q统计量	Prob
AC	PAC		AC	PAC		
		1	0.819	0.819	18.192	0.000
		2	0.696	0.077	31.921	0.000
		3	0.583	-0.019	42.006	0.000
		4	0.502	0.041	49.880	0.000
		5	0.368	-0.191	54.325	0.000
		6	0.261	-0.043	56.681	0.000
		7	0.161	-0.050	57.630	0.000
		8	0.020	-0.231	57.645	0.000
		9	-0.097	-0.059	58.033	0.000
		10	-0.178	-0.017	59.448	0.000
		11	-0.190	0.126	61.185	0.000
		12	-0.224	-0.010	63.800	0.000
		13	-0.273	-0.119	68.019	0.000
		14	-0.368	-0.259	76.643	0.000
		15	-0.409	-0.056	88.077	0.000
		16	-0.433	-0.030	102.69	0.000
		17	-0.373	-0.204	115.12	0.000
		18	-0.367	-0.113	129.16	0.000
		19	-0.299	0.135	140.31	0.000
		20	-0.238	0.077	149.13	0.000
		21	-0.192	-0.051	156.82	0.000
		22	-0.170	-0.120	165.79	0.000
		23	-0.098	-0.023	171.74	0.000

由表 3 可以看出,自相关图与偏相关图均不为零且有衰减趋势,两者均表现为拖尾。为了将轨道不平顺预测进行平稳建模,而原始数据不一定是平稳的,必须先对 TQI 序列进行平稳性检验。用单位根检验序列是否适用于 ARIMA 模型,若序列表现为非平稳,则对序列进行差分。

表 4 中列出了 TQI 原始数据序列的单位根检验情况以及将其差分后的情况,从中可以看出,TQI 原始数据序列的 ADF 检验值均大于检验水平为 1%,5%,10%的临界值,所以原序列是不平稳的 ARIMA(p,d,q),模型的建立需要将序列差分到平稳状态。由表 4 可知,将原序列差分后可以得到平

表 4 原始数据的时间序列单位根检验情况

Tab. 4 Unit root test results for time series of raw data

序列	显著性水平/%	检验临界值	ADF 检查结果
原序列	0	—	-2.620 067
	1	-4.416 345	Prob
	5	-3.622 033	0.275 4
	10	-3.248 592	—
1 阶差分	0	—	-6.015 449
	1	-3.769 597	Prob
	5	-3.004 861	0.000 1
	10	-2.642 242	—
2 阶差分	0	—	-5.421 097
	1	-3.831 511	Prob
	5	-3.029 970	0.000 4
	10	-2.655 194	—

稳序列,为了能使建模达到最优效果,故选取 1 阶差分序列进行建模,1 阶差分序列的相关信息见表 5。

表 5 1 阶差分后原始数据的时间序列相关统计信息

Tab. 5 Relative statistics information for time series of raw data by first order difference

图形		序号	数值		Q统计量	Prob
AC	PAC		AC	PAC		
		1	-0.569	-0.569	8.129 9	0.004
		2	0.148	-0.259	8.708 0	0.013
		3	-0.283	-0.514	10.932 0	0.012
		4	0.445	0.011	16.729 0	0.002
		5	-0.421	-0.303	22.238 0	0.000
		6	0.224	-0.280	23.896 0	0.001
		7	-0.119	-0.213	24.398 0	0.001
		8	0.187	-0.259	25.710 0	0.001
		9	-0.118	0.038	26.279 0	0.002
		10	0.037	-0.027	26.338 0	0.002
		11	-0.051	0.052	26.462 0	0.003
		12	0.026	0.029	26.499 0	0.006
		13	-0.005	0.025	26.500 0	0.015
		14	-0.082	-0.130	26.941 0	0.020
		15	0.199	0.120	29.937 0	0.012
		16	-0.159	-0.012	32.158 0	0.010
		17	0.035	-0.153	32.290 0	0.014
		18	-0.011	-0.009	32.307 0	0.020
		19	0.102	-0.102	34.149 0	0.018
		20	-0.137	0.060	39.104 0	0.006
		21	-0.052	0.010	40.535 0	0.006

