

卫星动量轮灵敏性变异分析

夏新涛, 常 振, 叶 亮, 李云飞, 邱 明
(河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 基于模糊理论提出一种非线性卫星动量轮灵敏性变异分析的数值方法,以工程实际中的模糊相似关系转化为空间向量的模糊等价关系,来评估稳定系统的总体变异本质特征.并通过仿真均匀分布、线性分布以及周期分布的时间数据序列验证了该模型的可行性;以3套卫星动量轮实际稳态运转实验见证了该方法的实用性和有效性.其中动量轮A的最小灵敏系数为0.678,大于0.5阈值,表明其运转期间灵敏性十分良好;动量轮B的最小灵敏系数为0.439,小于0.5阈值,其运转期间灵敏性有所变异;动量轮C的最小灵敏系数等于0.5阈值,其关系最为模糊并介于稳定与变异之间.该模型实时预测并描述了动量轮灵敏性变异过程,且适用于诸多航天领域的非线性乏信息问题.

关 键 词: 动量轮; 灵敏性; 时间序列; 模糊关系; 变异
中图分类号: V47 **文献标志码:** A

Variation analysis of sensitivity for satellite momentum wheel

XIA Xin-tao, CHANG Zhen, YE Liang, LI Yun-fei, QIU Ming

(School of Mechatronics Engineering,

Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China)

Abstract: A numerical method for nonlinear sensitivity variation analysis of satellite momentum wheel was proposed based on the fuzzy theory, so as to evaluate the overall variation characteristics of stability system by changing the fuzzy similarity relation of engineering practice into the fuzzy equivalence relation of space vector. Through simulating the time data sequence of the uniform distribution, linear distribution and period distribution, the feasibility of model was verified; according to the actual steady-state running test for the three sets of satellite momentum wheels, this method was practical and effective. Among them, the minimum sensitivity coefficient of momentum wheel A was 0.678, greater than the 0.5 threshold, showing that its sensitivity was very good during the operation; however, the minimum sensitivity coefficient of momentum wheel B was 0.439, less than the 0.5 threshold, so its sensitivity produced a variation; and the minimum sensitivity coefficient of momentum wheel C was equal to the 0.5 threshold, showing the momentum wheel C had the most fuzzy relation between stability and variation. The variation process of sensitivity of the momentum wheel was forecasted and described in time. This model is also suitable for many nonlinear poor information problems in the field of space.

Key words: momentum wheel; sensitivity; time series; fuzzy relation; variation

收稿日期: 2016-05-20

基金项目: 国家自然科学基金(51475144, 51075123); 河南省高校科技创新团队支持计划(13IRTSTHN025)

作者简介: 夏新涛(1957—),男,教授、博士生导师,博士,主要从事滚动轴承性能分析与乏信息处理等方面研究.

引用格式: 夏新涛,常振,叶亮,等. 卫星动量轮灵敏性变异分析[J]. 航空动力学报,2017,32(3):704-713. XIA Xintao, CHANG Zhen, YE Liang, et al. Variation analysis of sensitivity for satellite momentum wheel[J]. Journal of Aerospace Power, 2017,32(3):704-713.

动量轮灵敏度是卫星控制系统的一项重要指标,是指在进行卫星姿态控制时对系统参数或周围条件变化快速有效的响应量程度,直接反映其对姿态调整的灵活性,决定着卫星能否以一定的精度保持在预定的方位或者指向顺利完成任务,对卫星的整体可靠性及寿命有着直接影响^[1-2]。动量轮一般包括轴承、电动机、壳体和轮体4个组件部分,并通过支架或框架安装在卫星内。当动量轮内的电动机绕组按指令输入规定大小的电流时,电动机就会产生转矩并达到一定的转速然后形成一定的动量,该动量作用到安装有动量轮的星体上,就可以改变卫星平台的姿态或消除干扰力矩对载体的影响,实现对卫星姿态的控制。及时有效地对动量轮进行灵敏度变异分析和健康监测可以明显消除或最小化潜在的失效机率,实现其未来态势变化的准确预测,提高卫星可靠性进而延长卫星使用寿命^[3]。

由于动量轮价格昂贵、变异因素复杂、可靠性高、寿命长,难以进行大样本稳定性变异实验。而传统灵敏度变异评估方法利用大样本失效数据、可重复的大样本可靠性实验,并假设各参数影响因素服从常见的分布,如正态分布、威布尔分布、指数分布等^[4]。其参数分布是建立在有限状态假设基础之上,即在参数化建模准确求解的过程中已经将所研究问题模糊化。更何况工程实际中,航空组件的运转状态多是渐进连续退化的,具有很强的不确定性,表现为状态变化的模糊性和随机性且属于小样本问题。现有的灵敏性变异方法,大多通过分析研究组件稳定性或可靠性实现,且仅考虑单一变量的影响,忽略变量融合的综合影响及其中的相关性,同时也忽略了零件灵敏度和失效率随使用时间的演变规律,其灵敏度应该是一个考虑时间因素的动态过程^[5-7]。传统灵敏性评估的有限状态假设难以准确描述航天零部件实际变异过程,目前并没有成熟的产品性能组件灵敏性变异分析模型。

卫星动量轮灵敏性受多因素影响,呈现一种随机的、非稳定的周期性变化,与时间变量间的数学关系具有明显不确定的属性,运用计算公式很难精确计算这类非线性问题,这阻碍了对其灵敏性变异分析与总体把握。文献[8]用贝叶斯方法融合性能退化模型和寿命模型得到产品的可靠性评估模型,来判定卫星动量轮是否发生性能退变。文献[9]提出一种非线性周期离散时间系统的稳定性分析理论,应用到卫星姿态控制中分析其系统

稳定性演变规律。文献[11]使用的频率调整和循环平稳分析方法,进行对直升机轴承的变异情况实时检测。文献[12]建立具有时延与数据包丢失的航空发动机分布式控制系统模型,利用 Lyapunov 第二法和线性矩阵不等式方法对系统的指数稳定性进行了分析。文献[13]借鉴结构可靠性求解理论,寻求设备运行状态信息与可靠性之间的映射模型,建立相关的可靠度求解理论模型,判断良好运转期间是否发生稳定性变异。文献[14]进行信息融合,提取出主要影响参数。确定各参数健康影响权重,采用综合评价算法实现对卫星姿态控制系统整体健康性能的综合评估,对可靠度的不确定性进行分析。文献[15-16]提出人工神经网络、模糊逻辑等方法在实际生产及机器故障诊断中的应用,可及时发现产品变异状况并采取相应补救措施。文献[17]既考虑进气道出口截面流场的畸变对航空发动机稳定性的影响,又兼顾发动机控制动态响应、软件算法、信号传输时滞等滞后效应,提出一种基于攻角预测的高稳定性控制方法。文献[18-20]分别就弹性轴承、气体轴承、混合磁轴承进行了稳定性分析,从不同侧面反映轴承灵敏度演变问题。文献[21]结合信息模糊集合理论和混沌理论,将工程数据序列转化为空间向量进行滚动轴承性能时间序列的演变分析。

