

引用格式:李智威,王依燃,张赵阳,等.基于改进 GM(1,1)模型的变电站检修运维费用预测[J].电力科学与技术学报,2024,39(1):218-224.

Citation: LI Zhiwei, WANG Yiran, ZHANG Zhaoyang, et al. Prediction of substation maintenance and repair costs with improved GM (1,1) model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 218-224.

# 基于改进 GM(1,1)模型的变电站检修运维费用预测

李智威<sup>1</sup>, 王依燃<sup>2</sup>, 张赵阳<sup>1</sup>, 王 巍<sup>1</sup>, 方 钊<sup>3</sup>, 孙利平<sup>1</sup>, 唐 欣<sup>4</sup>

(1. 国网湖北省电力有限公司经济技术研究院, 湖北 武汉 430000; 2. 东南大学电气工程学院 江苏 南京 210096;

3. 国网湖北省电力有限公司, 湖北 武汉 430000; 4. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114)

**摘要:**针对变电站因设备的缺陷而引起的全寿命周期成本(life cycle cost, LCC)中检修运维费用拨付波动现象, 分别采用传统的灰色 GM(1,1)模型和组合改进的灰色 GM(1,1)模型, 对未来 3 年地市 A 的变电站检修运维费用进行预测, 优化现有的成本拨付策略。结果表明, 2 种模型的预测精度等级均为一级, 但改进后模型的平均相对误差及后验差比值均低于传统模型, 说明改进模型比传统模型具有更高的预测精度, 能够更好地预测变电站的检修运维费用。最后, 利用改进的预测模型对某地市 A 的 2019—2021 年变电站检修运维费用进行预测。

**关键词:**全寿命周期成本; 检修成本; GM(1,1)预测; 初始值; 背景值

**DOI:** 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.01.022 **中图分类号:** TM63 **文章编号:** 1673-9140(2024)01-0218-07

## Prediction of substation maintenance and repair costs with improved GM (1,1) model

LI Zhiwei<sup>1</sup>, WANG Yiran<sup>2</sup>, ZHANG Zhaoyang<sup>1</sup>, WANG Wei<sup>1</sup>, FANG Zhao<sup>3</sup>, SUN Liping<sup>1</sup>, TANG Xin<sup>4</sup>

(1. State Grid Hubei Economic and Technological Research Institute, Wuhan 430000, China; 2. School of Electrical Engineering, Southeast

University, Nanjing 210096, China; 3. State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430000, China; 4. School of

Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:** Aiming at the fluctuation of maintenance and repair costs in substation life cycle cost, a traditional grey model and an improved grey model are adopted respectively, to forecast the maintenance and repair costs of a substation in the next 3 years in order to optimize cost allocation strategy. Simulation results show that the prediction accuracy of both models is one grade; while both the average relative error and the posterior error ratio of the improved model are lower than those of the traditional one. The prediction accuracy of the improved model is hence higher than that of the traditional one, and can be suitable to predict the maintenance and repair costs of a substation. Finally, the improved grey model is used to predict the maintenance and repair costs during 2019 to 2021 of a specified substation in a city.

**Key words:** life cycle cost; maintenance and repair costs; traditional grey model; initial value; background value

科学技术的进步与能源的发展息息相关, 电能已经逐步成为最重要的二次能源。电力系统的稳定运行让每个行业都能享受到科技带来的红利, 而变电站的稳定运行是电力系统稳定的重要一环。变电站全寿命周期管理已成为电力行业极为关注的焦点<sup>[1-5]</sup>。20 世纪 80 年代全寿命周期成本(life

cycle cost, LCC)技术引入中国, 2002 年上海市电力公司首先引入 LCC 管理, 逐步开展 LCC 管理建设。在全寿命周期成本中, 检修运维费用扮演着重要的角色, 对全寿命周期成本影响很大<sup>[6]</sup>。而在变电站设备日常运行维护中, 检修运维费用中的消缺成本波动较大, 导致变电站 LCC 计算困难。电力工

收稿日期: 2022-06-25; 修回日期: 2022-08-29

基金项目: 国家自然科学基金(51977013); 国家电网有限公司总部指南科技项目(5500-202322539A-3-2-ZN)

