

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.04.011

基于无失效数据的滚动轴承剩余寿命 非等间隔灰色预测方法*

刘 国^{1,2}, 姚齐水^{2*}, 余江鸿²

(1. 湖南汽车工程职业学院, 湖南 株洲 412001; 2 湖南工业大学 机械工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘要:传统的滚动轴承寿命预测都需要进行全寿命实验,并且需要数学或物理模型处理大量的实验数据,针对这一问题,提出了一种基于无失效数据的滚动轴承剩余寿命非等间隔灰色预测方法。首先,采用滚动轴承的无失效数据模型和 E-Bayes 理论,计算出了每一个截尾时间滚动轴承可靠度估计值;然后,将滚动轴承每个截尾时间计算出的可靠度估计值进行了等间隔转化,以转化后的可靠度估计值为参考序列,运用灰色预测模型 GM(1,1)对滚动轴承进行了剩余寿命灰色预测;最后,将提出的方法应用于定时截尾实验得出的滚动轴承无失效数据,并将预测结果与 E-Bayes 计算值进行了对比。研究表明:采用该方法预测轴承残差和相对误差时,与 E-Bayes 计算值相比,采用非等间隔灰色预测方法,可以将轴承剩余寿命预测结果的偏差控制在 3% 以内,具有较高的预测精度;该方法可以为滚动轴承剩余寿命的准确预测提供新的思路。

关键词:滚动轴承剩余寿命;全寿命实验;轴承可靠度估计值;无失效数据;非等间隔;灰色预测

中图分类号:TH133.33;TH17

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)04-0501-06

Grey prediction of residual life of rolling bearings based on zero-failure data with unequal intervals

LIU Guo^{1,2}, YAO Qi-shui², YU Jiang-hong²

(1. Hunan Automobile Engineering Vocational College, Zhuzhou 412001, China;

2. School of Mechanical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: The traditional life prediction of rolling bearings needed to carry out the whole life test, and a large number of test data needed to be processed by mathematical or physical models. Aiming at this problem, a non-equal interval grey prediction method for the remaining life of rolling bearings based on zero-failure data was proposed. First of all, using the zero-failure data model of rolling bearing and E-Bayes theory, the reliability estimation value of rolling bearing at each censoring time was calculated. Then, the reliability estimation value calculated by each censoring time of rolling bearing was transformed by equal interval. Taking the transformed reliability estimation value as the reference sequence, the grey prediction model GM (1,1) was used to predict the remaining life of rolling bearing. Finally, the proposed method was applied to the zero-failure data of rolling bearings obtained from the timing censoring test, and the predicted results were comparing with the E-Bayes calculated values. The results show that, comparing with the E-Bayes calculation value, the prediction residual and relative error of this method can be controlled within 3 % by the non-equidistant grey prediction method, which has high prediction accuracy. The method can provide a new idea for the accurate prediction of the remaining life of rolling bearings.

Key words: rolling bearings residual life; whole life test; reliability estimation value of bearings; zero-failure data; unequal interval; grey prediction

收稿日期:2021-10-08

基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(2021JJ50054)

作者简介:刘国(1988-),男,山东聊城人,硕士研究生,讲师,主要从事机械零部件服役可靠性方面的研究。E-mail:liuguo5819@163.com

通信联系人:姚齐水,男,博士,教授,硕士生导师。E-mail:yaoqishui@126.com

0 引言

滚动轴承是旋转机械的关键零部件,其应用非常广泛,被称为“工业的关节”^[1,2]。滚动轴承的质量和可靠性影响整个机械装备健康状况。因此,研究高效、准确的滚动轴承剩余寿命的预测方法,具有十分重要的意义。

目前,对滚动轴承的剩余寿命进行预测,主要采用的是全寿命实验的方法。进行全寿命实验可以得出很多滚动轴承工作过程中的数据。而基于数据驱动的剩余寿命预测主要包括机器学习和数据统计^[3]。

近年来,计算机技术的快速发展,给滚动轴承的寿命预测带来了极大的方便。吕明珠等人^[4]提出了一种结合包络谐波比和无迹粒子的风力机轴承的剩余寿命预测算法,该方法的预测精度较高;但是,该方法需要在一定量的历史数据基础上才能进行预测。