信息论认为:任何时间序列都包含着其系统参与演化的所有变量的大量信息,通过时间序列信号能从复杂的表象中找出隐藏的确定性规则,这种确定性规则正是系统本身的固有变异,从而挖掘出系统变量演化信息来研究系统整体的运转状况。正如遗传学观点任何进化或演变的出现都伴随有基因改变(即基因突变),这种基因突变会推动整个过程朝着一个定向发展,也正是我们在时间序列中想要提取的有关系统的演化信息。而现存的数学建立在大数定律与中心极限定律基础之上,难以解决这类非线性信息问题。本文根据卫星动量轮不同瞬时阶段的工作状态来实时测量并获取其稳态电流信号,因为稳态电流信号是衡量动量轮运转灵敏性及寿命的重要性能参量,最能反应其演变或变异过程。在随机因素的权重影响程度、先验信息、概率均未知的情况下建立灵敏性变异分析模型,基于模糊理论提出一种非线性卫星动量轮灵敏性变异分析的数值算法,获取稳态电流信号性能时间序列的模糊等价关系来表征系统演变的突变基因,进而评估动量轮系统的总体变异特征。研究表明动量轮 A 运转期间灵敏

性良好;动量轮 B 发生较严重变异;动量轮 C 介于正常与变异之间,关系最为模糊.

1 数学模型

1.1 变异分析的基础

考虑线性离散系统卫星动量轮的变异分析是以模糊关系理论为基础依据的. 设其稳态电流信号的原始时间序列为

$$\boldsymbol{Z} = (z_1, z_2, \cdots, z_t, \cdots, z_T) \tag{1}$$

式中 t 为时间, z_t 为 $\boldsymbol{Z}$ 中第 t 时间点的数据, T 为原始数据总个数.

为分析原始数据变异情况,将 $\boldsymbol{Z}$ 进行分组处理,设任意两组为 $\boldsymbol{X}$ 和 $\boldsymbol{Y}$,即

$$\boldsymbol{X} = (x_1, x_2, \cdots, x_i, \cdots, x_m) \tag{2}$$

和

$$\boldsymbol{Y} = (y_1, y_2, \cdots, y_i, \cdots, y_n) \tag{3}$$

式中 $\boldsymbol{X}$ 与 $\boldsymbol{Y}$ 来自原始数据序列 $\boldsymbol{Z}$; x_i, y_i 为稳态电流数据; i 为第 i 个数据; m, n 分别为 $\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Y}$ 组的数据个数.

直积 $\boldsymbol{X} \times \boldsymbol{Y}$ 中一个模糊关系 $\boldsymbol{R}$ 可以表示为

$$\boldsymbol{R} = \{\mu_{\boldsymbol{R}}(x_i, y_j)\}_{m \times n} \tag{4}$$

式中 $\mu_{\boldsymbol{R}}(x_i, y_j) \in [0, 1]$, $\mu_{\boldsymbol{R}}(x_i, y_j)$ 表示 μ 为 $\boldsymbol{R}$ 的隶属函数或 (x_i, y_j) 对 $\boldsymbol{R}$ 的隶属度.

当 $\boldsymbol{X} = \boldsymbol{Y}$ 时,称模糊矩阵 $\boldsymbol{R}$ 为 $\boldsymbol{X}$ 上的模糊关系.

1.2 模糊关系的基本定理

1.2.1 模糊等价关系

具有自反性,传递性和对称性的模糊关系叫做等价关系.

考虑模糊关系

$$\boldsymbol{R} = \{r_{ij}\} = \{\mu_{\boldsymbol{R}}(x_i, x_j)\} \tag{5}$$

式中 $r_{ij} = \mu_{\boldsymbol{R}}(x_i, y_j)$, 两者一一对应.

模糊关系具有自反性,即

$$r_{ij} = \mu_{\boldsymbol{R}}(x_i, x_i) = 1; \quad i = j \tag{6}$$

模糊关系具有对称性,即

$$r_{ij} = r_{ji} \tag{7}$$

模糊关系具有传递性,即对于任意的 (x, y) ,

$(y, z), (x, z) \in \boldsymbol{X} \times \boldsymbol{Y}$, 均有

$$\boldsymbol{R} \supseteq \boldsymbol{R}^\circ \boldsymbol{R} \tag{8}$$

式中运算符“ $\circ$ ”为矩阵的模糊运算 $\boldsymbol{M}(\wedge, \vee)$, 有

$$\mu_{\boldsymbol{R}}(x, z) \geq \vee (\mu_{\boldsymbol{R}}(x, y) \wedge \mu_{\boldsymbol{R}}(y, z)) \tag{9}$$

式中“ $\vee$ ”为“或”运算取最大,“ $\wedge$ ”为“与”运算取最小. 如 $\boldsymbol{A} = (0.7, 0.4, 0.2), \boldsymbol{B} = (0.3, 0.6, 0.4)$, 则 $\boldsymbol{A}^\circ \boldsymbol{B}^\text{T} = (0.7 \wedge 0.3) \vee (0.4 \wedge 0.6) \vee (0.2 \wedge 0.4) =$

$$0.3 \vee 0.4 \vee 0.2 = 0.4.$$

1.2.2 模糊相似关系

具有自反性和对称性的模糊关系叫做模糊相似关系. 设 $\boldsymbol{R}$ 为模糊相似关系

$$\boldsymbol{R} = \{r_{ij}\}_{m \times m} \tag{10}$$

式中 r_{ij} 为模糊相似系数, $r_{ij} \in [0, 1]$.

在进行稳定性变异诊断时,使用的是模糊等价关系,但在实际测量计算中,所得到的常常是模糊相似关系,因此必须用传递闭包法将模糊相似关系转变为模糊等价关系.

1.3 变异诊断的原理

在动态测量数据的处理中,一般采用传统的随机过程理论体系. 这往往要求测量数据具有典型的概率分布如正态分布和大量的测量数据,以便进行概率论和统计学意义上的数学处理.

以模糊集合理论为基础,结合系统变异信息,提出一种动态测量数据处理的新方法. 该方法对数据分布无特别要求并适用于小样本数据.

