

基于人工神经网络的航空轴承疲劳可靠性分析

金燕^{1,2}, 刘少军¹

(1. 中南大学机电工程学院/高性能复杂制造国家重点实验室, 湖南长沙 410083;
2. 常州工程职业技术学院机电与汽车工程学院, 江苏常州 213164)

摘 要: 提出一种人工智能方法进行航空轴承疲劳可靠性分析. 通过二次多项式近似拟合温度场效应, 建立热弹流润滑效应下航空轴承接触应力分析模型, 同时考虑热弹流润滑效应、材料属性以及疲劳强度修正系数的随机性, 结合应力-强度干涉理论, 运用人工神经网络法完成疲劳可靠性分析, 基于改进的一次二阶矩法完成可靠性灵敏度分析. 数值算例表明, 建立的可靠性分析模型能正确反映热弹流润滑效应对航空轴承接触疲劳的影响. 与传统蒙特卡罗方法相比, 提出的智能方法具有良好的全局搜索能力和高效的计算性能, 并通过无交互方差分析滚动轴承疲劳试验对可靠性灵敏度分析结果进行了验证.

关 键 词: 接触疲劳; 热弹流润滑; 航空轴承; 可靠性; 人工神经网络; 遗传算法

中图分类号: TH 132; V 215 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2018)06-0850-06

Fatigue Reliability Analysis of Aviation Bearings Based on ANN

JIN Yan^{1,2}, LIU Shao-jun¹

(1. State Key Laboratory for High Performance Complex Manufacturing/School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Institute of Mechanical and Auto Engineering, Changzhou Vocational Institute of Engineering, Changzhou 213164, China. Corresponding author: JIN Yan, E-mail: fatigue2016@126.com)

Abstract: An intelligent method is proposed to complete the contact fatigue reliability analysis of aviation bearings. The temperature field is approximated using quadratic polynomial with intercrossing term, and the stress model under thermal elastohydrodynamic lubrication (EHL) is set up. Considering the randomness of the thermal EHL, material properties and fatigue strength correction factors, the probabilistic reliability analysis model is established using artificial neural network (ANN), and the reliability sensitivity analysis is completed based on the advanced first order second moment (AFOSM). The numerical example shows that the established probabilistic reliability analysis model could correctly reflect the effect of the thermal EHL on contact fatigue of aviation bearings, and the proposed intelligent method has an excellent global search capability as well as a highly efficient computing performance compared with the traditional Monte Carlo method, and then the results are verified with the fatigue life test of rolling bearings considering the non-interacting variance analysis.

Key words: contact fatigue; thermal elastohydrodynamic lubrication (EHL); aviation bearing; reliability; artificial neural network (ANN); genetic algorithm (GA)

航空轴承由于处于高速重载工况,其疲劳寿命可靠性研究一直受到国内外关注; Dawson 和 ASME 润滑小组发现高速运转情况下滚动轴承滚动接触区域存在弹流润滑效应, NASA Lewis Center 通过实验验证了润滑油膜的形成能有效提

高滚动轴承的疲劳寿命^[1-2]. 近年来,文献[3-5]考虑滚动轴承设计、制造及工作条件的随机型,在概率性设计方面做了很多有益的研究.

另外,直升机主减速器在运行过程中,由于结构、体积、润滑、散热等因素,会导致热量聚集,温

升较大.主减速器中轴承内部热量不能及时有效散发会导致轴承自身温度异常升高,不利于滚动体与滚道间形成有效的油膜厚度,极易导致轴承胶合和咬死,最终还会引起由于润滑失效而报废的严重后果.因此,热弹流润滑效应在航空滚动轴承的疲劳寿命可靠性分析中的影响不容忽视^[6].

在滚动轴承疲劳寿命可靠性分析中,一般采用应力-强度干涉理论建立极限状态方程,由于热弹流润滑方程组的高度非线性以及制造、材料、疲劳强度等多因素影响,该方程难以用显式表达.文献[7]中采用蒙特卡罗法和随机有限元法在计算复杂结构可靠性问题时得到了精确解,但是却花费了大量时间,效率低下.人工神经网络法是一种有效解决可靠性分析的智能方法^[8-9],然而在数量级差异很大的随机变量问题的局部寻优和过早收敛等方面有待进一步研究.

