

双列角接触球轴承的免疫算法优化设计

程 超, 汪久根

(浙江大学 机械工程学院, 杭州 310027)

摘 要: 建立了双列角接触球轴承结构优化的数学模型, 用免疫优化算法, 分别以额定动载荷、额定静载荷和两者的加权和为目标函数进行轴承结构的优化设计. 设计变量包括每列的钢球数、钢球直径、内滚道沟曲率半径系数、外滚道沟曲率半径系数和轴承节圆直径. 对比分析了遗传算法与免疫算法的优化结果. 免疫算法可以有效实现优化设计, 与轴承手册标准值相比, 优化后的 3210 和 3218 轴承的额定动载荷和额定静载荷都提高了 60% 以上.

关 键 词: 双列角接触球轴承; 优化设计; 免疫算法; 遗传算法; 额定动载荷; 额定静载荷

中图分类号: V231; TH133

文献标志码: A

Optimum design of double-row angular-contact ball bearing with immune algorithm

CHENG Chao, WANG Jiu-gen

(College of Mechanical Engineering,
Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: The optimal design model of double-row angular-contact ball bearing was established. Dynamic load rating, static load rating and the weighted sum of these two load capacities were set as objective functions respectively, the bearings were optimally designed with immune algorithm. The design parameters included number of rolling elements in one row, the rolling element diameter, inner race groove curvature radii, outer race groove curvature radii and the pitch diameter. The optimal results of immune method were compared with those of genetic algorithm, and the immune algorithm achieved more efficient results. Furthermore, compared with the designs in the handbook of rolling bearings, dynamic load rating and static load rating of the optimized bearings (3210 and 3218) had an increase of more than 60%.

Key words: double-row angular-contact ball bearing; optimum design;
immune algorithm; genetic algorithm; dynamic load rating;
static load rating

双列角接触球轴承作为一个非常重要的基础部件, 常应用于回转机械的设计中, 用以承受轴系的负载, 为轴系的转动提供精确导向. 滚动轴承的承载能力影响着回转机械的使用寿命, 同时也是其结构设计中需要考虑的因素. 滚动轴承的承载

能力(包括额定载荷和疲劳寿命)可以通过优化结构实现, 从而提高机器的承载能力和安全性. Harris^[1]提供了轴承额定载荷及疲劳寿命的详细计算过程. 在滚动轴承优化方面, 万长森^[2]通过 Powell 法, 针对单列向心球轴承和圆锥滚子轴承

收稿日期: 2014-04-05

基金项目: 国家自然科学基金(51375436)

作者简介: 程超(1989—)男, 安徽巢湖人, 硕士, 助理工程师, 研究方向为滚动轴承优化设计.

通讯作者: 汪久根(1963—), 男, 安徽枞阳人, 教授、博士生导师, 博士, 主要研究方向为摩擦学、机械设计与仿生设计等.

进行结构的优化设计. 传统的优化方法对于多峰问题容易陷入局部最优解^[3]. Mezura-Montes 等^[4]指出工程优化上为解决这个问题一般使用遗传算法进行优化设计. 金东海等^[5]通过遗传算法实现了叶栅气动优化设计并显示出了较高的可靠性和效率. Deb^[6]提到遗传算法中惩罚函数的参数设置是个难题. 惩罚函数设置的优劣影响着算法的收敛. 焦李成等^[7]介绍了另外一种方法—免疫算法, 指出免疫算法同样可以获得整体最优解且相比于标准遗传算法, 免疫算法在收敛性上, 要优于遗传算法. Farmer 等^[8]提出了免疫系统的动态模型, 讨论了免疫系统和其他人工智能方法的联系. Choi 等^[9]将免疫算法和遗传算法结合起来对轴承转子系统进行多目标优化, 以降低主轴的重量和传递力的大小; 优化结果相比较与遗传算法得到的结果, 前者能以更高的精度获得全局最优点. Ayaho 等^[10]详细论述了一种改进免疫算法 (IGA), 并以钢筋混凝土板为研究对象进行优化设计; 设计结果与遗传算法和传统免疫算法的结果进行了对比, 结果显示, 遗传算法对于简单优化问题, 效率很高; 但是实际工程优化往往很复杂, 此时改进免疫算法具有明显的优势. 张向荣等^[11]以克隆选择算法为基础论述了一种特征选择方法, 该算法具有快速收敛于全局最优的特点, 加快了最优子集的搜索效率; 与基于遗传算法的特征选择方法相比, 该算法具有更快的收敛速度. Freschi 等^[12]比较分析了人工免疫系统和遗传算法的电气工程优化, 人工免疫系统具有更强的解空间搜索能力. 尚荣华等^[13]利用免疫记忆克隆算法对多目标问题进行优化设计, 他们将问题的约束条件转化成—个目标以保证算法较强的收敛性. 张立宁等^[14]提出了抗独特型克隆选择算法, 并分析指出该算法具有全局收敛性.

