

基于 EMD-ARIMA 模型的地铁门传动系统 早期故障预测^①



李勃旭¹, 南西康¹, 郑向东², 高文科¹

¹(兰州理工大学 能源与动力工程学院, 兰州 730050)

²(兰州轨道交通有限公司 机电设备处, 兰州 730030)

通讯作者: 高文科, E-mail: gaowk_best@163.com

摘要: 地铁门夹紧力峰值数据在一定程度上可以反映其传动系统的退化状态. 基于此, 本文运用研发的数据采集系统对新上线地铁门的夹紧力进行实时地采集、存储、显示和查询. 分别采用 ARIMA 模型与 EMD-ARIMA 模型对夹紧力峰值的均值和标准差随累积运行时间的变化趋势进行预测, 依据预测结果确定地铁门传动系统发生早期故障的概率. 通过两种模型预测对比结果表明, EMD-ARIMA 模型可以较好地预测地铁门夹紧力峰值的变化趋势, 这种改进的预测方法可以对处于调试期车门退化状态的预测提供新思路.

关键词: 地铁门; 传动系统; 故障预测; 时间序列模型; EMD-ARIMA 模型

引用格式: 李勃旭, 南西康, 郑向东, 高文科. 基于 EMD-ARIMA 模型的地铁门传动系统早期故障预测. 计算机系统应用, 2019, 28(9): 110-117. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7090.html>

Early Fault Prediction of Metro Door Transmission System Based on EMD-ARIMA Model

LI Bo-Xu¹, NAN Xi-Kang¹, ZHENG Xiang-Dong², GAO Wen-Ke¹

¹(School of Energy and Power Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

²(Department of Electromechanical Equipment, Lanzhou Rail Transit Co. Ltd., Lanzhou 730030, China)

Abstract: The peak of clamping force data of Metro doors can reflect the degradation of the transmission system to a certain extent. Based on this, this study uses the developed data acquisition system to collect, store, display, and query the clamping force of the new on-line metro door in real time. ARIMA model and EMD-ARIMA model are used to predict the trend of mean and standard deviation of peak clamping force with cumulative running time, and the probability of early failure of door transmission system is determined based on the prediction results. The comparison of the two models shows that EMD-ARIMA model can predict the change trend of peak clamping force of metro doors, and the improved prediction method can provide a new idea for predicting the deterioration of metro doors in debugging period.

Key words: metro door; transmission system; fault prediction; time serious model; EMD-ARIMA prediction model

地铁门作为地铁启动频繁的部件之一, 其可靠性事关旅客安全和地铁网络调度秩序等而备受关注. 统计表明, 地铁车辆系统中列车门的故障占车辆系统总故障的约 30% 以上^[1], 其中机械故障多于电气故障^[2]. 特别地, 对于新上线且正处于新环境适应期调试的地

铁车辆, 因机械装置处于磨合期或部分参数处于调试期, 系统发生故障的概率相对较高或退化变化趋势不同于成熟运行期的普遍规律. 基于此, 本文针对新上线地铁门设计了间距可调的夹紧力测量装置及故障预测模型, 以此明确地铁门早期故障发生的概率, 从而缩短

^① 基金项目: 国家自然科学基金 (71561016)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (71561016)

收稿时间: 2019-03-09; 修改时间: 2019-04-04; 采用时间: 2019-04-16; csa 在线出版时间: 2019-09-05

新上线地铁门的调试期. 针对短期预测问题, 时间序列模型因其简易性而广受关注. 国内外许多学者开展了针对 ARIMA 建模相关研究与应用. 在部分振动信号缺失的情况下, 李社新^[3]通过对已有数据建立 ARMA 时间序列模型从而恢复缺失数据, 并最终应用于某稳压器实测振动信号中缺失数据的预测. 王民等^[4]通过对磨削过程振动信号进行分析, 提出一种基于 ARIMA 模型的磨削颤振预测方法. 陶耀东、李宁^[5]运用 ARIMA 模型对锂电池剩余使用寿命进行预测. 崔永祥等^[6]通过建立 ARMA 预测模型对定轴齿轮振动信号的频谱进行预测, 同时结合预测值和当前值对齿轮故障进行预测, 预测结果将用于齿轮运行状态分析和故障预测分析. Amini 等^[7]通过建立 ARIMA 模型同时预测常规电力负荷和电动汽车停车场的充电需求. Gorlov、Strogonov^[8]采用 ARIMA 模型对高可靠性 TTL 集成电路的寿命试验数据进行失效时间预测. Li 等^[9]根据故障率的特点, 通过建立 ARMA 对某航空公司波音航班的故障率进行了预测.