本文采用带有交叉项的二次多项式拟合热弹流润滑效应,讨论了热弹流润滑效应下航空轴承疲劳可靠性分析方法.惩罚函数中引入调整因子解决局部最优和过早收敛的缺陷,根据遗传算法获得设计点后,采用改进的一次二阶矩法完成可靠性灵敏度分析.与传统蒙特卡罗方法相比,检验了本文所提智能方法的有效性和精确性.

1 热弹流润滑处理方法

1.1 热弹流润滑模型建立

圆柱滚子轴承的滚子与内外圈滚道间属于线接触,因此,采用线接触热弹流润滑物理模型^[10], Reynolds 方程和能量方程如下:

①Reynolds 方程

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}x}\left(\frac{\rho h^3}{\eta}\frac{\mathrm{d}p}{\mathrm{d}x}\right)=12U\frac{\mathrm{d}(\rho h)}{\mathrm{d}x}.\tag{1}$$

式中: p 为油膜压力; h 为油膜厚度; ρ 为润滑油密度; η 为润滑油黏度; U 为 x 方向表面平均速度.

Reynolds 方程求解的边界条件为

$$x=\begin{cases}x_0 & (\text{油膜计算起点}); & p=0; \\ x=x_e & (\text{油膜计算终点}); & p=\frac{\partial p}{\partial x}\bigg|_{x=x_e}=0\end{cases}$$

②能量方程

$$\rho c_p u \frac{\partial T}{\partial x}=K\frac{\partial^2 T}{\partial z^2}-\frac{T}{\rho}\cdot\frac{\partial \rho}{\partial T}\mu\frac{\partial p}{\partial x}+\eta\left(\frac{\partial u}{\partial z}\right)^2.\tag{2}$$

式中: c_p 为比定压热容; K 为传热系数.

选取 Hertz 接触压力和稳态温度场分布作为压力和温度初值,根据 Reynolds 方程求解新的压力分布,并通过迭代修正前一次的压力分布;根据

能量方程求解新的温度,利用黏压-黏温方程修正黏度值,再通过 Reynolds 方程迭代求解压力,直至两次迭代得到的压力差非常接近,退出循环,得到最终解.

1.2 温度场效应的多项式拟合

考虑到热弹流润滑方程组的复杂性,采用多项式函数模拟温度场,将热应力对接触应力的影响应用于有限元模型中.

$$Y=C_0+\sum_{i=1}^rC_ix_i+\sum_{i=1}^r\sum_{j=1}^rC_{ij}x_ix_j.\tag{3}$$

式中: C_0, C_i, C_{ij} 代表回归系数,待定系数共有 $n(n-1)/2+2n+1$ 个; $X=(x_1, x_2, \cdots, x_r)$ 为基本随机变量; $Y=(y_1, y_2, \cdots, y_n)$ 为温度场效应的含交叉项的二次多项式.样本点可以通过中心复合试验设计法 (CCD) 获取.

2 可靠性分析的人工智能方法

2.1 可靠性指标

在标准正态分布空间,可靠度指标 β 定义为坐标原点到失效边界的最短距离.因此, β 的计算可以归结为

$$\begin{aligned}\text{Min: } \beta &= \sqrt{\bar{x}_i^2}; \\ \text{满足于: } G(x) &= 0.\end{aligned}\tag{4}$$

式中: \bar{x}_i 为标准正态化随机变量; $G(x)$ 为极限状态方程.

采用人工神经网络法获得模型的显式多项式,采用遗传算法进行可靠度指标的最小化寻优.

2.2 人工神经网络

BP 神经网络结构一般由输入层、隐含层和输出层组成.参考文献[11],输入层和隐含层之间采用“logsig”函数作为传递函数,隐含层和输出层之间采用“pureline”函数作为传递函数.

当达到训练节点最大值或目标精度时停止训练过程.模型精度采用均方误差函数 (MSE) 评价.

2.3 可靠性分析

对式(4)建立了 BP 神经网络模型后,用无梯度的遗传算法实现寻优.

本文采用应用最广的二进制编码方法进行编码.采用比例选择法和精英保存策略相结合的方法实现遗传选择算子.

