

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902599

灰色双重残差修正的多芯片组件寿命预测*

佐磊^{1,2} 胡小敏¹ 何怡刚^{1,2,3} 孙洪凯¹ 李兵^{1,2}

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院 合肥 230009; 2. 可再生能源接入电网技术国家地方联合工程实验室 (合肥工业大学) 合肥 230009; 3. 武汉大学 电气与自动化学院 武汉 430072)

摘要:针对利用传统灰色模型进行多芯片组件寿命预测时存在的精度不足,以及预测精度随时间跨度增加而显著降低的问题,提出马尔科夫-尾段双重残差修正的多芯片组件寿命灰色预测方法。将在灰色GM(1,1)模型预测值基础上经马尔科夫法优化后的残差作为尾段灰色残差模型的输入值,实现双重残差修正。以对热循环加速试验条件下得到少量试验数据的影响多芯片组件寿命的电阻值进行寿命预测为例,试验结果表明,相较于传统灰色模型和神经网络预测方法,所提出方法在小样本条件下平均残差分别减小了80.469%和68.53%,预测精度得以提高,结果更加可靠,能够更准确地预测多芯片组件的寿命。

关键词:多芯片组件;小子样 灰色模型;双重残差修正;马尔科夫-尾段残差灰色模型;寿命预测

中图分类号: TN602;N941.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.30

Double residual correction for life prediction of multi-chip module

Zuo Lei^{1,2} Hu Xiaomin¹ He Yigang^{1,2,3} Sun Hongkai¹ Li Bing^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. National Local Joint Engineering Laboratory of Renewable Energy Access to Power Grid Technology (Hefei University of Technology), Hefei 230009, China;
3. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Aiming at the problems of inadequate accuracy in the prediction of multi-chip module life using traditional grey model and the significant decrease in prediction accuracy with the increase of time span, a Markov-tail double residual correction method for multi-chip component life prediction based on grey model is proposed. Based on the predicted value of grey GM(1,1) model, the residual optimized by Markov method is used as the input value of the tail segment grey residual model to achieve double residual correction. An example is given to predict the life of multi-chip module by using resistance values which influence the life of multi-chip module with a small amount of test data obtained under the condition of accelerated thermal cycle test. The experimental results show that compared with the traditional grey model and neural network prediction methods, the average residuals of the proposed method are reduced by 80.469% and 68.53% under the small samples condition, the prediction accuracy is improved, the result is more reliable and the life prediction of multi-chip modules can be more accurate.

Keywords: multi-chip module; small samples; grey model; double residual correction; Markov-tail residual gray model; life prediction

0 引言

裸芯片及其它元器件组装在同一块多层互连基板上,封装成高密度、高可靠的微电子组件^[1],在军事、航天等领域应用前景广泛的特点决定了其应具有极高的可靠性,除设计阶段考虑影响寿命的因素外,其复杂的服役环境

多芯片组件 (multi-chip module, MCM) 技术将多个

收稿日期: 2019-09-17 Received Date: 2019-09-17

* 基金项目: 装备预先研究重点项目(41402040301)、国家重点研发计划(2016YFF0102200)、国家自然科学基金重点项目(51637004)、国家自然科学基金(51777050,51577046)资助项目

和运行工况需要通过试验对失效的不确定因素进行有效的把握和预防。因此,基于试验条件下的多芯片组件的寿命研究具有重要意义。

目前,文献[2-5]对多芯片组件的寿命预测进行了研究,有限元分析法在分析焊缝可靠性方面有其突出优点,但对复杂结构的组件进行仿真分析时模型建立过程复杂^[6-7];失效物理法在分析其失效机理的基础上,对组件各个部分建立相应的失效模型,但其失效模型的多样性及失效机理的关联性增加了组件寿命预测的难度^[8-9];神经网络法具有寿命预测精度高、非线性映射能力强的优点,但存在隐节点的选取难、容易进入局部最优解等不足^[10]。

