

优化的灰色模型在核动力系统 管道腐蚀速率预测中的应用

陈永红, 张大发, 陈登科, 江 玮

(海军工程大学 核能科学与工程系, 湖北 武汉 430033)

摘要:针对灰色理论模型 GM(1,1) 预测时误差较大, 提出了一种新的预测方法——优化灰色理论预测方法。并把该方法应用到核动力系统管道腐蚀速率的预测。通过与多种预测方法的实际比较证明, 该方法正确、有效的。同时, 通过对管道腐蚀速率的预测, 对核动力系统管道在复杂条件下的维修和保养提供了有力的依据。

关键词:优化的灰色理论; 腐蚀速率; 核动力系统; 预测

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1000-6931(2007)06-0707-04

Prediction on Corrosion Rate of Pipe in Nuclear Power System Based on Optimized Grey Theory

CHEN Yong-hong, ZHANG Da-fa, CHEN Deng-ke, JIANG Wei

(Department of Nuclear Science and Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: For the prediction of corrosion rate of pipe in nuclear power system, the prediction error from the grey theory is greater, so a new method, optimized grey theory was presented in the paper. A comparison among predicted results from present and other methods was carried out, and it is seem that optimized grey theory is correct and effective for the prediction of corrosion rate of pipe in nuclear power system, and it provides a fundamental basis for the maintenance of pipe in nuclear power system.

Key words: optimized grey theory; corrosion rate; nuclear power system; prediction

灰色理论预测模型特别适用于一些时间短、数据波动不大、单调递增速度平缓的预测问题。这一预测模型的一个重要特点是小数据建模, 通常取 5~6 个数据建模, 因此, 模型得到广泛应用^[1]。而在应用灰色模型进行预测时, 存在误差较大、精度不高的问题。对此, 本文研究提出一种新的预测方法——优化灰色理论。这

种方法是把预测的误差值作为目标函数, 利用遗传算法对灰色无偏预测模型中的两个参数进行优化, 进而得出优化的灰色模型, 再利用优化的灰色模型进行预测, 从而提高了灰色无偏模型的预测精度。

核动力系统管道繁多, 管道系统的寿命与核动力系统的寿命息息相关, 而影响管道

寿命的主要因素则是管道的腐蚀速率。核动力系统的管道工作环境恶劣,高温、高压、高湿度、核辐射等均对管道的腐蚀有很大影响,且各因素间相互作用,构成一异常复杂的、随机变化的腐蚀体系,腐蚀速率和各影响因素之间难以直接建立明确的函数关系表达式。另外,某些腐蚀影响因素的测量带有一定的不确定性和模糊性,对于具有模糊性和复杂性的腐蚀速率预测问题,经典的预测方法难以发挥作用,因此,本文提出优化灰色理论预测方法,以期对核动力系统的管道腐蚀速率进行更好的预测。

1 优化灰色理论预测模型

1.1 灰色无偏预测模型

设系统某行为特征量的观察值为 $x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(N)\}$, 对 $x^{(0)}$ 进行一次累加处理得 $x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(N)\}$ 。对具有灰指数律的数据列,可建立如下灰色无偏模型^[1-3]:

$$\lambda[x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)] + ax^{(1)}(k) = b \quad (1)$$

$$k = 2, 3, \dots$$

其中: $\lambda = \frac{a}{e^a - 1}$, a 和 b 是待辨识常数,其白化微分方程形式为:

$$dx^{(1)}/dt + ax^{(1)} = b \quad (2)$$

建成的生成数据模型为:

$$\hat{x}^{(1)}(1) = x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$$

$$\hat{x}^{(1)}(k) = [x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-a(k-1)} + \frac{b}{a}$$

$$k = 2, 3, \dots \quad (3)$$

建立的原始数据模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$$

$$\hat{x}^{(0)}(k) = (1 - e^a)[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}]e^{-a(k-1)}$$

$$k = 2, 3, \dots \quad (4)$$

上述灰色模型具有白指数律重合性,它是一种无偏的灰色模型,简记为 UMG(1,1)。

1.2 目标函数的确定

在建立的原始数据预测模型(4)中,可得出预测的误差为:

$$e(k) = \hat{x}^{(0)}(k) - x^{(0)}(k) \quad k = 2, 3, \dots \quad (5)$$

为更好反映预测模型误差的变化,也为下一步的优化做准备,选择平方误差作为目标函

数,灰色无偏 UMG(1,1)模型中的两个待辨识常数 a 和 b ,即为目标函数中的参数。目标函数为:

$$F(a, b) = \sum_{k=2}^N e^2(k) \quad (6)$$

在实际应用中,希望目标函数 $F(a, b)$ 小,即模型的精度高。

1.3 应用遗传算法对参数进行优化

遗传算法^[4]相对于传统优化方法的主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,搜索不依赖于梯度信息,它尤其适宜处理传统方法难于解决的复杂和非线性问题,是一种全局性搜索寻优,精度较高。