通信作者: 李智威(1987—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事电网规划、资产管理研究; E-mail: 402183309@qq.com

作人员也对LCC进行了大量研究,文献[7]建立了详细的变电站设备LCC模型,更全面地分析了各项的成本模型。文献[8]基于盲数理论并在充分考虑资金的时间价值基础上建立电力变压器的LCC数学模型。文献[9]用杜鹃搜索算法优化检修运维策略,得到比遗传算法更低的年均LCC和更高的寿命效率系数。文献[10]阐述了人工智能在输变电设备运维检修业务中的关键技术和应用现状,对其发展趋势进行了展望。现有文献都是对设备的检修运维策略进行分析优化,考虑众多影响检修运维的因素,实施起来会增加工作量。在变电站的日常运行维护中,变电站设备有出现故障和缺陷的情况,必须维修才能保障正常运行;根据严重程度的不同,变电站设备缺陷还可以分为紧急、重大、一般3个等级。例如,紧急缺陷包括对人身或设备有严重威胁的情况,如变压器油温急剧上升、变压器任意一组冷却器故障退出等;重大缺陷则是指已经影响了设备效率,需要尽快处理的缺陷;一般缺陷则是指对安全运行造成局部影响的缺陷,需要及时处理以避免故障;发生缺陷的情况会导致检修运维费用参差不齐,出现波动。本文采用改进灰色预测模型对某地市A的变电站检修运维费用进行预测,并与传统的灰色预测模型进行对比,改进后的模型能够更可靠地预测未来几年的变电站检修运维成本。

## 1 成本计算模型

### 1.1 LCC

变电站设备LCC,指的是设备在有效使用期内所产生的与该设备有关的成本,是设备在研发、生产、运行、维护、保障、退役后所产生的全部费用<sup>[11-14]</sup>。依据LCC理论和资产全寿命周期管理的阶段情况,得到变电站设备LCC的计算模型:

$$L_{CC} = C_I + C_O + C_M + C_F + C_D \quad (1)$$

式中, $C_I$ 为初始投资成本; $C_O$ 为运行成本; $C_M$ 为检修运维成本; $C_F$ 为故障损失成本; $C_D$ 为退役处置成本。

### 1.2 检修运维成本

检修运维成本 $C_M$ 是指变电站设备运行期间一切检修运维费用的总和<sup>[11]</sup>。 $C_M$ 可拆解为日常检修成本、定检成本、消缺成本、专业大修成本、其他成本,如下:

$$C_M = C_{M1} + C_{M2} + C_{M3} + C_{M4} + C_{M5} \quad (2)$$

式中, $C_{M1}$ 为日常检修成本; $C_{M2}$ 为定检成本; $C_{M3}$ 为消缺成本; $C_{M4}$ 为专业大修成本; $C_{M5}$ 为其他成本。

在变电站的日常运行维护中,设备发生了故障,则必须检修才能使其正常工作运行,而设备有缺陷时,维修或者不维修都可以正常工作运行,这就造成了消缺成本参差不齐,难以预测,电网对于地市变电站的拨付费用就会出现波动<sup>[15]</sup>。现有的拨付方式是对地市进行费用拨付,拨付费用不足会导致变电站不能安全稳定运行,拨付费用过多,则会导致浪费。凡事预则立,不预则废,所以对消缺成本的有效预测显得极为重要。电力系统作为一个典型的灰色系统,对其采用灰色预测模型的数学建模方法是较为合适的,GM(1,1)模型具有建模样本少、计算简单方便的特点,所以采用GM(1,1)模型来对设备检修运维费用进行预测。

## 2 改进GM(1,1)模型

灰色系统理论是一种解决样本数据少、信息不完全问题的理论方法<sup>[16]</sup>。灰色预测是灰色系统理论的重要组成部分,GM(1,1)模型是最常见的灰色预测模型。GM(1,1)模型首先对非负原始数据序列进行一次累加生成一次累加序列,然后采用最小二乘法对累加序列进行拟合,最后再进行累减处理得到原始序列的预测值。