为了适应遗传算法的无约束优化问题,采用外点惩罚函数法将可靠性指标计算模型转化为一个无约束最优化问题,如下所示:

$$F(x)=C_{\max}-(k\cdot\beta+\gamma\cdot G^2(x)).\tag{5}$$

式中: C_{\max} 为保证适应度函数 $F(x)$ 大于零的可调参数; γ 为静态惩罚因子; k 为调整因子.

2.4 可靠性灵敏度分析

可靠性指标 β 和设计点 x^* 通过 BP – GA 算法获得后,可靠性灵敏度分析可以采用改进的一次二阶矩法(AFOSM) 完成. 根据 AFOSM 法,灵敏度分析的关键是对极限状态方程求一阶偏导数.

根据可靠性灵敏度定义,可靠性灵敏度可以通过下式计算:

$$\frac{\partial P_f}{\partial \mu_{x_i}} = - \frac{\left(\frac{\partial G(x)}{\partial x_i} \right) \Big|_{x^*}}{\sigma_G} \cdot \varphi(\beta) \ , \quad (6)$$

$$\frac{\partial P_f}{\partial \sigma_{x_i}} = \frac{\left(\frac{\partial G(x)}{\partial x_i} \right) \Big|_{x^*}^2 \sigma_{x_i} \mu_G}{\sigma_G^3} \cdot \varphi(\beta) \ . \quad (7)$$

式中, μ_G, σ_G 分别是极限状态方程 $G(x)$ 的均值和标准差.

3 数值算例

3.1 滚动轴承接触应力分析

直升机主减速器输入端圆柱滚子轴承基本参数及工况条件如表 1 所示.

表 1 轴承参数和工况	
Table 1 Parameters and operating condition of bearings	
项目	数据
轴承内径/mm	87
轴承外径/mm	141
轴承宽度/mm	26
滚动体长度/mm	20
滚动体直径/mm	18
滚动体个数	16
转速/(r·min ⁻¹)	7 545
功率/kW	600
抗拉强度 σ_b /MPa	1 175
弹性模量 E /MPa	2.07×10^5
泊松比 ν	0.29

3.2 温度场效应的多项式拟合

根据滚动轴承热力耦合分析结果,选取接触应力最大处开展疲劳可靠性分析.

1) 随机变量的选择与分布参数的确定. 随机变量的选择需要综合考虑热弹流润滑效应、轴承材料性能和加工方式. 确定润滑油的初始黏度 η , 转速 n 以及滚动轴承外圈、圆柱滚子与润滑油的

对流换热系数 h_w, h_c , 弹性模量 E , 泊松比 ν , 密度 ρ 和材料接触疲劳强度极限 σ_{-1} , 有效应力集中系数 k_t 共 9 个变量^[12].

结合本研究的具体情况,根据文献[13]的数据统计方法,以上 9 个随机变量的分布类型与分布参数最终确定见表 2.

表 2 随机变量分布类型及参数			
Table 2 Random variable distribution type and parameters			
变量	类型	均值	标准差
h_w /(W·m ⁻² /K)	标准	100	4
h_c /(W·m ⁻² /K)	标准	300	8
η /(Pa·s)	标准	0.013 8	0.000 138
n /(r·min ⁻¹)	标准	7 626	228.78
E /Pa	标准	2.07×10^{11}	6.21×10^9
ν	标准	0.29	0.002 9
ρ /(kg·m ⁻³)	标准	7 900	395
k_t	标准	1.3	0.013
σ_{-1} /Pa	标准	1.356×10^9	4.068×10^7

2) 温度场效应的多项式拟合. 温度场效应是接触应力分析的外载荷,本研究中假定密度沿膜厚方向不变,仅讨论黏度沿膜厚方向变化的情况,因此变量 η, n, h_w 以及 h_c 定义为温度场响应函数的随机变量,采用多项式拟合法求解.