还有一些研究者则根据实验过程中的数据开展了滚动轴承的剩余寿命研究。蒋洁等人^[5]研究了非线性最小二乘法和贝叶斯方法,构建了滚动轴承剩余寿命预测模型,该模型可以用于对滚动轴承的寿命进行预测;但是,运用该方法进行计算时,所需要的数据属于故障数据,而获得故障数据的难度较大。谭智玲等人^[6]提出了一种基于振动信号分析的滚动轴承剩余寿命预测方法,并通过该方法对采集到的滚动轴承振动信号进行了时频域的分解,利用改进后的粒子群优化算法和广义回归神经网络,对滚动轴承进行了寿命预测;但是该方法的运用需要处理大量的实验数据,并且其实验的费用也较高。

对于一些特殊领域的滚动轴承一般具有高可靠性、长寿命、无失效的特点,基于大量实验数据的方法已经不再适用。

目前,国外研究无失效数据问题已经有 20 多年。国内最早研究无失效数据问题的是茆诗松和罗朝斌^[7],他们提出了配分布曲线可以获得无失效数据的可靠度估计值,这种方法只能在精确度要求不高的场合使用。2007 年,韩明^[8]在 Bayes 方法的基础上,研究了无失效数据的 E-Bayes 估计法。

但是这种贝叶斯估计只能得出产品的可靠性的点估计值,并且只能计算出无失效数据范围内的可靠性,无法预测产品在未来某个时刻的寿命可靠性。

对于滚动轴承的剩余寿命,还可以通过建立其数学模型来进行预测。根据 Wiener 模型,过滤信号中的随机噪声,然后进行预测,可提高预测的精度^[9-11]。但是,其预测的精度会根据噪声的过滤程度不同而不同,

在实际的预测中还是有一定的局限性。

WANG Gang 等人^[12]提出了一种指数模型和梯度下降法相结合的方法,用于提高滚动轴承剩余寿命预测的精度。采用数学模型可以处理一定量的实验数据,但是如果在计算过程中采用了不同的数学方法,则得出的模型参数还是会存在一定的区别,因此,该方法也会有一定的局限性。

对于灰色预测模型 GM(1,1)而言,建立模型所需要的数据较少,并且可以得出评估滚动轴承剩余寿命的计算公式。张雨琦等人^[13]研究了特征参数之间的映射关系,并根据这些关系建立了多退化变量灰色预测模型,用于对轴承的剩余寿命进行预测;这种方法有缺陷,即它一般需要大量的计算。黎慧等人^[14]研究了滚动轴承的全寿命周期的评估指数,并根据该指数建立了滚动轴承的灰色预测模型,再通过进行迭代运算,得出了其剩余寿命;这种预测方法一般需要迭代很多次,且并不能够保证得到理想的结果。

采用灰色预测模型 GM(1,1)进行寿命预测时的参考数据必须是等间隔的,这给非等间隔的无失效数据模型的使用带来了一定的局限性,需要事先将非等间隔的无失效数据转换为等间隔的数据。

刘玉梅等人^[15]将锅炉过热器的内壁氧化膜厚度非等间距序列转化为等间距序列,建立了锅炉过热器剩余寿命非等间隔灰色预测模型 GM(1,1);这种方法的局限性在于锅炉氧化器氧化膜的厚度,也就是使用该方法时要有一定的工程数据。毛丽等人^[16]采用非等间隔灰色模型,对车用三效催化转化器的剩余寿命进行了预测;由于该方法的实验数据很难获得,其实用性比较差。

综上所述,笔者以滚动轴承的无失效数据为计算数据,运用 E-Bayes 公式计算滚动轴承在每一个截尾时间的可靠性估计值;将无失效数据模型中非等间隔的可靠度估计值换算为等间隔的可靠度的估计值;根据等间隔的滚动轴承的可靠度的估计值,进行灰色模型 GM(1,1)预测,得到任意时刻滚动轴承剩余寿命的可靠性计算公式。