传统的GM(1,1)模型只是一种近似的模型,在实际应用中会产生误差。所以GM(1,1)模型的改进方法被陆续提出。其中最常见优化角度有4种:原始数据变换、初始值、背景值、微分方程。但是某一方面来改进预测模型有局限性,本文采用同时优化背景值和初始值的组合改进方法,来提高GM(1,1)模型的精度,提高模型的可信度,选取背景值和初始值作为优化目标的原因在于全寿命周期中的消缺成本是个不稳定的变量,这导致检修运维费用很难估算,所以采用传统的背景值取值方法会造成较大的误差,针对背景值进行改进可以减缓消缺成本的波动所造成的影响,提高模型精度;初始值仅与检修运维成本的最初始年份有联系,与其他年份的关系不密切。所以,这样选取初始值是不合理的,需要对初始值的选取进行改进。

### 2.1 优化背景值的改进

设有非负的原始数据序列为

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (3)$$

利用非负的原序列建立GM(1,1)模型的步骤一般如下。

首先,原始数据序列一次累加生成数列 $X^{(1)}(k)$ :

$$X^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k X^{(0)}(m), k=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

再生成 $X^{(1)}(k)$ 的紧邻均值生成序列 $Z^{(1)}(k)$ :

$$Z^{(1)}(k) = 0.5(X^{(1)}(k) + X^{(1)}(k-1)) \quad (5)$$

式中, $k$ 的取值范围为 $2 \sim n$ 。

灰色模型GM(1,1)的定义型为

$$X^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = u \quad (6)$$

式中, $a$ 为发展系数; $u$ 为灰作用量。相应的白化微分方程为

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (7)$$

在 $[k-1, k]$ 上对式(7)积分可得:

$$\int_{k-1}^k \frac{dx^{(1)}}{dt} dt + a \int_{k-1}^k x^{(1)} dt = \int_{k-1}^k u dt \quad (8)$$

即

$$x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) + a \int_{k-1}^k x^{(1)} dt = u \quad (9)$$

而已知 $x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1) = x^{(0)}(k)$ ,所以式(9)可以写为

$$x^{(0)}(k) + a \int_{k-1}^k x^{(1)} dt = u \quad (10)$$

而由式(6)可得:

$$Z^{(1)}(k) = \int_{k-1}^k x^{(1)}(t) dt \quad (11)$$

在传统GM(1,1)中,背景值用式(5)代替式(10)。传统GM(1,1)模型认为在 $\Delta t=1$ 的很短时间内,变量 $x(t) \rightarrow x(t+\Delta t)$ 之间不会出现突变量。而 $\Delta t$ 只是一种相对的短时间概念,对于大多数动态系统来说,仍不可避免地会出现突变量。而对于变电站中的设备而言,它们全寿命周期中的消缺成本是个不稳定的变量,这导致检修运维费用很难估算,所以采用传统的背景值取值方法会造成较大的误差,需要对其进行改进。

以 $X^{(1)}(k)$ 和 $X^{(1)}(k+1)$ 的加权平均值作为背景值,表达式如式(10)所示。由此可以减缓消缺成本的波动所造成的影响,提高模型精度。

$$Z^{(1)}(k) = jX^{(1)}(k) + (1-j)X^{(1)}(k+1) \quad (12)$$

式中, $j$ 为加权值,取值范围是 $[0, 1]$ 。由式(5)可知,

传统GM(1,1)模型的背景值是 $j$ 取0.5,所以传统GM(1,1)模型可以看作是此模型的特殊情况。

生成 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成数列 $Z^{(1)}$ 之后,利用最小二乘法对 $\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ u \end{pmatrix}$ 进行参数估计得 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T y^{[17]}$ ,其中:

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(X^{(1)}(1) + X^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(2) + X^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(X^{(1)}(n-1) + X^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$y = \begin{bmatrix} X^{(0)}(2) \\ X^{(0)}(3) \\ \vdots \\ X^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (14)$$

则GM(1,1)模型的白化微分方程的解为

$$\hat{X}^{(1)}(k+1) = \left( X^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (15)$$