虽然传统的时间序列模型应用广泛, 但仍然存在预测精度低等不足. 基于此, 本文提出了改进的 EMD-ARIMA 预测模型. 国内外许多学者将 EMD 分解法应用于预测研究领域. 高强等^[10]采集具有内圈损伤及外圈损伤的滚动轴承振动信号, 提出了一种基于 EMD 的滚动轴承故障诊断方法, 有效地提取轴承故障特征, 诊断轴承故障. 李宁等^[11]为了研究飞机开关磁阻发电系统健康管理技术, 利用 MATLAB 软件对其典型电气故障进行了仿真分析, 然后将发电机输出电压信号利用 EMD 算法进行分解, 得出开关磁阻发电系统的故障预测模型. 范庚等^[12]针对滑油光谱数据的非线性非平稳特性及现有预测方法的不足, 提出了一种基于 EMD 结合 AR 及 RVM 模型的故障磨损预测方法. Gao 等^[13]提出了一种基于 EMD 和 ARMA 模型对自相似网络流量进行预测的方法. Wang 等^[14]利用齿轮箱的振动信号将 EMD 分解法应用于对其的故障预测之中. Xu 等^[15]设计了滚动轴承加速寿命试验, 获得了轴承的所有振动信号, 然后从这些信号中提取失效特征, 并基于 EMD 对轴承的剩余寿命进行预测.

1 地铁门传动系统结构及工作原理

地铁门按照车门的运动轨迹及与车体的安装方式可以分为: 内藏门、外挂门、塞拉门和外摆门. 本文以

塞拉门传动系统作为研究对象, 其主要由基架、驱动装置、丝杆、长/短导柱、携门架等组成^[16], 如图 1 所示.

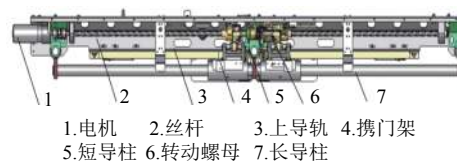


图1 传动系统结构示意图

驱动装置由一个直流电机和一个齿轮减速装置(减速比 7 : 1) 组成. 丝杆是车门系统能实现开关门动作的动力传递部件. 通过三个支承丝杆被安装在基架上. 通过减速装置, 电机的旋转运动将传递到丝杆并最终带动门扇运动. 长导柱为门的纵向移动提供自由度, 短导柱承受门板的重量并为门提供横向移动自由度. 携门架通过滚珠直线轴承在长导柱上滑动将力传送到门扇^[17].

传动系统是车门系统重要组成部分之一, 夹紧力可以在一定程度上反映传动系统的退化状态. 根据传动系统的工作原理可以推导出夹紧力计算公式如下:

$$F = \frac{2\pi\eta T_2}{L} = \frac{2\pi\eta Z_2}{L Z_1} T_1 = \frac{19100\pi\eta Z_2 P}{L Z_1 n_1} \quad (1)$$

其中, F 表示地铁门夹紧力; n 表示电机的输入转速; P 表示轴传递的功率; n_1 电机轴的转速; T_1 表示轴传递的转矩; Z_1 小齿轮齿数; Z_2 大齿轮齿数; η 丝杆传动效率, $\eta = 0.9 \sim 0.95$; T 丝杆传递的转矩; L 丝杆导程.

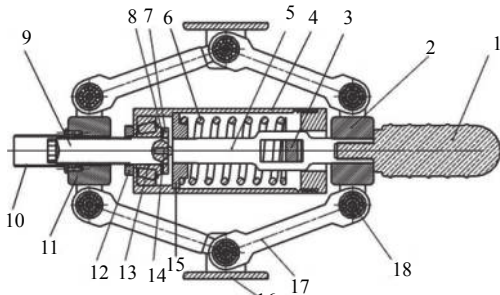
地铁门开始运动时门扇处于完全打开状态, 电子门控单元接收到控制系统发出的关门指令门扇开始关闭. 同时, 地铁车门具备防夹功能即检测到障碍物时车门会打开一定开度. 如果障碍物依然存在, 将会循环一次, 循环三次后车门将完全打开.

新上线的车辆通常在组装车间完成组装, 运行车间进行调试. 此时, 传动系统处于磨合调试期, 诸如电机反馈信号等参数仍处于不断调整的阶段, 夹紧力峰值的均值也存在增大的可能. 因此, 在此期间有必要预测其早期故障, 从而减少调试周期.

2 地铁门数据采集系统设计

地铁门数据采集系统的设计主要分为采集装置的设计及软硬件电路的设计. 由于测量地铁门夹紧力的采集装置较少. 因此, 学科组研发了一种变距式自动门

夹紧力测量装置. 本采集装置已申请发明专利, 专利号为 201811464636.6, 其结构如图 2 所示.