由表 5 可以看出,新序列的自相关函数经过 1 阶差分后超出了 95%的置信区域,达到最大值的同时快速下降。相关函数在 1 阶和 3 阶均明显非零,由此确定建立 ARIMA(1,1,3)模型用于 TQI 的预测。模型的相关系数及其显著性水平如表 6 所示。

表 6 ARIMA(1,1,3)模型相关系数及显著性水平

Tab. 6 Correlation coefficient and significance level of ARIMA (1,1,3) model

模型各过程	预测变量	回归系数	T 检查值	Prob
所含变量	回归系数	标准差		
C	12.273 280	1.638 836	7.489 024	0.000 0
AR(1)	0.925 249	0.038 477	24.046 320	0.000 0
MA(1)	-1.116 779	0.428 671	-2.605 211	0.017 9
MA(2)	-0.688 462	0.477 808	-1.440 876	0.166 8
MA(3)	-0.420 578	0.479 451	-0.877 209	0.391 9

由建模结果的显著性水平可知 ARIMA 模型是平稳的,标准误差小,能够认定 ARIMA(1,1,3)模型可以用于 TQI 预测。TQI 预测多项式为

$$X_t = 12.273 28 + 0.925 249X_{t-1} - 1.116 779u_{t-1} - 0.688 462u_{t-2} - 0.420 578u_{t-3}$$

3 ARIMA 模型试验

3.1 基于已知数据预测未知数据

根据广铁集团惠州工务段杭深线潮汕站 4 道

K1317+150—K1317+350 间 2013—2015 年度的 24 组数据,对 2015—2016 年度第 1 季度的 TQI 检查结果进行预测,预测曲线如图 5 所示。

3.2 预测结果的分析

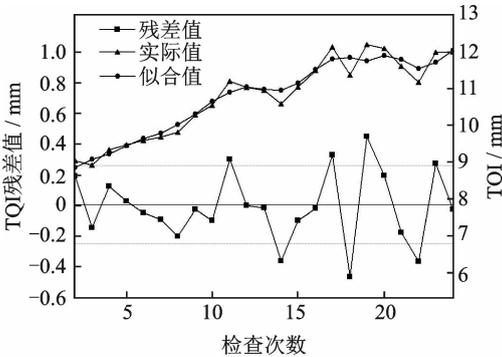
将样本内外的 TQI 实测值作为参考,验证 ARIMA(1,1,3)模型的静态预测与动态预测的 TQI 估计值,以相对误差说明预测精度,如表 7 所示。

表 7 TQI 预测值与实测值对比

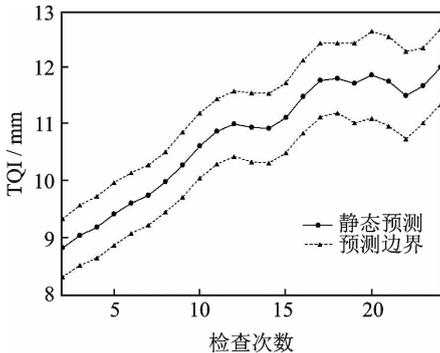
Tab. 7 Comparison of predicted and measured values of TQI