1.3.1 模糊相似系数

设卫星动量轮稳态电流数据分为 m 组,即公式(1)的原始数据 $\boldsymbol{Z}$ 有 m 个样本

$$\begin{aligned} \boldsymbol{Z}_i &= (\boldsymbol{Z}_{i1}, \boldsymbol{Z}_{i2}, \cdots, \boldsymbol{Z}_{ik}, \cdots, \boldsymbol{Z}_{in}) \\ k &= 1, 2, \cdots, n, i = 1, 2, \cdots, m \end{aligned} \tag{11}$$

构成一个集合

$$\hat{\boldsymbol{Z}} = (\boldsymbol{Z}_1, \boldsymbol{Z}_2, \cdots, \boldsymbol{Z}_i, \cdots, \boldsymbol{Z}_m) \tag{12}$$

式中 m 为样本数, n 为每个样本的样本量; $\boldsymbol{Z}_{ik}$ 为第 i 个样本的第 k 个数据.

设数据总个数为 $S = m \cdot n$, 则第 i 个样本的第 k 个数据 $\boldsymbol{Z}_{ik}$ 的顺序号为 $t = 1, 2, \cdots, S$. 于是,顺序号 t 就相当于时间参数.

无论 $\boldsymbol{Z}_{ik}$ 是不是模糊数,将 $\boldsymbol{Z}_{ik}$ 线性映射到 $[0, 1]$ 区间内,看成模糊数 C_{ik} , 就可以用模糊集合理论处理.

设线性映射公式为

$$C_{ik} = \frac{\boldsymbol{Z}_{ik} - \boldsymbol{Z}_{\min}}{\boldsymbol{Z}_{\max} - \boldsymbol{Z}_{\min}} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{Z}_{\max} = \max_{i, k} \boldsymbol{Z}_{ik} \tag{14}$$

$$\boldsymbol{Z}_{\min} = \min_{i, k} \boldsymbol{Z}_{ik} \tag{15}$$

$$k = 1, 2, \cdots, n; \quad i = 1, 2, \cdots, m$$

式中 C_{ik} 为模糊数, $C_{ik} \in [0, 1]$.

各样本之间的相似程度可以用模糊相似系数描述,于是有模糊相似矩阵

$$\begin{aligned} \boldsymbol{R} &= \{r_{il}\}_{m \times m} \\ l &= 1, 2, \cdots, m; \quad i = 1, 2, \cdots, m \end{aligned} \tag{16}$$

式中 r_{il} 为模糊相似系数,即式(10).

这里用最大最小法计算模糊相似系数

$$r_{il} = \frac{\sum_{k=1}^n (C_{ik} \wedge C_{lk})}{\sum_{k=1}^n (C_{ik} \vee C_{lk})}$$
$$l = 1, 2, \dots, m; \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (17)$$

在式(16)和式(17)中,有

$$r_{il} = \begin{cases} 1 & i = l \\ r_{li} & i \neq l \end{cases}$$
$$l = 1, 2, \dots, m; \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (18)$$

即 $\mathbf{R}$ 是一个模糊相似关系矩阵,卫星动量轮各组稳态电流信号具有相似关系 $\mathbf{R}$.

1.3.2 模糊等价关系及其意义

在式(18)中的模糊关系确定后,用模糊集合理论的传递闭包法可获得卫星动量轮稳态电流信号的模糊等价关系,求解方法如下.

对于任意的模糊关系 $\mathbf{R}$,如果存在

$$\mathbf{T}(\mathbf{R}) = \mathbf{R}^{h-1} = \mathbf{R}^h = \dots$$
$$h = 1, 2, 3, \dots \quad (19)$$

式中 $\mathbf{T}(\mathbf{R})$ 为模糊等价关系,并按照上式依次可以求出,步骤如下:

第 1 步 求出 $\mathbf{R}^2 = \mathbf{R} \circ \mathbf{R}$.

第 2 步 求出 $\mathbf{R}^4 = \mathbf{R}^2 \circ \mathbf{R}^2$.

⋮

第 q 步 直到求出 $\mathbf{R}^{2q} = \mathbf{R}^q$ 为止, $\mathbf{R}^q$ 就是所求模糊等价关系 $\mathbf{T}(\mathbf{R})$,即模糊集合理论的传递闭包

$$\mathbf{T}(\mathbf{R}) = \mathbf{R}^q \quad (20)$$

有

$$\mathbf{T}(\mathbf{R}) = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \cdots & \alpha_{1l} & \cdots & \alpha_{1m} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \alpha_{23} & \cdots & \alpha_{2l} & \cdots & \alpha_{2m} \\ \alpha_{31} & \alpha_{32} & \alpha_{33} & \cdots & \alpha_{3l} & \cdots & \alpha_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \alpha_{i1} & \alpha_{i2} & \alpha_{i3} & \cdots & \alpha_{il} & \cdots & \alpha_{im} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \alpha_{m1} & \alpha_{m2} & \alpha_{m3} & \cdots & \alpha_{ml} & \cdots & \alpha_{mm} \end{bmatrix} =$$
$$\begin{bmatrix} 1 & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \cdots & \alpha_{1l} & \cdots & \alpha_{1m} \\ & 1 & \alpha_{23} & \cdots & \alpha_{2l} & \cdots & \alpha_{2m} \\ & & 1 & \cdots & \alpha_{3l} & \cdots & \alpha_{3m} \\ & & & & \vdots & & \vdots \\ & & & & 1 & \cdots & \alpha_{im} \\ & & & & & & \vdots \\ & & & & & & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中

$$0 \leq \alpha_{il} \leq 1$$
$$\alpha_{il} = \begin{cases} 1 & i = l \\ \alpha_{li} & i \neq l \end{cases} \quad (22)$$

式中 α_{il} 为卫星动量轮稳态电流信号原始数据中第 i 个样本 $\mathbf{Z}_i$ 和第 l 个样本 $\mathbf{Z}_l$ 的模糊等价关系,亦即式(12)中 $\mathbf{Z}_i$ 特征和 $\mathbf{Z}_l$ 的符合程度,称之为模糊等价关系系数,它有如下意义:

1) 若 α_{il} 接近 1,则 $\mathbf{Z}_i$ 和 $\mathbf{Z}_l$ 两个样本的特征符合程度越好,表明两者之间的变异特征越小.

2) 若 α_{il} 接近 0,则 $\mathbf{Z}_i$ 和 $\mathbf{Z}_l$ 两个样本的特征符合程度越差,表明两者之间的变异特征越大.