1—把手 2—右支座 3—压力传感器 4—套筒 5—导套杆
6—弹簧 7—螺杆轴肩 8—垫圈 9—螺杆 10—位置观察口
11—左支座 12—螺母 13—轴承 14—接触钉 15—弹簧导套轴端
16—测力接触端 17—连接杆 18—铰链轴承

图 2 地铁门夹紧力采集装置结构

在测力时, 通过转动左端内六角螺杆来调节左支座的位置, 使得两个测力接触端之间的距离满足需要测量的间隙. 当两个测力接触端受力时, 连杆将力传到左右支座, 左支座在螺纹锁紧下和导套向左运动, 右支座带动套筒内的弹簧导套轴端向右运动, 从而弹簧导套轴端向右压弹簧, 弹簧将力传给压力传感器 (传感器通过紧贴套筒后盖), 套筒后盖和套筒通过螺纹连接, 同时套筒后盖有通孔使得导套杆可以伸缩. 从而使得压力传感器获得一个横向轴向力并将所对应的压力信号发送到数据处理终端.

与其配套的数据采集硬件系统主要由数据采集单元、数据传输单元以及数据显示单元组成. 数据采集单元将传感器接收到的压力信号通过 A/D 芯片转化为拟信号. 数据传输模块主要将信号通过 RS-232 串口通讯协议与上位机进行数据“交流”, 同时在显示单元中示数据及曲线.

软件编程部分主要包括基于 STM32 控制程序的编写以及基于 VB 开发环境的界面设计, 该部分可对检测装置所采集数据进行处理、存储、显示等工作. 数据接收界面如图 3 所示.

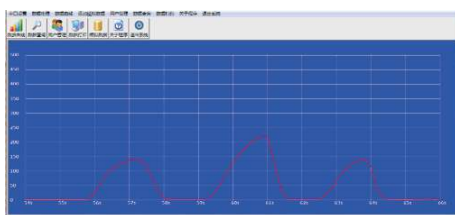


图 3 数据接收界面

3 EMD-ARIMA 模型预测原理及方法

3.1 EMD 分解法

经验模态分解 (EMD) 是一种信号变换理论, 具有自适应的特性, 分解出的信号能够很好地反映原信号的特征. EMD 可以将一个信号分解为有限个本征模函数 (IMF) 和余量, 各 IMF 分量包含了原信号的不同时间尺度的局部特征信号, 从而尽可能地保留了原有数据本身的特性.

经过 EMD 分解时间序列 $X(t)$ 被分解为 n 个本征模函数和一个趋势项, 可以表示为:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n IMF_j + res. \quad (2)$$

本文将 EMD 分解引入时间序列预测中, 把含有多个复杂的非平稳信号分解, 再对每个 IMF 分量利用时间序列 ARIMA 模型预测, 然后用各个分量的预测值重构出原始信号, 从而提高预测精准度. 预测算法如图 4 所示.

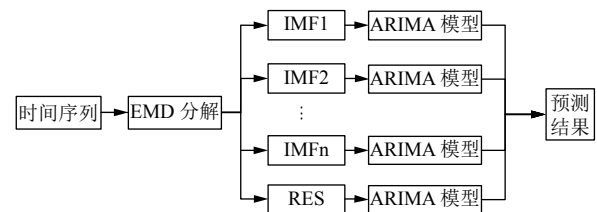


图 4 EMD-ARIMA 预测算法

3.2 时间序列建模

时间序列是把预测对象的历史数据按一定的时间间隔进行排列, 构成一个随时间变化的统计序列, 建立相应的随时间变化的模型, 并将该序列外推到未来进行预测^[18]. 其形式为:

$$X_t = F(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, a_t) \quad (3)$$

对于平稳序列直接采用 ARMA 模型进行建模, 但对于非平稳序列则需运用 ARIMA 模型方法进行建模, 其形式表示如下:

ARIMA(p, d, q) 模型:

$$\nabla^d X_t = \varphi_1 \nabla^d X_{t-1} + \dots + \varphi_p \nabla^d X_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (4)$$

为了精确确定模型阶数采用 AIC 准则确定模型参数. 对于 ARIMA(p, d, q) 模型, $AIC = T \ln(\sigma^2) + 2(p + q + 1)$, 其中 T 为样本容量^[19], 此准则要求其取值越小

越好。

对经 d 次差分后的时间序列运用 $ARMA(p,q)$ 建模, 首先计算样本的自协方差 γ_k

$$\begin{bmatrix} \hat{\gamma}_{q+1} \\ \hat{\gamma}_{q+2} \\ \vdots \\ \hat{\gamma}_{q+p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\gamma}_q & \hat{\gamma}_{q-1} & \cdots & \hat{\gamma}_{q-p+1} \\ \hat{\gamma}_{q+1} & \hat{\gamma}_q & \cdots & \hat{\gamma}_{q-p+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\gamma}_{q+p-1} & \hat{\gamma}_{q+p-2} & \cdots & \hat{\gamma}_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_p \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据上面的公式可计算出 $\hat{\varphi} = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p]$, 并代回模型中, 得:

$$\tilde{Z}_t - \left(\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} \right) = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (6)$$