式(13)中, $k=0, 1, 2, \dots, n-1$ ,可得到原始序列预测值 $\hat{X}^{(0)}(k)$ 。即

$$\hat{X}^{(0)}(k) = \hat{X}^{(1)}(k) - \hat{X}^{(1)}(k-1) = (1 - e^a) \left( X^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) e^{-ak} \quad (16)$$

式(14)中, $k=0, 1, 2, \dots, n-1$ ,当 $k$ 为1时, $\hat{X}^{(0)}(1) = X^{(0)}(1)$ 。

比例因子 $j$ 的取值由最小的平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)来确定,MAPE的计算公式如下:

$$M_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \Delta(k) = \frac{1}{n} \left| \frac{\hat{x}^0(k) - x^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \quad (17)$$

## 2.2 优化初始值的改进

在传统的GM(1,1)模型中,初始值的选取为 $\hat{X}^{(1)}(1) = X^{(1)}(1) = X^{(0)}(1)$ ,这样选取初始值会导致预测的拟合曲线必定通过定点 $(1, X^{(1)}(1))$ ,而由最小二乘法原理,拟合曲线并不一定通过第一个数据点,且初始值仅与检修运维成本的最初始年份有联系,与其他年份关系不密切,所以,这样选取初始值

是不合理的,需要对初始值的选取进行改进。

采用  $\hat{X}^{(1)}(m) = X^{(1)}(m), m = 1, 2, \dots, n$  作为初始值的已知条件,会让预测公式和未来的数据联系更加紧密,增加预测的可信度。

由传统的灰色模型可得离散化的微分方程的解为

$$\hat{x}^1(k+1) = ce^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (18)$$

为求解常数  $c$ ,要先确定初始值,这里假定  $\hat{x}^{(1)}(m) = x^{(1)}(m)$ 。

其中,

$$x^1(m) = \sum_{i=1}^m x^0(i), m = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

则有

$$\hat{x}^1(m) = ce^{-a(m-1)} + \frac{u}{a} = x^1(m) \quad (20)$$

$$ce^{-a(m-1)} = x^1(m) - \frac{u}{a} \quad (21)$$

$$c = \left(x^1(m) - \frac{u}{a}\right)e^{a(m-1)}$$

最后可得到改进初始值后的预测公式为

$$\begin{aligned} \hat{x}^0(k) &= (1 - e^a) \left(x^1(m) - \frac{u}{a}\right) e^{-a(k-m)} = \\ &(1 - e^a) \left(x^1(m) - \frac{u}{a}\right) e^{-a(k-1)} \cdot e^{a(m-1)} = \\ &c(1 - e^a) e^{-a(k-1)}, k = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (22)$$

根据不同  $m, j$  值,分别计算 MAPE 值,求出预测值与真实值的 MAPE 最小时对应的  $m_0$  和  $j_0$  的值,求得最佳组合改进模型的初始值和背景值,以此来求得精度最高的灰色预测方程。

### 3 改进 GM(1,1)模型检验方法

模型的精度越好,说明模型预测的结果更准确实用。GM(1,1)模型的精度检验方法一般有 3 种,分别是残差检验、关联度检验、后验差检验<sup>[18]</sup>。后验差检验采用了后验差比值  $C$  和小误差概率  $P$  这两个指标来检验模型的等级,避免了一个指标的局限性,使地市变电站检修运维费用拨付模型的检验更加可信,故文章采取后验差检验来检验模型的精度。

先用式(16)求出  $X^{(0)}(k)$  的预测值  $\hat{X}^{(0)}(k)$ ,再计算出残差序列  $e(k)$ 、原始序列  $X^{(0)}$  的方差  $s_1^2$ 、残差  $e$  的方差  $s_2^2$ 。

$$s_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X^{(0)}(k) - \bar{X})^2 \quad (23)$$

$$s_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (e(k) - \bar{e})^2 \quad (24)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X^{(0)}(k) \quad (25)$$

