

文章编号: 1004-4353(2016)04-0339-04

基于均值 GM(1,1)模型的避雷器 带电检测数据预测

徐玉婷¹, 郑钊²

(1. 阳光学院 基础教研部, 福建 福州 350015; 2. 国家电网福州供电公司, 福建 福州 350009)

摘要: 全电流及阻性电流是反映避雷器运行状态的重要参数,但由于运行中不可避免受到各类因素干扰,导致分析预测其发展趋势具有一定的难度. 本文运用灰色理论中的均值 GM(1,1)模型对全电流及阻性电流进行预测,结果表明该模型具有较高的预测精度,对避雷器的检修决策具有一定的指导意义.

关键词: 灰色预测; 均值 GM(1,1); 避雷器; 全电流; 阻性电流

中图分类号: O29

文献标识码: A

Online detection data prediction for metal oxide surge arrester based on even GM(1,1) model

XU Yuting¹, ZHENG Chuan²

(1. Department of Basic Teaching and Research, Yango College, Fuzhou 350015, China;

2. State Grid Fuzhou Electric Power Supply Company, Fuzhou 350009, China)

Abstract: The full current and resistive current are important parameters reflecting the running state of metal oxide surge arresters (MOA). But due to various uncertain factors influencing the operation of MOAs, it's difficult to predict the development trend of currents. A even GM(1,1) model from gray theory is developed for the prediction in this paper. The results show that the forecasting model has a high precision and the guiding significance for maintenance decision-making of MOAs.

Keywords: grey prediction; even GM(1,1) model; metal oxide surge arrester; full current; resistive current

在避雷器正常运行情况下,流过避雷器的电流主要为容性电流,阻性电流只占很小的一部分,约为 10%~20%. 当阀片老化、避雷器受潮、内部绝缘部件受损以及表面污秽严重时,容性电流无明显变化,而阻性电流则大大增加,所以测量避雷器运行电压下的交流泄漏电流及其阻性电流和容性电流是现场监测避雷器运行状态的主要方法^[1]. 但在实际工作中,影响泄漏电流及阻性电流的因素很多,如周围电场、环境温湿度、底座绝缘、外套表面状况等,这些因素中有些是可知的(如环境因素),有些是不可知的(如周围电场的影响),因此采用灰色系统理论对其进行研究具有可行性^[2]. 本文采用灰色理论的均值 GM(1,1)模型对某变电站一组 110 kV 避雷器的全电流和阻性电流值进行预测,探讨该方法对预测避雷器带电检测的可行性.

1 灰色预测模型简介

目前,随着现代数学和计算机的发展以及数据挖掘技术的广泛运用,一些新的理论模型为预测提供

了较多的方法和手段^[3],如指数平滑法、季节预测法、灰色理论、神经网络、聚类分析法和混沌预测等.研究表明,在这些预测模型中,灰色理论对电力变压器绝缘故障进行诊断、预测是最为有效、可行的^[4].灰色系统理论以部分信息已知、信息未知的小数据以及贫信息不确定性系统为研究对象,通过对部分已知信息的生成、开发,提取有价值的信息,实现对系统运行行为、演化规律的正确描述,并进而实现对其未来变化的定量预测. GM 系列模型是灰色预测理论的基本模型,尤其是邓聚龙教授^[5]提出的均值 GM(1,1)模型,应用十分广泛.均值 GM(1,1)模型是通过将无规则的数据序列作一定的变换,得到具有一定规律的序列,从而可以用曲线进行逼近,该模型的优点是所需的数据量较少,只要有 4 个以上的数据即可建模,且预测的误差较小. 以下为均值 GM(1,1)模型的计算方法:

步骤 1 设序列 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(n))$, 其中 $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \cdots, n$.

步骤 2 引入二阶弱化算子 D^2 , 令 $X^{(0)}D = (x^{(0)}(1)d, x^{(0)}(2)d, \cdots, x^{(0)}(n)d)$, 其中 $x^{(0)}(k)d = \frac{1}{n-k+1}[x^{(0)}(k) + x^{(0)}(k+1) + \cdots + x^{(0)}(n)], k = 1, 2, \cdots, n$. 令 $X^{(0)}D^2 = (x^{(0)}(1)d^2, x^{(0)}(2)d^2, \cdots, x^{(0)}(n)d^2)$, 其中 $x^{(0)}(k)d^2 = \frac{1}{n-k+1}[x^{(0)}(k)d + x^{(0)}(k+1)d + \cdots + x^{(0)}(n)d], k = 1, 2, \cdots, n$ ^[6].

步骤 3 对序列做两次累加,由此生成 X 的 1-AGO 序列为 $X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \cdots, x^{(1)}(n))$, 其中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)d^2$.