使得:

$$\tilde{X}_t = \tilde{Z}_t - \left(\phi_1 \tilde{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{Z}_{t-p} \right), t = p+1, p+2, \dots, n \quad (7)$$

最终有 $\tilde{X}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$ 符合 $MA(q)$ 模型, 再次求样本自协方差, 按 MA 模型公式求得 $\hat{\theta} = [\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_q]$ 和 σ_a^2 。

模型建立后, 运用 LB 统计量检验法^[20]对模型的有效性进行检验, LB 统计量定义如下:

$$Q_{lb} = n(n+2) \sum_{k=1}^m \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right) \sim \chi^2(m) \quad (8)$$

其中, $\hat{\rho}_k$ 样本残差自相关函数, n 为样本个数, m 一般取 $n/10$, 如果 P 值显著大于 0.05, 可以认为这个模型的残差序列属于白噪声序列, 即为有效模型。为了在预测时使得误差尽可能的小, 考虑选用了最小均方差的预测方法。

4 实例分析

在轨道交通企业, 通过夹紧力测量装置分三次对处于试验阶段同一型号的地铁车辆进行地铁门夹紧力数据采集。地铁门在关门过程中遇到障碍物会产生三次开关动作, 每一次开关动作都会产生一组数据。在本次研究中, 夹紧力数据的峰值是预测地铁门传动系统早期故障的重要因素。假设峰值服从正态分布, 根据所测数据峰值的均值 (μ) 及标准差 (σ) 预测未来峰值的分布情况。原始采集数据如表 1 所示。

本文采用 Matlab 对两种模型相关参数进行计算, 如图 5 所示为 ARIMA 预测模型算法流程图:

表 1 原始采集数据

	采集次数	第一次峰值	第二次峰值	第三次峰值
第一次开关门数据	1	129	125	107
	2	103	116	171
	3	111	169	147
	4	121	107	165
	5	113	104	160
	6	107	105	171
	7		127	156
均值		114	121.9	153.9
标准差		9.5	22.8	22.3
第二次开关门数据	1	225	203	261
	2	232	235	293
	3	224	267	273
	4	196	254	264
	5	142	277	255
	6	229	260	259
	7		269	272
均值		208	252.1	268.1
标准差		34.8	25.5	12.8
第三次开关门数据	1	229	244	232
	2	200	127	308
	3	246	238	255
	4	225	240	249
	5	172	256	265
	6	125	236	252
	7		249	230
均值		199.5	227.1	255.9
标准差		44.7	44.7	26.1

由于数据存在缺失现象, 本文以 10 天为序列周期对原始数据进行牛顿多项式插值。用 x_t 表示第 $N(N=1, 2, \dots, t)$ 次采集的峰值数据。以 $x_1 \sim x_{13}$ 为训练数据, $x_{14} \sim x_{16}$ 为对比数据。

(1) 经数据处理后, 第一次开关门动作时夹紧力峰值的均值及标准差数据如表 2 所示。

第一次开关门夹紧力峰值均值及标准差数据变化如图 6、图 7 所示。

通过对数据进行 ADF 单根检验, 均值与标准差时间序列均为非平稳序列。经过 2 次差分后再经 ADF 检验, 二者均为平稳序列。然后, 通过寻找 AIC 最小值确定 ARIMA 模型中 p, q 值, 如表 3 和表 4 所示为不同 p, q 下均值及标准差 AIC 值。

由表 3、表 4 可知, 当 $p=0, q=1$ 时均值的 AIC 值最小。当 $p=1, q=0$ 时标准差的 AIC 值最小。因此, 均值预测模型为 ARIMA (0, 2, 1), 经计算 $\theta_1 = -0.151422$ 标准差预测模型 ARIMA (0, 2, 1), 经计算 $\theta_1 = -0.151405$ 。