序号	检查时间	TQI 实测值/ mm	对齐前 预测值/ mm	对齐前 相对误差/ %	对齐后 预测值/ mm	对齐后 相对误差/ %
1	2013.10.02	8.553	8.895	3.999	8.678	1.461
2	2013.10.18	9.016	9.827	8.995	8.797	-2.429
3	2013.11.04	8.903	8.190	-8.009	9.073	1.909
4	2013.11.18	9.314	9.407	0.998	9.208	-1.138
5	2013.12.02	9.451	10.207	7.999	9.428	-0.243
6	2013.12.17	9.563	9.371	-2.008	9.618	0.575
7	2014.01.03	9.662	9.951	2.991	9.773	1.149
8	2014.01.17	9.788	9.494	-3.004	10.032	2.493
9	2014.02.03	10.263	10.468	1.997	10.481	2.124
10	2014.02.17	10.529	9.791	-7.009	10.638	1.035
11	2014.03.03	11.182	11.629	3.997	10.926	-2.289
12	2014.03.17	11.012	11.113	0.917	11.025	0.118
13	2014.04.03	10.931	11.805	7.996	10.958	0.247
14	2014.04.18	10.568	9.511	-10.002	10.961	3.719
15	2014.05.05	11.023	11.463	3.992	11.139	1.052
16	2014.05.19	11.472	12.504	8.996	11.646	1.517
17	2014.06.02	12.112	12.596	3.996	11.785	-2.700
18	2014.06.18	11.354	12.473	9.856	11.844	4.316
19	2014.07.01	12.182	12.912	5.992	11.767	-3.407
20	2014.07.15	12.071	11.226	-7.000	11.826	-2.030
21	2014.08.01	11.584	10.889	-6.000	11.789	1.770
22	2014.08.15	11.151	12.043	7.999	11.519	3.300
23	2014.09.03	11.964	12.203	1.998	11.701	-2.198
24	2014.09.19	11.989	11.269	-6.006	12.024	0.292
25	2014.10.03	12.087	12.449	2.995	12.009	-0.645
26	2014.10.17	11.749	11.028	-6.137	11.904	1.319
27	2014.11.02	12.157	11.306	-7.000	11.942	-1.769

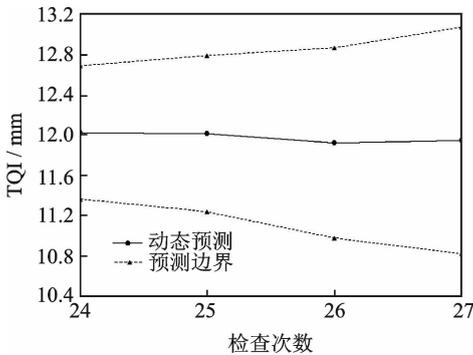
由表 7 可以看出,将轨道几何尺寸历史数据对齐后,最大的相对误差绝对值低于 5%,将各次预测的相对误差绝对值取均值,得到该 ARIMA(1,1,3)模型的平均预测水平只存在 1.75%的相对误差;而基于没有对齐的数据进行预测,其平均预测水平达到 5.48%的相对误差,其相对误差绝对值最大值远大于将原始数据对齐之后的预测结果。由此可知,该模型得出的预测值与对轨道进行检查时得出的观测值之间的误差是非常小的,可以达到较高的预测精度。



(a) ARIMA(1,1,3)模型拟合图
(a) ARIMA(1,1,3) model fitting graph



(b) 样本内静态预测趋势图
(b) Static forecast trend chart in sample



(c) 样本外动态预测趋势图
(c) Dynamic forecast trend chart out of sample

图 5 ARIMA 模型试验

Fig. 5 ARIMA model test

预测方法通常有两种:静态预测和动态预测。静态预测是滚动的进行下一步的预测,即每预测一次都是基于真实值,以真实值替代预测值,加入到估计区间,再继续下一步预测;而动态预测是根据所选择的一定区间,进行多步向前预测,每次预测都是基于之前的预测值得出新的预测值。样本范围内的序列实际值是已知的,样本外的预测通常因变量的实际观测值是未知的,所以静态预测一般适用于样本内,而对于样本外选择动态预测。

4 结束语

由于轨道检查得出的轨道几何尺寸原始数据不一直都是对齐的,经常伴随累积里程误差,会直接影响到轨道不平顺预测研究的观测值。通过互相关函数的迭代匹配将所有样本内历史数据对齐后,再通过 ARIMA 模型预测 TQI 数值,结果表明:将轨道几何尺寸原始数据对齐后再进行其不平顺状态的预测研究,预测结果的相对误差绝对值最大在 5% 之内,样本内相对误差均值为 1.75%,可以达到更高的试验精度。

