

装备通用质量特性及寿命评估

# 基于灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型的 车辆装备冷却系腐蚀预测

徐安桃<sup>a</sup>, 李锡栋<sup>b</sup>, 周慧<sup>b</sup>, 乔渊博<sup>b</sup>, 吴正日<sup>b</sup>

(陆军军事交通学院 a. 投送装备保障系; b. 学员5大队研究生队, 天津 300161)

**摘要:** **目的** 避免由于腐蚀破坏车辆装备冷却系, 使车辆不能维持良好的工作状态, 并缩短装备的使用寿命, 建立一个准确、高效的预测模型, 以实现对车辆装备冷却系腐蚀预测。**方法** 在传统 GM(1,1) 模型基础上, 结合背景值构造优化与新陈代谢思想, 建立一种新陈代谢加权不等时距模型 MUGM(1,1, $\lambda$ )。此外, 还引入遗传算法优化 BP 神经网络模型对 MUGM(1,1, $\lambda$ ) 模型进行残差修正, 建立灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型。**结果** 基于优化组合模型对冷却系用铸铁材料腐蚀预测的平均误差为 0.43%, 模型精度为一级, 预测精度高。**结论** 所建立的灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型对于车辆装备冷却系金属腐蚀预测具有可行性。**关键词:** 车辆装备冷却系; MUGM(1,1, $\lambda$ ); 遗传算法; BP 神经网络

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2018.11.023

中图分类号: TJ81+0

文献标识码: A

文章编号: 1672-9242(2018)11-0123-06

## Corrosion Prediction of Vehicle Equipment Cooling System Based on Grey Compensation BP Neural Network Combined Model

XU An-tao<sup>a</sup>, LI Xi-dong<sup>b</sup>, ZHOU Hui<sup>b</sup>, QIAO Yuan-bo<sup>b</sup>, WU Zheng-ri<sup>b</sup>

(a. Projection Equipment Support Department; b. Postgraduate Training Brigade, Fifth Team of Cadets, Army Military Transportation University, Tianjin 300161, China)

**ABSTRACT: Objective** To avoid damage to the vehicle equipment cooling system due to corrosion, which disenable the vehicle to maintain a good working condition and shorten the service life of the equipment, and establish an accurate and efficient prediction model to predict corrosion of the vehicle equipment cooling system. **Methods** Based on the traditional GM(1,1) model, combined with background value construction optimization and metabolism, a metabolic weighted unequal time interval model MUGM(1,1, $\lambda$ ) was established. In addition, the genetic algorithm was used to optimize the BP neural network model to modify the residual of MUGM(1,1, $\lambda$ ) model, and the grey compensation BP neural network optimization combination model was established. **Results** Based on the optimized combination model, the average error of corrosion prediction for cast iron materials for cooling system was 0.43%; the model accuracy was level one; and the prediction accuracy was high. **Conclusion** The gray compensation BP neural network optimization combination model is feasible for the prediction of metal corrosion in vehicle cooling equipment.

**KEY WORDS:** vehicle equipment cooling system; MUGM(1,1, $\lambda$ ); genetic algorithm; BP neural network

车辆装备发动机冷却系长期服役于常温与高温 交替环境下, 金属零部件工作环境复杂、恶劣, 极易

发生化学或电化学腐蚀,破坏冷却系,从而影响车辆装备保持良好的性能状态,缩短装备的使用寿命<sup>[1-2]</sup>。因此,为维持车辆装备的良好性能,延长车辆装备的服役年限,对冷却系腐蚀进行准确预测就显得尤为重要了。