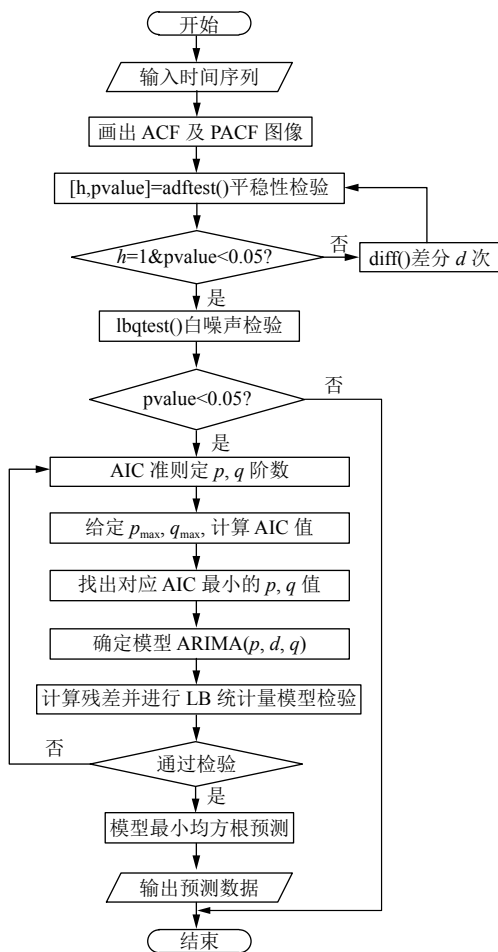


图 5 ARIMA 建模算法流程图

表 2 插值后夹紧力峰值均值及标准差数据

x_t	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
μ_t	114	114.9	115.7	116.6	117.5	118.4
σ_t	9.5	11	12.5	13.9	15.4	16.9
x_t	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}
μ_t	119.2	120.1	121	121.9	127.2	132.5
σ_t	18.4	19.8	21.3	22.8	22.7	22.6
x_t	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}		
μ_t	137.9	143.2	148.5	153.9		
σ_t	22.6	22.5	22.4	22.3		

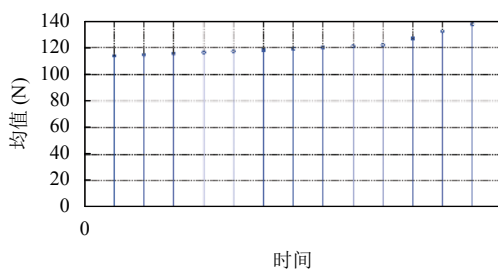


图 6 夹紧力峰值均值变化曲线

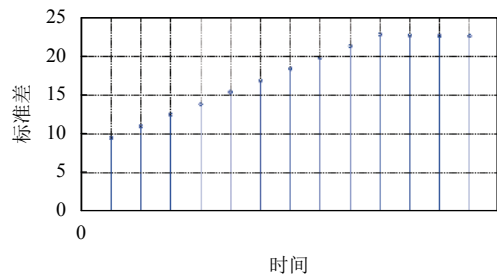


图 7 夹紧力峰值标准差变化曲线

表 3 不同 p, q 下均值 AIC 表

(p, q)	AIC	(p, q)	AIC
(0,0)	NaN	(2,0)	0.9562
(0,1)	0.6722	(2,1)	1.2879
(0,2)	0.9562	(2,2)	1.6821
(1,0)	0.6723		
(1,1)	0.9562		
(1,2)	1.298 79		

表 4 不同 p, q 下标准差 AIC 值

(p, q)	AIC	(p, q)	AIC
(0,0)	NaN	(2,0)	-0.7062
(0,1)	-1.1017	(2,1)	-0.8114
(0,2)	-0.7062	(2,2)	0.4242
(1,0)	-1.1016		
(1,1)	-0.7062		
(1,2)	-0.7558		

综上，峰值均值的预测模型为 $\nabla^2 \mu_t = \varepsilon_t + 0.151422\varepsilon_{t-1}$ ；峰值标准差的预测模型为： $\nabla^2 \sigma_t = \varepsilon_t + 0.151405\varepsilon_{t-1}$ 。

对均值及标准差进行残差的 LB 统计量的检验，计算结果如表 5 所示。

表 5 模型显著性检验结果

延迟阶数	P 值	
	均值模型	标准差模型
6	0.9693	0.9749
12	0.9998	0.9998

由表 5 可知，P 值显著大于 0.05，认为该拟合模型显著有效，可以运用 ARIMA 模型进行预测。

在运用 EMD-ARIMA 模型进行预测时，需对时间序列进行 EMD 分解，最终将均值及标准差数据分解为 3 个 IMF 分量以及一个趋势项，如图 8、图 9 所示。

基于前面对 EMD-ARIMA 模型算法的分析，通过 ARIMA 预测模型分别对均值及标准差的 IMF1、IMF2、IMF3 和趋势项进行预测。将各项的预测数据重构得到 EMD-ARIMA 模型最终的预测结果，并与 ARIMA 模型进行比较，对比结果如图 10、图 11 所示。