3) 特别地,当 $\alpha_{il} = 1$ 时, $\mathbf{Z}_i$ 和 $\mathbf{Z}_l$ 是完全一样的,不存在任何系统变异;当 $\alpha_{il} = 0$ 时, $\mathbf{Z}_i$ 和 $\mathbf{Z}_l$ 是毫不相干的,存在着明显的变异.

模糊等价关系能够反映系统本身每一时间段的变化信息,实时监测两分段样本之间特征符合程度并反映出研究对象的一般演变规律;本文模糊等价关系也正是从卫星动量轮灵敏电流信号序列中寻找到的隐藏的确定性规则,所以模糊等价关系是表征卫星动量轮灵敏性变异的最优测度,可据此进行卫星动量轮轴承稳定性变异的诊断.

在实际工程中, $\alpha_{il} = 1$ 和 $\alpha_{il} = 0$ 是几乎不存在的.此时可依据模糊数概念、最优水平 λ 和 λ 水平截集 A_λ 诊断研究对象变异情况的存在的显著性.

1.3.3 灵敏性变异依据

在模糊集合论中,0 和 1 可以分别为事物的真和假两个极端状态,0 为研究对象的两个实体是毫无关联的,1 为两个实体绝对的紧密关联或关系绝对清晰,可以用 λ 水平和 λ 水平截集 A_λ 来诊断灵敏性变异存在的显著性.

若

$$\alpha_{il} > \lambda \quad (23)$$

则 $\mathbf{Z}_i$ 和 $\mathbf{Z}_l$ 在 λ 水平下彼此之间关系趋于清晰,即不存在灵敏性变异.

若

$$\alpha_{il} \leq \lambda \quad (24)$$

则 $\mathbf{Z}_i$ 和 $\mathbf{Z}_l$ 在 λ 水平下彼此之间关系模糊不定,即存在灵敏性变异.

根据模糊集合理论, λ 为研究对象从一个极端属性过渡到另一极端属性的边界,也叫模糊数.当 $\lambda = 0.5$ 时研究对象的两实体模糊性达到最大,介于较难分辨的真和假之间;当 $\lambda > 0.5$ 时 $\mathbf{Z}_i$ 和

Z_i 关系趋于清晰,相似度较高且未发生灵敏性变异;当 $\lambda < 0.5$ 时两事物关联度较小或两者之间差异大,视为两者之间灵敏性不一致并产生变异^[22].所以本文在数据分析时取 $\lambda = 0.5$.

1.3.4 灵敏性变异的模糊特征

定义灵敏系数集合为

$$U = (u_1, u_2, \cdots, u_j, \cdots, u_{m-1}) \tag{25}$$

式中

$$u_j = \frac{\sum_{i=1}^{m-j} \alpha_{i,i+j}}{m-j}$$

$$u_j \in [0,1] \quad j = 1,2,\cdots,m-1 \tag{26}$$

式中 u_j 为灵敏系数,即模糊等价关系系数 α_{ii} 的分段均值; m 为样本含量; j 为各样本采样的时间先后顺序.同样以 λ 水平和 λ 水平截集 A_λ 来诊断灵敏性变异存在的显著性.

u_j 的变化范围为

$$\delta_u = \max u_j - \min u_j$$

$$j = 1,2,\cdots,m-1 \tag{27}$$

由于 u_j 是 α_{ii} 的分段均值,其意义如下:

- 1) 若 $u_j < 0.5$,则系统变量量较大、灵敏性降低,视为发生变异;若 $u_j > 0.5$,结果相反; $\lambda = 0.5$,关系最为模糊,为安全考虑可视为发生微变异.
- 2) 若随着时间参数 j 的增大, u_j 无明显变化,则研究对象不存在显著的变异.
- 3) 若随着时间参数 j 的增大, u_j 明显减小,则研究对象存在显著的变异.
- 4) 若随着时间参数 j 的增大, u_j 由小明显变大后又明显变小,则研究对象存在周期性的变异情况.
- 5) 设随着时间参数 j 的增大,若 u_j 由小明显变大后又明显变小的次数为 ω ,则研究对象的周期性变异进行 $\omega+1$ 个周期.

在工程实际中,没有灵敏性变异的理想系统几乎是不存在的.一般认为,所谓无系统灵敏性变异是指系统变异很小,达到忽略不计的程度.

2 实验和讨论

2.1 实验装置

研究对象为 A,B,C 共 3 个不同编号的航天动量轮组件稳态电流,单位为 mA.研究工作在室内温度为 20~25℃,相对湿度为 55%以上完成,且实验台建立在真空罩内的受控清洁和无振动的

地基上来模拟实际工作情况.反作用飞轮控制箱输出指令电压带动真空实验装置中的飞轮转动,飞轮轮体内装有检测反馈装置,取样并转换后将得到的电流信号反馈给飞轮控制箱.真空检测装置实时检测装置内的真空度,一旦低于要求便会自行启动.G1-150A 高真空设备将实验装置内的空气抽到规定范围.利用观察反馈得到的稳态电流信号间接得到动量轮运转期间灵敏性变异情况,为数据采集带来方便.

本实验模拟卫星动量轮瞬时局部工作状态,反映不同瞬时阶段的稳定运转信息,每套实验样本实验转速为常量,不同样本之间转速略有变化.如若分析其整个工作轨道的灵敏性,需要对不同转速下动量轮分别做实验,将每个瞬时阶段连接起来便可获得整个工作周期的灵敏性变异情况.其中,A 动量轮组件稳态转速为 3 500 r/min,B 与 C 动量轮组件稳态转速为 6 000 r/min;.采集实验数据的频率为 1 次/天.每套组件采集 30 个实验数据.通过对 3 套动量轮组件稳态电流实验数据的研究,分析各个动量轮组件稳态运转过程的变异情况.

2.2 仿真与实验

本文研究的是概率分布及趋势项先验信息均未知的乏信息灵敏性变异分析问题,而经典统计方法是很难做到的,并通过仿真与实验相结合的方式验证所提方法的可行性.以均匀分布、线性分布、周期性分布为例进行仿真研究,分别验证 3 套轴承不同灵敏性变异状态的正确性.模型求解步骤如图 1 所示.