1 无失效数据模型

滚动轴承可靠性实验通常采用定时截尾的方式进行,大多数的可靠性实验主要是获取无失效数据。

在可靠性实验中,笔者对实验滚动轴承进行 k 组定时截尾实验,截尾时间的先后顺序依次为 $t_1, t_2, \dots, t_k$, 其中 $t_1 < t_2 < \dots < t_k$; 每组投入的滚动轴承数目为

$n_1, n_2, \dots, n_k$ 。

实验结束后,若不存在轴承失效,则该实验数据为无失效数据。

滚动轴承的无失效数据模型的数据结构如表1所示。

表1 无失效数据模型数据结构

截尾次数 i	截尾时间 t_i/h	样本数目 n_i	未失效总数 s_i
1	t_1	n_1	s_1
2	t_2	n_2	s_2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
k	t_k	n_k	s_k

表1中,未失效总数 s_i 是在定时截尾实验中,实验时间到达 t_i 时,未出现失效的滚动轴承的数量。

其中,未失效总数 s_i 表达式为:

$$s_i = n_k + n_{k-1} + \dots + n_i, i = 1, 2, \dots, k \tag{1}$$

要研究滚动轴承的可靠性,实验轴承的数量必须达到一定的数目。而每组投入的滚动轴承数量、实验滚动轴承的分组数目和每组定时截尾时刻,其对轴承可靠性的评估结果都会有一定的影响。

对于上述这几个量,研究人员主要是结合滚动轴承的实际运用的场合,以及对该轴承的可靠性的要求,进行合理的规划。

2 E-Bayes 模型

在滚动轴承服役过程中,在时刻 t_i 处的失效概率为 p_i ,计算出的估计值为 $\hat{p}_i$ 。

失效概率 p_i 的先验密度函数为:

$$\pi(p_i|a,b) = \frac{p_i^{a-1}(1-p_i)^{b-1}}{B(a,b)} \tag{2}$$

式中: a, b —超参数; $B(a, b)$ —Beta 函数。

$B(a, b)$ 的表达式为:

$$B(a,b) = \int_0^1 t^{a-1}(1-t)^{b-1} dt \tag{3}$$

根据失效概率 p_i 的性质,其值较小的概率大,所以 p_i 应为减函数。

根据导数性质, $\pi(p_i|a,b)$ 是 p_i 的减函数的条件是: $0 < a \leq 1, b > 1$ 。

根据贝叶斯理论和贝塔函数分布的性质,笔者综合考虑贝叶斯估计的稳健性,对超参数 a, b 的分布采用均匀分布方式,即:

$$\pi_1(a) = 1 \tag{4}$$

$$\pi_2(b) = \frac{1}{c-1} \tag{5}$$

超参数 c 是常数,其取值范围为 $1 < b < c$,取值太大,可能影响其稳健性。

对于不同的工作环境和工作状况,应当根据具体的轴承类型进行分析和判断,一般取值在 $[2, 7]$ 最合适^[17]。

当 a, b 按照公式(4,5)取均匀分布时,失效概率 p_i 的先验密度函数为:

$$\pi(p_i|b) = b(1-p_i)^{b-1} \tag{6}$$

其中: $0 < p_i < 1$ 。

根据上面的假设,在平方损失下, E-Bayes 可估计为:

$$\hat{p}_{iEB} = \frac{1}{2(c-1)} \left[(s_i+1)^2 \ln \frac{s_i+2}{s_i+1} - (s_i+c)^2 \ln \frac{s_i+c+1}{s_i+c} + \ln \left(\frac{s_i+c+1}{s_i+2} \right) + c - 1 \right] \tag{7}$$

3 非等间隔灰色预测建模方法

灰色预测模型 GM(1,1) 在预测未来的变化趋势方面应用广泛。

由于其预测的数据必须为等间距,在滚动轴承的定时截尾实验中,截尾时刻为非等间距的,需要将非等间隔时刻的可靠度估计值转化成等间距时刻的可靠度估计值,才能应用灰色预测模型 GM(1,1)。

其建模方法如下:

设定非等间隔原始序列为:

$$Y_i^{(0)}(t) = \{y_i^{(0)}(1), y_i^{(0)}(2), \dots, y_i^{(0)}(n)\} \tag{8}$$

(1)求定时截尾实验中,各时段与平均时段的单位时段差系数 $\mu(t_i)$:

$$\mu(t_i) = \frac{n-1}{t_n-t_1} t_i - i, i \in \{1, 2, \dots, n-1\} \tag{9}$$

(2)求各时段总的差值 $\Delta y_i^{(0)}(t_i)$:

$$\Delta y_i^{(0)}(t_{i+1}) = \mu(t_i) [y_i^{(0)}(t_{i+1}) - y_i^{(0)}(t_i)] \tag{10}$$

(3)计算等间隔序列的灰度 $x_i^{(0)}$:

$$x_{i+1}^{(0)} = y_i^{(0)}(t_i) - \Delta y_i^{(0)}(t_{i+1}), i \in \{1, 2, \dots, n-1\} \tag{11}$$

于是,得到等间距序列为:

$$X_i^{(0)} = \{x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}\} \tag{12}$$

(4)对 $X_i^{(0)}$ 建立 GM(1,1) 模型,得时间响应函数。对原始离散时间序列进行一次累加生成处理,即:

$$x_i^{(1)} = \sum_{j=1}^i x_j^{(0)}; i = 1, 2, \dots, n \tag{13}$$

以新生成的等间距序列为基础的一阶灰色微分方程 GM(1,1),即:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + mx^{(1)} = p$$

(14)

式中: m —待辨识参数; p —待辨识参数。

则向量 X 的最小二乘解为:

$$X = (B^T B)^{-1} B^T Y_n$$

(15)

向量 Y_n 的表达式为:

$$Y_n = (x_2^{(0)}, x_3^{(0)}, \cdots, x_n^{(0)})^T$$

(16)

矩阵 B 的表达式和矩阵 B 中的数值计算表达式为:

$$B = \begin{pmatrix} -Z(2) & 1 \\ M & M \\ -Z(n) & 1 \end{pmatrix}$$

(17)

$$Z_{(i)} = \frac{(x_i^{(1)} + x_{i+1}^{(1)})}{2}$$

(18)

一阶灰色微分方程 GM(1,1) 模型的离散响应方程为:

$$\hat{x}_{i+1}^{(1)} = \left(x_1^{(1)} - \frac{p}{m}\right)e^{-ai} + \frac{p}{m}$$

(19)

其中: $x_1^{(1)} = x_1^{(0)}$ 。

为了将其与原始数据序列进行比较,笔者将非等间隔序列中的时间 $t_i (i = (n-1)t_i/(t_n-t_1))$ 代入模型,即:

$$\hat{x}_{i+1}^{(1)} = \left(x_1^{(1)} - \frac{p}{m}\right)e^{-(n-1)a \cdot t_i/(t_n-t_1)} + \frac{p}{m}$$

(20)

将 $\hat{x}_{i+1}^{(1)}$ 的计算值进行累计还原,即可得到原始数据的估计值:

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

(21)

一阶微分灰色方程 GM(1,1) 模型的拟合残差中往往还有一部分动态有效信息,可以通过建立残差 GM(1,1) 模型对原模型进行修正。

笔者采用后验差对一阶灰色微分方程 GM(1,1) 模型进行检验。

记 0 阶残差为:

$$\varepsilon_i^{(0)} = x_i^{(0)} - \hat{x}_i^{(0)}; i = 1, 2, \cdots, N$$

(22)

式中: $\hat{x}_i^{(0)}$ —通过一阶微分方程 GM(1,1) 模型得到的预测值。

残差均值为 $\bar{\varepsilon}$, 原始数据的均值为 $\bar{x}$ 。为此,可以计算以下后验差检验指标。

均方差比值 C 为:

$$C = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (x_i^{(0)} - \bar{x})^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\varepsilon_i^{(0)} - \bar{\varepsilon})^2}}$$

(23)

小误差概率 P 为:

$$P = P\{|e_i^{(0)} - \bar{e}|\}$$

(24)