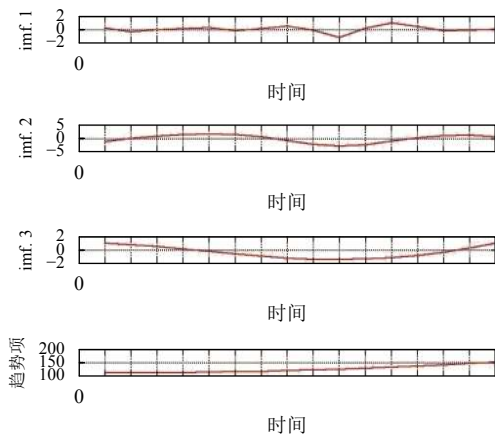


图8 均值的EMD分解

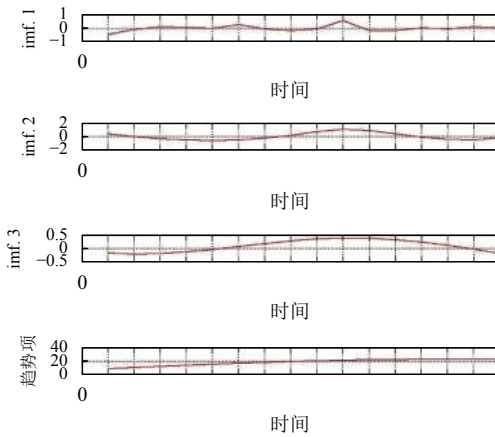


图9 标准差的EMD分解

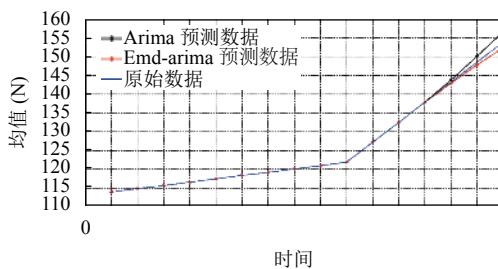


图10 均值预测对比图

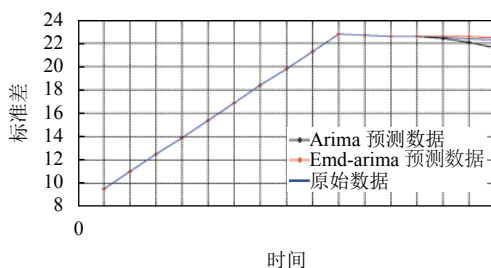


图11 标准差预测对比图

第一次开关门夹紧力最大阈值为 200 N, P_1 为发生故障的概率, 即 $P_1 = P(X \geq 200) = 1 - \Phi(200)$. 通过上述两种模型分别对 $x_{14} \sim x_{16}$ 分布情况进行预测并与测试数据比较, 结果如表 6、表 7 所示.

表6 第一次开关门 ARIMA 预测结果

测试数据		ARIMA 预测数据	
$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_1	$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_1
$x_{14} \sim (143.2, 22.5)$	0.0058	$x_{14} \sim (143.7, 22.4)$	0.006
$x_{15} \sim (148.5, 22.5)$	0.0108	$x_{15} \sim (150.0, 22.1)$	0.0118
$x_{16} \sim (153.9, 22.4)$	0.0195	$x_{16} \sim (156.7, 21.6)$	0.0225

表7 第一次开关门 EMD-ARIMA 预测结果

测试数据		EMD-ARIMA 预测数据	
$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_1	$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_1
$x_{14} \sim (143.2, 22.5)$	0.0058	$x_{14} \sim (142.8, 22.6)$	0.0057
$x_{15} \sim (148.5, 22.5)$	0.0108	$x_{15} \sim (147.8, 22.6)$	0.0105
$x_{16} \sim (153.9, 22.4)$	0.0195	$x_{16} \sim (152.4, 22.4)$	0.0168

(2) 第二次开关门动作与第三次开关门动作夹紧力峰值分布情况的 ARIMA 及 EMD-ARIMA 模型预测步骤及方法与第一次基本相同.

通过对第二次开关门的均值数据数据进行 ADF 单根检验, 均值为非平稳序列, 经过 2 次差分后为平稳序列. 标准差时间序列本身为平稳序列. 通过计算, 均值预测模型为 ARIMA (0, 2, 1), 标准差预测模型为 ARIMA (2, 0, 1).

综上, 峰值均值预测模型为 $\nabla^2 \mu_t = \varepsilon_t + 0.157937\varepsilon_{t-1}$; 峰值标准差预测模型 $\sigma_t = 1.98707\sigma_{t-1} - 0.987072\sigma_{t-2} + \varepsilon_t + 0.133024\varepsilon_{t-1}$ 基于 EMD-ARIMA 模型第二次开关门夹紧力峰值的均值及标准差预测结果如图 12、图 13 所示.

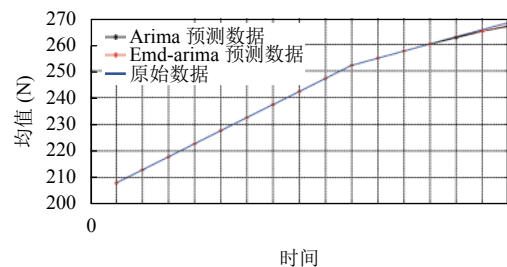


图12 均值预测对比图

第二次开关门阈值为 280 N, P_2 为发生故障的概率, 即 $P_2 = P(X \geq 280) = 1 - \Phi(280)$, ARIMA 模型预测