2.2.1 案例 1

均匀分布仿真案例,该类分布的随机变量不含有系统变异,因此,研究对象的真实情况不存在稳定性变异.取均匀分布的均值为 $X_0 = 200$,上下区间为 $[-2,2]$,随机离散数据样本个数为 $m = 6$,每个样本的样本含量为 $n = 5$,共有 30 个数据.

$$\hat{Z} = [Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6]$$

$$Z_1 = [198.07, 201.27, 198.27, 201.17, 201.55]$$

$$Z_2 = [200.94, 201.91, 199.36, 200.67, 199.47]$$

$$Z_3 = [199.65, 199.13, 199.40, 198.19, 199.79]$$

$$Z_4 = [198.82, 200.94, 200.73, 199.65, 201.77]$$

$$Z_5 = [201.53, 199.65, 201.83, 199.37, 201.25]$$

$$Z_6 = [199.95, 199.61, 199.12, 199.84, 199.63]$$

计算后可得到模糊等价关系矩阵

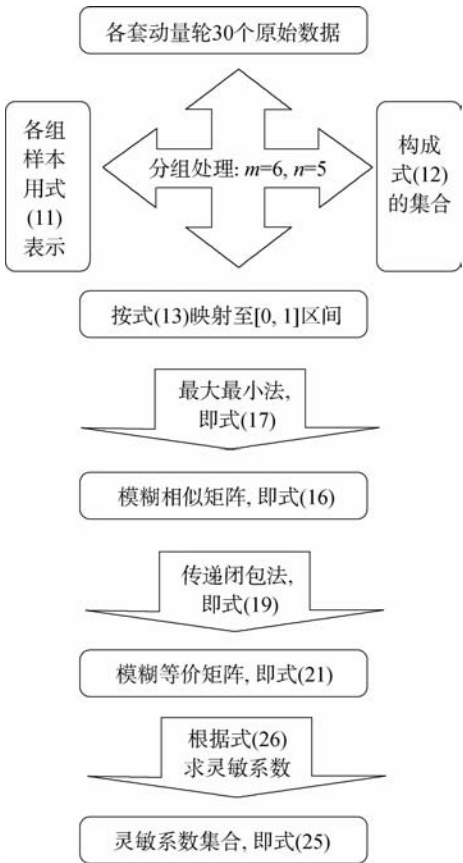


图 1 数学模型求解步骤

Fig. 1 Solving steps for mathematical model

$T(R) =$

1.000	0.533	0.533	0.607	0.607	0.533
0.533	1.000	0.628	0.533	0.533	0.628
0.533	0.628	1.000	0.533	0.533	0.653
0.607	0.533	0.533	1.000	0.616	0.533
0.607	0.533	0.533	0.616	1.000	0.533
0.533	0.628	0.653	0.533	0.533	1.000

灵敏系数集合

$U = [0.569, 0.533, 0.598, 0.617, 0.533]$

图 2(a)描述了均匀分布的数据分布情况. 图 2(b)描述灵敏系数 u_j 和时间参数 j 的关系, 随着 j 的变化, u_j 的变化很小. 因此各样本之间不存在灵敏性变异(图中虚线代表灵敏系数等于 0.5 阈值, 下文同).

另一方面, 由各样本之间的模糊等价关系矩阵也可以得出相同的结论, 因为 $\min \alpha_{il} = 0.533 > \lambda = 0.5$, 所以该组均匀分布的性能数据是良好的, 无变异情况.

动量轮 A 实际实验案例: 样本个数为 $m = 6$, 每个样本的样本含量为 $n = 5$, 共有 30 个数据.

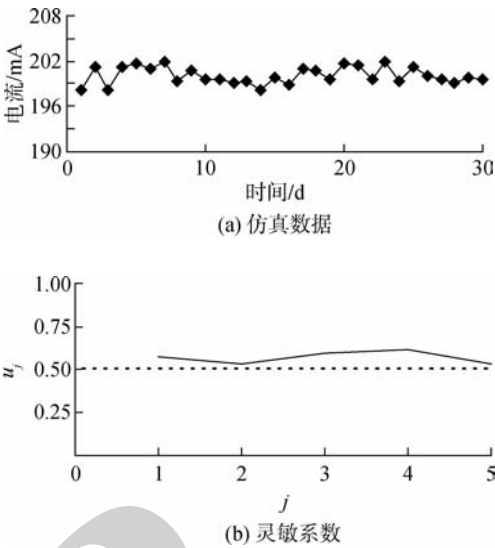


图 2 均匀分布的仿真案例

Fig. 2 Simulation case of uniform distribution

$\hat{Z} = [Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6]$

$Z_1 = [200, 203, 203, 200, 201]$

$Z_2 = [206, 200, 199, 198, 198]$

$Z_3 = [205, 202, 203, 203, 201]$

$Z_4 = [201, 200, 203, 203, 200]$

$Z_5 = [201, 196, 197, 194, 189]$

$Z_6 = [197, 197, 201, 199, 202]$

计算后可得到模糊等价关系矩阵

$T(R) =$

1.000	0.786	0.879	0.879	0.571	0.794
0.786	1.000	0.786	0.786	0.571	0.786
0.879	0.786	1.000	0.899	0.571	0.794
0.879	0.786	0.899	1.000	0.571	0.794
0.571	0.571	0.571	0.571	1.000	0.571
0.794	0.786	0.794	0.794	0.571	1.000

灵敏系数集合

$U = [0.723, 0.758, 0.748, 0.678, 0.794]$

图 3(a)为原始数据分布, 从图中可看到原始数据的一般规律, 符合均匀分布. 其中, 前 21 个数据十分稳定, 数值趋于平稳, 第 22~25 个数据数值稍微减小, 即稳定性稍微降低, 第 26~30 个数据又趋于平稳, 即稳定性又逐渐增加. 图 3(b)描述了灵敏系数 u_j 和时间参数 j 的关系, 其中 u_1, u_2, u_3 三者之间变化较小, $u_4 = 0.678$ 突然变小, $u_5 = 0.794$ 又再次变大, 即该组数据稳定性由大变小再变大, 同时也验证了和原始数据直接分析的一致性. 总的来讲随着 j 的变化, u_j 的变化很小, 且 $\min u_j = 0.678 > \lambda = 0.5$. 因此该卫星动量轮各样本之间不存在灵敏性变异, 保持着高度稳