冷却系金属材料的腐蚀是一个极为复杂的物理化学过程,受到诸多因素影响,如冷却液、缓蚀剂类型、酸碱度、工作温度等。这些腐蚀、抗腐蚀因子相互影响,共同作用构成了一个复杂恶劣的冷却系环境<sup>[3-5]</sup>。由于这些因子之间的关系具有很大的不确定性与模糊性,可视之为随时间而变化的灰色量,则冷却系金属的腐蚀就可视为一个信息不完全、不确定的灰色系统。因而,可采用灰色系统理论对其腐蚀问题进行研究。GM(1,1)模型作为一种最为常用的灰色预测模型,能克服“贫信息、少数据”等问题,使不确定的灰色量化,现已广泛运用于工业控制领域<sup>[6-7]</sup>。但该模型仍存在问题:1) GM(1,1)模型适用范围受限,仅限于完全等时距序列;2) 传统 GM(1,1)模型建立后,灰色参数是固定不变的,忽略了灰色系统随时间推移所发生的变化,因而不适用中长期预测;3) 不具有自学习、自组织及自适应性能力,处理非线性信息能力偏弱。神经网络模型具有强大的非线性处理能力、自组织适应性能力及学习能力等特点,可与灰色预测模型形成优势互补,建立起一个性能更优的灰色神经网络组合模型<sup>[8-9]</sup>。

针对传统 GM(1,1)模型的缺陷,文中拟在传统 GM(1,1)模型基础上,结合新陈代谢思想,建立一种新陈代谢加权不等时距模型 MUGM(1,1,λ)。此外,引入遗传算法优化 BP 神经网络模型对 MUGM(1,1,λ)模型进行残差修正,进一步提高模型精度,以实现车辆冷却系腐蚀的精准预测。

## 1 模型基本理论

### 1.1 MUGM ( 1,1, λ ) 模型

设不等时序原始数列为  $\{x^{(0)}(t_i)\} = \{x^{(0)}(t_1), x^{(0)}(t_2), \dots, x^{(0)}(t_n)\}$ , 以时距作为乘子, 对其进行一次累加生成 1-AGO 序列  $\{x^{(1)}(t_i)\}$ , 有  $x^{(1)}(t_i) = \sum_{j=1}^i x^{(0)}(t_j) \cdot \Delta t_j$ 。以 1-AGO 序列  $\{x^{(1)}(t_i)\}$  建立 UGM (1,1)模型, 其白化形式的微分方程为:

$$\begin{cases} \frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \\ x^{(1)}(t_1) = x^{(0)}(t_1) \end{cases} \quad (1)$$

式中: 参数  $a$  为发展系数;  $u$  为灰色作用量。将微分方程离散化, 可得到:

$$x^{(0)}(t_{i+1}) + ay^{(1)}(t_{i+1}) = u \quad (2)$$

对于背景值序列  $\{y^{(1)}(t_{i+1})\}$  的构建, 这里抛弃了传统的紧邻均值法, 引入加权因子  $\lambda$  进行优化, 建立相应的加权灰色预测模型(简称 UGM(1,1,λ)), 即有:

$$y^{(1)}(t_{i+1}) = \lambda x^{(1)}(t_{i+1}) + (1-\lambda)x^{(1)}(t_i) \quad (3)$$

其中  $\lambda$  的值可通过满足实测值与预测值之间的平均相对误差最小来确定的, 平均相对误差的计算公式为:

$$\bar{\Delta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x^{(0)}(t_i) - \hat{x}^{(0)}(t_i)|}{x^{(0)}(t_i)} \quad (4)$$

由最小二乘法  $[a, u]^T = (C^T C)^{-1} C^T Z_n$  来确定参数  $a, u$  的值。其中:

$$C = \begin{bmatrix} -y^{(1)}(t_2) & 1 \\ -y^{(1)}(t_3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -y^{(1)}(t_n) & 1 \end{bmatrix}, \quad Z_n^T = \begin{bmatrix} x^{(0)}(t_2) \\ x^{(0)}(t_3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(t_n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\text{得到时间响应式 } \hat{x}^{(1)}(t_i) = \left[ x^{(0)}(t_1) - \frac{u}{a} \right] e^{-a(t_i - t_1)} +$$

$\frac{u}{a}$ , 将此式还原, 得原始数据的预测表达式:

$$\hat{x}^{(0)}(t_{i+1}) = \frac{\hat{x}^{(1)}(t_{i+1}) - \hat{x}^{(1)}(t_i)}{\Delta t_{i+1}} = \frac{1}{\Delta t_{i+1}} \left( 1 - e^{a\Delta t_{i+1}} \right) \left( x^{(0)}(t_i) - \frac{u}{a} \right) e^{-a(t_{i+1} - t_i)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