上述方法形式多样但均需要取得大量寿命数据以保证预测结果的准确性,属于确定性寿命预测方法。然而,多芯片组件一般呈小子样特性,存在系统级可靠性试验数据缺乏,失效模式多样,寿命预测试验周期不足等问题^[11]。灰色理论具有原理简单、对数据的要求不高等特点,一些学者将灰色预测方法引入信息量较少的领域并取得良好的结果^[12-13]。李竞等^[14]将灰色预测方法引入电子设备故障预测,针对灰色模型的序列形式或背景值进行优化并形成新陈代谢模型。张新生等^[15]提出对灰色预测后的残差进行修正,但在长期预测中仍存在精度降低的现象。针对复杂、高可靠的设备,许多学者开始探究用融合算法进行寿命预测^[16-19],Kumar等^[20]提出灰色马尔科夫预测法有效解决了中长期的预测精度下降问题,但其预测精度仍存在不足。为进一步提高预测精度,本文详细叙述了灰色GM(1,1)预测建模过程,在此基础上提出了马尔科夫-尾段双重残差修正的多芯片组件寿命灰色预测方法;利用美国马里兰大学Roettele获得的多芯片组件热循环试验数据进行了实验^[21],证明了所提出的方法的有效性。

1 灰色GM(1,1)预测建模过程

1.1 灰色GM(1,1)预测模型

灰色系统理论是由邓聚龙教授针对小样本不确定性系统的短期预测所提出的一种理论方法^[22],GM(1,1)模型是此方法的核心,为保证小数据系统预测的可靠性,减少建模数据的随机性,灰色理论通过序列累加生成使离乱的原始数据显示出一定的积分特性和规律。

对于数据样本的时间序列共 n 个值: $x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)$, 形成 n 个数列 $x^{(0)}$, 即:

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

式(1)称为原始序列。

当所有 $v(i) = \frac{x^{(0)}(i-1)}{x^{(0)}(i)} \quad i = 1, 2, \dots, n$ 计算级比均

落在区间 $(e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$ 时,原始序列建立灰色模型进行预测,当不落在此区间时,利用运算变化处理满足区间后再建立灰色模型预测。为了将所得的原始随机性的数据呈现一定的规律性,将原始序列进行一次累加生成序列得到:

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

其中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n$, 称 $x^{(1)}$ 为 $x^{(0)}$ 的AGO序列。

建立一次累加生成序列的白化方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (3)$$

式(3)解得一次累加预测值为:

$$\hat{x}^{(1)}(i) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ai} + \frac{b}{a} \quad (4)$$

式中: a 为系统发展系数, b 为驱动系数, 参数 a, b 的计算用最小二乘法得出。

可得到参数列的估计:

$$\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (5)$$

其中:

$$B = \begin{pmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{pmatrix}, Y = \begin{pmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{pmatrix} \quad (6)$$

通过进行一次累减,得到原序列预测值:

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

$$\left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)(1 - e^{-a})e^{-a(i-1)} \quad i = 1, 2, \dots, n+1 \quad (7)$$

称 $x^{(0)}$ 为 $x^{(1)}$ 的IAGO序列。

1.2 GM(1,1)模型的检验

GM(1,1)模型的检验主要分为3个方面:残差检验、后验差检验和关联度检验。残差检验是对试验值和预测值逐点检验,检验两者的相符性,后验差检验是检验残差分析统计特性,关联度检验是检验建立的模型与制定函数之间近似性。常用残差检验和后验差检验。

残差大小检验即对试验值和预测值的残差进行逐点检验。残差分为绝对残差序列及相对残差序列,计算式分别如下:

$$\Delta^{(0)} = \{ \Delta^{(0)}(i), i = 1, 2, \dots, m \} = x^{(0)}(i) - \hat{x}^{(0)}(i) \quad (8)$$

$$\Phi = \{ \Phi_i, i = 1, 2, \dots, m \} = \frac{\Delta^{(0)}(i)}{x^{(0)}(i)} \quad (9)$$

并计算平均相对残差:

$$\hat{\Phi} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Phi_i \quad (10)$$

