

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211487

基于改进灰色 GM(1,1)模型的轨道电路故障预测

孙波¹ 李娜² 张振威² 孟庆虎² 何晖³

(1. 山东科技大学智能装备学院 泰安 271019; 2. 山东科技大学电子信息工程学院 青岛 266590;

3. 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室 北京 100044)

摘要: ZPW-2000A 轨道电路在保障列车安全运行过程中发挥着重要作用,一旦出现故障将造成不可预估的后果。因此,对轨道电路进行故障预测具有重要意义。本文提出改进的灰色 GM(1,1)预测模型对轨道电路红光带现象进行预测分析,解决了传统灰色 GM(1,1)预测模型预测精度低、存在一定误差等问题。通过引入弱化因子降低原始数据波动带来的预测误差,并应用矩形法对传统模型的背景权值进行优化,基于遗传算法求得约束条件下的最佳背景参数,得到改进的 GM(1,1)预测模型。结合铁路局信号车间采集到的轨出电压数据验证改进预测模型的性能,结果表明,相比于传统灰色 GM(1,1)模型,改进后的模型平均相对误差降低了 28.3%,具有更高的预测精度和实用价值。

关键词: 轨道电路;故障预测;红光带现象;GM(1,1)预测模型

中图分类号: U284.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.3

Track circuit fault prediction based on modified grey GM(1,1) model

Sun Bo¹ Li Na² Zhang Zhenwei² Meng Qinghu² He Hui³

(1. Intelligent Equipment College, Shandong University of Science and Technology, Tai'an 271019, China;

2. College of Electronic Information Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

3. State Key Laboratory of Rail Traffic Control and Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: ZPW-2000A track circuit plays an important role in the process of ensuring the safety of train operation, once the failure will cause unpredictable consequences. Therefore, fault prediction of track circuit is of great significance. In this paper, an improved grey GM(1,1) prediction model is proposed to predict and analyze the red band phenomenon of track circuit, which solves the problems of low prediction accuracy and certain error of the traditional grey GM(1,1) prediction model. By introducing the weakening factor to reduce the prediction error caused by the original data fluctuation, and using the rectangle method to optimize the background weight of the traditional model, the optimal background parameters under the constraints were obtained based on the genetic algorithm, and the improved GM(1,1) prediction model was obtained. The performance of the improved prediction model is verified by combining the rail outlet voltage data collected from the signal workshop of railway bureau. The results show that compared with the traditional grey GM(1,1) model, the average relative error of the improved model is reduced by 28.3%, and the improved model has higher prediction accuracy and practical value.

Keywords: track circuit; fault prediction; red band phenomenon; GM(1,1) prediction model

0 引言

中国幅员辽阔、人口众多,高速列车的平稳运行为社会经济的发展提供了巨大的推动力,这在很大程度上缓解了中国交通不便的压力。ZPW-2000A 轨道电路作为保障高速列车平稳运行的基础设备,主要通过检测列车的占用情况判断钢轨上是否有车辆行驶并将信息传送到微机监测系统从而保障列车安全运行^[1]。红光带现象是最常见的故障类

型之一,快速有效的预测出轨道电路是否会出现红光带现象可以给电务工作人员提供借鉴,及时检查轨道电路的运行状况,为处理故障留出充足的时间,减小事故带来的损失,对保障列车运行安全具有重要意义^[2]。

轨道电路故障的检修在很大程度上依赖于人工经验,存在效率低、及时性差等问题。因此,国内外专家针对轨道电路的故障预测做了大量研究。文献[3]分析了列车控制系统的可靠性,引入了贝叶斯网络技术,为列车控制系统的可靠

收稿日期:2022-09-21

性评估和故障预测研究提供了新的依据。Hu等在文献[4]中将灰色理论和专家系统相融合,以实现传统预测模型的改进,该方法在一定程度上提高了预测精度,效果较为理想。针对轨道电路维护过程中存在的资源浪费问题,文献[5]提出了基于遗传-极限学习机(genetic algorithm-extreme learning machine,GA-ELM)的ZPW-2000A型轨道电路故障预测研究,通过遗传算法优化核极限学习机参数,改进得到的GA-ELM预测算法,通过实例验证了该方法的可行性。文献[6]提出了一种对轨道电路补偿电容故障数量进行预测的方法,利用萤火虫算法收敛速度较快的特点对长短时记忆预测模型中的超参数进行优化,通过实验验证了该方法在补偿电容未来时间内故障数量预测的有效性。文献[7]提出了基于注意力机制的时间卷积网络对滚动轴承进行剩余寿命预测,通过卷积神经网络提取数据特征,采用直接剩余使用寿命预测方法对健康度进行预测。

灰色模型(grey models,GM)对呈指数型增长或下降变化的数据有较好的预测效果,且该模型不需要大量的历史数据,被广泛应用于小样本系统中。但传统灰色GM(1,1)预测模型存在预测精度不高的情况,得到的预测误差相对较大。为解决上述问题,各研究学者不断对模型进行改进并取得了较好结果。文献[8]引入惩罚因子和拉格朗日乘子对GM(1,1)预测模型进行优化,建立权值分配模型对支持向量机(support vector machine,SVM)和改进的GM(1,1)预测模型进行权重赋值,通过南宁客运站监测系统的采集数据对轨道电路故障进行预测验证,结果表明该组合模型可有效达到预测结果。文献[9]引入预测与健康理论(prediction and health management,PHM)并提出了预测步长的思想对传统GM(1,1)模型进行改进,通过兰州西站轨道电路测试数据验证了该方法的可靠性,实现了轨道电路的故障预测。