在任何灰色系统的发展过程中, 时间的推移都会使得旧数据的挖掘开发价值逐渐降低。为更好地反映系统的动态发展, 应该及时引入新数据, 同时替换老旧数据, 实现对建模数据进行更新换代<sup>[10]</sup>。因而, 考虑在上述基础上结合新陈代谢思想对 UGM(1,1,λ)模型进行优化, 构建新陈代谢加权不等时距 GM(1,1)模型(简称 MUGM(1,1,λ)模型)。具体实现步骤如下<sup>[11]</sup>:

步骤 1, 选取原始数据序列作为出初始建模序列, 即:

$$\{x_1^{(0)}(t_i)\} = \{x^{(0)}(t_1), x^{(0)}(t_2), \dots, x^{(0)}(t_n)\}$$

取  $x_1^{(1)}(t_1) = x^{(0)}(t_1)$ , 按式(3)构建背景值, 建立 UGM(1,1,λ)模型。

步骤 2, 根据式(4), 选取  $\bar{\Delta}$  最小时对应的  $\lambda, a, u$ , 代入式(6)得  $\hat{x}^{(0)}(t_{n+1})$ 。

步骤 3, 添加  $\hat{x}^{(0)}(t_{n+1})$  并删除  $x^{(0)}(t_1)$ , 构造新序列  $\{x_2^{(0)}(t_i)\}$ 。

$$\{x_2^{(0)}(t_i)\} = \{x^{(0)}(t_2), x^{(0)}(t_3), \dots, x^{(0)}(t_{n+1})\}$$

取  $x_2^{(1)}(t_1) = x^{(0)}(t_2)$ , 执行第二步, 得  $\hat{x}^{(0)}(t_{n+2})$ 。

以此类推，直到获得所预测值。

### 1.2 遗传算法优化 BP 神经网络

BP 算法是一种有监督式的学习算法，它通过反向传播算法可对各个神经元的权值进行不断调整，直到使得输出值与期望值的误差满足要求为止。BP 神经网络具有很强的非线性映射能力，理论上可以逼近于任何连续函数。然而，由于该算法本质上是梯度下降法，是一种局部搜索的优化方法，因而存在这样一些问题，如算法的收敛速度慢，且易陷入局部极值点等<sup>[12-13]</sup>。因此，针对该算法的缺陷，下面引入遗传算法对 BP 神经网络进行优化。

遗传算法优化 BP 神经网络算法的流程如图 1 所示。它共包括三部分：一是 BP 神经网络的确定，在该部分，首先依据拟合函数输入输出个数来确定网络结构，进而确定遗传算法的长度；二是遗传算法优化，依据遗传算法中种群的选择、交叉及变异等操作确定最优个体，即确定了神经网络各单元的权值；三是 BP 神经网络的预测，根据经遗传算法优化得到的初始权值、阈值代入神经网络，网络训练后进行预测。

### 1.3 灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型

#### 1.3.1 算法实现

所谓灰色神经网络组合预测模型，是指将灰色系

统理论与人工神经网络通过串联、并联、嵌入、补偿等方式有机结合在一起，取长补短，形成一个二者优势兼具的灰色神经网络组合预测模型<sup>[14-16]</sup>。文中采用的是基于灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型，其具体流程如图 2 所示。首先对给定的原始数据序列进行建模，得到 MUGM(1,1,λ)模型。运用该模型进行预测，将预测值与原始值进行比较，得到残差序列。然后利用遗传算法优化 BP 神经网络模型对此进行适当修正，尔后补偿预测值，得到最终预测结果。