后验差检验即对残差分布的统计特性进行检验。需要分别计算原始数据系列的均方差、残差系列的均方差、方差比、小残差概率。

原始数据序列的均方差为:

$$S_1 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x^{(0)}(i) - \bar{x})^2} \quad (11)$$

残差序列的均方差为:

$$S_2 = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Phi_i - \hat{\Phi})^2} \quad (12)$$

方差比为:

$$C = S_2/S_1 \quad (13)$$

小残差概率为:

$$P = P\{ |\Phi_i - \hat{\Phi}| < 0.6745 \cdot S_1 \} \quad (14)$$

若对于给定的 $C_0 > 0$, 当 $C < C_0$ 时, 称模型为均方差比合格模型; 如对给定的 $P_0 > 0$, 当 $P > P_0$ 时, 称模型为小残差概率合格模型。模型的预测精度等级如表 1 所示。

表 1 灰色模型的预测精度等级

Table 1 Prediction accuracy level of grey model

P	C	模型精度
(0.95, 1)	(0, 0.35)	优
[0.85, 0.95)	[0.35, 0.5)	合格
[0.7, 0.85)	[0.5, 0.65)	基本合格
[0, 0.7)	[0.65, 1)	不合格

2 马尔科夫-尾段双重残差修正预测方法

灰色理论针对小样本不确定系统的状态预测应用虽广, 短期预测效果好, 但在中长期预测中精度会有所降低, 即使只经过尾段灰色残差修正提高精度, 始终克服不了其自身的缺点。为提高预测精度, 有诸多文献针对传统的灰色预测模型改进, 但大部分主要针对模型的结构参数进行改进, 增加建模序列的光滑度和优化背景值, 但当数据规律性较差随机波动性较大时, 通过对灰色模型的结构改造效果并不明显, 此时很难满足精度要求。

马尔科夫法优化有效解决了灰色理论由于缺乏对事物发展随机波动性的考虑, 不适合于长期预测的固有缺点, 马尔科夫模型适合于随机波动性较大的时间序列的预测, 能够揭示系统受各种复杂因素共同影响的随机性,

整体刻画时间序列的变化趋势^[20-21], 经马尔科夫优化后的残差作为样本, 通过尾段残差灰色模型修正能进一步缩小残差的波动范围, 具体过程如图 1 所示。

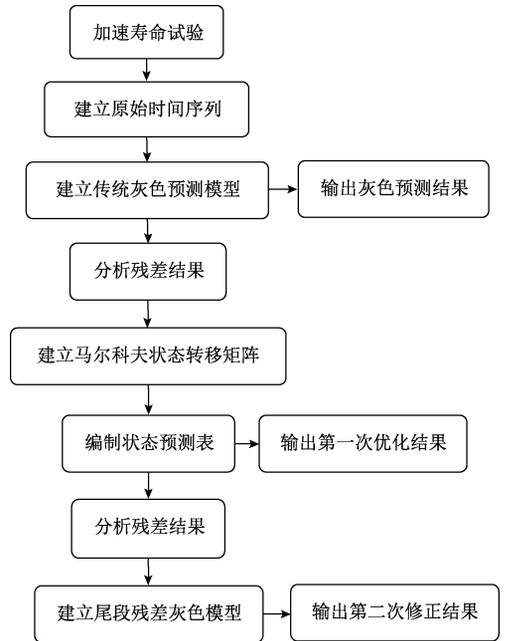


图 1 预测残差修正流程

Fig. 1 Residual-modified prediction flow chart

2.1 马尔科夫优化过程

马尔科夫模型适合于随机波动性较大的时间序列的预测, 它能够揭示系统受各种复杂因素共同影响的随机性, 从整体上刻画时间序列的变化趋势, 具体实现步骤如下。

1) 状态划分

根据原始数据序列和 GM(1, 1) 模型的拟合值序列, 得到残差序列, 这是一个具有马尔科夫链特点的非平稳随机序列。为了定义马尔科夫链的状态转移矩阵, 将残差序列划分为 g 个状态。