步骤 4 用最小二乘法求解系数 \hat{a} . 建立微分方程

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b^{[7]}. \tag{1}$$

设 \hat{a} 为待估计参数变量,令 $\hat{a} = [a, b]^T$, 利用最小二乘法求解可得 $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y^{[8]}$, 其中 $B =$

$$\begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B \text{ 中的背景值为}$$

$$z^{(1)}(k+1) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1)), k = 1, 2, \cdots, n-1. \tag{2}$$

步骤 5 建立 GM(1,1) 预测模型. 将求得的 \hat{a} 带入式(1),解微分方程^[9],有

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 1, 2, \cdots, n-1. \tag{3}$$

式(3)即为预测方程. 此方程是对原始数据进行累加计算,所以还需要进行一次累减,得到还原序列: $\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), k = 1, 2, \cdots, n-1$, 将不同的 k 值带入还原序列得到一组模拟数据.

步骤 6 为检验这组模拟数据的精度,需算出其残差 $\epsilon(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$ 及其相对误差 $\Delta k = \frac{|\epsilon(k)|}{x^{(0)}(k)}$ ^[8-10].

2 全电流有效值和阻性电流的预测

1) 本文以 2010—2016 年的全电流实测值为例(表 1),利用均值 GM(1,1) 模型进行预测. 由全电流实测值所建立的原始数据序列为

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(7)) = (435, 416, 440, 447, 434, 438, 433).$$

建立均值 GM(1,1) 模型,利用 Matlab 程序计算得:

$$X^{(0)}D = (435, 435, 438, 438, 435, 436, 433),$$

$$X^{(0)}D^2 = (436, 436, 436, 436, 435, 435, 433),$$

$X^{(1)} = (436, 872, 1\,308, 1\,744, 2\,179, 2\,614, 3\,047).$

根据上述计算结果得出 GM(1,1) 模型的白化方程为 $\frac{dx^{(1)}}{dt} - 0.004\,3x^{(1)} = 427.108\,0$, 其时间响应式为 $\hat{x}^{(1)}(k+1) = 99\,762e^{0.004\,3k} - 99\,327, k=1,2,\cdots,6$. 将不同的 k 值带入还原序列, 由此得到的模拟序列为 $\hat{X} = (\hat{x}^{(0)}(2), \hat{x}^{(0)}(3), \hat{x}^{(0)}(4), \hat{x}^{(0)}(5), \hat{x}^{(0)}(6), \hat{x}^{(0)}(7)) = (429, 432, 433, 435, 437, 440)$.

误差检验表见表 1. 由表 1 可以看出: 模拟误差较小, 最大误差仅为 3.13%. 经计算, 残差平方和为 $s = \epsilon^T \epsilon = 453$, 平均相对误差为 $\Delta = \frac{1}{6} \sum_{k=2}^7 \Delta k = 1.656\,7\%$. 图 1、图 2 为实际数据与预测数据的对比分析图和相对误差的分析图. 由误差检验结果可以看出: 残差平方和较小, 相对精度高于 98%; 平均相对误差为 0.016, 小于精度等级二级相对误差小于 0.05 的要求.

表 1 误差检验表

年份	实际数据 $x^{(0)}(k)$	模拟数据 $\hat{x}^{(0)}(k)$	残差 $\epsilon(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$	相对误差 / % $\Delta k = \frac{ \epsilon(k) }{x^{(0)}(k)}$
2010	435	435	0	0
2011	416	429	-13	3.13
2012	440	432	8	1.82
2013	447	433	13	2.91
2014	434	435	-1	0.23
2015	438	437	1	0.23
2016	433	440	-7	1.62

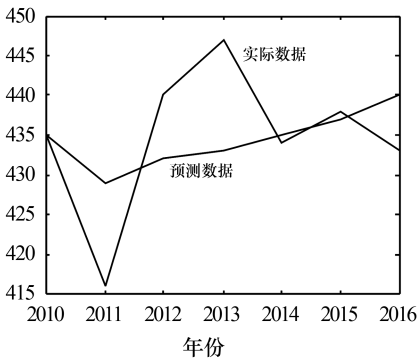


图 1 实际数据与预测数据分析图

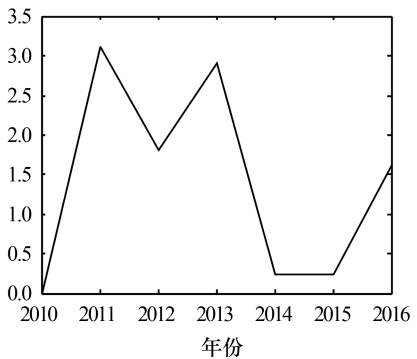


图 2 相对误差分析图

2) 以 2010—2016 年的阻性电流实测值为例(表 2), 利用均值 GM(1,1)模型进行预测. 由阻性电流所建立的原始数据序列为 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \cdots, x^{(0)}(7)) = (89, 56, 79, 120, 118, 98, 100)$. 建立均值 GM(1,1) 模型, 利用 Matlab 程序计算得:

$X^{(0)}D = (94, 95, 103, 109, 105, 99, 100),$
 $X^{(0)}D^2 = (101, 102, 103, 103, 101, 100, 100),$
 $X^{(1)} = (101, 203, 306, 409, 510, 610, 710).$