参 考 文 献

- [1] 田国英,高建敏,翟婉明. 高速铁路轨道不平顺管理标准的对比分析[J]. 铁道学报,2015,37(3):64-71.
Tian Guoying, Gao Jianmin, Zhai Wanming. Comparative analysis of high speed railway track irregularity management standard [J]. Journal of China Railway Society, 2015, 37(3): 64-71. (in Chinese)
- [2] 曲建军,高亮,田新宇,等. 基于灰色理论的轨道几何状态中长期时变参数预测模型的研究[J]. 铁道学报, 2010,32(2):55-59.
Qu Jianjun, Gao Liang, Tian Xinyu, et al. The research of long term prediction model of variable parameters based on the geometry state of the track of the gray theory[J]. Journal of China Railway Society. 2010,32(2):55-59. (in Chinese)
- [3] 高建敏,翟婉明,徐涌. 铁路有砟轨道下沉及高低不平顺发展预测研究[J]. 中国铁道科学,2009,30(6):132-134.
Gao Jianmin, Zhai Wanming, Xu Yong. Study on the prediction of the track subsidence and the development of high and low irregularities of railway track [J]. Journal of China Railway Science, 2009,30(6): 132-134. (in Chinese)
- [4] 韩晋,杨岳,陈峰,等. 基于非等时距加权灰色模型与神经网络的轨道不平顺预测[J]. 铁道学报,2014,36(1):81-87.
Han Jin, Yang Yue, Chen Feng, et al. Prediction of track irregularity based on unequal time weighted Grey-model and neural network [J]. Journal of the China Railway Society, 2014,36(1): 81-87. (in Chinese)
- [5] 郭然,韩宝明,李得伟,等. 具有更新机制的铁路轨道不平顺灰色预测模型[J]. 中南大学学报:自然科学

版,2013,44(10):4334-4341.

Guo Ran, Han Baoming, Li Dewei, et al. Grey prediction model of track irregularity with renewal mechanism [J]. Journal of Central South University : Natural Science Edition, 2013, 44 (10): 4334-4341. (in Chinese)

- [6] 贾朝龙,徐维祥,王福田,等. 基于 GM(1,1)与 AR 模型的轨道不平顺状态预测[J]. 北京交通大学学报, 2012,36(3):52-56.
Jia Zhaolong, Xu Weixiang, Wang Futian, et al. Prediction of track irregularity based on GM (1,1) and AR model [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2012,36(3): 52-56. (in Chinese)
- [7] 曲建军,高亮,辛涛,等. 基于改进灰色-马尔可夫链的轨道不平顺发展预测方法[J]. 北京交通大学学报, 2010,34(4):107-111.
Qu Jianjun, Gao Liang, Xin Tao, et al. Prediction method of track irregularity development based on improved grey-Markov chain [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2010,34(4): 107-111. (in Chinese)
- [8] Kawauuchi A, Miwa M, Terada K. Actual data analysis of alignment irregularity growth and its prediction model[J]. Quarterly Report of Railway Technical Research Institute, 2005,46(4):55-60.
- [9] Iyenuar R N, Jaiswai O R. Random field modeling of railway track irregularities [J]. Journal of Transportation Engineering, 1995,121(4):303-308.
- [10] 于哲峰,杨智春. 基于互相关函数幅值向量的结构损伤定位方法研究[J]. 振动与冲击,2006,25(3):77-80.
Yu Zhefeng, Yang Zhichun. Study of structural damage location method based on cross correlation function amplitude vector [J]. Journal of Vibration and Impact, 2006, 25(3): 77-80. (in Chinese)
- [11] 许玉德,周宇. 既有线轨道质量指数的分布与不平顺权重系数统计分析[J]. 中国铁道科学,2006,27(4):71-75.
Xu Yude, Zhou Yu. Statistical analysis of track quality index and irregularity weight factor of existing railway [J]. Journal of China Railway Science, 2006, 27(4): 71-75. (in Chinese)



第一作者简介:朱洪涛,男,1962年7月生,教授、博士生导师。主要研究方向为测试、控制与光机电一体化。曾发表《轨检仪弦测法"以小推大"检查轨道轨向不平顺的理论研究》(《铁道学报》2007年第29卷第1期)等论文。
E-mail:honey62@163.com