2) 构造状态转移概率矩阵

一般的, 第 m 步状态转移概率矩阵定义如下:

$$A^{(m)} = \begin{pmatrix} P_{11}^{(m)} & P_{12}^{(m)} & \dots & P_{1g}^{(m)} \\ P_{(m)21}^{(m)} & P_{22}^{(m)} & \dots & P_{2g}^{(m)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ P_{n1}^{(m)} & P_{n2}^{(m)} & \dots & P_{ng}^{(m)} \end{pmatrix} \quad (15)$$

其中:

$$P_{ij}^{(m)} = \frac{M_{ij}^{(m)}}{M_i^{(m)}} \quad i, j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (16)$$

式中: $P_{ij}^{(m)}$ 是从状态 i 经 m 步转移到状态 j 的概率; $M_{ij}^{(m)}$ 是从状态 i 经过 m 步转移到状态 j 的次数。

$$M_i^{(m)} = \sum_j M_{ij}^{(m)} \quad (17)$$

3) 编制预测表格

考察预测时刻之前的 r 步的状态,将它们分别经 $r, r-1, \dots, 2, 1$ 步转移到各状态的概率填入表内,设其中结果为状态 $1, 2, \dots, g$ 的概率之和分别为 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_g$; 设 g 个状态区间的中点值依次为 $\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_g$; 设 g 个状态的权重分别为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_g$ 。

$$\lambda_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_g} \quad i = 1, 2, \dots, g \quad (18)$$

则预测时刻的残差预测值:

$$z = \lambda_1 \nu_1 + \lambda_2 \nu_2 + \dots + \lambda_g \nu_g \quad (19)$$

4) 一次进行多个等间距预测,分别引入 $r, r-1, \dots, r-(r-1)$ 转移概率的马尔科夫残差修正。

2.2 尾段残差灰色修正建模过程

经马尔科夫优化后的序列相比原预测序列精度有所提高,但预测值与实际值之间始终存在误差,为进一步提高预测精度。本文针对马尔科夫优化后的残差,继续建立尾段残差 GM(1,1) 修正模型对原残差序列进行调整,具体步骤如下。

1) 针对经马尔科夫优化后的预测值建立残差数据序列如式(8)。

2) 选择正整数 K_m 同时满足如下条件:(1) $\forall k \geq k_m$, 符号不变;(2) $n - K_m \geq 4$ 时,以保证尾段残差符号的一致性,则 $\Delta^{(0)}(i)$ 可利用灰色残差模型修正。取残差绝对值序列 $\Delta^{(0)} = \{\Delta^{(0)}(i), i = K_m, K_m + 1, \dots, n\}$ 。故尾段残差灰色模型的时间响应式如式(20)。

$$\hat{\Delta}^{(1)}(i) = \left(\Delta^{(0)}(K_m) - \frac{b_\varepsilon}{a_\varepsilon} \right) e^{-a_\varepsilon(i-K_m)} + \frac{b_\varepsilon}{a_\varepsilon}, i \geq K_m \quad (20)$$

3) 将残差修正模型加在经马尔科夫优化后的预测值上即得到新的预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(i) = \begin{cases} \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) (1 - e^{-a}) e^{-ai}, & i < K_m \\ \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) (1 - e^{-a}) e^{-ai} \\ \pm \left(\Delta^{(0)}(K_m) - \frac{b_\varepsilon}{a_\varepsilon} \right) (1 - e^{-a_\varepsilon}) e^{-a_\varepsilon(i-K_m)}, & i \geq K_m \end{cases} \quad (21)$$

3 实验结果及分析

高度集成的复杂性使得多芯片组件失效模式复杂多样,但从应力方面分析发现,其失效模式主要由电、热和其他气候、机械环境应力等因素对元器件的失效的影响^[22],其中最主要的失效原因是温度,因此研究热加速应力试验下的多芯片组件寿命具有重要意义。本文引用了美国马里兰大学 Roettele 进行的某多芯片组件热循环