额定动载荷的提高有利于轴承疲劳寿命的延长; 额定静载荷的提高, 则有利于轴承回转精度的改善和承载能力的加强. 因而, 同时提高轴承的额定静载荷和额定动载荷有着重要的工程意义. 因此, 本文拟研究通过免疫算法, 以轴承额定动载荷和额定静载荷的加权值为目标函数, 对双列角接触球轴承结构进行优化设计.

1 轴承优化设计问题

滚动轴承在运转过程中, 即使保证良好的润滑, 安装正确, 无异物侵入以及适当的载荷, 而当材料疲劳现象发生时, 轴承的失效不可避免. 轴承

的额定动载荷与轴承的疲劳寿命相关联. 轴承的疲劳寿命 (单位为 10^6 r) 与轴承承受的外加当量动载荷 F 以及接触额定动载荷 C 有如下的计算公式^[1]:

$$L = \left(\frac{C}{F} \right)^3 \quad (1)$$

由式 (1) 可知, 在相同使用条件下, 额定动载荷的提高可以大幅度延长轴承疲劳寿命. 另外, 在轴承的实际使用过程中, 轴承运转的平稳性也是一个需要重点关注的因素. 当轴承内外滚道出现因永久塑性变形而产生的损伤时, 会引起轴承运转过程中摩擦、噪声以及振动的增大, 从而加剧轴承的损伤, 最终缩短轴承使用寿命. 提高轴承额定静载荷, 可以提高轴承在静态时的承载上限, 从而降低显著的永久塑性变形出现的概率. 因此, 额定静载荷的提高有利于改善轴承运转的平稳性以及延长使用寿命. 因此, 同时提高轴承的额定静载荷和额定动载荷有着重要的工程意义.

1.1 目标函数

本文拟将双列角接触球轴承的额定动载荷 C 及额定静载荷 C_0 作为免疫算法优化的目标函数. 由于材料的进步及工艺的改进, Harris^[1]调整了额定动载荷 C 的一般计算公式, 并同时给出了轴承额定静载荷 C_0 的相关计算方法. 调整后的球轴承额定动载荷 C 为

$$C = b_m f_c (\cos \alpha)^{0.7} Z^{2/3} D_b^{1.8} \quad (2)$$

式中 b_m 为额定载荷系数, 对于双列角接触球轴承时, $b_m = 1.3$; i 为轴承列数, 文中 $i = 2$; α 为轴承的初始接触角; Z 为单列轴承钢球数; D_b 为钢球直径. 一般情况下, 轴承内圈相对于载荷旋转, 则系数 f_c 有

$$f_c = 39.9 \left\{ 1 + \left[1.04 \left(\frac{1-\gamma}{1+\gamma} \right)^{1.72} \cdot \left(\frac{f_i}{f_o} \frac{2f_o-1}{2f_i-1} \right)^{0.41} \right]^{10/3} \right\}^{-0.3} \cdot \frac{\gamma^{0.3} (1-\gamma)^{1.39}}{(1+\gamma)^{1/3}} \left(\frac{2f_i}{2f_i-1} \right)^{0.41} \quad (3)$$

式中 $\gamma = D_b \cos \alpha / d_m$, d_m 为轴承节圆直径; f_i, f_o 分别为轴承内、外滚道沟曲率半径系数.

当钢球直径 D_b 大于 25.4 mm 时, 不建议使用式 (2). 另外, 常用轮毂轴承的球径一般小于 25.4 mm. 因此本文将基于 $D_b \leq 25.4$ mm 进行计算.