数据分布及故障概率与测试数据对比结果如表 8 所示, 经 EMD 分解后故障预测结果如表 9 所示。

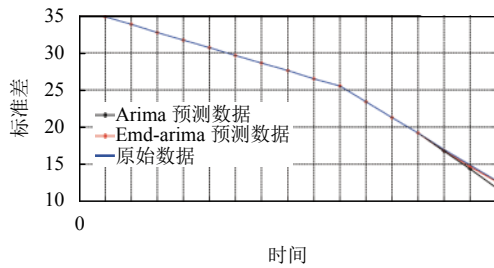


图 13 标准差预测对比图

表 8 第二次开关门 ARIMA 预测结果

测试数据		ARIMA 预测数据	
$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_2	$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_2
$x_{14} \sim (262.8, 17.0)$	0.1558	$x_{14} \sim (262.6, 16.8)$	0.1524
$x_{15} \sim (265.5, 14.9)$	0.1652	$x_{15} \sim (264.8, 14.4)$	0.1456
$x_{16} \sim (268.1, 12.8)$	0.1763	$x_{16} \sim (266.8, 11.9)$	0.1337

表 9 第二次开关门 EMD-ARIMA 预测结果

测试数据		EMD-ARIMA 预测数据	
$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_2	$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_2
$x_{14} \sim (262.8, 17.0)$	0.1558	$x_{14} \sim (262.8, 16.9)$	0.1544
$x_{15} \sim (265.5, 14.9)$	0.1652	$x_{15} \sim (264.9, 14.7)$	0.1522
$x_{16} \sim (268.1, 12.8)$	0.1763	$x_{16} \sim (267.0, 12.7)$	0.1530

(3) 通过对第三次开关门的均值及标准差数据数据进行单根检验, 均值及标准差序列为非平稳序列. 经过 2 次差分后, 两者均为平稳序列. 因此, 均值预测模型为 ARIMA(1,2,0), 标准差预测模型为 ARIMA(1,2,0). 峰值的均值预测模型为 $\nabla^2 \mu_t = -0.111439 \nabla^2 \mu_{t-1}$; 峰值的标准差预测模型为 $\nabla^2 \sigma_t = -0.11144 \nabla^2 \sigma_{t-1}$.

基于 EMD-ARIMA 模型第三次开关门夹紧力峰值的均值及标准差预测结果如图 14, 15 所示。

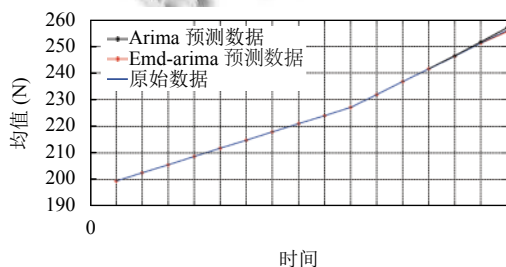


图 14 均值预测对比图

第三次开关门阈值为 300 N, P_3 为发生故障的概率即 $P_3 = P(X \geq 300) = 1 - \Phi(300)$, ARIMA 预测数据分布

及故障概率与测试数据对比结果如表 10 所示, 经 EMD 分解后故障预测结果如表 11 所示。

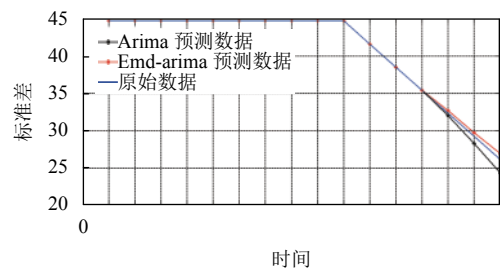


图 15 标准差预测对比图

表 10 第三次开关门 ARIMA 预测结果

测试数据		ARIMA 预测数据	
$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_3	$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_3
$x_{14} \sim (246.3, 32.3)$	0.0483	$x_{14} \sim (246.5, 32.0)$	0.0473
$x_{15} \sim (251.1, 29.2)$	0.0471	$x_{15} \sim (251.6, 28.3)$	0.0436
$x_{16} \sim (255.9, 26.1)$	0.0457	$x_{16} \sim (256.9, 24.3)$	0.0381

表 11 第三次开关门 EMD-ARIMA 预测结果

测试数据		EMD-ARIMA 预测数据	
$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_3	$x_t \sim (\mu, \sigma)$	P_3
$x_{14} \sim (246.3, 32.3)$	0.0483	$x_{14} \sim (246.2, 32.7)$	0.0500
$x_{15} \sim (251.1, 29.2)$	0.0471	$x_{15} \sim (251.1, 29.8)$	0.0504
$x_{16} \sim (255.9, 26.1)$	0.0457	$x_{16} \sim (255.4, 27.1)$	0.0499

