

基于遗传算法优化的人工神经网络下 高速滚动轴承的疲劳可靠性

金 燕^{1,2}, 刘少军¹, 张建阁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, 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: 考虑到高速滚动轴承中热弹流润滑效应的影响,提出一种人工智能方法进行航空轴承疲劳可靠性分析。通过带交叉项的二次多项式近似拟合温度场效应,并将热应力映射到滚动轴承赫兹接触区内,完成热弹流润滑效应下航空轴承接触应力分析模型的建立,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,运用人工神经网络法完成热弹流润滑效应下航空滚动轴承疲劳可靠性分析。采用遗传算法完成最小可靠性指标寻优和惩罚函数最佳设计点。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,所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。与传统的 Monte Carlo 法相比,两种计算结果的失效概率之差为 2.0×10^{-4} ,相对误差为 23.8%,而所提方法耗时只有蒙特卡洛方法的 0.15%,具有良好的全局搜索能力和高效的计算性能。

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: V229.2

文献标志码: A

Fatigue reliability of high speed bearing based on genetic algorithm optimized artificial neural network

JIN Yan^{1,2}, LIU Shaojun¹, ZHANG Jiange¹

- (1. State Key Laboratory of High Performance Complex Manufacturing,
College of Mechanical and Electrical Engineering,
Central South University, Changsha 410083, China;

2. School of Electromechanical and Automobile Engineering,
Changzhou Vocational Institute of Engineering, Changzhou Jiangsu 213164, China)

Abstract: To complete the fatigue reliability analysis of aviation bearing under thermal elastohydrodynamic lubrication (EHL) efficiently and accurately, an artificial intelligent method was proposed. The heat stress from temperature was approximated using quadratic polynomial with intercrossing term and then mapped into the Hertz contact zone. The contact stress model, which included the thermal EHL, was established. Considering the randomness of the thermal EHL, the material properties and fatigue strength correction factors, the probabilistic reliability analysis model was established using artificial neural network (ANN). Genetic algorithm (GA) was employed to search the minimum reliability index and the design point by introducing an adjusting factor in penalty function. Reliability sensitivity

收稿日期: 2017-03-01

基金项目: 中航工业部总装预研项目(8130208)

作者简介: 金燕(1981—),女,讲师,博士生,主要从事结构件疲劳寿命预测与可靠性分析研究。

引用格式: 金燕,刘少军,张建阁. 基于遗传算法优化的人工神经网络下高速滚动轴承的疲劳可靠性[J]. 航空动力学报,2018,33(11):2748-2755. JIN Yan, LIU Shaojun, ZHANG Jiange. Fatigue reliability of high speed bearing based on genetic algorithm optimized artificial neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(11): 2748-2755.

analysis was completed based on the advanced first order second moment (AFOSM). Numerical example shows that the established probabilistic reliability analysis model could correctly reflect the effect of thermal EHL on contact fatigue of aviation bearing. Compared with the traditional Monte Carlo method, the proposed method presents a difference in failure probability of 2.0×10^{-4} , a relative error of 23.8% and a relative time consumption of only 0.15%, which means that the proposed method has an excellent global search capability and a highly efficiency.

Key words: contact fatigue; thermal elastohydrodynamic lubrication; aviation bearing; reliability; artificial neural network; genetic algorithm

滚动轴承作为机械设备中不可或缺的核心部件,受到越来越多学者的关注。对高速滚动轴承而言,由于其应用领域主要集中于航空航天、高速列车、高精密机床等高端装备,其疲劳可靠性显得尤为重要。不少学者对此开展了很多有益的工作:文献[1]在冲击响应试验中对不同测点信号的时域波形、频谱和小波包络谱进行分析,为航空轴承故障诊断灵敏性问题提供试验依据。文献[2]解决了小样本下预估滚动轴承可靠性的方法。文献[3]基于传统 Lundberg-Palmgren 理论和现行国际标准,建立了考虑多种因素的滚动接触疲劳的可靠性评估方法,并在复杂工况下回转轴承的工程实践中得到了应用。文献[4]建立了滚动轴承的失效概率预估模型,利用高精度 Monte Carlo 法展开评估分析,结果揭示了轴承的外部载荷、尺寸、表面加工质量等因素的影响。