选用中心复合法(CCD)对上述 4 个随机变量构造样本点,进行 25 次试验安排,经过有限元模拟后得到温度响应值. 根据温度响应值及式(3),得到温度场的响应面函数如下:

$$\hat{Y}_h = -6\,150.134\,47 + 6.526 \times 10^5 \eta + 0.027n - 10.672h_w + 14.597h_c - 1.858 \times 10^7 \eta^2 + 2.286 \times 10^{-6} n^2 - 3.605 \times 10^{-3} h_w^2 - 0.027h_c^2 - 4.127\eta \cdot n + 991.297\eta \cdot h_w - 700.139\eta \cdot h_c + 4.491 \times 10^{-4} n \cdot h_w - 1.217 \times 10^{-4} n \cdot h_c - 3.001 \times 10^{-3} h_w \cdot h_c$$

3) 极限状态方程. 根据应力—强度干涉理论,式(8)定义为可靠性计算极限状态方程:

$$G(x) = \sigma'_{-1} - \sigma_s. \quad (8)$$

式中: σ'_{-1} 为滚动轴承接触疲劳极限,通过式(9)计算; σ_s 为滚动轴承接触应力.

$$\sigma'_{-1} = \varepsilon \beta \sigma_{-1} / k_t. \quad (10)$$

式中: ε, β 取值 1.

3.3 可靠性灵敏度分析

神经网络(ANN)模型和遗传算法参数见表 3.

表 3 本研究方法参数		
Table 3 Parameters of the proposed method		
参数	名称	值
神经网络模型参数	隐含层节点数	9
	训练样本	147
	测试样本	121
	种群规模	80
	交叉概率	0.9
	变异概率	0.09
遗传算法参数	最大遗传代数	1 000
		$C_{\max} = 10^{17}$
	惩罚函数参数	$k = 10^{15}$
		$\gamma = 10$

神经网络训练后,训练样本集的均方误差为 $9.875\,4\times10^{-11}$,达到了训练目标。
最优设计点 x^* 如表 4 所示。

表 4 设计点	
Table 4 Design points	
设计点	值
h_w^*	99.987 2
h_c^*	300.142 5
η^*	0.013 5
n^*	7 562.8
E^*	$2.103\,2\times10^{11}$
ν^*	0.290 1
ρ^*	7 903.1
k_t^*	1.302 7
σ_{-1}^*	$1.312\,4\times10^9$

为了验证本文方法(ANN-GA)计算结果的准确性和高效性,通过曙光 5000 高性能网格计算平台,采用蒙特卡罗法开展数值模拟,将 15 万次模拟结果作为可靠性计算的精确解.两种方法计算结果如表 5.从比较结果可以看出,两种方法的失效概率 P_f 之差为 2.09×10^{-4} ,相对误差 R_E 为 24.35%,但 ANN-GA 法计算用时仅为 MCM 的 0.146%,可见该方法不仅计算精度高,而且有利于提高计算效率。

表 5 ANN-GA 和 MCM 可靠性分析结果			
Table 5 Reliability results of ANN-GA and MCM			
方法	μ	σ	β
MCM	6.7423×10^7	2.2612×10^7	2.9801
ANN-GA	6.7402×10^7	2.2167×10^7	2.9613
P_f	R_E	样本数	用时/h
8.6×10^{-4}	24.35%	150 000	435
1.069×10^{-3}		125	0.636

根据可靠性灵敏度定义(式(6),(7)),通过

失效概率 P_f 分别对 9 个随机变量均值和方差求偏导数,计算得到灵敏度结果见表 6。

表 6 灵敏度分析			
Table 6 Sensitivity analysis			
$\partial P_f/\partial \mu_{x_i}$	值	$\partial P_f/\partial \sigma_{x_i}$	值
$\partial P_f/\partial \mu_\eta$	$3.022\,6\times10^{-2}$	$\partial P_f/\partial \sigma_\eta$	$-4.126\,7\times10^{-5}$
$\partial P_f/\partial \mu_n$	$4.368\,1\times10^{-6}$	$\partial P_f/\partial \sigma_n$	$-3.081\,5\times10^{-6}$
$\partial P_f/\partial \mu_{h_w}$	$1.697\,2\times10^{-2}$	$\partial P_f/\partial \sigma_{h_w}$	$-2.964\,2\times10^{-2}$
$\partial P_f/\partial \mu_{h_c}$	$4.850\,3\times10^{-5}$	$\partial P_f/\partial \sigma_{h_c}$	$-5.962\,3\times10^{-4}$
$\partial P_f/\partial \mu_E$	$-9.054\,7\times10^{-16}$	$\partial P_f/\partial \sigma_E$	$-3.321\,8\times10^{-14}$
$\partial P_f/\partial \mu_\nu$	$-1.902\,4\times10^{-2}$	$\partial P_f/\partial \sigma_\nu$	$-3.776\,2\times10^{-4}$
$\partial P_f/\partial \mu_{k_t}$	$-3.988\,5\times10^{-4}$	$\partial P_f/\partial \sigma_{k_t}$	$-1.823\,7\times10^{-2}$
$\partial P_f/\partial \mu_{\sigma_{-1}}$	$4.285\,4\times10^{-11}$	$\partial P_f/\partial \sigma_{\sigma_{-1}}$	$-7.233\,5\times10^{-11}$
$\partial P_f/\partial \mu_\rho$	0	$\partial P_f/\partial \sigma_\rho$	0