综上所述,应用灰色GM(1,1)模型对轨道电路故障进行预测具有一定研究意义和使用价值。但传统GM(1,1)模型存在预测精度不高的问题,使得预测结果有一定误差,为此本文提出了改进的灰色GM(1,1)预测模型,对铁路信号微机监测系统记录的电压数据进行跟踪预测。通过引入弱化因子降低原始数据波动带来的预测误差,并应用矩形法对传统模型的背景权值进行优化,基于遗传算法求得约束条件下的最佳背景参数,得到改进的GM(1,1)预测模型。应用该模型对发生红光带现象时受影响较为明显的轨出1、轨出2电压进行预测^[10],当同时预测到轨出1电压和轨出2电压有低于标准值的趋势时,及时对轨道电路进行检修维护,为电务工作人员提供辅助借鉴,减少“定时修”和“故障修”带来的资源浪费和维护不及时的问题,提高列车的运行效率。

1 ZPW-2000A 轨道电路原理与结构

ZPW-2000A 轨道电路是在法国 UM-71 的基础上发展

而来的,包括主轨道电路和小轨道电路。主轨道的长度一般不固定,但小轨道的长度一般固定为 29 m。小轨道电路用于实现不同轨道区段两种载频信号(1 700 Hz、2 300 Hz)的电气隔离。根据列车的运行方向,当前的主轨道电路与前方相邻的小轨道电路组合成一个轨道区段,以此类推,组成若干个轨道区段,轨道区段结构如图 1 所示。

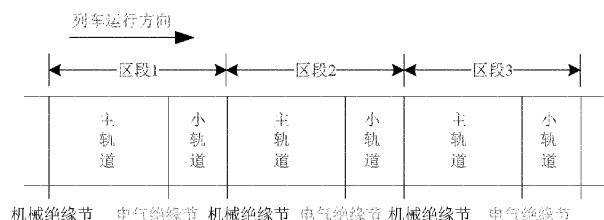


图1 轨道区段结构

其中,轨出1电压是来自主轨道接收端衰耗器的输出电压,轨出2电压来自小轨道接收端衰耗器的输出电压^[10]。主轨道信号由编码电路产生,通过发送器、站内防雷、电缆模拟网络传送至匹配电压器,然后经调谐单元、匹配变压器、电缆通道将信号传至本区段接收器,如图2所示。

轨道电路的发送器位于两条钢轨之间,发送器将信息发出,通过钢轨进行传输,钢轨另一端连接接收器,接收来自钢轨的信息以此判断是否出现故障。如果接收器能接收到来自钢轨的信号则表明钢轨上无车行驶,如图3所示。如果接收器没有接收到信号,则表示钢轨上有车行驶,如图4所示。红光带现象指的是轨道电路轨面电压达不到继电器励磁升起的标准电压,继电器处于落下状态,造成无机车占用该区段而系统提示有车占用的情况发生。轨道电路出现红光带现象不仅影响列车的正常通行,降低运输效率,还会损伤轨道电路运行设备的使用寿命,增加轨道电路维护成本。

当出现红光带现象时,轨出1电压和轨出2电压变化明显,故可通过跟踪轨出1电压和轨出2电压变化情况来预测轨道电路是否会出现红光带现象。轨出1电压的正常电压范围是 ≥ 170 mV,而轨出2电压的正常范围是 ≥ 10 mV^[10]。当轨出1电压低于标准值170 mV且轨出2电压低于标准值10 mV时,轨道电路很有可能出现红光带现象。及时发现红光带现象并进行预防性处理对保障轨道电路正常运行具有重要意义。

因此,本文将根据轨出1和轨出2的历史电压数据跟踪预测轨出1和轨出2的电压值,从而判断两者是否有低于标准值的趋势,以便及时发现问题,减小红光带现象带来的损失,实现轨道电路的故障预测,进一步提高列车的运行效率和安全系数,延长轨道设备的有效使用寿命。