早在 20 世纪六七十年代,高速滚动轴承接触区域的弹流润滑效应就在 Dawson^[5]和 ASME 润滑小组^[6]的试验中得到了验证。1994 年,NASA Lewis Center^[7]也发现油膜介质的存在会将滚子与滚道间变成间接接触,能有效提高滚动轴承疲劳寿命。滚动轴承高速运转过程中,由于润滑、散热、结构等因素,会导致热量聚集,温升较大,因此,在高速滚动轴承的疲劳可靠性分析中,润滑、温升等因素的影响不容忽视。

长期以来,应力-强度干涉理论在传统滚动轴承疲劳可靠性分析中得到了广泛的应用。但是在高速滚动轴承中,由于高度非线性的热弹流润滑方程组的存在,采用该方法建立的极限状态方程难以显式表达。不少学者也做了很多工作,如文献[8]中的 Monte-Carlo 法,文献[9]中的随机有限元法,虽然得到了有效精确解,但费时费力,效率低下。为了解决效率问题,一次二阶矩法^[10]和摄动法^[11]等也经常被采用,但对极限状态方程有严格要求。近年来,在有效解决可靠性分析方法

时,学者们开始关注人工神经网络法^[12-13],但是当各随机变量间数量级差异很大时,局部寻优和过早收敛等问题还需要深入研究。

本文考虑到热弹流润滑方程的高度非线性,采用带有交叉项的二次多项式拟合热弹流润滑效应,基于人工神经网络法,讨论直了直升机传动系统输入轴圆柱滚子轴承疲劳寿命可靠性。为了解决人工神经网络中局部最优和过早收敛的缺陷,在惩罚函数中引入遗传算法,通过调整因子获得设计点后,采用改进的一次二阶矩法完成可靠性灵敏度分析。

1 热弹流润滑处理方法

1.1 热弹流润滑模型

线接触热弹流润滑物理模型如下^[14-16]:

1) Reynolds 方程

$$\frac{d}{dx} \left(\frac{\rho h^3}{\eta} \cdot \frac{dp}{dx} \right) = 12U \frac{d(\rho h)}{dx} \tag{1}$$

式中 U 为 x 方向的表面平均速度; h 为油膜厚度; p 为油膜压力; η 为润滑油动力黏度; ρ 为润滑油密度。

方程边界条件设定为

$$\begin{cases} x = x_0 \text{ (起点)}; & p = 0; \\ x = x_e \text{ (终点)}; & p = \frac{\partial p}{\partial x} \Big|_{x=x_e} = 0 \end{cases}$$

2) 能量方程

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

式中 c_p 为比定压热容; κ 为导热系数; u 为切向速度; T 为瞬时温度。

3) 膜厚方程

$$h(x) = h_0 + \frac{x^2}{2R} - \frac{2}{\pi E'} \int_{x_0}^{x_e} p(s) \ln(s-x)^2 ds \tag{3}$$

式中 R 为综合曲率半径; E' 为综合弹性模量; s 为任意分布载荷 $p(s)$ 与坐标原点的距离; h_0 为待定常数。

4) 热界面方程

在上、下两个界面上给定边界条件

$$\begin{cases} T(x, 0) = \frac{\kappa}{\sqrt{\pi K_1 \rho_1 c_1 u_1}} \int_{-\infty}^x \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{x=0} \frac{ds}{\sqrt{x-s}} + T_0 \\ T(x, h) = \frac{K}{\sqrt{\pi K_2 \rho_2 c_2 u_2}} \int_{-\infty}^x \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{x=h} \frac{ds}{\sqrt{x-s}} + T_0 \end{cases} \quad (4)$$

式中 K_1 和 K_2 为上、下材料表面传热系数; ρ_1 和 ρ_2 为上、下材料表面密度; c_1 和 c_2 为上、下材料表面比热容; u_1 和 u_2 分别为上、下材料表面切向速度; T_0 为初始温度。

5) 运动方程

$$\frac{\partial p}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{1}{\eta} \cdot \frac{\partial u}{\partial z} \right) \quad (5)$$