$$\bar{e} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e(k) \quad (26)$$

最后,计算后验差比值  $C = s_2/s_1$ ;小误差概率  $P = P\{e(k) - \bar{e} < 0.674 5s_1\}$ 。 $C$  值较小时,即  $s_1$  较大,  $s_2$  较小,  $s_1$  较大说明原始数据离散性相对较大,  $s_2$  较小说明预测数据离散性相对较小。因此,一般好的预测效果是在  $s_1$  较大的前提下使  $s_2$  尽可能地小,即  $C$  值越小越好,最大不超过 0.65,但理论上一般要求  $C < 0.35$ ;另一指标  $P$  则是越大越好,所谓“小误差”是指偏差  $e(k) - \bar{e}$  小于  $0.674 5s_1$ ,由于  $s_1$  大,则允许  $e(k) - \bar{e}$  也大一些,而  $s_1$  是原始数据的方差,不得小于 0.7,同样,理论上一般要求  $P > 0.95$ 。按  $C$  和  $P$  的值的大小,可以将模型的预测精度分为 4 类:好、合格、勉强、不合格<sup>[19]</sup>。各类  $C$  与  $P$  的取值如表 1 所示。

$$C = \frac{s_2}{s_1} P = P\{e(k) - \bar{e} < 0.674 5s_1\}$$

后验差比值  $C$  越小,代表分母上的原始数据越离散,但作为分子的模型残差数列的离散程度较差;概率误差  $P$  越大,代表满足条件的点越多,即残差和残差平均值小于  $0.674 5s_1$ 。

表 1 GM(1,1)模型的精度检验比较

Table 1 Accuracy tests comparison of GM(1,1) model

模型精度等级	后验差比值 $C$	小误差概率 $P$
一级(好)	$C \leq 0.35$	$P \geq 0.95$
二级(合格)	$0.35 < C \leq 0.50$	$0.80 \leq P < 0.95$
三级(勉强)	$0.50 < C < 0.65$	$0.7 \leq P < 0.80$
四级(不合格)	$C \geq 0.65$	$P < 0.70$

### 4 算例分析

本文选用 2013 年梳理财务后得到的地市 A 检修运维拨款数据作为数据源,建立传统 GM(1,1)模型、改进初始值的 GM(1,1)模型、改进背景值的 GM(1,1)模型、组合改进背景值和初始值的 GM(1,1)模型。4 种模型得到的训练表如表 2 所示。

统计学中对模型评价常用 4 个指标,分别是

MAPE、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(mean square error, MSE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)共4个指标,只需采用任意2个就可以评价模型<sup>[20]</sup>,故本文采用

MAPE和MAE对预测效果进行综合评价。MAE的计算公式如下:

$$M_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |\hat{x}^0(k) - x^{(0)}(k)| \quad (27)$$

表2 地市A各模型性能比较

Table 2 Performances comparison of each model for city A

万元

年份	真实值	传统GM(1,1)		改进初始值		改进背景值		组合改进	
		预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%
2013	2 222.4	2 222.4	0	2 222.4	0	2 222.4	0	2 222.4	0
2014	3 100.5	2 828.678 6	8.767 0	2 849.699 2	8.089 0	2 858.276 6	7.812 4	2 868.910 4	7.469 4
2015	3 071.0	3 354.661 4	9.236 8	3 367.298 6	9.648 3	3 359.699 2	9.400 8	3 320.077 7	8.110 6
2016	3 949.1	3 896.842 8	1.323 3	3 952.267 0	0.080 1	3 949.085 5	0.003 7	3 949.102 1	0.001 53
2017	4 460.0	4 648.876 7	4.234 9	4 638.856 3	4.010 2	4 641.866 9	4.077 8	4 573.803 8	2.551 7
2018	5 511.2	5 368.366 7	2.591 7	5 444.720 1	1.206 3	5 456.181 7	0.998 3	5 472.650 4	0.699 5
MAPE值		0.038 907 117 740 245 07		0.037 357 330 773 181 2		0.037 149 363 888 077 15		0.037 100 425 418 969 33	
MAE值		138.298 895 290 897 7		129.398 552 647 121 28		127.970 379 191 488 06		126.981 776 207 526 38	

由表2可知,通过改进初始值或者改进背景值模型的MAPE、MAE值比传统的更小。而本文采用的组合改进方法的MAPE、MAE值明显比其他2种改进方法更好,比传统的GM(1,1)模型具有更高的精度,拟合效果好(在本文中误差值主要考虑的是MAE,因此在某些点可能是会存在大于其他部分的情况存在)。