遗传算法的主要参数有群体规模 M , 算法迭代次数 Q , 复制概率 p_r , 交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 等参数,其主要步骤^[5]如下:

1) 对所选择的参数进行编码,编码又可分为十进制编码和二进制编码等,可根据具体情况进行操作;

2) 随机产生一个由确定长度的特征串组成的初始群体;

3) 根据适应度函数计算群体中每个个体的适应度;

4) 把适应度满足要求的个体选择出来作为一个寻优结果,把适应度不满足要求的个体经过复制、交叉、变异后又产生一个新的群体,再按照 3)、4) 进行循环操作;

5) 在所有的寻优结果中选出最优解。

2 灰色神经网络模型

灰色神经网络模型是通过把神经网络和 GM(1,1) 灰色理论有机结合起来,将 GM(1,1) 白化微分方程的离散响应式映射到一个 BP 神经网络中,通过对 BP 神经网络进行训练得到反映神经网络输入时间序列和预测值之间的隐含的规律后,将神经网络的某些连接权值作为 GM(1,1) 预测系统的未知系数^[6]。

GM(1,1) 白化微分方程的离散响应式为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - b/a]e^{-ak} + b/a$$

$$k = 1, 2, 3, \dots \quad (7)$$

进行变换得到:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}) - \frac{x^{(0)}(1)}{1 + e^{-ak}} +$$

$$2 \frac{b}{a} \times \frac{1}{1 + e^{-ak}}](1 + e^{-ak})$$

$$k = 1, 2, 3, \dots \quad (8)$$

将变换后的 GM(1,1)白化微分方程的离散响应式映射到 BP 神经网络中。灰色神经网络结构示于图 1。

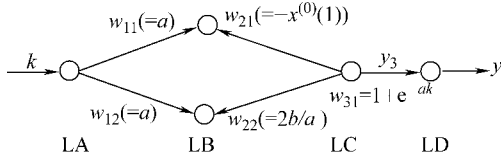


图 1 灰色神经网络映射图

Fig. 1 Mapping figure of gray NN

该神经网络由 4 层神经网络组成,分别为输入层 LA、隐层 LB 和 LC、输出层 LD 组成。隐层 LB 的转换函数为 $y = 1/(1 + e^{-x})$;隐层 LC 和输出层 LD 的转换函数为 $y = x$;各连接权值 w_{11} 、 w_{12} 、 w_{21} 、 w_{22} 、 w_{31} 分别示于图 1;LC 层的阈值为 $\theta_{LC} = b/a - x^{(0)}(1)$,LC 层的网络输出为:

$$y_1 = -x^{(0)}(1) \frac{1}{1 + e^{-ak}} +$$

$$2 \frac{b}{a} \times \frac{1}{1 + e^{-ak}} - \left[\frac{b}{a} - x^{(0)}(1) \right] \quad (9)$$

根据映射网络图可以看出,LC 层的网络输出为:

$$y = \hat{x}^{(1)}(k+1) = w_{31}y_1 = (1 + e^{-ak})y \quad (10)$$

3 核动力系统中管道腐蚀速率的预测

假设核动力系统中某类型管道所测得的腐蚀速率列于表 1。参照文献[6],把这 5 组数据作为灰色无偏模型的基础预测数据。

表 1 所测得的某管道腐蚀检测数据

Table 1 Corrosive rate of one pipe

序号	测量时间	测量的腐蚀速率/(mm·a ⁻¹)
1	99-01-01	0.065 0
2	99-02-01	0.078 0
3	99-03-01	0.084 0
4	99-04-01	0.092 0
5	99-05-01	0.099 0

由表 1 数据可得 $x^{(0)} = \{0.065 0, 0.078 0, 0.084 0, 0.092 0, 0.099 0\}$ 。由此计算出灰色无偏预测模型为:

$$\hat{x}^{(0)}(1) = 0.065 0$$

$$\hat{x}^{(0)}(2) = (1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a})e^{-a(2-1)}$$

$$\hat{x}^{(0)}(3) = (1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a})e^{-a(3-1)}$$

$$\hat{x}^{(0)}(4) = (1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a})e^{-a(4-1)}$$

$$\hat{x}^{(0)}(5) = (1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a})e^{-a(5-1)}$$

得到目标函数值为:

$$F(a, b) = ((1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a}) \cdot e^{-a(2-1)} - 0.078 0)^2 + ((1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a}) \cdot e^{-a(3-1)} - 0.084 0)^2 + ((1 - e^a) \times (0.065 0 - \frac{b}{a})e^{-a(4-1)} - 0.092 0)^2 + ((1 - e^a)(0.065 0 - \frac{b}{a})e^{-a(5-1)} - 0.099 0)^2$$