6) 黏压-黏温方程

黏压方程采用 Reolands 公式

$$\eta = \eta_0 \cdot \exp \left\{ (\ln \eta_0 + 9.67) \cdot \left[(1 + 5.1 \times 10^{-9} p)^{0.68} \left(\frac{T-138}{T_0-138} \right)^{-1.1} - 1 \right] \right\} \quad (6)$$

式中 η_0 为大气压下的动力黏度。

7) 密压-密温方程

$$\rho = \rho_0 \left[1 + \frac{0.6p}{1 + 1.7p} + D(T - T_0) \right] \quad (7)$$

式中 ρ_0 为温度 T_0 时的润滑油密度; p 为油膜压力 (GPa); $D = -0.00065 K^{-1}$, K 为表面传热系数。

用 b 表示表面滑滚比, 则上下两表面的速度 u_1 和 u_2 分别为

$$\begin{cases} u_1 = 0.5(2+b)U \\ u_2 = 0.5(2-b)U \end{cases} \quad (8)$$

压力初值为 Hertz 接触压力, 温度初值为稳态温度场分布, 根据 Reynolds 方程和能量方程分别求解瞬态压力和温度后, 代入黏压-黏温方程对动力黏度值进行修正, 再通过迭代法求解压力。

1.2 温度场多项式拟合

采用多项式函数模拟温度场效应

$$Y = C_0 + \sum_{i=1}^r C_i x_i + \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^r C_{ik} x_i x_k \quad (9)$$

式中 C_0, C_i, C_{ik} 为回归系数, 共 $m(m-1)/2 + 2m+1$ 个待定系数; $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_r)$ 为随机变量; $\mathbf{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_m)$ 为温度场二次多项式。本文通过中心复合试验设计 (CCD) 法获取样本点。

2 可靠性分析的人工智能方法

2.1 可靠性指标

坐标原点到失效边界的最短距离定义为可靠度指标 β , 通过式 (10) 计算

$$\min \beta = \sqrt{\bar{x}_i^2} \text{ 满足于 } G(x) = 0 \quad (10)$$

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

本文研究热弹流润滑效用于滚动轴承接触疲劳寿命的可靠性, 而滚动轴承接触应力是通过有限元方法计算得到的, 为隐式表达。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

人工神经网络法能大大提高多项式函数可靠性分析效率。本文采用的方法是基于生物神经网络演化而来的 back propagation (BP) 神经网络, 按照误差逆向传播算法训练前馈网络, 可以实现 r 个自变量到 m 个因变量的函数映射, 理论上可以逼近任意非线性模型。输入层和输出层神经元数目分别取决于输入和输出参数量, 隐含层神经元数目通过试验获取。“logsig”为输入层和隐含层间的传递函数, “pureline”为隐含层和输出层之间的传递函数^[17-18]。

方均根误差函数作为模型精度的评价指标, 当达到目标精度或者训练节点的最大值时终止训练过程。网络模型一旦建立, 泛化质量需要通过测试数据进行检验。一般地, 训练/测试样本必须来自于整个设计空间, 因此, 抽样方法非常重要。CCD 法用来选择训练样本, 而 BBM (Bucher and Bourgund method) 法用来选择测试样本。

2.3 可靠性分析

对式 (10) 建立了 BP 神经网络模型后, 可靠性指标计算模型也就相应地确定了, 一般可以用无梯度的遗传算法实现寻优。决策变量的编码方法、适应度函数和遗传算子的选择尤为重要。

2.3.1 编码方法

遗传算法不对待求问题的变量进行直接操作, 而是通过对个体编码进行选择、交叉以及变

异,进而得到问题的最优解。因而,应用遗传算法的首要问题就是对决策变量进行编码。本文采用的编码方法是二进制编码方法。

2.3.2 适应度函数选取

可靠性指标是一个有约束的最小化优化问题,而遗传算法一般是设计为一个无约束的优化问题。为适应遗传算法的这一特点,需要将可靠性指标计算模型转化为无约束最优化问题,采用外点惩罚函数法,如式(11):

$$F(x) = C_{\max} - [k'\beta + \gamma G^2(x)] \tag{11}$$

式中 $C_{\max}$ 为可调参数,保证适应度 $F(x) \geq 0$; k' 为调整因子; γ 为静态惩罚因子。虽然可靠度指标 β 是待求解,但由于可靠度不会超过 1,故 β 一定是一个小于 10 的未知量。如果将 β 与 $\gamma G^2(x)$ 相比,两者存在巨大的数量级差。由于巨大数量级差的存在,在每一次遗传操作过程中, β 的变化相对于 $\gamma G^2(x)$ 就会显得太微不足道了,进而影响算法的稳定性。因此,引入调整因子 k 以缩小 β 与 $\gamma G^2(x)$ 之间的数量级差就变得尤为重要。