将表2数据中的真实值和预测值进行对比分析,结果如图1所示。

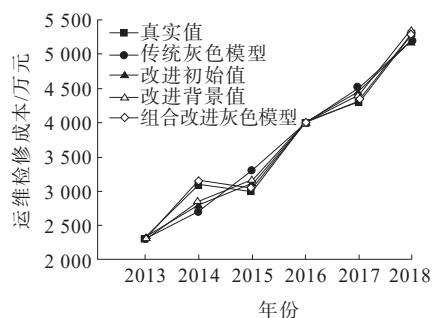


图1 地市A真实值和预测值对比

Figure 1 Comparison of the real and prediction values for city A

图1为地市A各个模型的预测值和真实值之间的对比图,由图1可知,改进后的GM(1,1)模型能够更好地跟随真实值,具有更高的精度。图2为地市A的各个模型的MAE图,由图2可知,组合改进模型的相对误差较传统模型小。

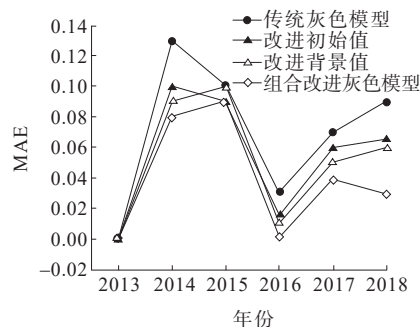


图2 地市A平均绝对误差

Figure 2 Diagram of the the relative error for city A

本文还对某地市B进行了4种GM(1,1)模型的训练,得到了真实值和预测值对比图、MAE图,如图3、4所示。

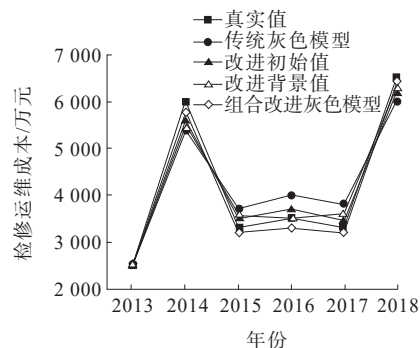


图3 地市B真实值和预测值对比

Figure 3 Comparison of the real and prediction values for city B

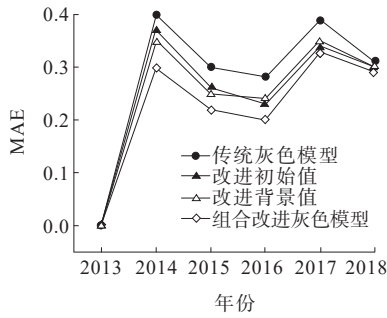


图 4 地市 B 平均绝对误差

Figure 4 Diagram of the the relative error for city B

表 3 地市 B 各模型性能比较

Table 3 Performances comparison of each model for city B

年份	真实值	传统 GM(1,1)		组合改进	
		预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%
2013	2 626.1	2 626.1	0	2222.4	0
2014	6 088.4	3 754.184 4	38.338 7	4 250.776 7	30.182 4
2015	3 274.1	4 412.329 4	34.764 7	4 021.528 9	22.828 5
2016	3 542.0	4 580.022 0	29.306 1	4 307.911 7	21.623 7
2017	3 339.1	4 754.087 7	42.376 3	4 614.688 5	38.201 6
2018	6 708.0	4 934.769 0	26.434 6	4 943.311 7	26.307 2
MAPE 值		0.271 773 345 185 092 1		0.245 499 602 933 116 5	
MAE 值		1 200.348 900 402 248		1 147.972 188 554 255	

由表 3、图 3、4 所示。地市 B 得到的传统模型和组合改进模型的预测值均与真实值之间有很大的差距,预测值不能很好地跟随真实值。模型的 MAPE 值都很大,传统的 GM(1,1)模型 MAPE 值为 0.271 8,改进后的 GM(1,1)模型的 MAPE 值为 0.245 5。