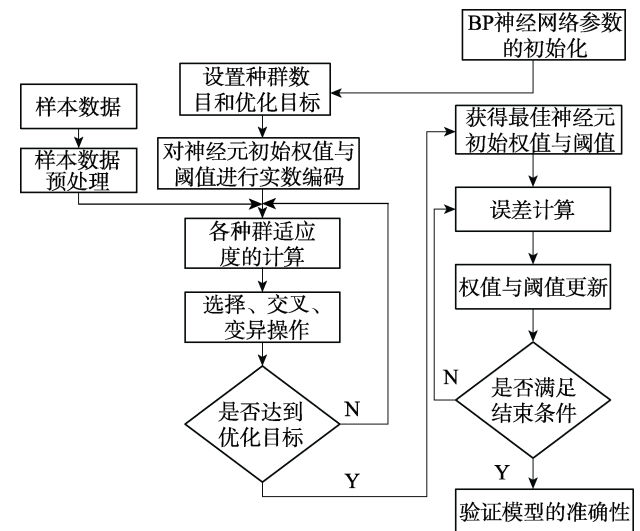


图 1 遗传算法优化 BP 神经网络算法的流程

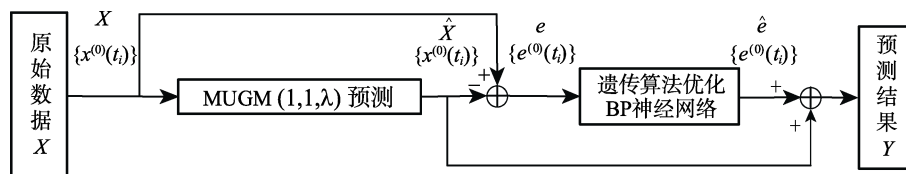


图 2 灰色补偿 BP 神经网络算法的流程

#### 1.3.2 精度检验

利用小误差概率  $P$ 、后验差比值  $Q$  两个参数分级，来判定灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型的精度。参数  $P$ 、 $Q$  的计算公式为：

$$P = \{ |\varepsilon(t_i) - \bar{\varepsilon}| < 0.6745S_1 \}, \quad Q = \frac{S_2}{S_1} \quad (7)$$

式中： $\bar{\varepsilon}$  为原始数列  $\{x^{(0)}(t_i)\}$  与预测数列  $\{\hat{x}^{(0)}(t_i)\}$  之间的差值，即残差序列  $\varepsilon(t_i)$  的平均值， $S_1$ 、 $S_2$  分别为原始序列、残差序列的标准差。此外，模型精度等级见表 1。

表 1 模型精度等级

精度等级	小误差概率 $p$	后检验比值 $C$	预测精度等级
一级	>0.95	<0.35	好
二级	>0.80	<0.45	合格
三级	>0.70	<0.50	勉强合格
四级	≤0.70	≥0.65	不合格

## 2 实例分析

选取某型车辆装备冷却系用铸铁在冷却液中测得极化曲线所拟合的自腐蚀电流密度  $J_0$ ，具体见表 2。为提高建模的速度与准确，对数据进行负对数处理。对表 2 中前 6 组实测数据进行数学建模，对后 3 组实测数据用于精度检验。按前面所叙述的建模方法，对原始数据进行处理，建立起改进的不等时距灰色动态模型 MUGM(1,1,λ)。

### 2.1 MUGM(1,1,λ)模型建立

设  $\{x^{(0)}(t_i)\}$  为冷却系用铸铁的自腐蚀电流密度的负对数，乘上时距并进行一次累加处理得到 1-AGO 序列  $\{x^{(1)}(t_i)\}$ 。将所得的  $\{x^{(1)}(t_i)\}$  序列代入到式 (5) 中，则可以得到  $C$  与  $Z_n$ 。再根据最小二乘法，可得灰参数，进而求得预测值。采用 Matlab 2015b 编程计算得，传统 UGM(1,1)模型的灰参数  $[a, u]^T =$

表2 铸铁在冷却液中测得极化曲线拟合的自腐蚀电流密度

时间/h	$J_0/(A \cdot cm^{-2})$	$-\lg[J_0/(A \cdot cm^{-2})]$	时间/h	$J_0/(A \cdot cm^{-2})$	$-\lg[J_0/(A \cdot cm^{-2})]$
0	5.86510E-07	6.23172	20	3.36957E-07	6.47243
1	4.35623E-07	6.36089	40	3.32496E-07	6.47821
2	4.12531E-07	6.38454	80	3.23574E-07	6.49003
5	3.68971E-07	6.43301	160	3.15176E-07	6.50145
10	3.48240E-07	6.45812			