2 灰色GM(1,1)预测模型

2.1 传统GM(1,1)预测模型

灰色模型通过部分信息建立一阶微分预测模型,描述

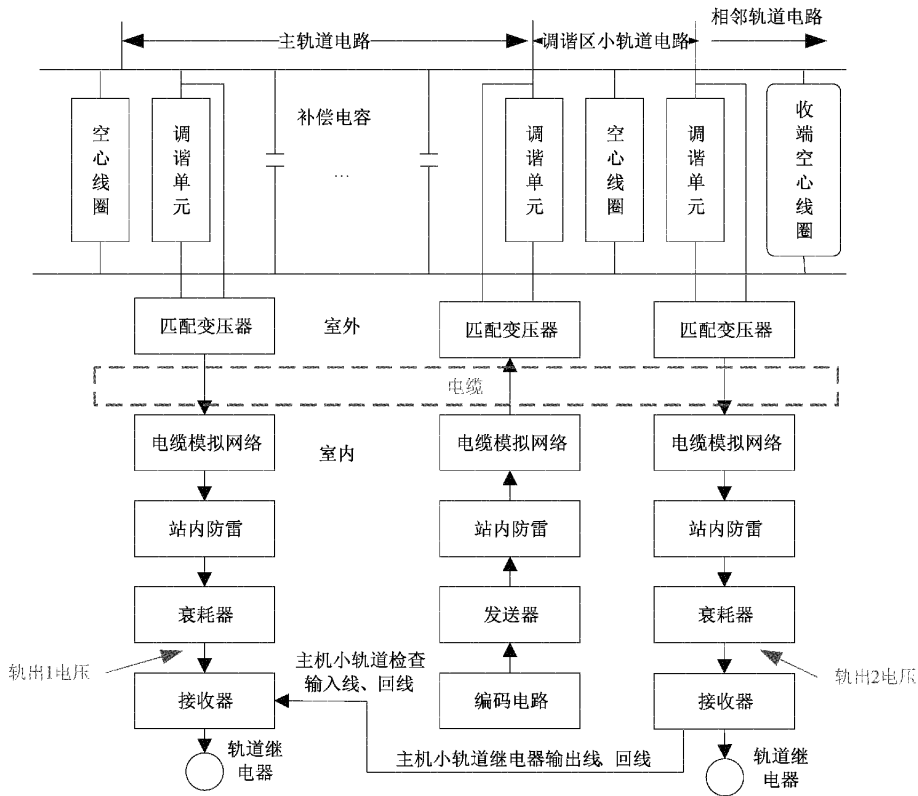


图 2 ZPW-2000A 轨道电路原理

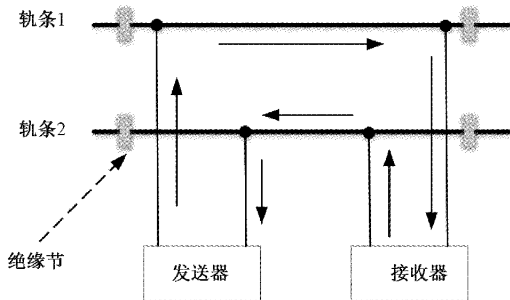


图 3 轨道电路无车状态

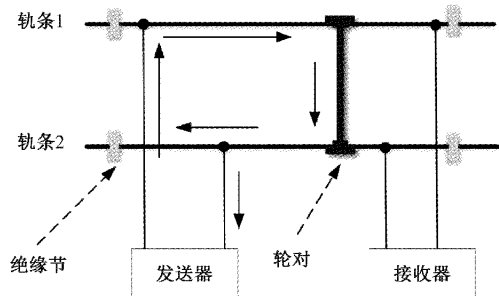


图 4 轨道电路有车状态

事物发展规律。GM(1,1)模型是灰色系统理论中应用最广泛的预测模型之一,通过分析少量样本数据之间的规律揭示其内在变化,从而实现数据的预测,为人们分析小样本数据序列提供了理论基础和借鉴价值。灰色 GM(1,1)

预测模型首先对历史电压数据序列进行叠加运算,然后建立微分方程,通过最小二乘拟合求得微分方程的解,将时间序列代入到一阶微分方程中,得到未来时间段内的电压预测值^[1]。本文以济南铁路局泰安段信号车间记录的电压数据作为模型的输入数据,建立灰色 GM(1,1)预测模型,过程如下:

步骤 1) 获得叠加模型

设式(1)为历史电压数据序列,按照传统灰色 GM(1,1)预测模型对数据序列进行叠加运算,得到数列 $X^{(1)}$,如式(2)所示。

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

$$\begin{cases} X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \\ X^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k X^{(0)}(i) \end{cases} \quad (2)$$

其中, n 表示轨出电压数据序列的个数。 $X^{(0)}$ 为原始电压数据序列, $X^{(1)}$ 为叠加后的数据序列。

步骤 2) 构造背景值

对 $X^{(1)}$ 做相邻均值得到灰色预测模型的背景值,记作 $Z^{(1)}$,如式(3)所示。

$$\begin{cases} Z^{(1)} = \{z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n)\} \\ z^{(1)}(k) = 0.5 \times x^{(1)}(k) + 0.5 \times x^{(1)}(k-1) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $Z^{(1)}(k)$ 为背景值序列, $k = 2, 3, \dots, n$ 。

得到灰色预测模型的微分方程,如式(4)所示。

$$x^{(0)}(k) + a \times z^{(1)}(k) = b, k = 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

其中, a 为白化微分方程的系数, b 为灰度指数。

步骤 3) 建立 GM(1,1) 预测模型

对生成序列做一阶微分方程拟合得到白化微分方程, 如式(5)所示。

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + a \times x^{(1)} = b \quad (5)$$

设 $\hat{a} = [a, b]^T$ 为参数系数, 根据最小二乘拟合法可得到参数系数 \hat{a} 的拟合值, 如式(8)所示。

$$B = \begin{bmatrix} -z_i^{(1)}(1) & 1 \\ -z_i^{(1)}(2) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z_i^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_i^{(0)}(2) \\ x_i^{(0)}(3) \\ \dots \\ x_i^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (8)$$

最终可计算得到方程的解, 如式(9)所示。

$$\begin{cases} \hat{x}(1)(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a} \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (9)$$

步骤 4) 相减还原电压数据

对式(9)进行累减还原得到白化微分方程, k 取相应数值即可得到预测后的电压数据序列, 如式(10)所示^[12]。

$$\begin{cases} \hat{x}(0)(k+1) = (1 - e^a)[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