试验的部分试验数据,以影响寿命的热循环电阻为参数,针对其所测的试样电阻值取各组平均值,作为数据样本进行寿命预测。得到数据统计表如表2所示。

表2 试验电阻均值

Table 2 Mean value of test resistance

循环次数	样本均值	循环次数	样本均值
200	9.957 0	1 400	10.841 7
400	10.133 3	1 600	11.100 0
600	10.325 0	1 800	11.272 7
800	10.491 7	2 000	11.400 0
1 000	10.600 0	2 200	11.540 0
1 200	10.678 5	2 400	11.727 5

在对此多芯片组件做寿命预测过程中,采用循环次数 200~1 600 的样本均值作为原始数据,其他项样本均值作为预测值,具体过程如下。

1) 建立传统 GM(1,1) 模型,根据式(7)最终得出拟合值序列,求得灰色预测参数 $\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.0139 \\ 9.9501 \end{pmatrix}$,灰色预测的平均残差为 0.050 675,平均相对残差为 0.004 424, $S_2 = 0.046 951, S_1 = 0.547 373, C = 0.085 775$,小误差概率 $P > 0.95$ 。

2) 马尔科夫法求出相应的残差序列,将以上建立的两种模型所得出的残差序列划分为 3 个状态,分别表示某一时刻的误差可能增大、减小或者保持不变。

设灰色方法预测序列的残差序列的均值与标准差分别为 μ, σ , 并求得其值为 $(\mu, \sigma) = (0.011 833, 0.047 942)$,先定义区间 $[\mu - 2\sigma, \mu - \sigma/4]$ 为状态 1, $[\mu - \sigma/4, \mu + \sigma/4]$ 为状态 2, $[\mu + \sigma/4, \mu + 2\sigma]$ 为状态 3。传统灰色方法具体数值分别为 $[-0.084 05, -0.000 15]$, $[-0.000 15, 0.023 819]$, $[0.023 819, 0.107 718]$,得出残差状态划分如表3所示。

表3 残差值及残差状态划分

Table 3 Residual value and division of residual state

循环次数	样本均值	灰色预测值	残差	状态
200	9.957	10.018 7	-0.061 7	1
400	10.133 3	10.158 9	-0.025 6	1
600	10.325	10.301 1	0.023 9	3
800	10.491 7	10.445 3	0.046 4	3
1 000	10.6	10.591 5	0.008 5	2
1 200	10.678 5	10.739 8	-0.061 3	1
1 400	10.841 7	10.890 1	-0.048 4	1
1 600	11.1	11.042 5	0.057 5	3
1 800	11.272 7	11.197 1	0.075 6	3
2 000	11.4	11.353 8	0.046 2	3
2 200	11.54	11.512 7	0.027 3	3
2 400	11.727 5	11.673 9	0.053 6	3

将循环次数 600~1 600 灰色预测所得值作为建立马尔科夫链的样本值,分别求得经马尔科夫修正后第 1 800~2 400 次热循环预测状态,选取离预测日期最近的 4 个时步建立预测表,按离预测日期的远近,将转移步数定为 1、2、3、4,求得各步长对应的权重,算得马尔科夫转移概率矩阵如下:

$$A^{(1)} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{pmatrix}, A^{(2)} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

$$A^{(3)} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{4} & \frac{3}{4} \\ 0 & 0 & 1 \\ \frac{2}{3} & 0 & \frac{1}{3} \end{pmatrix}, A^{(4)} = \begin{pmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 1 \\ \frac{1}{3} & 0 & \frac{2}{3} \end{pmatrix}$$

状态预测计算如表 4 所示。

表 4 转移状态预测表
Table 4 Transition state prediction

循环次数	起始状态 (i)	转移步数 (m)	转移到 状态 1	转移到 状态 2	转移到 状态 3
1 800	3	4	1/3	0	2/3
2 000	3	3	2/3	0	1/3
2 200	3	2	1/3	1/3	1/3
2 400	3	1	0	1/3	2/3