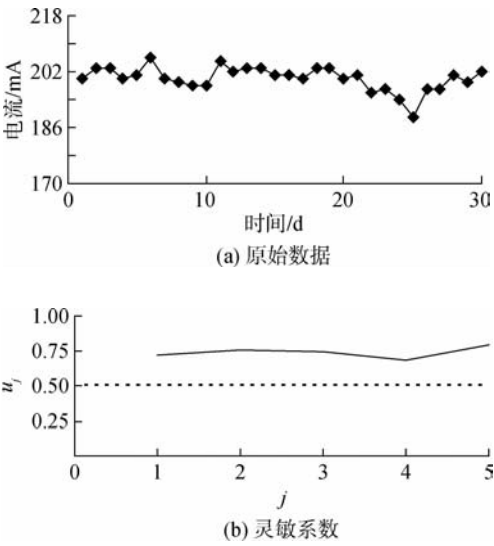


图 3 动量轮 A 的实验案例

Fig. 3 Experiment case of momentum wheel A

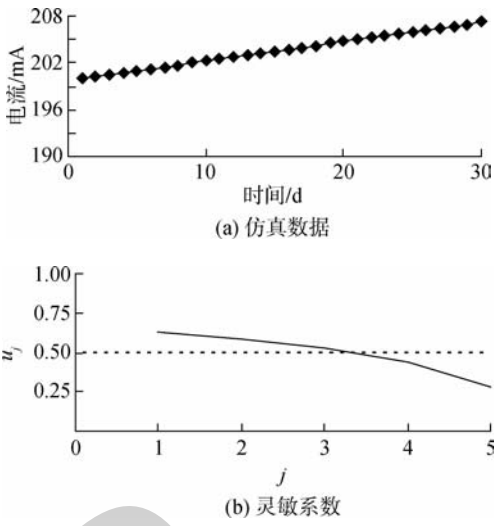


图 4 线性分布的仿真案例

Fig. 4 Simulation case of linear distribution

定运转状态.

2.2.2 案例 2

线性分布仿真案例,该类分布的随机变量具有单调性.因此,研究对象的真实情况具有单调趋势的变异,即随着时间参数的增加,变异程度会增加.设线性分布基值 $X_0=200$,梯度增量为 0.25,随机离散数据样本个数为 $m=6$,每个样本的样本含量为 $n=5$,共有 30 个数据.

$$\hat{Z} = [Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6]$$

$$\begin{aligned} Z_1 &= [200.00, 200.25, 200.50, 200.75, 201.00] \\ Z_2 &= [201.25, 201.50, 201.75, 202.00, 202.25] \\ Z_3 &= [202.50, 202.75, 203.00, 203.25, 203.50] \\ Z_4 &= [203.75, 204.00, 204.25, 204.50, 204.75] \\ Z_5 &= [205.00, 205.25, 205.50, 205.75, 206.00] \\ Z_6 &= [206.25, 206.50, 206.75, 207.00, 207.25] \end{aligned}$$

计算后可得到模糊等价关系矩阵

$$T(R) =$$

1.000	0.286	0.286	0.286	0.286	0.286
0.286	1.000	0.583	0.583	0.583	0.583
0.286	0.583	1.000	0.706	0.706	0.706
0.286	0.583	0.706	1.000	0.773	0.773
0.286	0.583	0.706	0.773	1.000	0.815
0.286	0.583	0.706	0.773	0.815	1.000

灵敏系数集合

$$U = [0.633, 0.587, 0.525, 0.434, 0.286]$$

图 4(a)为仿真数据的线性分布规律,图 4(b)描述了线性系统灵敏系数 u_j 和时间参数 j 的关系,随着 j 的变化, u_j 有明显的单调下降趋势,表明各样本之间存在着单调趋势的灵敏性变异,即

随着时间的延长,变异越剧烈.也可以认为,各样本之间的间隔越大,关系越疏松.所以该项分布的仿真性能数据,存在明显的变异现象.

动量轮 B 实际实验案例:样本个数为 $m=6$,每个样本的样本含量为 $n=5$,共有 30 个数据.

$$\hat{Z} = [Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6]$$

$$\begin{aligned} Z_1 &= [215, 215, 200, 204, 209] \\ Z_2 &= [206, 205, 215, 221, 217] \\ Z_3 &= [218, 221, 218, 225, 216] \\ Z_4 &= [221, 219, 227, 236, 235] \\ Z_5 &= [229, 235, 237, 238, 246] \\ Z_6 &= [242, 247, 224, 226, 231] \end{aligned}$$

计算后可得到模糊等价关系矩阵

$$T(R) =$$

1.000	0.439	0.439	0.439	0.439	0.439
0.439	1.000	0.636	0.636	0.636	0.636
0.439	0.636	1.000	0.686	0.686	0.686
0.439	0.636	0.686	1.000	0.746	0.690
0.439	0.636	0.686	0.746	1.000	0.690
0.439	0.636	0.686	0.690	0.690	1.000

灵敏系数集合

$$U = [0.639, 0.613, 0.587, 0.538, 0.439]$$

图 5(a)为稳态电流时间序列,从图中可看到原始数据的一般规律,符合线性分布,且近似单调递增.图 5(b)描述了灵敏系数 u_j 随时间参数 j 的变化, u_j 具有明显的单调下降趋势,且 $\min u_j = 0.439 < \lambda = 0.5$,则该套动量轮性能数据的各样本之间存在单调趋势的灵敏性变异,该实验结果和线性分布的仿真分析保持良好的一致性.所以动量轮 B 运转状态较差,极有可能已产生失效,应

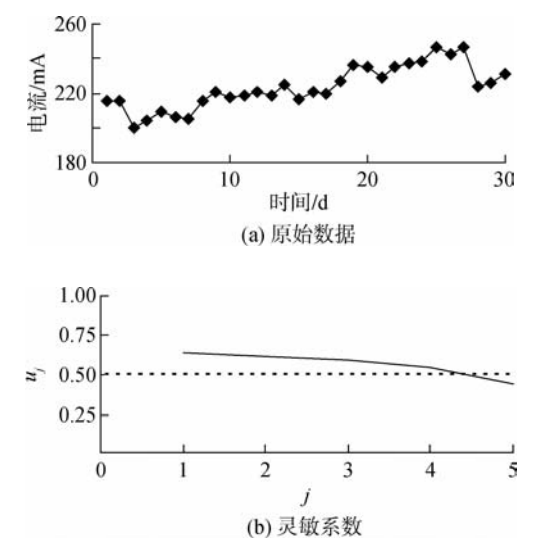


图 5 动量轮 B 的实验案例

Fig. 5 Experiment case of momentum wheel B

对其及时采取维修或更换,避免出现不必要的经济损失.

2.2.3 案例 3

周期性分布仿真案例,该类分布的随机变量具有周期性.因此,研究对象的真实情况具有周期性的变异,即随着时间参数的增加,变异程度会呈现周期性重复规律.设周期性分布为正弦分布,初始值 $X_0=200$,幅值为 10,周期数为 3,随机离散数据样本个数为 $m=6$,每个样本的样本含量为 $n=5$,共有 30 个数据.