本文采用后验残差检验,得到地市 A 和地市 B 的检验结果如表 4 所示。

表 4 后验差检验

Table 4 Posteriori errors comparison of each model

城市	传统 GM(1,1)			组合改进 GM(1,1)		
	C	P	评级	C	P	评级
A	0.025 514 21	1	一级	0.024 824 93	1	一级
B	0.770 458 84	1	四级	0.759 811 73	1	四级

由表 4 所示,对于地市 A,组合改进 GM(1,1)模型的 C 值比传统 GM(1,1)模型的 C 值更小,所以组合改进之后的预测模型有更高的精度。但是对于地市 B,组合改进 GM(1,1)模型的 C 值和传统 GM(1,1)模型的 C 值均大于 0.65,对照表 1 给出的

评级指标,2 种模型都是不合格的,所以均不能采用灰色预测模型进行预测。地市 A 模型评级为一级,这表明用组合改进 GM(1,1)模型来对未来 3 a 的检修运维成本进行预测是可行的。预测结果如表 5 所示,再结合国网测算文件来制定地市检运费用的拨付区间。

表 5 未来 3 a 预测值

Table 5 Prediction results for the next three years 万元

年份	预测值
2019	6 442.395 4
2020	7 583.977 7
2021	8 927.846 5

## 5 结语

变电站设备出现缺陷,维修或者不维修都可以正常运行,这导致了针对消缺而产生的检修费用参差不齐,LCC 出现波动。本文对传统 GM(1,1)模型进行了改进,一是对初始值进行了改进,改进之后的初始值与每年的检修运维费用紧密相连,增加了预测的可信度;二是对背景值进行了改进,改进之后的背景值,能够更好地减小检修运维成本中消缺成本突变所带来的影响,得到更准确的预测公式。最后通过组合改进 GM(1,1)模型的初始值和背景值,进一步提高了预测模型的精度。使用灰色预测对检修运维费用进行预测,为变电站全寿命周期管理提供了新的方向。

## 参考文献:

- [1] YANG GHAZALI Y Z. Managing on-load tap changer life cycle in tenaga nasional berhad (TNB) distribution power transformers[J]. CIRED-Open Access Proceedings Journal,2017,2017(1):303-307.
- [2] LAZARI A L, CHARALAMBOUS C A. Probabilistic total ownership cost of power transformers serving large-scale wind plants in liberalized electricity markets[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2015,30(4):1923-1930.
- [3] 陈志华,尤梦凯,蔡伟,等. 考虑全寿命周期的储能电站综合评价模型[J]. 发电技术,2023,44(6):883-888. CHEN Zhihua, YOU Mengkai, CAI Wei, et al. Comprehensive evaluation model of energy storage power station with full life cycle[J]. Power Generation Technology,2023,44(6):883-888.
- [4] 宋冬然,晏嘉琪,夏鄂,等. 基于改进麻雀搜索算法的大型海上风电场电缆布置优化[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(12):134-143. SONG Dongran, YAN Jiaqi, XIA E, et al. Optimization of