对于 GM(1,1) 的预测结果进行评价,其评价标准如表 2 所示。

表 2 精度检验等级				
评价参数	好	合格	勉强	不合格
P	>0.95	>0.8	>0.7	≥ 0.7
C	<0.35	<0.45	<0.55	≤ 0.65

一般认为小误差概率越大越好,均方差比值越小越好。残差的方差较小时,残差的离散程度较小。

因此,在标准差比较小的时候,原始数据序列比较离散,但是模型计算得出的计算值和实际的值的差值比较集中。

对于小误差概率来说,取值越小,说明计算预测精度越高。

4 实验及结果分析

为了获得轴承的实验数据,笔者对其进行可靠性分析。

实验中采用的机械装备是滚动轴承综合实验台,如图 1 所示。

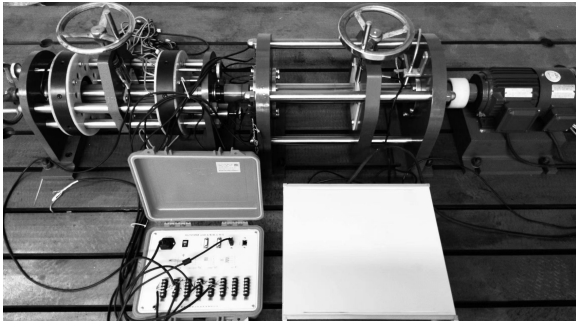


图 1 滚动轴承综合实验台

该实验台可以对实验轴承施加垂直载荷,模拟实际工作的条件。

实验中采用的是高速列车上常用的双列圆锥滚子轴承,该轴承的参数采用文献[18]中的数值,如表 3 所示。

表 3 高速列车双列圆锥滚子轴承结构参数	
主要结构参数	参考值
结构尺寸/(mm × mm × mm)	130 × 230 × 160
滚子平均直径/mm	23.0
滚子组节圆直径/mm	180.5
单列滚子数	21
内圆接触角 $\theta_1/(^\circ)$	7.75
外圆接触角 $\theta_2/(^\circ)$	10
滚子有效长度/mm	45

在实验过程中,结合高速列车的实际工作条件,笔

者设定轴承转速为 2 065 r/min,径向载荷为 86 kN,实验过程中,轴承润滑条件良好^[19]。

截尾时间和截尾次数采用文献[20]的方法,得出定时截尾实验轴承的无失效数据,如表4所示。

表4 定时截尾实验滚动轴承无失效数据			
截尾次数 <i>i</i>	截尾时间 <i>t_i</i> /h	样本数目 <i>n_i</i>	未失效 总数 <i>s_i</i>
1	422	2	20
2	539	4	18
3	602	2	14
4	770	4	12
5	847	4	8
6	924	4	4

在进行考核实验中,笔者按照滚动轴承的规程要求,从产品中随机抽取20套样品,对20套滚动轴承进行可靠性实验。

可靠性实验采用定时截尾寿命实验的形式进行,每一个截尾时间,无一套滚动轴承失效。

为了更好地研究该滚动轴承的可靠性,笔者人为地增加了定时截尾实验的时间,最终仍未出现失效的滚动轴承。

对于E-Bayes估计,笔者采用超参数*c* = 5为例,利用公式(7)和表4的无失效数据,进行失效概率估计值的计算,得出了滚动轴承在定时截尾处的可靠度估计值,如表5所示。

表5 截尾时刻的滚动轴承可靠性估计值			
截尾次数 <i>i</i>	截尾时间 <i>t_i</i> /h	样本数目 <i>n_i</i>	可靠度 <i>R</i>
1	422	2	0.978 8
2	539	4	0.976 9
3	602	2	0.971 6
4	770	4	0.967 9
5	847	4	0.956 7
6	924	4	0.933 2

在实验过程中,滚动轴承都能正常工作。实验条件也是采用了正常的工作环境。因此,笔者得到的估计值属于滚动轴承的点估计的平均寿命。

从表5可以得出,滚动轴承非等间隔灰色预测的平均时间间隔100.4 h,由式(9)可得非等间隔灰色预测的单位时间差系数,即:

$$\mu(t_i) = \{0.165\,3, -0.207\,2, 0.466\,1, 0.233\,1, 0\}$$

(25)