$\hat{Z} = [Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6]$

$Z_1 = [200.00, 206.05, 209.64, 209.29, 205.16]$

$Z_2 = [198.92, 193.12, 190.13, 191.16, 195.80]$

$Z_3 = [202.15, 207.62, 209.99, 208.28, 203.19]$

$Z_4 = [196.81, 191.72, 190.01, 192.38, 197.85]$

$Z_5 = [204.20, 208.84, 209.87, 206.88, 201.08]$

$Z_6 = [194.84, 190.71, 190.36, 193.95, 200.00]$

计算后可得到模糊等价关系矩阵

$T(R) =$

1.000	0.247	0.916	0.247	0.916	0.247
0.247	1.000	0.247	0.691	0.247	0.691
0.916	0.247	1.000	0.247	0.918	0.247
0.247	0.691	0.247	1.000	0.247	0.691
0.916	0.247	0.918	0.247	1.000	0.247
0.247	0.691	0.247	0.691	0.247	1.000

灵敏系数集合

$U = [0.247, 0.804, 0.247, 0.804, 0.247]$

图 6 描述了周期趋势系统中各个样本之间的关系,即灵敏系数 u_j 和随时间参数 j 的变化规

律,一个具有周期性趋势变异的系统关系图呈现出“尖峰”特征.随着时间的延长,灵敏系数由小逐渐增大,并在“尖峰”处取得最大值.通过“尖峰”后,灵敏系数 u_j 由大逐渐变小,形成一个周期.因此,具有明显的“尖峰”特征的灵敏系数,必然存在周期性系统误差,且“尖峰”的个数比样本的周期数少 1.

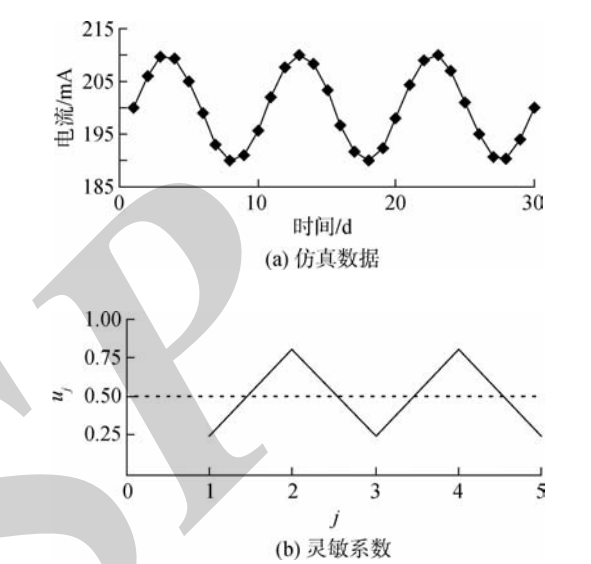


图 6 周期分布的仿真案例

Fig. 6 Simulation case of period distribution

动量轮 C 实际实验案例:样本个数为 $m=6$,每个样本的样本含量为 $n=5$,共有 30 个数据.

$\hat{Z} = [Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6]$

$Z_1 = [240, 238, 232, 239, 246]$

$Z_2 = [250, 252, 251, 248, 235]$

$Z_3 = [236, 239, 239, 240, 248]$

$Z_4 = [247, 242, 240, 235, 236]$

$Z_5 = [236, 239, 240, 241, 242]$

$Z_6 = [246, 239, 235, 232, 232]$

计算后可得到模糊等价关系矩阵

$T(R) =$

1.000	0.500	0.674	0.500	0.674	0.500
0.500	1.000	0.500	0.506	0.500	0.506
0.674	0.500	1.000	0.500	0.818	0.500
0.500	0.506	0.500	1.000	0.500	0.600
0.674	0.500	0.818	0.500	1.000	0.500
0.500	0.506	0.500	0.600	0.500	1.000

灵敏系数集合

$U = [0.5, 0.65, 0.5, 0.59, 0.5]$

图 7(a)可以看出动量轮 C 的时间数据序列的分布规律,符合周期分布,且周期数为 3. 图 7

(b)描述了该动量轮灵敏系数 u_j 随时间参数 j 的变化, u_j 具有明显的周期趋势,也表明该套动量轮的各样本之间存在周期趋势的灵敏性变异.可以看出,“尖峰”的个数和周期数的对应关系为 2 个“尖峰”对应 3 个周期.即随着时间参数 j 的增大,若 u_j 由小明显变大后又明显变小的次数为 w ,则研究对象的周期性变异为 $w+1$ 个周期,从而验证了理论与实际的统一关系.由于 $\min u_j = 0.5 = \lambda$ 可以看作性能数据发生和未发生变异状况的临界状态,为安全起见,将此套动量轮定义为已发生轻微变异,应尽快采取维修保护措施.

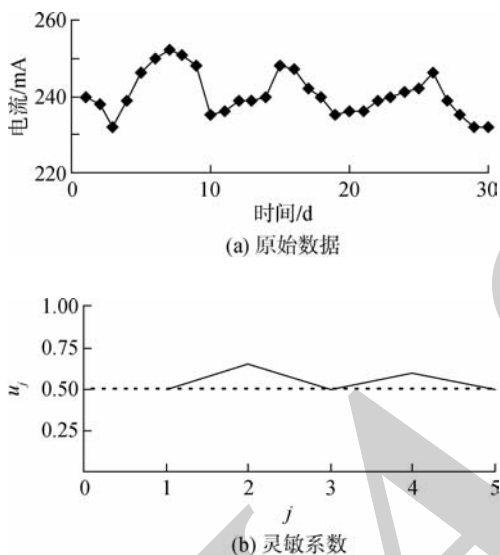


图 7 动量轮 C 的实验案例

Fig. 7 Experiment case of momentum wheel C

前文以卫星动量轮性能时间数据序列为研究对象,结合模糊集合理论提取出有限数据的有用信息.根据式(13)将原始数据进行 $[0,1]$ 区间映射,用最大最小法找出相对应的模糊相似关系,再用传递闭包法转换为模糊等价关系,进而计算出研究对象性能参数的灵敏系数,且用 3 组不同分布的仿真数据验证了该理论的可行性,结果见图 2、图 4 及图 6.然后以 3 套卫星动量轮为实际案例进行其运转期间灵敏性分析,见图 3、图 5 及图 7,结果表明动量轮 A 运转特性良好,保持较高的灵敏性;然而动量轮 B 的性能序列呈现出线性分布,且 $\min u_j = 0.439 < \lambda = 0.5$,灵敏系数随时间变化单调递减,变异现象严重,有可能导致动量轮性能失效,应及时采取补救措施;动量轮 C 灵敏系数呈现周期分布,但 $\min u_j = 0.5 = \lambda$,处于变异的临界状态,为安全起见仍须采取相应措施,避免不必要的经济损失.