从 $\partial P_f/\partial \mu_{x_i}$ 可以看出:1) n, η, h_w, h_c 以及 σ_{-1} 均值增加,可以提高可靠性;2) k_t, E 和 ν 均值增加,会降低可靠性;3) ρ 对可靠性基本没有影响。

从 $\partial P_f/\partial \sigma_{x_i}$ 结果可以看出,除随机变量 ρ 外,其他 8 个变量的方差增加都会降低系统可靠度。随机变量 k_t 影响最大,随机变量 E 影响最小。

滚动轴承在实际应用中,润滑和散热对疲劳寿命起着至关重要的作用.而随机变量 n, η 均值的提高,为接触面间形成弹流润滑油膜创造了有利条件,而随机变量 h_w, h_c 均值增加,有效促进了轴承工作过程中的散热;根据材料特性,综合弹性模量 E' 会随着随机变量 E, ν 的增大而增大,而 E' 增大会导致油膜厚度变薄,恶化滚动轴承的摩擦条件,缩短其使用寿命。

根据式(9), σ_{-1} 均值的增加能够提高 σ'_{-1}, k_t 均值的增加会降低 σ'_{-1} 。根据可靠性极限状态方程式(8), σ'_{-1} 越大,滚动轴承越不容易失效,即可以有效提高滚动轴承疲劳寿命。

该结果与文献[13-14]研究成果吻合,能为高速滚动轴承接触疲劳可靠性概率设计提供指导。

4 可靠性灵敏度试验验证

4.1 试验设计

根据双因素试验设计方法,假设 n 和 η 相互独立,各取三个水平,进行疲劳试验。

选取圆柱滚子轴承 N1016 为试验轴承,载荷恒定在 160 kN·m.选取三种航空润滑油,40 ℃时黏度分别为 0.332, 0.237, 0.092 Pa·s.取三种转速,分别设定为 10 000, 12 000, 14 000 r/min.环境

温度为室温 22 ℃.

疲劳寿命试验台如图 1,包括四个部分:动力系统、载荷系统、润滑系统和数据采集系统.

4.2 试验结果及处理

疲劳寿命试验结果见表 7.

4.2.1 试验数据处理方法

无交互作用的双因素方差分析用来确定转速和初始黏度两个参数对疲劳可靠性的影响.

假定转速 n 有 r 级水平因子而初始黏度 η 有 s 级水平因子,在每个组合水平因子下做一次试验,得到试验指标的观测值 N_{ij} ($i = 1, 2, \cdots, r; j = 1, 2, \cdots, s$).

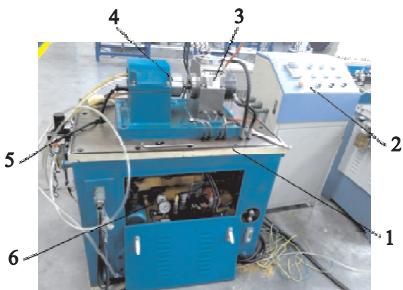


图 1 滚动轴承疲劳寿命试验台

Fig. 1 Test platform of fatigue life of rolling bearings

1 – 试验台; 2 – 控制台; 3 – 试验头; 4 – 电主轴;
5 – 油雾生成器; 6 – 液压油泵.