故各时段总的差值为:

$$\Delta x_i^{(0)}(t_i) = \{-0.000\,3, 0.001\,1, -0.001\,7, 0.002\,6, 0\}$$

(26)

等间隔点的灰度为:

$$x = \{0.978\,8, 0.977\,2, 0.970\,5, 0.969\,6, 0.954\,1, 0.933\,2\}$$

(27)

根据以上数据,笔者建立GM(1,1)模型为:
$$\hat{x}_{i+1}^{(1)} = 91.706\,1e^{-0.010\,9\,t_i/100.4} + 90.727\,3$$

(28)

将 $\hat{x}_{i+1}^{(1)}$ 计算值进行累计还原,得到滚动轴承的可靠性非等间隔灰色预测的估计值 $\hat{x}_{i+1}^{(0)}$:

$$\hat{x}_{i+1}^{(0)} = 1.011\,0e^{-0.010\,9\,t_i/100.4}$$

(29)

笔者对滚动轴承可靠度非等间隔灰色预测结果进行了残差和后验差检验,求得均方差比值小于0.35,小误差概率大于0.95。这表明滚动轴承的非等间隔灰色预测精度较高。

这种方法建模所需要的数据比较少,借助无失效数据模型和E-Bayes估计,在未做完轴承全寿命实验的情况下,可较为准确预测滚动轴承剩余寿命,具有缩短实验时间和节省实验成本的特点。

笔者以E-Bayes计算得到的可靠度值为基础数据进行等间隔预测,以前3个截尾时刻的贝叶斯估计值为建模数据,对未来3步进行预测,最终得到的可靠度的数据序列:{0.978 8,0.976 9,0.971 6,0.966 0,0.961 0,0.956 0}。

笔者将等间距的灰色预测的最后3步的预测值,与非等间距灰色预测的最后3步的预测值进行对比分析,结果如表6所示。

表6 滚动轴承寿命非等间隔灰色预测				
时间间隔 /h	E-Bayes 估计	灰色预测	残差	相对误差 /%
117	0.976 9	0.998 2	0.021 3	2.18
180	0.971 6	0.991 4	0.019 8	2.04
348	0.967 9	0.973 5	0.005 6	0.58
425	0.956 7	0.965 4	0.008 7	0.91
502	0.933 2	0.957 4	0.024 2	2.59

根据表6可知:利用非等间隔灰色预测进行任意时刻的轴承可靠度预测,通过对比分析E-Bayes估计,预测得到结果相对误差在3%以内。该结果验证了非等间隔灰色预测模型在滚动滚动轴承剩余寿命预测方面的有效性。

通过非等间隔的灰色预测模型,可以计算得出滚动轴承工作时刻的剩余寿命,结果不受时间的间隔条件的限制。

此外,采用非等间隔灰色预测方法,不再需要寻找等间隔数据,对任意时刻的轴承的可靠性数据都可以预测。

5 结束语

针对滚动轴承的剩余寿命预测问题,笔者以滚动

轴承的无失效数据为基础,利用 E-Bayes 理论和无失效数据模型,结合灰色预测模型 GM(1,1),提出了一种滚动轴承的剩余寿命非等间隔灰色预测方法,并通过滚动轴承的定时截尾实验数据,对该方法的可靠性进行了验证。

研究结论如下:

(1)采用滚动轴承无失效数据进行寿命预测,可以节省大量的实验时间和实验成本;相比于贝叶斯估计,采用该方法预测滚动轴承剩余寿命时,不受截尾时刻和样本数量的影响;

(2)采用非等间隔灰色预测模型对滚动轴承的疲劳寿命进行预测时,其预测结果为该轴承正常工作时的平均寿命,误差在 3% 以内,较为精确。

根据非等间隔灰色预测公式,可方便地计算出滚动轴承工作的每一个时刻的可靠度估计值。但是以上分析主要是基于滚动轴承正常情况下进行的。

因此,在后续的研究工作中,笔者将考虑轴承的润滑情况,并研究润滑对轴承剩余寿命的影响规律。

参考文献 (References):