- cable layout for large-scale offshore wind farms based on an improved sparrow search algorithm[J]. *Power System Protection and Control*,2022,50(12):134-143.
- [5] 马鑫,尚毅梓,胡昊,等.基于数据特征增强和残差收缩网络的变压器故障识别方法[J]. *电力系统自动化*,2022,46(3):175-183.  
MA Xin, SHANG Yizi, HU Hao, et al. Identification method of transformer fault based on data feature enhancement and residual shrinkage network[J]. *Automation of Electric Power Systems*,2022,46(3): 175-183.
- [6] 徐肖庆,朱宁,韦瑞峰,等.大型变压器状态检修的绝缘特征量采样方法[J]. *电力科学与技术学报*,2019,34(4): 189-193.  
XU Xiaqing, ZHU Ning, WEI Ruifeng, et al. Study on insulation characteristics sampling method in the course of condition based maintenance of large transformer[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*,2019, 34(4):189-193.
- [7] 李飞,郑志宇,张昭丞,等.考虑电压暂降影响的交直流配网优选[J]. *电力科学与技术学报*,2020,35(3):120-126.  
LI Fei, ZHENG Zhiyu, ZHANG Zhaocheng, et al. Optimization scheme of AC/DC distribution network considering voltage sags[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*,2020,35(3):120-126.
- [8] 鄢仁武,罗家满,徐育福.基于盲数理论的电力变压器全寿命周期成本分析[J]. *电力系统及其自动化学报*,2019, 31(6):15-20.  
YAN Renwu, LUO Jiaman, XU Yufu. Life cycle cost analysis of power transformer based on blind number theory[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*,2019,31(6):15-20.
- [9] 郑重,周圆,王琪,等.基于杜鹃算法的变压器全寿命周期成本优化研究[J]. *电力系统保护与控制*,2019,47(8): 49-55.  
ZHENG Zhong, ZHOU Yuan, WANG Qi, et al. Research on transformer life cycle cost based on cuckoo optimization algorithm[J]. *Power System Protection and Control*,2019,47(8):49-55.
- [10] 蒲天骄,乔骥,韩笑等.人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. *高电压技术*,2020,46(2):379-383.  
PU Tianjiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and application of artificial Intelligence in operation and maintenance for power equipment[J]. *High Voltage Technology*,2020,46(2):379-383.
- [11] 尚博阳,许寅,王颖,等.参与辅助服务的用户侧储能优化配置及经济分析[J]. *中国电力*,2023,56(2):164-170+178.  
SHANG Boyang, XU Yin, WANG Ying, et al. Optimal configuration and economic analysis of user-side energy storage participating in auxiliary services[J]. *Electric Power*,2023,56(2):164-170+178.
- [12] 周圆.基于健康状态的变压器运维策略及经济寿命研究[D].北京:华北电力大学,2019.  
ZHOU Yuan. Uesearch on transformer operation and maintenance strategy and economic life based on health status[D].Beijing:North China Electric Power University, 2019.
- [13] 谢庆,张焯宇,王春鑫,等.新一代人工智能技术在输变电设备状态评估中的应用现状及展望[J]. *高压电器*, 2022,58(11):1-16.  
XIE Qing, ZHANG Xuanyu, WANG Chunxin, et al. Application status and prospect of the new generation artificial intelligence technology in the state evaluation of power transmission and transformation equipment[J]. *High Voltage Apparatus*,2022,58(11):1-16.
- [14] 徐洋.基于LCC的配电网检修策略优化研究[D].北京:华北电力大学,2015.  
XU Yang. Research on maintenance strategy optimization of distribution network based on LCC[D].Beijing:North China Electric Power University,2015.
- [15] 徐长宝,赵立进,高吉普,等.基于灰色马尔科夫链的继电保护装置寿命研究[J]. *电力科学与技术学报*,2019,34 (3):114-119.  
XU Changbao, ZHAO Lijin, GAO Jipu, et al. Research of relay protection device life cycle based on gray Markov model[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*,2019,34(3):114-119.
- [16] 刘思峰,杨英杰,吴利丰,等.灰色系统理论及其应用[M].北京:科学出版社,2014.  
LIU Sifeng, YANG Yingjie, WU Lifeng. Grey system theory and its application[M]. Beijing: Science Press, 2014.
- [17] SUN Y, YUAN Q, ZHOU R P, et al. Prediction of vibration characteristics of mechanical bearing based on a novel grey model[C]//2019 2nd World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM), Shanghai, China. IEEE, 2019:143-146.
- [18] 蔚德申,王景芹,王丽,等.基于灰色理论的低压断路器寿命预测模型的研究[J]. *电力科学与技术学报*,2019,34 (4):35-41.  
YU Deshen, WANG Jingqin, WANG Li, et al. Research on life prediction model of low-voltage circuit breaker model based on grey theory[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*,2019,34(4):35-41.
- [19] 潘力超.基于分数阶灰色模型的中长期电力负荷预测 [D].大庆:东北石油大学,2023.  
PAN Lichao. Medium and long term power load forecasting based on fractional grey model[D]. Daqing: Northeast Petroleum University,2023.
- [20] ZHU M Y, HA Y J, GU C C, et al. An optimized logarithmic converter with equal distribution of relative errors[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*,2016,63(9):848-852.