计算得第 1 800 磁热循环时,有:

$$\lambda_1 = \frac{\omega_1}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3} = 0$$

$$\lambda_2 = \frac{\omega_2}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3} = \frac{1}{3}$$

$$\lambda_3 = \frac{\omega_3}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3} = \frac{2}{3}$$

$$z = \lambda_1 v_1 + \lambda_2 v_2 + \dots + \lambda_g v_g = 0.045 16$$

$$\hat{x}^{(0)}(1 800) = 11.197 1 + 0.045 16 = 11.244 26$$

同理得出:

$$\hat{x}^{(0)}(2 000) = 11.353 8 + 0.029 52 = 11.383 32$$

$$\hat{x}^{(0)}(2 200) = 11.512 7 + 0.020 75 = 11.533 45$$

$$\hat{x}^{(0)}(2 400) = 11.673 9 + 0.020 82 = 11.694 72$$

3) 尾段残差灰色模型修正,将 4 位预测值作为残差

尾端序列,解得 $\begin{pmatrix} a_e \\ b_e \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.601 2 \\ -0.013 2 \end{pmatrix}$,则修正后的预测序列如表 5 所示。

经马尔科夫-尾段双重残差修正后的值与灰色模型预测值、灰色-马尔科夫预测值以及拓扑结构为 1-3-1 的 10 个隐含节点 MLP 神经网络方法预测值对比结果如图

2 所示。

表 5 经残差修正后的预测结果对比表

Table 5 Results of residual modified

循环次数	样本均值	灰色预测值	仅经马尔科夫修正后预测值	经 MLP 神经网络预测值	经双重修正后预测值
1 800	11.272 7	11.197 1	11.242 26	11.210 7	11.246 094
2 000	11.400 0	11.353 8	11.383 32	11.371 3	11.390 314
2 200	11.540 0	11.517 2	11.533 45	11.533 9	11.546 208
2 400	11.727 5	11.673 9	11.694 72	11.698 5	11.717 995

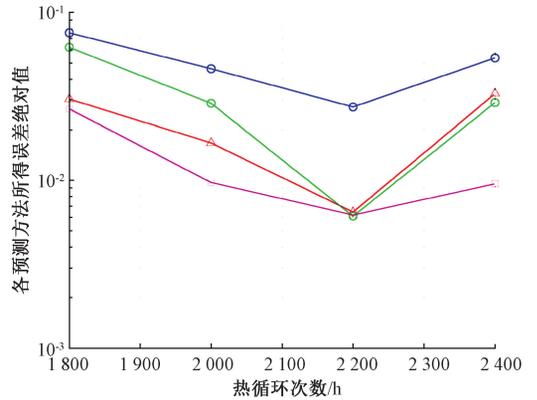


图 2 经残差修正后的残差结果对比

Fig. 2 Comparison of residual result after residual correction

经对比分析,仅用灰色预测法虽能够大致预测出电阻值的变化情况,但精度不高,平均残差值达 0.050 675;用灰色-马尔科夫法预测,平均残差值降低至 0.021 61,预测精度得以提高 57.35%;经马尔科夫-尾段双重残差修正双重残差修正后,平均残差降低至 0.009 897,相对于灰色-马尔科夫法的精度得以提高 54.20%,相对于不加以修正的精度得以提高 80.469%。且相对于神经网络预测的精度得以提高 68.53%,精度提高效果显著。

4 结 论

由实例结果得出,在针对本文主要受多芯片组件热循环电阻值影响性能的组件寿命预测时,现有灰色理论方法虽然具有一定的适用性,但存在误差较大以及长期预测精度下降的缺点,针对这两大不足,经马尔科夫法优化后再对其残差建立灰色残差修正模型,有效提高了其预测精度。相比传统型灰色方法的总体精度大幅提高 80.469%,马尔科夫链的特点有效解决了残差的累积效应,打破了灰色理论短期预测的桎梏,尾段残差灰色模型的建立使得残差被进一步减小,预测精度又进一步提高。因此马尔科夫-尾段双重残差修正在对多芯片组件的寿命预测的实际应用中可以进行推广。