2.3.3 遗传算子

结合比例选择法和精英保存策略选择遗传算子。 r 表示群体大小, F_i 表示个体 i 的适应度,则比例选择法中个体被选中的概率 P_i 为

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^r F_i} \tag{12}$$

精英保持策略的实质就是找到当前适应度最高的最佳个体和适应度最低的最差个体。最佳个体不参与交叉、变异过程,直接进入下一个子代,这样以保证最佳个体不在遗传操作中遭受破坏。同时用最佳个体替换群体中的最差个体,也让该个体直接进入下一个子代。

2.4 可靠性灵敏度分析

隐含层第 j 个节点的输出为

$$G(x)_j^1 = f^1\left(\sum_{i=1}^r I_{j \times i}^1 x_i + b_j^1\right) \tag{13}$$

输出层第 q 个节点的输出为

$$G(x)_q^2 = f^2\left(\sum_{j=1}^l L_{q \times j}^2 y_j^1 + b_q^2\right) \tag{14}$$

式中 r 为输入层节点数; l 为隐含层节点数; m 为输出层节点数; $I_{j \times i}^1$ 为隐含层第 j 个节点与输入层第 i 个节点之间的连接权值; b_j^1 为隐含层第 j 个节点上的阈值; $L_{q \times j}^2$ 为输出层第 q 个节点与隐含层第 j 个节点之间的连接权值; b_q^2 为输出层第 q

个节点上的阈值; x_i 为输入节点; $G(x)_j^1$ 为隐含层第 j 个节点的输出; $G(x)_q^2$ 为输出层第 q 个节点的输出; $f^1(\cdot)$ 为隐含层传递函数; $f^2(\cdot)$ 为输出层传递函数。

输出对输入 x_i 的 1 阶导数计算如下:

$$\frac{\partial G(x)_q^2}{\partial x_i} = \sum_j \left[\frac{\partial G(x)_q^2}{\partial G(x)_j^1} \cdot \frac{\partial G(x)_j^1}{\partial x_i} \right] = \sum_j [L_{q \times j}^2 I_{j \times i}^1 f^{2'}(\cdot) f^{1'}(\cdot)] \tag{15}$$

根据可靠性灵敏度定义,可靠性灵敏度分析的关键就是对极限状态方程求 1 阶偏导数。可以通过下式计算

$$\frac{\partial P_f}{\partial \mu_{x_i}} = - \frac{\left[\frac{\partial G(x)}{\partial x_i} \right] \Big|_{x^*}}{\sigma_G} \varphi(\beta) \tag{16}$$

$$\frac{\partial P_f}{\partial \sigma_{x_i}} = \frac{\left[\frac{\partial G(x)}{\partial x_i} \right] \Big|_{x^*}^2 \sigma_{x_i} \mu_G}{\sigma_G^3} \varphi(\beta) \tag{17}$$

式中 μ_G 为 $G(x)$ 的均值; σ_G 为 $G(x)$ 的标准差; P_f 为失效概率; x^* 为随机变量优化设计点; $\varphi(\beta) = \partial P_f / \partial \beta$ 。

3 数值算例

3.1 滚动轴承接触应力分析

某高速圆柱滚子轴承基本参数及运行工况如表 1。

表 1 轴承参数及工况	
Table 1 Parameters and operating conditions of bearing	
参数	数值及说明
内径/mm	80
外径/mm	122
宽度/mm	25
滚动体长度/mm	20
滚动体直径/mm	14
滚动体数量	16
接触角/(°)	0
转速/(r/min)	7 626
功率/kW	600
材料	M50
拉伸强度 σ_b /MPa	1 175
弹性模量 E /GPa	207
泊松比 ν	0.29