传统灰色预测模型中背景值系数采用固定权值的方法, 忽略了背景值对预测结果的影响, 使模型存在预测精度较低、平均相对误差较大的情况^[12]。对此, 本文提出基于矩形法和遗传算法对传统灰色 GM(1,1) 预测模型进行改进, 从而求得最佳背景权值, 提高模型预测精度。

2.2 改进的 GM(1,1) 预测模型

1) 引入弱化因子

为避免原始电压数据序列变化波动较大的情况出现从而影响预测结果, 本文引入弱化因子 D 对传统模型进行改进, 重新构建原始数据序列, 如式(11)所示。

$$\begin{cases} X_d^{(0)} = \{x_d^{(0)}(1), x_d^{(0)}(2), \dots, x_d^{(0)}(n)\} \\ x_d^{(0)}(k) = D(x^{(0)}(k) + x^{(0)}(k+1) + L + x^{(0)}(n)) \\ D = 1/n - k + 1 \end{cases} \quad (11)$$

其中, $X_d^{(0)}$ 表示引入弱化因子之后的原始电压数据序列, $x_d^{(0)}(n)$ 表示弱化后各电压值。

将加入弱化因子的原始数据序列代入式(2)中, 按照传统 GM(1,1) 预测模型的建模流程继续进行叠加运算, 得到累减还原后的预测数据序列。

2) 背景值改进

预测模型得到的累加电压数据序列 $X^{(1)}$ 的变化曲线如图 5 所示, 可见 $X^{(1)}$ 呈曲线形式变化, 根据积分中值定理, 曲面梯形 ABCD 的面积表示如式(12)所示。

$$z^{(1)}(k) = \int_{k-1}^k x^{(1)}(t) dt \quad (12)$$

在传统 GM(1,1) 模型中为简化运算将背景值等效为直角梯形 ABCD 的面积, 如式(13)所示。

$$z^{(1)}(k) = (x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))/2 \quad (13)$$

从图 5 中可知, 这两种运算之间存在阴影部分的面积差, 面积差 ΔS 即为两者之间的误差, 使得传统 GM(1,1) 模型存在预测精度不高的问题。

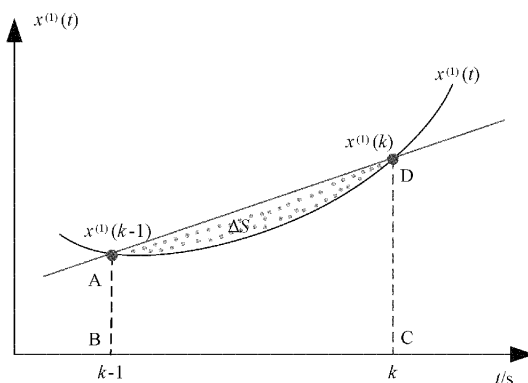


图 5 传统灰色预测模型背景值误差示意图

针对上述分析中存在的模型误差, 本文应用矩形法将直角梯形 ABCD 划分为 λ 个宽度为 $1/\lambda$ 的长条矩形^[13], 如图 6 所示, 将长条矩形的面积之和作为背景值 $z^{(1)}(k)$ 的解, 减小阴影部分的面积差。

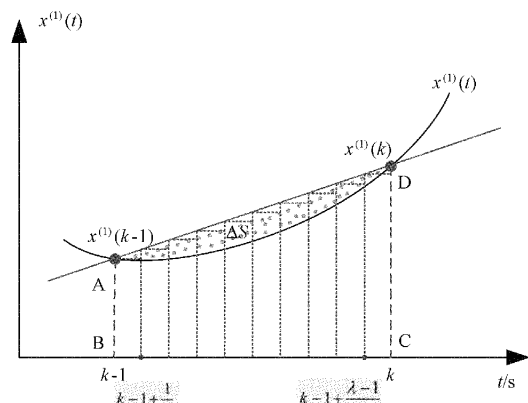


图 6 矩形法原理示意图

计算得到改进后的 GM(1,1) 模型的背景值如式(14)所示。

$$z^{(2)}(k) = \frac{1}{2l} [(l+1)x^{(1)}(k-1) + (l-1)x^{(1)}(k+1)] \quad (14)$$

根据经验公式求未知参数 λ 序列, 如式(15)所示。

$$\begin{cases} l_i = (\sum_{i=2}^n R_i)^{1/n} + (n-1), i = 2, 3, L, n \\ R_i = x^{(1)}(k)/x^{(1)}(k-1) \end{cases} \quad (15)$$

其中, λ_i 为未知参数 λ 的序列值, R_i 为叠加数据序列的级比。

3) 遗传算法寻优

根据式(15)中得到的未知参数 λ 序列,求序列中 λ 的最优值,使预测模型的平均相对误差最小。式(16)为模型的预测结果与真实电压数据序列之间的相对误差,式(17)为预测模型的平均相对误差^[14]。

$$e(k) = |(\hat{x}(1)(k) - \hat{x}(0)(k)) / \hat{x}(0)(k)| \quad (16)$$

$$E = \sum_{k=1}^n e(k) / n \quad (17)$$

遗传算法会随机产生一组初始种群,在经过不断遗传、交叉、变异等运算后淘汰不符合要求的染色体,选出适应度值高的染色体作为模型的最优解^[15]。设 μ 为求得的序列 λ 中的最优值,建立求解最优参数 λ 的遗传算法模型,具体步骤如下:

步骤 1:初始化种群

设置初始化种群为十进制,选取 M 个点 $\mu(i, 0)$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 组成群体序列,如式(18)所示。

$$P(k) = \{\mu(1, 0), \mu(2, 0), \dots, \mu(K, 0)\} \quad (18)$$

步骤 2:适应度值评价

以平均相对误差最小为目标函数,计算每个个体 $\mu(i, k)$ 的适应度值 $fit(\mu(i, k))$,其中 $k \in K, K$ 为模型运算过程中的迭代次数,目标函数如式(19)所示。

$$fit(m) = \min_{ml} \left\{ E(k) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{\hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}(0)(k)}{\hat{x}(0)(k)} \right| \right\} \quad (19)$$

步骤 3:遗传、交叉、变异

通过轮盘赌选择算法(又称“比例选择算法”)计算个体被选中的概率,如式(20)所示。

$$p_i^{(k)} = \frac{fit(\mu(i, k))}{\sum_{j=1}^M fit(\mu(j, k))} \quad (20)$$

步骤 4:判断目标函数

经过遗传、交叉、变异操作处理后,判断模型是否达到终止迭代运算的条件。当平均相对误差达到最小值时,结束迭代。若没有达到平均相对误差最小的要求,则设置最大迭代次数 100 次作为终止条件,结束迭代^[16]。本文以平均相对误差最小为目标函数,建立基于遗传算法寻取最优参数 μ 的过程,如图 7 所示。

图 8 为传统模型中平均相对误差随背景参数 μ 变化示意图,从图中可知,当背景参数 μ 较小时随着背景参数的逐渐增大误差逐渐减小,之后误差逐渐增大,当背景参数 μ 的值为 0.537 时得到最小的平均相对误差。

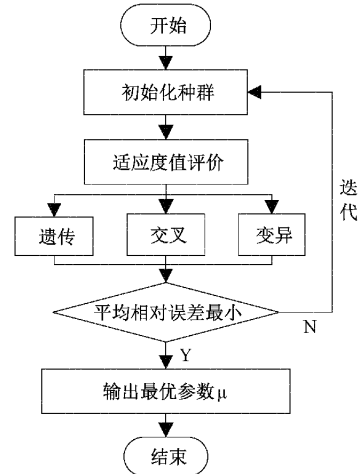


图 7 遗传算法求参数 μ 的步骤

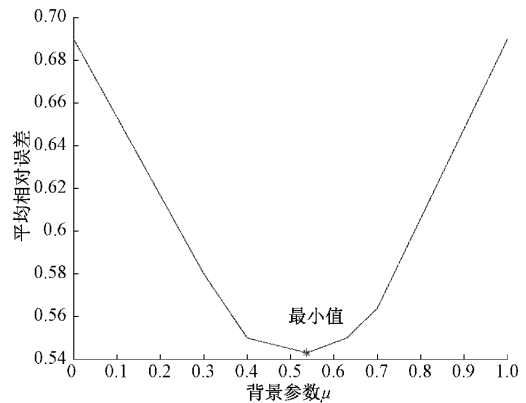


图 8 平均相对误差随背景参数 μ 变化图

本文以平均相对误差为目标函数,当平均相对误差达到最小时,将此时的最佳背景参数 $\mu = 0.537$ 代入上述灰色预测模型中,经过遗传算法 100 次迭代后得到改进的预测模型,平均相对误差变化情况如图 9 所示。

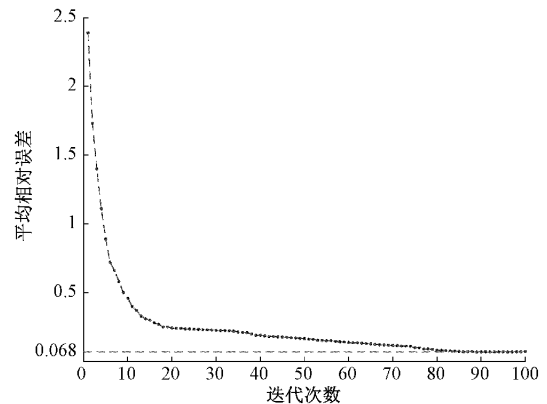


图 9 平均相对误差随迭代次数变化

从图 9 中可以看出,未经过遗传算法迭代处理之前,平均相对误差较大。经过遗传算法迭代处理后,平均相对

误差逐渐减小,经过82次迭代处理后平均相对误差逐渐稳定并保持在0.068附近,实现平均相对误差最小的目的。综上,本文通过引入弱化因子降低原始数据波动带来的预测误差,并应用矩形法对传统模型的背景权值进行优化,基于遗传算法求得约束条件下的最佳背景参数,得到改进的GM(1,1)预测模型。

3 实验结果及分析

3.1 模型检验

本文使用济南铁路局泰安段信号车间记录的轨出1、轨出2电压数据对改进模型进行验证。利用传统灰色预测模型和改进后的预测模型分别对轨道电路的电压值进行预测,对比分析两者之间的平均相对误差和均方差,判断模型的性能。通过MATLAB R2019a对GM(1,1)预测模型进行检验。

选取2019年1月~2020年12月共24个月的轨出1、轨出2电压作为训练集,2021年1~12月的轨出1、轨出2电压作为测试集。电压数据来自济南铁路局泰安段信号车间某轨道电路区段每月的维修记录,如表1所示。