本文针对多芯片组件结构复杂,失效方式相互影响,失效数据不易获取的特点,将其看做一个包含已知成分和未知联系、不确定性的灰色系统,结合已有的部分热循环电阻值,建立灰色预测模型,为提高模型的预测精度,从残差修正入手,进行马尔科夫优化后再经尾段残差修正,为含有少量试验数据的高可靠性复杂设备的预测提供了一种新的优化途径。本文的主要贡献如下:1)基于灰色预测的方法在过去失效物理模型评估方法之外提供了一种针对多芯片组件寿命预测的评估方法,经模型检验后发现此模型精度等级为I级,此方法为试验数据少、寿命长、可靠性高以及结构复杂的高密度集成电子产品的寿命预测提供了新的思路。2)通过适用于中长期预测的马尔科夫残差修正模型从整体刻画变化趋势后再结合灰色残差修正模型减小了局部残差,进一步提高了预测精度,扩展了灰色预测方法的适用范围。3)在进行残差修正时,需要先利用马尔科夫修正整体残差后经建立灰色残差模型再度修正局部残差的双重修正,其计算复杂且量大,预测时间长,针对等间距预测效果好,如何简化局部残差修正的计算以及应用于非等间距预测,将是下一步研究的方向。

参考文献

- [1] BRANDELERO, J, EWANCHUK, J., DEGRENNE N, et al. Lifetime extension through Tj equalisation by use of intelligent gate driver with Multi-Chip power module[J]. *Microelectronics Reliability*, 2018, 88-90: 428-432.
- [2] OUHAB, M, KHATIR, Z, IBRAHIM A, et al. New analytical model for real-time junction temperature estimation of multichip power module used in a motor drive[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2018, 33(6): 5292-5301.
- [3] REICHL J, ORTIZ-RODRIGUEZ J M, HEFNER A, et al. 3-D Thermal component model for electrothermal analysis of multichip power modules with experimental validation[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, 30(6): 3300-3308.
- [4] LEE C C. Effect of wafer level underfill on the microbump reliability of ultrathin-chip stacking type 3D-IC assembly during thermal cycling tests[J]. *Materials (Basel)*, 2017, 10(10): 1220.
- [5] 张路. 基于 RCP 封装的芯片模型电热模拟[J]. *电子测量技术*, 2015, 38(3): 92-95.
ZHANG L. Thermal simulation for the chip model based on RCP package [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2015, 38(3): 92-95.
- [6] 杨富磊,张玉婵,祁志远,等. 基于有限元的预绞式耐张金具发热故障分析[J]. *电气技术*, 2019, 20(1): 24-26, 30.
YANG F L, ZHANG Y CH, QI ZH Y, et al. Analysis of preheated tension fittings on high voltage transmission lines [J]. *Electrical Engineering*, 2019, 20(1): 24-26, 30.
- [7] CHOU H P. CHENG S. Thermal performance evaluation of cascode Paralleled-GaN-HEMTs packaging for high power switching applications [J]. *Journal of Thermal Science and Technology*. 2017, 12(2): 17-00191.
- [8] ROETTELE S M. Probabilistic physics of failure assessment of thermomechanical fatigue in high i/o area-array interconnects[D]. University of Maryland, 2009.
- [9] 王学梅,张波,吴海平. 基于失效物理的功率器件疲劳失效机理[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(4): 717-727
WANG X M, ZHANG B, WU H P. A review of fatigue mechanism of power devices based on physics-of-failure[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(4): 717-727.
- [10] 金亮,王飞,杨庆新,等. 永磁同步电机性能分析的典型深度学习模型与训练方法[J]. *电工技术学报*, 2018, 33(1): 41-48.
JIN L, WANG F, YANG Q X, et al. Typical deep learning model and training method for performance analysis of permanent magnet synchronous motor [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*. 2018, 33(1): 41-48.
- [11] 王玉菡. 3D-MCM 实用可靠性研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2006.
WANG Y H. Researches on the practicality and reliability of 3D-MCM [D]. Xi'an: Xidian University, 2006.
- [12] 景博,陈垚君,盛增津,等. 多特征融合灰色模型的板级焊点寿命预测研究[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(8): 72-79.
JING B, CHEN Y J, SHENG Z J, et al. Research on life pre-diction of board-level solder joints based on fusion of multi-feature parameters and gray model[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(8): 72-79
- [13] 李龙,张迪,汤俊,等. 非等间隔 GM(1,1) 幂模型在变压器故障气体预测中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(15): 118-124
LI L, ZHANG D, TANG J, et al. Application of unequal interval GM (1, 1) power model in prediction of dissolved gases for power transformer failure[J]. *Power System Protection and control*, 2017, 45(15): 118-124.
- [14] 李竞,慕晓冬,尹宗润,等. 基于灰色理论的电子设备寿命预测研究[J]. *微计算机信息*, 2009, 25(10): 243-244, 278.
LI J, MU X D, YIN Z R, et al. Research of lifetime