3.2 温度场效应的多项式拟合

通过热力耦合分析,找到该轴承接触应力最

大处,即为最危险部位,针对该处开展接触疲劳可靠性分析。

1) 确定随机变量及其分布参数

确定初始动力黏度 η 、转速 n 、轴承外圈与润滑油表面传热系数 h_w 、圆柱滚子与润滑油表面传热系数 h_c 四个参数表征轴承热弹流润滑效应;确定弹性模量 E 、泊松比 ν 、密度 ρ 、材料接触疲劳强度极限 σ_{-1} 四个参数表征轴承材料性能;确定有效应力集中系数 k_t 表征轴承加工方式。

结合表 1 中轴承工况,确定这 9 个随机变量的分布类型与分布参数如表 2^[19]。

表 2 随机变量分布参数

Table 2 Random variable distribution parameters			
参数	分布形式	平均值	标准差
$h_w/(W/(m^2 \cdot K))$	标准	100	4
$h_c/(W/(m^2 \cdot K))$	标准	300	8
$\eta/(Pa \cdot s)$	标准	0.0138	0.000138
$n/(r/min)$	标准	7626	228.78
E/GPa	标准	207	6.21
ν	标准	0.29	0.0029
$\rho/(kg/m^3)$	标准	7900	395
k_t	标准	1.3	0.013
σ_{-1}/MPa	标准	135.6	40.68

表 3 Box-Behnke 取样样本点及温度响应值

Table 3 Sample points and temperature response values by Box-Behnke method									
样本	$\eta/(Pa \cdot s)$		$n/(r/min)$		$h_w/(W/(m^2 \cdot K))$		$h_c/(W/(m^2 \cdot K))$		温度 响应值/K
	测试水平	样本值	测试水平	样本值	测试水平	样本值	测试水平	样本值	
1	p_2	0.0138	p_2	7626	p_2	1	p_2	0.0138	399.69
2	p_1	0.013479	p_1	7093.8	p_2	100	p_2	300	393.33
3	p_3	0.014121	p_1	7093.8	p_2	100	p_2	300	388.62
4	p_1	0.013479	p_3	8158.2	p_2	100	p_2	300	408.86
5	p_3	0.014121	p_3	8158.2	p_2	100	p_2	300	400.20
6	p_2	0.0138	p_2	7626	p_1	90.69	p_1	281.39	391.07
7	p_2	0.0138	p_2	7626	p_3	109.31	p_1	281.39	398.51
8	p_2	0.0138	p_2	7626	p_1	90.69	p_3	318.61	391.42

3.3 滚动轴承可靠性灵敏度分析

神经网络(ANN)模型和遗传算法参数如表 4。神经网络训练后,训练样本集的方均根误差为 9.8754×10^{-11} ,达到了训练目标。样本的测试结

2) 温度场效应的多项式拟合

将 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温度场。

采用 CCD 抽样方法对这 4 个变量构造样本点,进行 25 次试验,通过有限元模拟得到温度响应值,如表 3,限于篇幅关系,表 3 只列出了前 8 个样本点数据及其响应值。根据表 3 及式(9),得到温度场的响应面函数如下:

$$\begin{aligned} \hat{Y} = & -6150.13447 + 6.526 \times 10^5 \eta + \\ & 0.027n - 10.672h_w + 14.597h_c - \\ & 1.858 \times 10^7 \eta^2 + 2.286 \times 10^{-6} n^2 - \\ & 3.605 \times 10^{-3} h_w^2 - 0.027h_c^2 - \\ & 4.127\eta n + 991.297\eta h_w - 700.139\eta h_c + \\ & 4.491 \times 10^{-4} nh_w - 1.217 \times 10^{-4} nh_c - \\ & 3.001 \times 10^{-3} h_w h_c \end{aligned}$$

3) 疲劳寿命极限状态方程

极限状态方程定义为

$$G(x) = \sigma'_{-1} - \sigma_s \tag{18}$$

式中 σ'_{-1} 为滚动轴承接触疲劳极限,如式(19); σ_s 为滚动轴承接触应力。

$$\sigma'_{-1} = \epsilon \delta \sigma_{-1} / k_t \tag{19}$$

式中 ϵ 、 δ 分别为尺寸系数和表面加工系数;取值都为 1; k_t 为有效应力集中系数。

果如图 1 所示。

遗传进化过程最佳适应度和平均适应度的变化如图 2 所示。

最优设计点 x^* 如表 5 所示。可靠度指标 β

在遗传算法操作中的优化过程如图 3。最小值出现在第 987 代,即为可靠性指标 β 的最优结果。

采用传统 Monte Carlo 法对该轴承疲劳可靠性进行 15 万次数值模拟,将所得结果作为计算精确解,与本文所用人工神经网络-遗传算法(ANN-GA)进行比较,如表 6 所示。