表1 轨出1电压、轨出2历史数据

日期 (年/月)		电压值/mV		日期 (年/月)		电压值/mV	
		轨出1	轨出2			轨出1	轨出2
2019/1	653	124	2020/7	448	78		
2019/2	651	121	2020/8	432	77		
2019/3	648	118	2020/9	421	76		
2019/4	644	115	2020/10	418	72		
2019/5	630	113	2020/11	407	70		
2019/6	623	110	2020/12	395	68		
2019/7	612	108	2021/1	389	65		
2019/8	583	105	2021/2	376	63		
2019/9	562	103	2021/3	365	61		
2019/10	540	99	2021/4	351	58		
2019/11	531	96	2021/5	342	55		
2019/12	523	95	2021/6	338	54		
2020/1	517	92	2021/7	327	50		
2020/2	495	90	2021/8	319	48		
2020/3	486	88	2021/9	296	46		
2020/4	477	87	2021/10	285	43		
2020/5	463	85	2021/11	274	41		
2020/6	451	81	2021/12	266	37		

本文将2019年1月~2020年12月的轨出1电压作为模型的输入数据,预测2021年1~12月的轨出1电压数据,将得到的预测结果与真实的电压数据进行对比分析,结果如图10所示。

传统模型得到的预测值随着预测月份的增加与真实

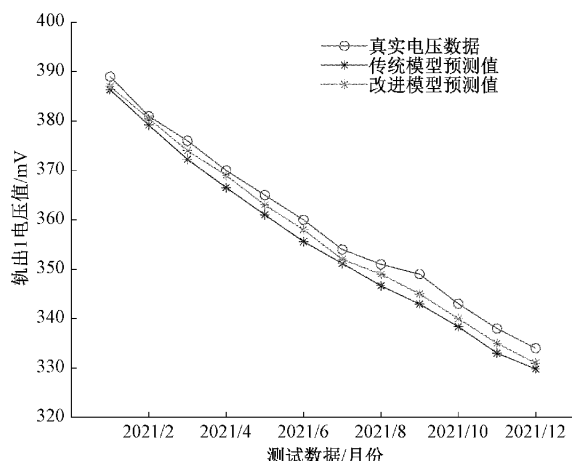


图10 轨出1电压预测结果对比

电压数据存在较大差距。改进模型得到的预测效果明显优于传统模型,并且与真实电压数据更接近,整体变化趋势也与真实电压数据变化趋势相一致。

同理,将2019年1月~2020年12月的轨出2电压作为模型的输入数据,预测2021年1~12月的轨出2电压,将得到的预测结果与真实的电压值进行对比分析,如图11所示。

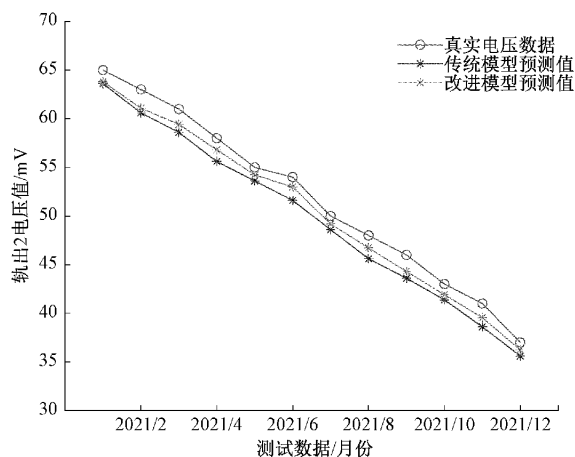


图11 轨出2电压预测结果对比

从轨出2电压的预测结果中可以看到,传统模型得到的预测结果整体上与真实数据相差较大,而改进的预测模型得到的预测结果与真实电压数据更接近,整体变化趋势与真实电压数据变化趋势相一致。为更准确判断出传统模型和改进模型的预测效果,本文通过计算得到传统模型和改进模型对轨出1、轨出2电压的预测误差,如表2所示。

传统模型预测得到的轨出1电压的平均相对误差为2.19%,改进后模型得到的平均相对误差为1.71%,预测精度提高了28.1%。传统模型预测得到的轨出2电压的平均相对误差从1.445%降为1.242%,改进模型的预测精

表 2 传统模型和改进后模型的预测误差对比

对比参数	传统模型	改进模型
轨出 1 平均相对误差/%	2.19	1.71
轨出 1 均方差	0.125 3	0.079 1
轨出 2 平均相对误差/%	1.455	1.242
轨出 2 均方差	0.054 7	0.041

度提高了 16.3%。图 12 为传统模型和改进后的模型误差对比图。

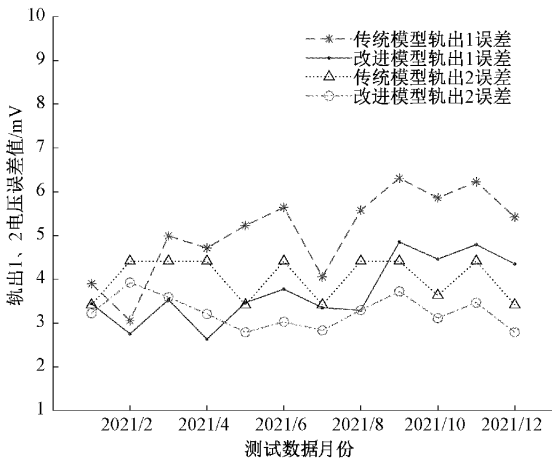


图 12 传统模型与改进模型误差对比分析

由图 12 可知,传统模型得到的轨出 1 电压误差范围在 3~6 mV 之间,改进模型得到的预测误差范围在 2~5 mV 之间,误差更小。传统模型得到的轨出 2 电压误差范围在 3~5 mV 之间,改进模型得到的预测误差范围稳定在 3~4 mV 之间。经过改进后的模型在每个时间点的预测误差都比传统模型要小,这表明改进的模型预测效果更好。