- prediction of electronic equipment based on grey theory[J]. Microcomputer Information, 2009, 25 (10): 243-244,278.
- [15] 张新生,赵梦旭,王小完. 尾段残差修正 GM(1,1)模型在管道腐蚀预测中的应用[J]. 中国安全科学学报, 2017,27(1):65-70.
ZHANG X S, ZHAO M X, WANG X W. Application of modified empenage residual error GM (1,1) model in prediction of pipeline corrosion[J]. China Safety Science Journal. 2017, 27(1):65-70.
- [16] HU, Y C, JIANG P, LEE P C. Forecasting tourism demand by incorporating neural networks into Grey-Markov models[J]. Journal of the Operational Research Society, 2019, 70(1):12-20.
- [17] 吴汶健,何怡刚,段嘉珺,等. 油中溶解气体的灰色模型残差修正融合算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018,32(10):87-94.
WU W J, HE Y G, DUAN J J, et al. Residual-modified fusion algorithm of dissolved gas in transformer oil based on grey model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(10):87-94.
- [18] 杨仁增,王海欣. 基于灰色模型的多电平逆变器的预测控制 [J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(12): 1126-1132.
YANG R Z, WANG H X. Prediction control of multilevel inverter based on grey model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(12):1126-1132.
- [19] 施炜,曹林林,黄明光,等. 变间距组合预测模型在电子注采样中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11):50-57.
SHI W, CAO L L, HUANG M G, et al. Application of variable} pace combinational predictionmodel in electron beam sampling[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018,32(11):50-57.
- [20] KUMAR U, JAIN V K. Time series models (Grey-Markov, Grey model with rolling mechanism and singular spectrum analysis) to forecast energy consumption in India[J]. Energy, 2010, 35(4):1709-1716.
- [21] 叶培莲. 基于失效物理的多芯片组件可靠性分析[D]. 成都:电子科技大学,2017.
YE P L. Reliability analysis of multi-chip module based on physics of failure [D]. Chengdu: School of Mechatronics Engineering, 2017.
- [22] WANG H, LISERRE M, BLAABJERG F, et al. Transitioning to physics-of-failure as a reliability driver in power electronics [J]. IEEE Journal of Emerging & Selected Topics in Power Electronics, 2014, 2 (1): 97-114.

作者简介



佐磊, 2013 年于湖南大学获得博士学位,现为合肥工业大学副研究员、硕士生导师,主要研究方向为智能电网技术、物联网技术。

E-mail: benzl0313@126.com

Zuo Lei received Ph. D. from Hunan University in 2013. Now he is an associate researcher and M. Sc supervisor at Hefei University of Technology. His main research interests include smart grid technology, Internet of things technology.



胡小敏, 2013 年于安徽建筑大学获得学士学位,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为电子设备的可靠性。

E-mail: 2017110363@mail.hfut.edu.cn

Hu Xiaomin received her B. Sc. degree from Anhui Jianzhu University in 2013. Now she is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. Her main research interests include the reliability of electronic equipment.