表 4 本研究方法参数

Table 4 Parameters of proposed method		
研究方法	参数	数值
人工神经网络	隐含层节点数	9
	训练样本数	147
	测试样本数	121
遗传算法	种群规模	80
	交叉概率	0.9
	变异系数	0.09
	最大遗传代数	1000
	惩罚函数参数	$C_{\max}=10^{17}$, $k'=10^{15}$, $\gamma=10$

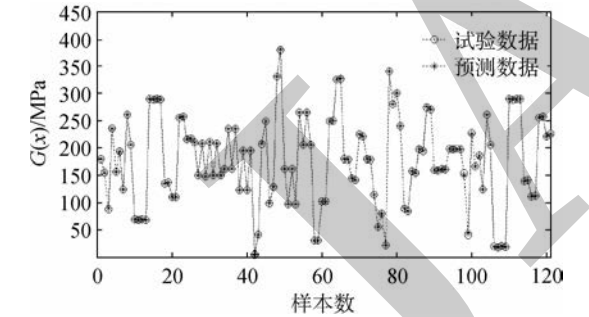


图 1 测试样本
Fig.1 Test samples

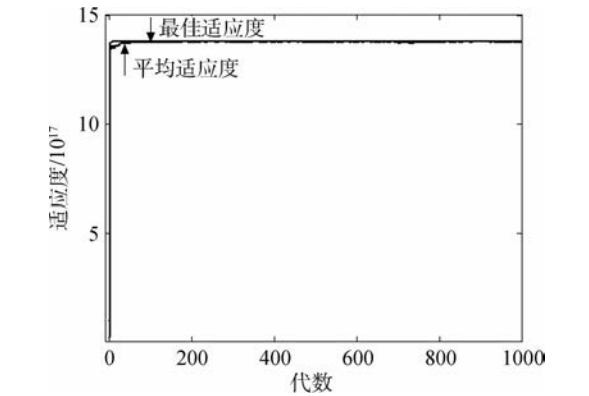


图 2 遗传算法适应度曲线

Fig.2 Genetic algorithm fitness curves

表 5 优化后的随机变量设计点

Table 5 Design point of optimized random variable			
参数	数值	参数	数值
$h_w^*/(W/(m^2 \cdot K))$	99.9872	ν^*	0.2901
$h_c^*/(W/(m^2 \cdot K))$	300.1425	$\rho^*/(kg/m^3)$	7903.1
$\eta^*/(Pa \cdot s)$	0.0135	k_t^*	1.3027
$n^*/(r/min)$	7562.8	σ_{-1}^*/GPa	1.3124
E^*/GPa	210.32		

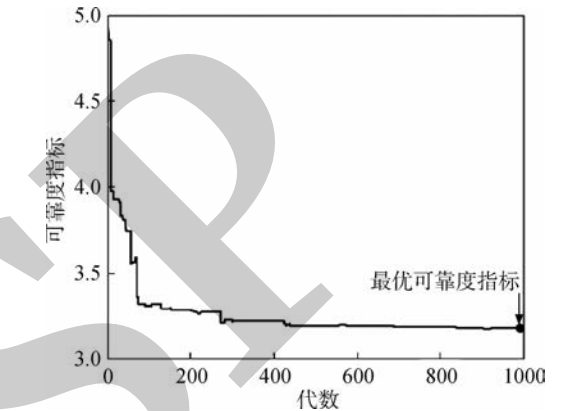


图 3 可靠度指标的优化过程

Fig.3 Evolution optimization procedure of reliability index

表 6 ANN-GA 和 Monte-Carlo 法可靠性分析结果

Table 6 Reliability results for ANN-GA and Monte-Carlo method		
参数	Monte-Carlo 法	人工神经网络-遗传算法
$\mu_G/10^7$	6.7423	6.6519
$\sigma_G/10^7$	2.2612	2.2149
β	2.9801	2.8806
$P_f/10^{-4}$	8.4	10.4
样本数	150000	125
用时/h	435	0.65
$E_r/\%$		23.8