3.2 对比分析

为了验证本文改进 GM(1,1)预测模型的先进性和优越性,选择文献[9]中的改进新陈代新的 GM(1,1)轨道电路故障预测结果作为对比。分别将 2020 年 1 月~2020 年 12 月的轨出 1 电压、轨出 2 电压作为原始数据,预测 2021 年 1~12 月的轨出 1 和轨出 2 电压值,将应用本文改进的 GM(1,1)预测模型得到的结果与文献[9]中应用改进新陈代新的 GM(1,1)预测模型得到的结果进行对比分析,结果如图 13 所示。

从图 13 中可以看出,相较于文献[9]中的改进新陈代新的 GM(1,1)预测模型,本文的预测模型得到的预测误差更小,轨出 1、轨出 2 电压预测值更接近真实电压值。为更准确比较出本文改进模型的预测效果,通过计算得到本文改进模型和文献[9]改进模型对轨出 1、轨出 2 电压的预测误差,如表 3 所示。

表 3 中轨出 1、轨出 2 电压的平均相对误差和均方差均明显下降,轨出 1 电压的预测精度提高了 6.6%,轨出 2 电压的预测精度提高了 5.4%,验证了本文改进模型较

于文献[9]的改进模型有更好的预测效果,本文改进模型有一定的优越性。

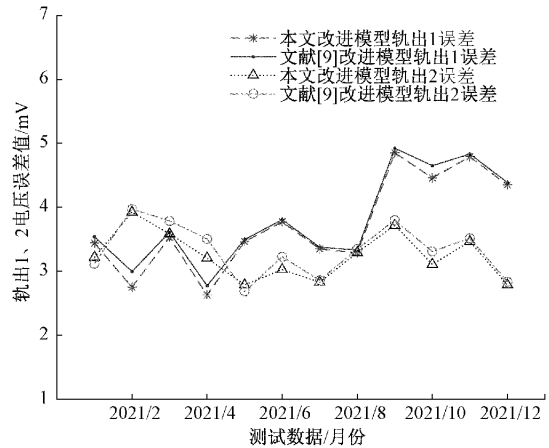


图 13 本文改进模型和文献[9]改进模型的预测误差对比图

表 3 本文改进模型和文献[9]改进模型的预测误差对比

对比参数	本文改进模型	文献[9]改进模型
轨出 1 平均相对误差/%	1.71	1.831
轨出 1 均方差	0.079 1	0.082 3
轨出 2 平均相对误差/%	1.242	1.314
轨出 2 均方差	0.041	0.052

3.3 实例分析

当轨出 1 电压低于门限值 170 mV 且轨出 2 低于门限值 10 mV 时,轨道电路轨面电压达不到继电器励磁升起的标准电压,继电器处于落下状态,造成无车辆占用该区段而系统提示有车占用的情况发生,即出现红光带现象^[17]。为进一步验证上述改进模型的实用性,本文针对轨道电路某路段 2021 年 11 月发生的红光带现象,采用改进模型对轨出电压进行预测。对轨出 1 电压进行预测,得到的结果如图 14 所示。对轨出 2 电压进行预测,得到的结果如图 15 所示。

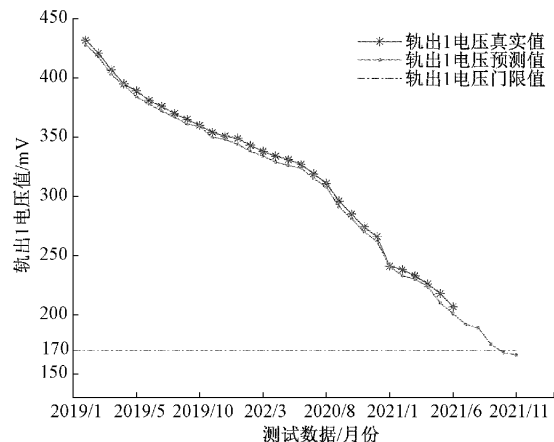


图 14 轨出 1 预测结果

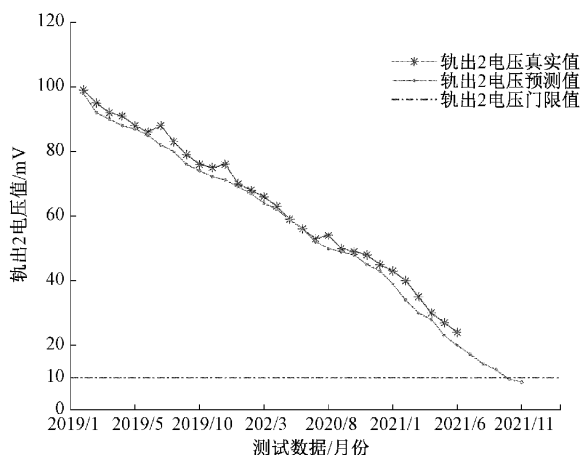


图 15 轨出 2 预测结果

根据图 14 和 15 可知,2021 年 10、11 月的轨出 1、轨出 2 电压值均出现低于门限值的情况,与 2021 年 11 月发生的红光带现象一致,验证了该改进模型的实用性。若电务工作人员及时查看了 10、11 月份的轨出 1、轨出 2 预测电压数据并进行设备维护,就可有效避免红光带现象的出现。若不及时进行检修处理,随着设备的老化或者电路运行,轨道电路出现故障的概率会增加,对整个轨道电路设备的正常运行产生影响。