3 结 论

所提出的时间数据序列的灵敏度变异分析模型,在系统本身性能参数、先验信息、概率密度、趋势项均未知的情况下,基于模糊等价关系求取灵敏性变异系数来挖掘系统内部存在的固有的确定性规律,准确地监控动量轮性能时间序列的变异状况.3 项实验案例研究表明,动量轮 A 服役期间运转灵敏性十分良好;动量轮 B 灵敏性发生较严重变异,有可能导致性能失效,应及时更换或维修;动量轮 C 的 $\min u_j = 0.5 = \lambda$,其灵敏性表明介于正常与变异之间,关系最为模糊.所提模型借助在线获取的时间性能数据,可及时发现卫星动量轮性能退化和失效隐患并避免恶性事故发生.该模型具有较好的理论和实践价值,是对现有变异评估方法的有益补充,奠定了一种航天组件灵敏性变异分析的基础.

参考文献:

- [1] 厉海涛,金光,周经伦,等.动量轮维纳过程退化建模与寿命预测[J].航空动力学报,2011,26(3):622-627.
LI Haitao, JIN Guang, ZHOU Jinglun, et al. Momentum wheel wiener process degradation modeling and life prediction[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(3): 622-627. (in Chinese)
- [2] 刘秀海,邓四二,滕弘飞.卫星动量轮轴承组件的仿真可信度评估[J].航空动力学报,2008,23(9):1724-1730.
LIU Xiuhai, DENG Sier, TENG Hongfei. Simulation credibility evaluation of the momentum wheel bearing subassembly in the satellite[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(9): 1724-1730. (in Chinese)
- [3] XIA Xintao, MENG Yanyan, SHANG Yantao, et al. Assessment for the quality of rolling bearing parts based on fuzzy theory[J]. Scientific Research and Essays, 2014, 9(9):363-366.
- [4] 何正嘉,曹宏瑞,瞿艳阳,等.机械设备运行可靠性评估的发展与思考[J].机械工程学报,2014,50(2):171-186.
HE Zhengjia, CAO Hongrui, ZI Yanyang, et al. Developments and thoughts on operational reliability assessment of mechanical equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 171-186. (in Chinese)
- [5] Aleksandrov A Y, Antipov K A, Platonov A V, et al. Electrodynamics attitude stabilization of a satellite in the konig frame[J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 82(3):1-13.
- [6] 王凭慧,范本尧,傅惠民.卫星推力器可靠性评估和寿命预测[J].航空动力学报,2004,19(6):745-748.
WANG Pinghui, FAN Benyao, FU Huimin. Reliability assessment and life prediction for satellite engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(6): 745-748. (in Chinese)
- [7] Li G, Zhu Z H, Meguid S A. Libration and transverse dy-

dynamic stability control of flexible bare electrodynamic tether systems in satellite deorbit[J]. Aerospace Science and Technology,2016,49(2):112-129.

[8] 刘强,黄秀平,周经伦,等. 基于失效物理的动量轮贝叶斯可靠性评估[J]. 航空学报,2009,30(8):1392-1397.

LIU Qiang, HUANG Xiuping, ZHOU Jinglun, et al. Failure-physics-analysis-based method of bayesian reliability estimation for momentum wheel[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2009,30(8):1392-1397. (in Chinese)

[9] Athanasopoulos N, Lazar M, Bohm C, et al. On stability and stabilization of periodic discrete-time systems with an application to satellite attitude control[J]. Automatica, 2014,50(12):3190-3196.

[10] 文永蓬,尚慧琳. 间接连接型音叉振动式微机械陀螺的性能变异分析[J]. 机械设计与制造,2013(7):80-83.

WEN Yongpeng, SHANG Huilin. Analysis of performance variation for an indirect connection tuning-fork vibratory microgyroscope[J]. Machinery Design and Anufacture, 2013(7):80-83. (in Chinese)

[11] Girondin V, Pekpe K M, Morel H, et al. Bearings fault detection in helicopters using frequency readjustment and cyclostationary analysis[J]. Mechanical Systems and Processing, 2013,38(2):499-514.

[12] 彭靖波,谢寿生,武卫,等. 航空发动机分布式控制系统指数稳定性分析[J]. 航空动力学报,2009,24(10):2362-2367.

PENG Jingbo, XIE Shousheng, WU Wei, et al. Stability analyzation of aero-engine distributed control system[J]. Journal of Aerospace Power,2009,24(10):2362-2367. (in Chinese)

[13] 高永强,王善坤. 旋转机械的可靠性及可靠灵敏度的分析[J]. 机械制造与自动化,2009,38(5):60-63.

GAO Yongqiang, WANG Shankun. Analysis of sensitivity and reliability of turning machine[J]. Machine Building and Automation,2009,38(5):60-63. (in Chinese)

[14] Bruschetta M, Picci G, Saccon A. A variational integrators approach to second order modeling and identification of linear mechanical systems[J]. Automatica, 2014,50(3):727-736.

[15] Vasudevan H, Deshpande N C, Rajguru R R. Grey fuzzy multiobjective optimization of process parameters for CNC turning of GFRP/epoxy composites[J]. Procedia Engineering, 2014,97(97):85-94.

[16] Jayaswal P. Application of ANN, fuzzy logic and wavelet transform in machine fault diagnosis using vibration signal analysis[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2010,16(2):190-213.

[17] 陈霆昊,张海波,孙健国. 基于攻角预测模型的航空发动机高稳定性控制[J]. 航空动力学报,2010,25(7):1676-1682.

CHEN Tinghao, ZHANG Haibo, SUN Jianguo. Aero-engine high stability control scheme design based onangle of attack predictive model[J]. Journal of Aerospace Power, 2010,25(7):1676-1682. (in Chinese)

[18] Forcellini D, Kelly J M. Analysis of the large deformation stability of elastomeric bearings[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2014,140(6):682-694.

[19] Boldyrev Y Y, Petukhov E P. Variational problem for a gas journal bearing[J]. Fluid Dynamics, 2015,50(2):193-202.

[20] Vavilov V E, Gerasin A A, Ismagilov F R, et al. Stability analysis of hybrid magnetic bearings[J]. Journal of Computer and Systems Sciences International, 2014,53(1):130-136.

[21] XIA Xintao, CHEN Long. Fuzzy chaos method for evaluation of nonlinearly evolutionary process of rolling bearing performance[J]. Measurement, 2013,46(3):1349-1354.

[22] XIA Xintao, WANG Zhongyu, GAO Yongsheng. Estimation of non-statistical uncertainty using fuzzy-set theory[J]. Measurement Science and Technology, 2000,11(4):430-435.

(编辑:叶 青)