根据上述计算结果可得出 GM(1,1) 模型的白化方程为 $\frac{dx^{(1)}}{dt} - 0.078\,0x^{(1)} = 63.391\,7$, 其时间响应式为 $\hat{x}^{(1)}(k+1) = 902e^{0.078\,0k} - 813, k=1,2,\cdots,6$. 将不同的 k 值带入还原序列, 由此得到的模拟序列为 $\hat{X} = (\hat{x}^{(0)}(2), \hat{x}^{(0)}(3), \hat{x}^{(0)}(4), \hat{x}^{(0)}(5), \hat{x}^{(0)}(6), \hat{x}^{(0)}(7)) = (70, 79, 91, 94, 100, 108)$.

误差检验表见表 2. 由表 2 可以看出, 模拟误差中最大误差为 25%. 经计算, 残差平方和为 $s = \epsilon^T \epsilon =$

163 3, 平均相对误差为 $\Delta = \frac{1}{6} \sum_{k=2}^7 \Delta k = 13.25\%$. 图 3、图 4 为实际数据与预测数据的对比分析图和相对误差的分析图. 由误差检验结果可以看出: 残差平方和较小, 相对精度高于 86%; 平均相对误差为 0.13, 小于精度等级四级相对误差小于 0.20 的要求.

表 2 误差检验表

年份	实际数据 $x^{(0)}(k)$	模拟数据 $\hat{x}^{(0)}(k)$	残差 $\varepsilon(k) = x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)$	相对误差 / % $\Delta k = \frac{ \varepsilon(k) }{x^{(0)}(k)}$
2010	89	89	0	0
2011	56	70	-14	25
2012	79	79	0	0
2013	120	91	29	24.17
2014	118	94	24	20.34
2015	98	100	-2	2.04
2016	100	108	-8	8.00

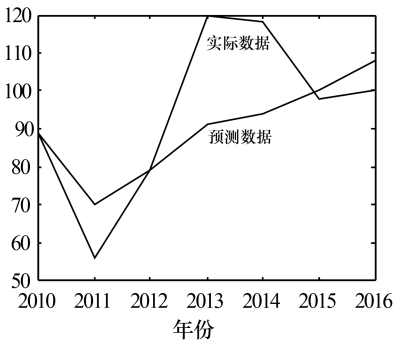


图 3 实际数据与预测数据分析图

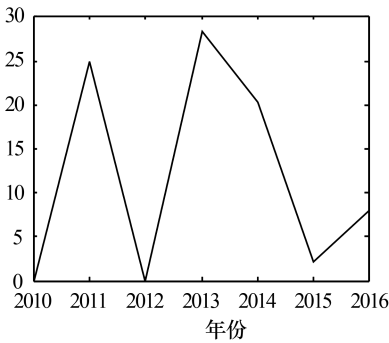


图 4 相对误差分析图

3 结论

本文采用均值 GM(1,1)模型对一组 110 kV 避雷器的实测全电流及阻性电流数据进行了预测, 结果显示相对精度均高于 85%, 并且平均相对误差仅为 0.13, 满足均值 GM(1,1)模型对样本需求量小、计算简单、精度可靠的要求, 因此本文方法可为避雷器的检修决策提供一定的参考依据.

参考文献:

[1] 张晓惠. 国家电网公司生产技能人员职业能力培训专用教材·电气试验[M]. 北京:中国电力出版社,2010:427.

[2] 刘凯,刘方,刘岩,等. 结合预测方法在避雷器带电测试中的应用[J]. 电瓷避雷器,2012,1:61-63.

[3] 张栋楠,舒中俊,陈庆全,等. 改进型灰色神经网络在火灾预测中的应用研究[J]. 中国安全科学学报,2012,22(2): 50-55.

[4] 刘思峰,杨英杰,吴利丰,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 7 版. 北京:科学出版社,2014:140-155.

[5] 邓聚龙. 灰色系统基本方法[M]. 武汉:华中理工大学出版社,1987:1-4.

[6] 王磊,武术静,李长青. 灰色马尔科夫模型对煤自然发火预测的研究[J]. 河南理工大学学报(自然科学版),2015,34 (1):35-39.

[7] 李军,刘森. 基于灰色理论的全国 50 个大中城市食品价格分析与预测[J]. 绵阳师范学院学报,2016,35(2):17-23.

[8] 刘长颖. 基于灰色系统和神经网络的高校科技活动投入数据预测组合模型研究[J]. 辽宁师范大学学报(自然科学版),2016,39(1):50-53.

[9] 丰世林,吴江. 基于区间灰色预测模型的飞机轮胎磨损预测技术研究[J]. 数学的实践与认识,2016,46(4):97-101.

[10] 何思兰,孙红兵. 基于灰色预测和 BP 神经网络模型的云南省人口总量预测研究[J]. 计算机与数字工程,2016(2): 193-196.