4 结 论

针对传统灰色预测模型的不足,本文提出了一种改进的灰色 GM(1,1)预测模型,得出以下结论:

对于有下降趋势的轨出电压的预测,改进的预测模型比传统灰色 GM(1,1)预测模型精确度更高,解决了预测过程中依赖初始值和背景值带来的预测精度不高的问题。相比于传统模型,改进模型得到的轨出 1 电压平均相对误差降低了 28.1%,轨出 2 电压的平均相对误差降低了 16.3%。

通过对比分析本文提出的改进模型与文献[9]中提出的改进新陈代谢 GM(1,1)预测模型,得到前者的预测误差小于后者,即本文改进的 GM(1,1)模型优于改进新陈代谢 GM(1,1)预测模型,验证了本文改进方法的优越性。

本文以 ZPW-2000A 某区段轨道电路发生红光带现象的数据为例,应用改进的灰色 GM(1,1)预测模型进行实验验证。结果表明,在故障发生前 1~2 个月内对轨道电路中轨出电压进行检查可及时发现问题,进行检修处理或更换设备,能有效防止轨道电路运行状态的进一步恶化,实现对轨道电路的故障预测^[18]。

本文得到的预测结果未充分考虑外界因素对预测结果造成的影响,接下来将考虑对外界因素影响进行权值量化,进一步完善和优化模型。

参考文献

[1] 纪玉清,欧冬秀,李永燕.基于数据驱动的轨道电路故障预测及预警方法研究[J].城市轨道交通研究,2022,

25(7):30-33.

- [2] 杨国华,颜艳. GM(1,1)灰色预测模型的改进与应用[J].南京理工大学学报,2020,44(5):575-582.
- [3] SU H, CHE Y. Reliability assessment of CTCS-3 using Bayesian networks [C]. 2013 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering(QR2MSE), IEEE, 2013.
- [4] HU L Q, HE C F, CAI Z Q, et al. Track circuit fault prediction method based on grey theory and expert system[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2019,58:37-45.
- [5] 李晓艳.基于 GA-KELM 的 ZPW-2000A 型轨道电路故障预测研究[J].大连交通大学学报,2022,43(2):115-119.
- [6] 康玄烨,赵林海,孟景辉,等.基于 LSTM 的轨道电路补偿电容故障数量预测[J].铁道学报,2021,43(1):94-99.
- [7] 陈保家,陈正坤,陈学良,等.基于注意力 TCN 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J].电子测量技术,2021,44(24):153-160.
- [8] 黄斌.基于改进 GM(1,1)和 SVM 的轨道电路故障最优组合预测模型研究[J].铁道科学与工程学报,2019,16(11):2852-2858.
- [9] 夏荣斌,肖金山,吴永成.基于改进新陈代谢 GM(1,1)的 ZPW-2000A 型轨道电路故障预测[J].兰州交通大学学报,2019,38(5):67-73.
- [10] 王婷. ZPW-2000A 无绝缘轨道电路故障预测研究[D].成都:西南交通大学,2015:26-38.
- [11] LI W, YANG Y, YE H, et al. Fault analysis and processing method of tuning matching unit of high-speed railway track circuit [J]. Railway Signal Engineering Technology, 2019,16(12):74-78.
- [12] 胡兵,赵健,韦慧,等. GM(1,1)灰色模型优化方法研究[J].中外公路,2018,38(4):4-8.
- [13] 孙鹏轩.基于改进灰色模型的公路路基沉降预测方法研究[J].安徽水利水电职业技术学院学报,2022,22(1):14-18.
- [14] 杨存典,张雁,王怡.灰色预测模型 GM(1,1)的改进及应用[J].商洛学院学报,2021,35(2):48-52.
- [15] 张三姐.基于遗传算法优化 BP 神经网络的电信客户流失预测研究[J].电视技术,2022,46(5):73-76.
- [16] 张丽洁,沙秀艳,尹传存,等.基于变权优化背景值改进的 GM(1,1)灰色预测模型及其应用[J].计算机与现代化,2021(1):6-27.
- [17] 贾楠. ZPW-2000A 健康状态评估及维修策略优化研究[D].兰州:兰州交通大学,2019:7-11.
- [18] 王晓东.高速铁路轨道电路动态检测数据分析[J].中国铁路,2018(2):95-99.

作者简介

孙波,博士,副教授,主要研究方向为轨道交通信号与控制、信号与信息处理等。

E-mail:sdustsb@163.com

李娜,硕士研究生,主要研究方向为轨道电路故障预测、红光带现象分析、健康状态评估等。

E-mail:lina2981@163.com