[-0.00110,6.37553]。改进后所得的 MUGM(1,1, $\lambda$ )模型计算过程为:

模型建立的原始数据序列为:

$$\{x_1^{(0)}(t_i)\} = \{6.23172, 6.36089, 6.38454, 6.43301, 6.45812, 6.47243\}$$

经处理后得到 1-AGO 序列:

$$\{x_1^{(1)}(t_i)\} = \{6.23172, 12.59261, 18.97716, 38.27618, 70.56679, 135.29104\}$$

计算得:  $\lambda_1=0.757$ ,  $a_1=-0.00094$ ,  $u_1=6.37577$ ,  $\hat{x}^{(0)}(t_7)=6.56462$ 。添加  $\hat{x}^{(0)}(t_7)$  并删除  $x^{(0)}(t_1)$ , 可得新的原始序列:

$$\{x_1^{(0)}(t_i)\} = \{6.36089, 6.38454, 6.43301, 6.45812, 6.47243, 6.56462\}$$

计算得:  $\lambda_2=0.502$ ,  $a_2=-0.00085$ ,  $u_2=6.39928$ ,  $\hat{x}^{(0)}(t_8)=6.73446$ 。

继续按步骤操作, 可得:  $\lambda_3=0.481$ ,  $a_3=-0.00082$ ,  $u_3=6.41471$ ,  $\hat{x}^{(0)}(t_9)=7.07635$ 。

对两个模型进行精度检验, 结果见表3。对比两个模型, 还可发现 MUGM(1,1, $\lambda$ )模型的平均相对误差较传统 UGM(1,1)低, 预测精度更高, 特别是对于后3组测试数据的预测, 误差明显低于传统 UGM 模型。这表明通过优化背景值构造与结合新陈代谢思想两种手段, 可以有效地提高模型的预测精度。这两种模

型的平均误差很小, 分别为 2.26%、1.71%。尽管如此, 两个模型的后验差比值分别为 3.2695、2.4439, 小误差概率均为 0.1111。对照表1的模型精度表, 可判定两种模型精度为四级, 预测精度均为不合格。为提高模型精度, 以准确反映冷却系金属腐蚀实际, 下面采用遗传算法优化 BP 神经网络对 MUGM(1,1, $\lambda$ )的预测值进行补偿修正。

## 2.2 神经网络程序实现及结果分析

记残差序列  $\{e^{(0)}(i)\}$  为 MUGM (1,1, $\lambda$ ) 的预测值序列  $\{\hat{x}^{(0)}(t_i)\}$  与原始序列  $\{x^{(0)}(t_i)\}$  之差,  $S$  为预测阶数, 则输入样本为  $e^{(0)}(i-1), e^{(0)}(i-2), \dots, e^{(0)}(i-S)$ , 对应输出样本为  $e^{(0)}(i)$ 。以 Matlab2015b 为平台建立遗传算法优化 BP 神经网络算法, 主要的操作步骤为:

- 1) 输入由残差序列  $\{e^{(0)}(i)\}$  所构成的训练样本 (这里预测阶数  $S$  取 2)。
- 2) 调用函数 `[inputn, inputps]=mapminmax(input_train)` 对训练样本数据进行归一化处理。
- 3) 构建神经网络。调用 `net=newff(inputn, outputn, hiddennum)` 函数, 创建一个  $2 \times 5 \times 1$  的 BP 网络结构。
- 4) 参数初始化。利用遗传算法对网络结构进行初始化, 确定最优权值、阈值。
- 5) 训练神经网络。调用函数 `[net, per2]=train(net, inputn, outputn)` 对神经网络进行训练。