从表 6 中可以看出,两种方法的失效概率 P_f 之差为 2.0×10^{-4} ,相对误差 $E_r=23.8\%$,验证了本文所用方法的准确性。但是本文所用方法效率大大提高,耗时仅为传统 Monte Carlo 法的 0.15%,可见该方法不仅准确,而且高效。

根据式(16)和式(17),计算得到灵敏度结果如表 7。

表 7 灵敏度分析结果

Table 7 Results of sensitivity analysis

参数	数值	参数	数值
$\partial P_f/\partial \mu_\eta$	2.1378×10^{-2}	$\partial P_f/\partial \sigma_\eta$	-2.9987×10^{-5}
$\partial P_f/\partial \mu_n$	3.5712×10^{-6}	$\partial P_f/\partial \sigma_n$	-2.8129×10^{-6}
$\partial P_f/\partial \mu_{h_w}$	2.7713×10^{-2}	$\partial P_f/\partial \sigma_{h_w}$	-3.1271×10^{-2}
$\partial P_f/\partial \mu_{h_c}$	5.8724×10^{-5}	$\partial P_f/\partial \sigma_{h_c}$	-6.3281×10^{-4}
$\partial P_f/\partial \mu_E$	-7.9125×10^{-16}	$\partial P_f/\partial \sigma_E$	-1.2198×10^{-14}
$\partial P_f/\partial \mu_\nu$	-1.1098×10^{-2}	$\partial P_f/\partial \sigma_\nu$	-3.9912×10^{-4}
$\partial P_f/\partial \mu_{k_t}$	-4.1258×10^{-4}	$\partial P_f/\partial \sigma_{k_t}$	-2.1181×10^{-2}
$\partial P_f/\partial \mu_{\sigma_{-1}}$	5.1287×10^{-11}	$\partial P_f/\partial \sigma_{\sigma_{-1}}$	-6.1982×10^{-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 ρ 影响为零;②可靠度随着变量 n 、 η 、 h_w 、 h_c 以及 σ_{-1} 的均值增大而提高;③其他 3 个变量的均值的增大则会降低系统可靠度。

从 $\partial P_f/\partial \sigma_{x_i}$ 可以看出:① ρ 影响为零;②可靠度随着其他 8 个变量的方差增大而降低。最不敏感的是 E ,最敏感的是 k_t 。

润滑和散热时滚动轴承疲劳寿命在实际使用过程中的主要影响因素。 n 、 η 均值的提高,有利于形成润滑油膜,而 h_w 、 h_c 均值增大,有助于轴承工作过程中的散热。

根据材料特性,随机变量 E 、 ν 增大,综合弹性模量 E' 会随之而增大,而油膜厚度会随着 E' 增大而变薄,恶化轴承摩擦条件。

文献[19-20]中实际应用经验与以上分析结果一致,因此本文研究成果可以为滚动轴承疲劳可靠性分析提供指导。

4 结 论

本文研究成果有以下 4 点:

1) 综合考虑热弹流润滑效应、轴承材料及加工方式,本研究选取了 9 个随机变量建立高速滚动轴承疲劳寿命可靠性模型,其灵敏度分析结果与实际应用结果一致。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,改善了神经网络法中随机变量多且差异大时效率低下问题,通过与传统 Monte Carlo 法进行比较,发现本文所提方法准确高效。

3) 本文灵敏度计算结果可以定量描述 9 个随机变量对滚动轴承疲劳可靠性的影响程度。在高端滚动轴承的设计和制造中,可以根据本文结果适当调整各变量取值,以提高滚动轴承的接触疲劳可靠性。

4) 本文所提方法在解决非线性极限状态方程时取得了良好效果,可以推广应用于隐式极限状态方程、多变量输入模型以及高度非线性问题。
致谢:

感谢中南大学高性能复杂制造国家重点实验室的资助。

参考文献:

[1] 陈果,郝腾飞,程小勇,等. 基于机匣测点信号的航空发动机滚动轴承故障诊断灵敏性分析[J]. 航空动力学报, 2014,29(12):2874-2884.
CHEN Guo,HAO Tengfei,CHENG Xiaoyong,et al. Sensitivity analysis of fault diagnosis of aero-engine rolling bearing based on vibration signal measured on casing[J]. Journal of Aerospace Power,2014,29(12):2874-2884. (in Chinese)
[2] LI Hongkun,ZHANG Zhixin,LI Xiugang,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.
[3] GAO Xuehai,HUANG Xiaodiao,HONG Rongjing,et al. A rolling contact fatigue reliability evaluation method and its application to a slewing bearing[J]. Journal of Tribology,2012,134(1):011101.1-011101.7.
[4] CHARKI A,DIOP K,CHAMPMARTIN S,et al. Reliability of a hydrostatic bearing [J]. Journal of Tribology, 2014,136(1):11-18.
[5] DAWSON P H. Effect of metallic contact on the pitting of lubricated rolling surface[J]. Journal of Mechanical Engineering Science,1962,7(1):147-155.
[6] 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.
[7] TOWNSEND D P,SHIMSKI J. Evaluation of the EHL film thickness and extreme pressure additives on gear surface fatigue life[R]. NASA-TM-106663,1994.
[8] 胡贊,刘少军,廖雅诗,等. 基于蒙特卡洛模拟方法的疲劳强度概率分布推断[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2014,42(9):35-40.
HU Yun,LIU Shaojun,LIAO Yashi,et al. Fatigue strength probability distribution inference based on Monte Carlo simulation method[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition),2014,42(9):35-40. (in Chinese)
[9] 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.

[10] 苏成,李鹏飞,韩大建. 结构可靠度计算的 Neumann 展开响应面法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2009, 37 (9):13-17, 23.

SU Cheng, LI Pengfei, HAN Dajian. Neumann-expansion response surface method for calculating structure reliability[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2009, 37(9):13-17, 23. (in Chinese)

[11] 曹宇春,刘富玲. 基于综合变异系数的地基承载力可靠性分析[J]. 岩土力学, 2014, 35(7):1950-1956.

CAO Yuchun, LIU Fuling. Reliability analysis of foundation bearing capacity based on combined coefficients of variation[J]. Rock and Soil Mechanics, 2014, 35(7):1950-1956. (in Chinese)

[12] CHENG Jin. An artificial neural network based genetic algorithm forestimating the reliability of long span suspension bridges[J]. Finite Element in Analysis and Design, 2010, 46(8):658-667.

[13] GUI Jinsong, LIU Hong, KANG Haigui. An intelligent method forstructure reliability analysis based on response surface[J]. China Ocean Engineering, 2004, 18(4):653-661.

[14] 胡贊,刘少军,丁晟. 弹流润滑效应下直齿轮的接触疲劳寿命[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(12):4187-4193.

HU Yun, LIU Shaojun, DING Sheng. Contact fatigue life on spur gear with consideration of elastohydrodynamic[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014, 45(12):4187-4193. (in Chinese)

[15] 黄平. 弹性流体动压润滑数值计算方法[M]. 北京:清华大学出版社, 2013:63-75.

[16] 黄平,雒建斌,温诗铸. 一种数值求解弹流润滑膜厚和压力的新方法[J]. 润滑与密封, 1998(6):10-14.

HUANG Ping, LUO Jianbin, WEN Shizhu. A new numerical approach for calculating EHL film thickness and pressure[J]. Lubrication Engineering, 1998(6):10-14. (in Chinese)

[17] HARIPRASAD B, BHATTACHARJEE P, VENUGOPAL A. Prediction of vehicle reliability using ANN[J]. International Journal of Performability Engineering, 2012, 8 (3):321-329.

[18] 罗明,左志涛,李弘扬,等. 基于 BP 人工神经网络的离心压气机叶轮多目标优化设计方法[J]. 航空动力学报, 2016, 31(10):2424-2431.

LUO Ming, ZUO Zhitao, LI Hongyang, et al. Multi-objective optimization design of centrifugal compressor impeller based on BP artificial neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 31(10):2424-2431. (in Chinese)

[19] 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, 2003:55-60.

[20] 温诗铸,杨沛然. 弹性流体动力润滑[M]. 北京:清华大学出版社, 1992:34-42.

(编辑:陈 越)