表 7 轴承 N1016 疲劳寿命试验结果

$\eta/(\text{Pa}\cdot\text{s})$	$n/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$		
	3 000	3 500	4 000
0.133 50	1.621	1.737	1.852
0.089 00	1.287	1.491	1.556
0.060 52	1.023	1.165	1.193

本实验中有总方差平方和 S_T^2 、转速 n 的方差平方和 S_n^2 、初始黏度的方差平方和 S_η^2 以及误差 e 的方差平方和 S_e^2 .

4.2.2 方差分析中随机变量的显著性检验

通过 F 检验法进行显著性检验.

对随机变量 n ,取

$$F_n = \frac{S_n^2/f_n}{S_e^2/f_e}; \tag{10}$$

对随机变量 η ,取

$$F_\eta = \frac{S_\eta^2/f_\eta}{S_e^2/f_e}. \tag{11}$$

式中: f_n 是 S_n^2 的自由度, $f_n = r - 1$; f_e 是 S_e^2 的自由度, $f_e = (s - 1)(r - 1)$; f_η 是 S_η^2 的自由度, $f_\eta = s - 1$.

对给定置信水平 α ,如果 $F_n > F_\alpha[f_n, f_e]$,则

表示转速 n 对试验结果具有显著性影响;同样,如果 $F_\eta > F_\alpha[f_\eta, f_e]$ 则表示初始黏度 η 对试验结果有显著性影响.

4.2.3 方差分析结果及讨论

根据方差计算公式及式(10),(11),滚动轴承疲劳寿命实验方差分析结果见表 8.

对于给定置信水平: $\alpha = 0.01, \alpha = 0.05$ 和 $\alpha = 0.1$,查表得 $F_{0.01}(2, 4) = 18, F_{0.05}(2, 4) = 6.94$ 和 $F_{0.1}(2, 4) = 4.32$. 根据表 8 中数据及以上分析可得: $F_\alpha > F_{0.01}(2, 4), F_n > F_{0.01}(2, 4), F_\eta > F_n$,即转速 n 和润滑油初始黏度 η 对滚动轴承疲劳寿命均有显著性影响,并且润滑油黏度对滚动轴承疲劳寿命的影响大于转速对滚动轴承疲劳寿命的影响. 该结论与 3.3 节中灵敏度分析结果一致.

表 8 方差分析结果
Table 8 Variance analysis results

方差来源	方差平方和	自由度	均方值	F 值
η	5.513×10^{11}	2	2.5763×10^{11}	258
n	7.890×10^{10}	2	3.9450×10^{10}	76.8
e	4.100×10^9	4	1.0250×10^9	
合计	5.593×10^{11}	8		

综合以上分析结果,表明本文提出的热弹流润滑效应下基于 GA – ANN 方法在滚动轴承疲劳可靠性灵敏度分析中是合理的.

5 结 论

1) 本研究选取的 9 个随机变量灵敏度分析结果与实际应用结果相吻合. 由于 E, ν 和 n 是热弹流润滑方程组的输入参数,表明热弹流润滑对滚动轴承疲劳可靠性影响不容忽视,同时采用本文所提方法可以对其进行正确描述.

2) 本文采用遗传算法(GA)进行局部寻优可以大大提高收敛效率,通过与传统蒙特卡罗法进行比较,发现本文所提方法(ANN – GA)不仅计算结果准确,而且大大提高了计算效率. 并通过无交互作用的双因素方差分析试验,验证了该方法的有效性和正确性.

3) 根据 9 个随机变量灵敏度分析结果,可以定量表述各随机变量对可靠性的影响程度,因此在滚动轴承的设计和制造过程中,可以根据这 9 个随机变量的重要度来适当调整其取值范围,以提高滚动轴承的接触疲劳可靠性.