表3 模型预测值及精度检验结果

时间/h	$-\lg[J_0/(A \cdot cm^{-2})]$	传统 UGM(1,1)模型			MUGM(1,1, $\lambda$ )模型		
		预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差
0	6.23172	6.23172	0	0	6.23172	0	0
1	6.36089	6.38585	-0.02496	0.39	6.38465	-0.02376	0.37
2	6.38454	6.39285	-0.00831	0.13	6.39066	-0.00612	0.10
5	6.43301	6.40688	0.02613	0.41	6.40271	0.03030	0.47
10	6.45812	6.43502	0.02310	0.36	6.42688	0.03124	0.48
20	6.47243	6.48813	-0.01570	0.24	6.47246	-0.00003	0
40	6.47821	6.59572	-0.11751	1.81	6.56462	-0.08641	1.33
80	6.49003	6.81649	-0.32646	5.03	6.73446	-0.24443	3.77
160	6.50145	7.28132	-0.77987	12.00	7.07635	-0.57490	8.84
平均误差/%		2.26			1.71		
后验差比值		3.2695			2.4439		
小误差概率		0.1111			0.1111		

6) BP 网络预测。输入归一化的数据，调用函数  $an=sim(net,inputn\_test)$  得到预测值。

7) 数据还原。调用函数  $test\_simu=mapminmax('reverse',an,outputs)$  还原归一化数据，得到最终值。利用上述的灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型

算法程序，预测得到残差序列  $\{\hat{\epsilon}^{(0)}(i)\}$ ，并在此基础上对预测值进行补偿修正，即  $\hat{x}^{(0)}(t_i)=\hat{x}^{(0)}(t_i)+\hat{\epsilon}^{(0)}(i)$ 。这里只对后 3 组预测数据进行修正，其结果见表 4。

表 4 模型预测值及精度检验结果

时间/h	$-\lg[J_0/(A \cdot cm^{-2})]$	MUGM(1,1, $\lambda$ )模型			灰色补偿 BP 神经网络模型		
		预测值	残差	误差/%	预测值	残差	误差/%
40	6.47821	6.56462	-0.08641	1.33	6.48211	-0.0039	0.06
80	6.49003	6.73446	-0.24443	3.77	6.51613	0.0261	0.40
160	6.50145	7.07635	-0.57490	8.84	6.55515	0.0537	0.83
平均误差/%		1.71			0.43		
后验差比值		2.4439			0.3013		
小误差概率		0.1111			1		

从表 4 可以看出，优化组合模型后 3 组数据的相对平均误差为 0.43%，后验差比值为 0.3013，小误差概率为 1，对照模型精度表，可知该组合模型的精度等级为一级（好）。这表明，利用遗传算法优化 BP 神经网络进行残差修正可以大大地提高模型精度。为作更好地比较，现将三种模型的预测结果与误差展示如图 3、4 所示。

从图 3、4 可以看出，传统 UGM(1,1)预测值与原始值偏离较大，特别是对于后三组数据的预测误差极大。MUGM(1,1, $\lambda$ )模型采用了背景值优化与新陈代谢思想两种手段，其精度较 UGM(1,1)有所改善，但是效果也不尽如人意。基于灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型得到的预测值与实测值相差无几，能够较好地反映车辆装备冷却系铸铁材料的腐蚀状态。因此，所建立的灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型能较为准确地实现对车辆装备冷却系金属腐蚀速率的预测，为车辆装备冷却系定期维护保养提供理论支撑。

### 3 结论

1) 车辆装备冷却系金属材料腐蚀原因错综复杂，可被视为一个信息不完全、不确定的灰色系统，因而采用灰色预测模型进行预测具有一定的可行性。

2) 对比 UGM(1,1)与 MUGM(1,1, $\lambda$ )，后者针对 UGM(1,1)模型背景值构造的缺陷，以平均相对误差最小的原则引入最佳加权因子加以优化，此外还将新陈代谢思想融入其中。结果表明，MUGM(1,1, $\lambda$ )较好地改良了传统 UGM(1,1)模型的缺陷，减小了平均误差，但是模型精度均为四级，预测精度不合格。