- [1] DONG Shao-jiang, LUO Tian-hong. Bearing degradation process prediction based on the PCA and optimized LS-SVM model[J]. **Measurement**, 2013, 46(9): 3143-3152.
- [2] YU Kun, LIN Tian-ran, TAN Jin-wen. A bearing fault and severity diagnostic technique using adaptive deep belief networks and Dempster-Shafer theory[J]. **Structural Health Monitoring**, 2019, 19(1): 240-261.
- [3] SI Xiao-Sheng, WANG Wen-bin, HU Chang-hua, et al. Remaining useful life estimation: a review on the statistical data driven approaches[J]. **European Journal of Operational Research**, 2011(213): 1-14.
- [4] 吕明珠,苏晓明,刘世勋,等. 风力机轴承实时剩余寿命预测新方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(1): 157-163, 206.
- [5] 蒋 洁,孙海荣,黄梓幸,等. 滚动轴承性能退化及剩余寿命预测方法研究[J]. 煤矿机械, 2021, 42(5): 41-43.
- [6] 谈智玲,陈才明,徐胜朝,等. 基于振动信号分析的滚动轴承寿命预测方法研究[J]. 华电技术, 2021, 43(5): 36-44.

- [7] 高攀东,沈雪瑾,陈晓阳,等. 无失效数据下航空轴承的可靠性分析[J]. 航空动力学报, 2015, 30(8): 1980-1987.
- [8] 韩 明. 失效概率的 E-Bayes 估计及其性质[J]. 数学物理学报, 2007(3): 488-495.
- [9] LI Yu-xiong, HUANG Xian-zhen, DING Peng-fei, et al. Wiener-based remaining useful life prediction of rolling bearings using improved Kalman filtering and adaptive modification[J]. **Measurement**, 2021(182): 109706.
- [10] ZHANG Ying, Wang An-chen. Remaining useful life prediction of rolling bearings using electrostatic monitoring based on two-stage information fusion stochastic filtering[J]. **Mathematical Problems in Engineering**, 2020(6): 1-12.
- [11] 任子强,司小胜,胡昌华,等. 融合多传感器数据的发动机剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2019, 40(12): 134-145.
- [12] WANG Gang, Xiang Jia-wei. Remain useful life prediction of rolling bearings based on exponential model optimized by gradient method[J]. **Measurement**, 2021(176): 109161.
- [13] 张雨琦,邹金慧,马 军. 多退化变量灰色预测模型的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 探测与控制学报, 2019, 41(3): 112-120.
- [14] 黎 慧,张国文. 基于灰色模型的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械设计与研究, 2018, 34(1): 113-116, 120.
- [15] 刘玉梅,蒋寿生,袁文华. 锅炉过热器剩余寿命非等间隔灰色预测[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2010, 43(3): 1202-1206.
- [16] 毛 丽,左青松,刘冠麟,等. 车用三效催化转化器剩余寿命的非等间隔灰色预测[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2012, 43(4): 1351-1354.
- [17] 张玲霞,陈 明. 无失效数据 Bayes 可靠性分析的一种新方法[J]. 系统工程与电子技术, 2001(12): 107-109.
- [18] 王 磊,刘宏昭,朱德馨,等. 高速列车轴承的可靠性试验标准和规范研究[J]. 西安理工大学学报, 2013, 29(3): 319-324.
- [19] 高宏玉,王 典,张守京. 基于 CEEMD-SE 和 LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 轻工机械, 2021, 39(3): 10-15.
- [20] 茆诗松,夏剑锋,管文琪. 轴承寿命试验中无失效数据的处理[J]. 应用概率统计, 1993(3): 326-331.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

刘 国,姚齐水,余江鸿. 基于无失效数据的滚动轴承剩余寿命非等间隔灰色预测方法[J]. 机电工程, 2022, 39(4): 501-506.

LIU Guo, YAO Qi-shui, YU Jiang-hong. Grey prediction of residual life of rolling bearings based on zero-failure data with unequal intervals[J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2022, 39(4): 501-506.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>