经过遗传算法优化得到: $a = -0.080 4$, $b = 0.069 6$ 。

所得到的优化灰色预测模型则为:

$$\hat{x}^{(0)}(1) = 0.065 0$$

$$\hat{x}^{(0)}(k) = (1 - e^{-0.080 4})(0.065 0 +$$

$$0.865 7)e^{0.080 4(k-1)} \quad k=2, 3, 4, 5 \quad (11)$$

用所得的优化灰色预测模型式(11)对核动力系统管道的腐蚀速率做出预测,并与用其它方法所预测的值^[2]同列于表 2。

从表 2 可看出,优化灰色模型所预测值与实际值之间的误差相对较小,且不管单个预测值的精度还是平均精度都明显高于其它几种预测方法所得的预测值。优化灰色模型预测值的平均精度达到 99.73%,已把平均误差控制在 1%之内,由此检验了该方法的有效性。这样,可以这 5 组数据为基础,应用优化的灰色模型预测方法预测未来某个时间节点的腐蚀速率。预测值与所测得的实际值的比较列于表 3。

表2 优化灰色模型预测值与其它方法预测值的比较

Table 2 Comparison of prediction values from optimized grey theory and other methods

序号	实测值/ (mm·a ⁻¹)	优化灰色模型		标准灰色模型		灰色遗传模型		灰色神经模型	
		预测值/ (mm·a ⁻¹)	精度/%	预测值/ (mm·a ⁻¹)	精度/%	预测值/ (mm·a ⁻¹)	精度/%	预测值/ (mm·a ⁻¹)	精度/%
1	0.065 0	0.065 0	100.0	0.065	100.0	0.065	100.0	0.065	100.0
2	0.078 0	0.077 9	99.87	0.104	66.67	0.085	91.00	0.083	93.6
3	0.084 0	0.084 4	99.52	0.122	54.76	0.090	92.85	0.088	95.24
4	0.092 0	0.091 5	99.46	0.134	54.35	0.102	89.13	0.100	91.3
5	0.099 0	0.099 2	99.80	0.136	62.62	0.104 5	94.44	0.103	95.96
			(99.73)		(67.68)		(93.48)		(95.22)

注:括号内为精度平均值

表3 预测值与实测值的比较

Table 3 Comparison between predicted and real values

预测步数	实测值/(mm·a ⁻¹)	预测值/(mm·a ⁻¹)	精度/%
第1步	0.106 0	0.107 5	98.58
第2步	0.109 0	0.116 5	93.12
第3步	0.113 4	0.126 2	88.71
第4步	0.116 7	0.136 8	82.78
第5步	0.119 5	0.148 2	75.98

从表3可看出,随着预测步数的增加,优化灰色模型预测值的精度逐渐降低,且降低的趋势变化较迅速,从第1步的98.58%下降到了第5步的75.98%。

4 结论

1) 应用优化的模型方法自身检验的平均精度为99.73%,说明该方法是正确的,算法也是有效的,它提高了预测值的精度,降低了误差水平,具有很好的应用价值。但预测步数增加,预测精度随之降低,说明该方法只能做短期内的预测,而长期内的预测精度则较低。为克服这一缺点,可随着预测步数增加不断平移基础数据。

2) 将该方法应用到核动力系统管道的腐蚀速率预测中时,第1步预测值的精度达到98.58%,说明实际应用该方法是可行的,预测值也是有效的。用这一方法对核动力系统管道腐蚀速率的预测,可了解管道的腐蚀状况,为核动力系统在复杂条件下的维修和保养提供依据。

参考文献:

[1] 马纲,翟威,芮延年. 灰色理论在齿轮磨损量预测中的应用研究[J]. 自控与监测, 2005, 12(7):

60-62.

MA Gang, ZHAI Wei, RUI Yannian. Applications of gray theory in predict wearing capacity of gear[J]. Autocontrol & Monitoring, 2005, 12(7):60-62(in Chinese).

[2] 刘思峰,郭天榜,党耀国. 灰色系统及其应用[M]. 2版. 北京:科学出版社,1999:3-22.

[3] LIN Z C, LIN W S. The application of grey theory to the prediction of measurement points for circularity geometric tolerance[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing, 2001, 17(5):74-80.

[4] GALLETLY J E. An overview of genetic algorithm[J]. Kyberneses, 1992, 21(6):26-30.

[5] 陈国良. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社,1996:9-63.

[6] 喻西崇,赵金洲,邬亚玲,等. 利用灰色理论预测注水管道腐蚀速率的变化趋势[J]. 腐蚀与防护, 2003, 24(2): 51-54.

YU Xichong, ZHAO Jinzhou, WU Yaling, et al. Using gray model to predict corrosion rate variation with time in injecting pipeline[J]. Corrosion & Protection, 2003, 24(2):51-54(in Chinese).