参考文献：

- [1] Bhattacharyya S, Bock F C, Howes M A H, et al. Chemical effects of lubrication in contact fatigue. Part II: the statistical analysis, summary, and conclusions[J]. *Journal of Lubricant Technology*, 1976, 98(2): 299 – 307.
- [2] Townsend D P, Shimski J. Evaluation of the EHL film thickness and extreme pressure additives on gear surface fatigue life[R]. NASA Technical Report, 1994: 1 – 8.
- [3] Li H K, Zhang Z X, Li X G, et al. Reliability prediction method based on state space model for rolling element bearing [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2015, 20(3): 317 – 321.
- [4] 李昌, 孙志礼, 韩兴. 一种用于滚动轴承的可靠性虚拟试验方法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2009, 30(3): 409 – 413.
(Li Chang, Sun Zhi-li, Han Xing. A virtual test for reliability of rolling bearing [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2009, 30(3): 409 – 413.)
- [5] Charki A, Diop K, Champmartin S, et al. Reliability of a hydrostatic bearing[J]. *Journal of Tribology*, 2014, 136(1): 11 – 18.
- [6] Zhu D, Wang J X, Ren N, et al. Mixed elastohydro dynamic lubrication in finite roller contacts involving realistic geometry and surface roughness[J]. *Journal of Tribology*, 2012, 134(1): 97 – 104.
- [7] Sciuva M D, Lomario D. A comparison between Monte Carlo and FORMs in calculating the reliability of a composite structure[J]. *Composite Structure*, 2003, 59(1): 155 – 162.
- [8] Cheng J. An artificial neural network based genetic algorithm for estimating the reliability of long span suspension bridges [J]. *Finite Element in Analysis and Design*, 2010, 46(8): 658 – 667.
- [9] Gui J S, Liu H, Kang H G. An intelligent method for structure reliability analysis based on response surface [J]. *China Ocean Engineering*, 2004, 18(4): 653 – 661.
- [10] He T, Wang J X, Wang Z J, et al. Simulation of plasto-elastohydro dynamic lubrication in line contacts of infinite and finite length[J]. *Journal of Tribology*, 2015, 137(4): 1 – 12.
- [11] Rodríguez J A, Hamzaoui Y E, Hernandez J A, et al. The use of artificial neural network (ANN) for modeling the useful life of the failure assessment in blades of steam turbines[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2013, 35: 562 – 575.
- [12] 金燕, 刘少军. 基于响应面法的热弹流润滑效应下滚动轴承疲劳可靠性分析[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(2): 84 – 90.
(Jin Yan, Liu Shao-jun. Response surface method-based fatigue reliability analysis of rolling bearing considering thermal elastohydrodynamic lubrication effect[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 45(2): 84 – 90.)
- [13] 孙志礼, 陈良玉. 实用机械可靠性设计理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(Sun Zhi-li, Chen Liang-yu. Practical mechanical reliability theory and method[M]. Beijing: Science Press, 2003.)
- [14] 温诗铸, 杨沛然. 弹性流体动力润滑[M]. 北京: 清华大学出版社, 1992.
(Wen Shi-zhu, Yang Pei-ran. Elastohydrodynamic lubrication [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1992.)
- [14] Mayr J, Jedrzejewski J, Uhlmann E, et al. Thermal issues in machine tools [J]. *CIRP Annals – Manufacturing Technology*, 2012, 61(2): 771 – 791.
- [15] Xu Z Z, Liu X J. Study on thermal behavior analysis of nut/ shaft air cooling ball screw for high-precision feed drive[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2014, 15(1): 123 – 128.
- [16] Xia J Y, Hu Y M, Wu B, et al. Research on thermal dynamics characteristics and modeling approach of ball screw [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2009, 43(5/6): 421 – 430.
- [17] 俞佐平, 陆煜. 传热学[M]. 北京: 高等教育出版社, 1995.
(Yu Zuo-ping, Lu Yu. Heat transferring[M]. Beijing: Higher Education Press, 1995.)
- [18] 陈诚, 裘祖荣, 李醒飞, 等. 伺服系统中滚珠丝杠的温度场模型[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 1151 – 1158.
(Chen Cheng, Qiu Zu-rong, Li Xing-fei, et al. Temperature field model of ball screws used in servo systems[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(5): 1151 – 1158.)
- [19] 陈晔, 赵春雨, 张义民, 等. 数控机床进给驱动系统的摩擦特性研究[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2017, 38(7): 993 – 997.
(Chen Ye, Zhao Chun-yu, Zhang Yi-min, et al. On the friction characteristics of CNC machine tool's feed drive system[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2017, 38(7): 993 – 997.)

(上接第 838 页)