外圈滚道与钢球的接触应力通常小于内圈滚道接触应力, 接触应力大, 更易发生疲劳. 因此, 计

算球轴承的额定静载荷时,以内圈滚道与钢球的接触应力为研究对象.轴承的额定静载荷为

$$C_0 = \frac{23.8 i Z D_b^2 (a_i^* b_i^*)^3 \cos \alpha}{\left[4 - \frac{1}{f_i} + \left(\frac{2\gamma}{1-\gamma} \right)^2 \right]} \quad (4)$$

式中 a_i^* , b_i^* 分别为钢球与轴承内滚道接触椭圆的无量纲化长、短半轴,具体计算过程参见参考文献[1].

轴承在实际使用中对轴承的额定动载荷和额定静载荷都有要求,只是两者所占的权重在具体的实际问题中各不相同.故本文拟优化的目标函数 C_1 为额定动载荷和额定静载荷的加权和

$$C_1 = \beta_1 C + \beta_2 C_0 \quad (5)$$

式中 β_1 , β_2 分别为额定动载荷 C 和额定静载荷 C_0 的加权系数,且满足 $\beta_1 + \beta_2 = 1$.

1.2 设计变量

设计变量需根据轴承内部结构参数进行确定.轴承的内部结构主要由以下5个因素决定,即单列轴承钢球数 Z 、钢球直径 D_b 、轴承节圆直径 d_m 和内、外滚道沟曲率半径系数 f_i , f_o . 据此,将以上5个参数作为设计变量进行优化设计.对于式(2)和式(4)中的初始接触角 α ,其大小由轴承的径向游隙、内外沟曲率半径系数和钢球直径决定,而游隙是在轴承的装配过程中产生的,因此它不属于轴承的内部结构参数,同时为了简化计算,文中取 $\alpha = \pi/6$. 因此,设计变量表示如下:

$$X = [Z, D_b, f_i, f_o, d_m]$$

轴承结构由以上5个参数的确定而确定.

1.3 约束条件

由于装配角的要求,深沟球轴承的钢球数和球径需要满足一定的关系.装配角接触球轴承时无需考虑装配角,但各钢球之间的间隙 c_b 有最小允许间隙值 $c_{b,\min}$ 的要求^[15]

$$g_1(X) = c_b - c_{b,\min} = (\pi d_m - Z D_b) / Z - c_{b,\min} \geq 0 \quad (6)$$

钢球直径的选取应符合经验的取值范围

$$K_{D,\min}(D-d)/2 \leq D_b \leq K_{D,\max}(D-d)/2 \quad (7)$$

式中 $K_{D,\min}$, $K_{D,\max}$ 分别为球径系数最小值、最大值; D 为轴承外径; d 为轴承内径.

由式(7)可得

$$g_2(X) = 2D_b - K_{D,\min}(D-d) \geq 0 \quad (8)$$

$$g_3(X) = K_{D,\max}(D-d) - 2D_b \geq 0 \quad (9)$$

钢球中心圆直径与轴承平均直径的差值不能过大,否则轴承的旋转灵活性会受到影响.进行轴

承结构优化时,钢球的中心圆直径一般大于轴承平均直径.相应的约束条件如下

$$g_4(X) = (0.5 + e)(D + d) - d_m \geq 0 \quad (10)$$

$$g_5(X) = d_m - (D + d)/2 \geq 0 \quad (11)$$

式中 e 为常数.

轴承外圈沟底壁厚有一定的厚度要求,反映在数值上应不小于 ϵD_b , ϵ 为常数. 于是

$$g_6(X) = (D - d_m - D_b)/2 - \epsilon D_b \geq 0 \quad (12)$$

Rao 等在文献[16]中论述约束条件时指出,轴承内外圈沟曲率半径应不小于 $0.515 D_b$, 当曲率半径小于 $0.515 D_b$ 时,额定动载荷将下降. 沟曲率半径上限则根据经验取为 $0.535 D_b$. 则有

$$g_7(X) = 0.535 \geq f_i \geq 0.515 \quad (13)$$

$$g_8(X) = 0.535 \geq f_o \geq 0.515 \quad (14)$$

对于沟曲率半径小于 $0.515 D_b$ 的轴承设计,例如轴承内滚动曲率半径系数为 $0.510 D_b$, 只需对其他4个结构参数进行优化设计即可.