5 结论

本文使用自主设计的数据采集系统对地铁门夹紧力数据进行采集, 并以夹紧力数据的峰值作为故障预测建模数据. 在假设所采集的夹紧力峰值数据 x_t 服从正态分布的前提下, 应用 ARIMA 及改进的 EMD-ARIMA 模型分别对前 13 组数据峰值的均值及标准差进行预测, 得到未来峰值的分布, 然后根据失效阈值得到三次开关门动作时故障发生的概率。

从上述预测图表中可以清晰地看出, 相比传统的 ARIMA 预测模型, 改进后的 EMD-ARIMA 预测模型能更好地预测地铁门传动系统的早期故障. 地铁门传动系统故障概率的计算结果在一定程度上可以缩短地铁门的调试周期, 为轨道交通企业在地铁门调试期间的检测和维护提供理论基础和技术支持, 丰富和完善关于调试期间地铁门故障预测理论, 着力解决企业面临的相关问题。

参考文献

- 1 王冬雷. 广州地铁四号线车辆塞拉门系统的特点及常见故障分析. 电力机车与城轨车辆, 2006, 29(6): 44–46. [doi: 10.3969/j.issn.1672-1187.2006.06.015]
- 2 夏军, 任金宝. 地铁车门故障模式的可靠性评估. 机械制造与自动化, 2014, 43(5): 185–188. [doi: 10.3969/j.issn.1671-5276.2014.05.060]
- 3 李社新. ARMA 模型在振动信号分析中的应用. 机械科学与技术, 2010, 29(11): 1586–1588.
- 4 王民, 冯猛, 姚子良, 等. 基于 ARIMA 的磨削颤振预测方法. 北京工业大学学报, 2016, 42(4): 609–613. [doi: 10.11936/bjtxb2015070030]
- 5 陶耀东, 李宁. 基于 ARIMA 模型的工业锂电池剩余使用寿命预测. 计算机系统应用, 2017, 26(11): 282–287.
- 6 崔永祥, 陈磊, 韩捷, 等. 时序分析在定轴齿轮故障预测中的应用研究. 机械设计与制造, 2017, (12): 11–13. [doi: 10.3969/j.issn.1001-3997.2017.12.003]
- 7 Amini MH, Kargarian A, Karabasoglu O. ARIMA-based decoupled time series forecasting of electric vehicle charging demand for stochastic power system operation. Electric Power Systems Research, 2016, 140: 378–390. [doi: 10.1016/j.epsr.2016.06.003]
- 8 Gorlov MI, Strogonov AV. ARIMA models used to predict the time to degradation failure of TTL ICs. Russian Microelectronics, 2007, 36(4): 261–270. [doi: 10.1134/S1063739707040063]
- 9 Li RY, Kang R. Research on failure rate forecasting method based on ARMA model. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(8): 1588–1591.
- 10 高强, 杜小山, 范虹, 等. 滚动轴承故障的 EMD 诊断方法研究. 振动工程学报, 2007, 20(1): 15–18. [doi: 10.3969/j.issn.1004-4523.2007.01.003]
- 11 李宁, 雷洪利, 韩建定, 等. 飞机开关磁阻发电系统故障推理模型研究. 电源技术, 2011, 35(5): 563–566. [doi: 10.3969/j.issn.1002-087X.2011.05.025]
- 12 范庚, 马登武. 基于 EMD 和 RVM-AR 的航空发动机磨损故障预测模型. 计算机测量与控制, 2013, 21(7): 1746–1749. [doi: 10.3969/j.issn.1671-4598.2013.07.007]
- 13 Gao B, Zhang QY, Liang YS, *et al.* Predicting self-similar networking traffic based on EMD and ARMA. Journal on Communications, 2011, 32(4): 47–56.
- 14 Wang JZ, Zhou GH, Zhao XS, *et al.* Gearbox fault diagnosis and prediction based on empirical mode decomposition scheme. Proceedings of 2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Hong Kong, China. 2007. 1072–1075.
- 15 Xu D, Xu YC, Chen X, *et al.* Life cycle vibration analysis based on EMD of rolling element bearing under alt by constant stress. Proceedings of the 8th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety. Chengdu, China. 2009. 1177–1182.
- 16 黄冬. 轨道车辆门可靠性数据管理及故障分析系统的研究与实现[硕士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2007.
- 17 曾庆虎. 机械传动系统关键零部件故障预测技术研究[博士学位论文]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- 18 Kjolle GH, Gjerde O, Hjartsjo BT, *et al.* Protection system faults -- a comparative review of fault statistics. Proceedings of 2006 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. Stockholm, Sweden. 2006.
- 19 Zhang Q, Wang BD, He B, *et al.* Singular spectrum analysis and ARIMA hybrid model for annual runoff forecasting. Water Resources Management, 2011, 25(11): 2683–2703. [doi: 10.1007/s11269-011-9833-y]
- 20 杜奕. 时间序列挖掘相关算法研究及应用[博士学位论文]. 合肥: 中国科学技术大学, 2007.