3) 灰色补偿 BP 神经网络优化组合模型是在 MUGM(1,1, $\lambda$ )基础上，采用遗传算法优化的 BP 神经网络对残差进行修正，以补偿预测值，进而达到提高精度的目的。结果表明，该模型的精度达到一级，能够更准确地预测金属腐蚀速率，为车辆装备冷却系定期维护保养提供理论支撑。

### 参考文献：

[1] 徐安桃. 军用车辆涂层防护性能评价及冷却系统金属材料腐蚀行为研究[D]. 天津: 天津大学, 2008.  
 [2] 徐安桃, 罗兵, 张帆, 等. 车辆装备发动机冷却系电偶

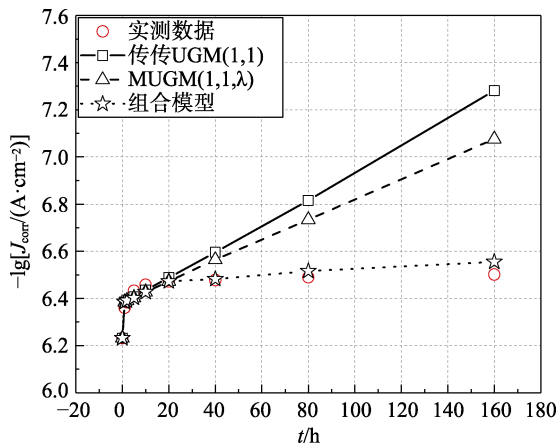


图 3 模型预测曲线

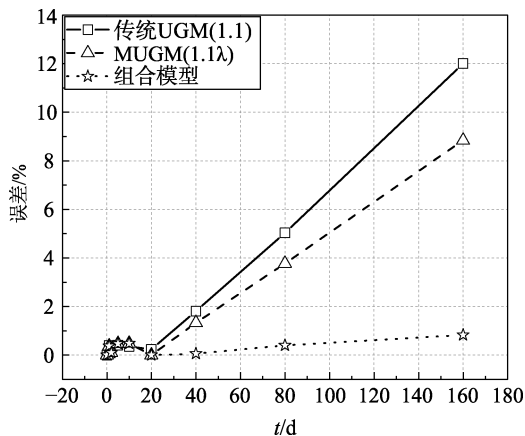


图 4 模型相对误差

- 腐蚀行为研究[J]. 军事交通学院学报, 2012, 14(8): 80-83.
- [3] 赵世海. 循环冷却水系统中的金属腐蚀及其控制[J]. 中国化工贸易, 2014(29): 35.
- [4] 周本省. 工业循环冷却水中金属的腐蚀与腐蚀控制(I)[J]. 清洗世界, 2005, 21(6): 24-25.
- [5] 宛东. 浅谈汽车发动机冷却系统故障诊断与维修[J]. 内燃机与配件, 2016(10): 72-74.
- [6] 赵晓芬. 灰色系统理论概述[J]. 吉林省教育学院学报, 2011(3): 152-154.
- [7] 刘武, 季寿红, 兰志林, 等. 灰色 GM(1,1)模型在管道腐蚀预测中的应用[J]. 管道技术与设备, 2008(5): 52-53.
- [8] 李小燕. 灰色神经网络预测模型的优化研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.
- [9] 张大海, 江世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 140-142.
- [10] 周祖亮, 殷春武. 基于灰色新陈代谢模型的我国棉花产量预测[J]. 安徽农业科学, 2011, 39(8): 5036-5037.
- [11] 陈宝平, 于海英. 基于新维无偏灰色马尔可夫的农产品产量预测模型[J]. 电子科技, 2017, 30(6): 30-33.
- [12] 周启超. BP 算法改进及在软件成本估算中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2016(2): 195-198.
- [13] 谢小山. 基于遗传算法和 BP 神经网络的铁路客运量预测研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2010.
- [14] 董辉. 基于优化遗传算法的灰色-RBF 神经网络预测模型研究[J]. 新乡学院学报, 2012, 29(3): 237-240.
- [15] 袁景凌, 钟珞, 李小燕. 灰色神经网络的研究及发展[J]. 武汉理工大学学报, 2009(3): 91-93.
- [16] 王守相, 张娜. 基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(19): 37-41.