当额定静载荷需要进行单独优化时,由目标函数式(4)可知,轴承设计变量中需舍去外滚道沟曲率半径系数 f_o . 在优化处理中,可以根据经验范围给 f_o 取定值,文中取为 0.520 .

2 计算方法与流程

免疫算子是免疫算法的核心,疫苗的提取则是免疫算法的基础.免疫算法通过接种疫苗和免疫选择,即免疫算子实现.种群的适应度通过接种疫苗得到提高,而种群的退化则经由免疫选择加以避免.对每个个体,接种疫苗是指根据先验知识(即疫苗)调整个体某些基因位上的基因或者分量,使得个体在接种疫苗后具有更大的概率获得更高的适应度.对种群个体数 p 而言,接种疫苗是抽取一定比例 P_v 的个体进行操作,并不是对所有个体都进行接种,接种疫苗的个体数为 $P_v \cdot p$; 对个体而言,每个个体接种疫苗的概率为 P_v . 接种疫苗后,个体也存在适应度下降的可能性,因此需要对接种疫苗后的个体加以检测,以确定是否选择接种疫苗后的个体,即免疫选择.接种疫苗是对最优个体能够匹配的模式的一种估计;免疫选择则是通过对该模式的匹配而获得的样本.

2.1 免疫疫苗的确定

免疫算法的运行效率很大程度上受疫苗的影响,疫苗的正确选择是免疫操作有效发挥的基础.假设某一待求问题的编码为 n 位二进制编码,则共有 2^n 个待求解构成的解空间.当通过分析判定了编码某一位上的基因后,具有这一基因的群体

就是原解空间的一半, 搜索效率势必获得大幅度提高; 但是另一方面, 若判断有误, 接种疫苗也显然会阻碍优化进程. 好的疫苗对算法的运行效率有着重要的积极影响, 但疫苗的优劣不会影响算法的收敛性, 因为收敛性是由免疫选择决定的.

多数情况下, 由于难以获得关于待求问题的成熟先验知识, 因而难以获得有效的免疫疫苗. 本文的计算中, 是从当前代的最优个体中提取基因充当疫苗. 图 1 给出了免疫算子的运行过程, 并通过比较父代群体而获得免疫基因. 示意图中, $a_{H,k}^i$ 表示第 k 代第 i 个个体 a_k^i 完成疫苗接种后形成的新个体; P_v 为个体获得接种疫苗的概率; $\text{vaccine}(a_k^i, h_j)$ 表示接种疫苗, a_k^i 上的基因依据 h_j (模式) 作出相应修改; n 为群体中的个体数量; m 表示个体具有的基因长度.

```

begin:
k=0;
while (conditions=true)
     $a_k^{\text{optimal}}$ =statistics ( $a_k^i|i=1,\dots,n$ ); %统计父代群体, 确定最佳个体
     $H=\{h_j=a_{k,j}^{\text{optimal}}|j=1,2,\dots,m\}$ ; %分解最佳个体, 抽取免疫基因
    for i=1 to n
        if  $P_v=\text{true}$ 
             $J=\text{random}(m)$ ;
             $a_{H,k}^i=\text{vaccine}(a_k^i, h_j)$ ; %接种疫苗
            if  $a_{H,k}^i < a_{k-1}^i$ , then  $a_k^i=a_{H,k}^i$ ; %免疫检测
            else  $a_k^i < a_{H,k}^i$ ;
        end
    end
    k=k+1;
end

```

图 1 疫苗提取与接种算法示意图

Fig. 1 Illustration of vaccine detection and vaccination

2.2 免疫算法计算流程

免疫算法主要是借鉴生物免疫系统的信息处理机制而发展出来的算法. 类似于遗传算法, 免疫算法包括选择、交叉和变异运算, 个体的优劣程度也都是基于个体的适应度值大小. 相比较于遗传算法, 免疫算法在运算上加入了免疫算子. 本文使用的免疫算法流程参考了参考文献[9].

种群个体是在有效范围内由程序随机生成的, 具体在本文中, 每个轴承结构参数组 X 对应一个种群个体, 每个 X 的 5 个轴承结构参数都是在约束条件内通过计算机程序自动产生的. 根据式(2)、式(4)及式(5)计算得到每个 X 对应的额定动载荷和额定静载荷的加权和, 对应于最大加

权和的任一个 X 即为当前代中的疫苗. 种群的迭代过程中, 按照生物进化原则, 个体经过接种疫苗, 逐代逼近最优解. 当迭代达到设定的最大遗传代数后, 即输出最优解, 本文中即为额定动载荷和额定静载荷加权和的最大值. 最优解的各个分量对应目标函数下的各个设计变量, 即单列轴承钢球数 Z 、钢球直径 D_b 、轴承节圆直径 d_m 以及内、外滚道沟曲率半径系数 f_i, f_o . 目标函数具有最优解时的轴承结构参数因此得到确定.

3 轴承的免疫优化结果和讨论

3.1 3210 轴承优化结果和讨论

3210 轴承材料取为 GCr15 钢, 相应的轴承外径 $D=90\text{ mm}$, 轴承内径 $d=50\text{ mm}$. 各轴承约束条件中的系数定值如下: $c_{b,\min}=0.1D_b$, $K_{D,\min}=0.45$, $K_{D,\max}=0.6$, $e=0.05$, $\epsilon=0.3$.

利用免疫算法, 并以轴承额定动载荷为目标函数进行优化时, 各参数取值如下: 种群个体数 p 取 200, 交叉概率 P_c 取 0.5, 变异概率 P_m 取 0.02, 接种疫苗的概率 P_v 取定为 0.6, 最大遗传代数设为 300.

图 2 为 3210 轴承额定动载荷免疫优化情况. 轴承的最大额定动载荷从第 1 代约 61 kN 开始, 优化结果经过 50 代, 逐步提高到 80 kN; 50 代以后, 免疫优化结果稳定在 80 kN 左右, 表现出很好的收敛性. 轴承优化后, 最终的额定动载荷为 79.9 kN, 相应的结构参数为

$$X_C = [17, 11.9167, 0.515, 0.515, 70.9330] \quad (15)$$

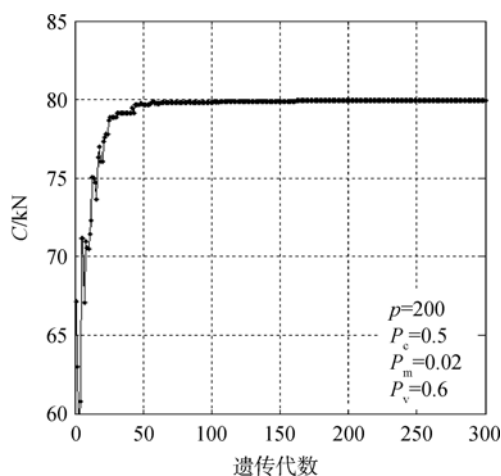


图 2 3210 轴承额定动载荷免疫优化结果

Fig. 2 Optimal result on dynamic load rating of bearing 3210 with immune algorithm

以轴承额定静载荷为优化目标时,变异概率 P_m 取 0.008,接种疫苗的概率 P_v 取 0.6,最大遗传代数取为 500,其他参数值与额定动载荷时相同. 所得优化结果如图 3 所示. 经过 100 代之后,算法开始到达最优点,约为 76 kN,从 100 代到 500 代之间,优化值在约 1 kN 的范围内变动. 相比于图 2,结果的收敛性要差一些. 优化后的额定静载荷为 76.4 kN,结构参数如下:

$$X_{C_0} = [18, 11.3887, 0.5151, 71.7780] \quad (16)$$

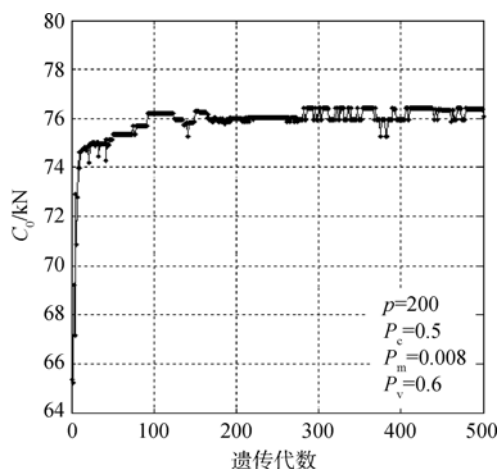


图 3 3210 轴承额定静载荷免疫优化结果

Fig. 3 Optimal result on static load rating of bearing 3210 with immune algorithm

当以联合额定载荷 C_l 为优化目标时,额定动载荷 C 和额定静载荷 C_0 的加权系数分别取 $\beta_1 = 0.5, \beta_2 = 0.5$; 变异概率 P_m 取 0.02,遗传代数取 300. 优化结果如图 4 所示. 联合额定载荷经过约 100 代到达最优值,大小约为 76.5 kN,处于额定动载荷和额定静载荷之间,额定静载荷为 76.7 kN,额定动载荷为 76.4 kN; 查阅滚动轴承手册^[17],轴承 3210 的基本额定动载荷为 46.0 kN,基本额定静载荷为 46.8 kN. 优化后,轴承的额定动载荷和额定静载荷显然有了大幅度的提高,分别提高了 66% 和 64%. 另外,额定动载荷最早开始收敛,随后额定动载荷和额定静载荷收敛. 优化的结构参数如下:

$$X_{C_l} = [18, 11.3887, 0.515, 0.515, 71.7780] \quad (17)$$

3.2 3218 轴承优化结果和讨论

3218 轴承材料同样取为 GCr15 钢,轴承外径 $D=160$ mm,轴承内径 $d=90$ mm. 约束条件中的系数同样与 3210 轴承相同.

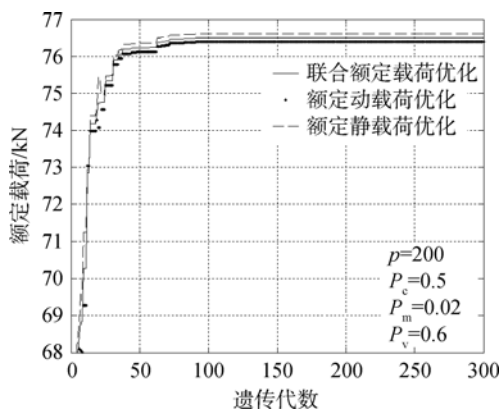


图 4 3210 轴承联合额定载荷免疫优化结果

Fig. 4 Optimal result on combined load rating of bearing 3210 with immune algorithm

以轴承额定动载荷为目标进行免疫优化时,各参数取值如下:种群个数数 p 取 200,交叉概率 P_c 取 0.5,变异概率 P_m 取 0.08,接种疫苗的概率 P_v 取 0.6,最大遗传代数取为 100. 当优化目标为轴承额定静载荷时, P_m 调整为 0.008,其他参数不变;以联合额定载荷为优化目标时, P_m 改变为 0.1,其他参数相同. 结果如图 5~图 7 所示. 3 种情况下,算法都快速收敛,约为 20 代左右,并保持了良好的收敛性. 查表得到,3218 轴承的基本额定动载荷和基本额定静载荷分别为 132 kN 和 150 kN. 以额定动载荷为优化目标时,优化结果为 221.7 kN,相比于 132 kN,额定动载荷大幅度提高,优化后的结构参数如下:

$$X_C = [17, 21, 0.515, 0.515, 125.0002] \quad (18)$$

以额定静载荷为优化目标时,优化结果为 242.5 kN,对比于 150 kN,额定静载荷同样获得大

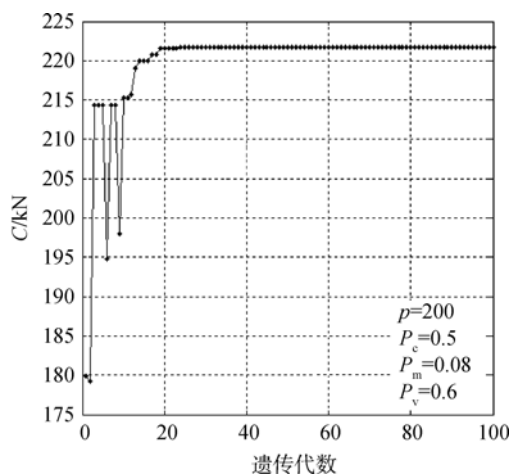


图 5 3218 轴承额定动载荷免疫优化结果

Fig. 5 Optimal result on dynamic load rating of bearing 3218 with immune algorithm

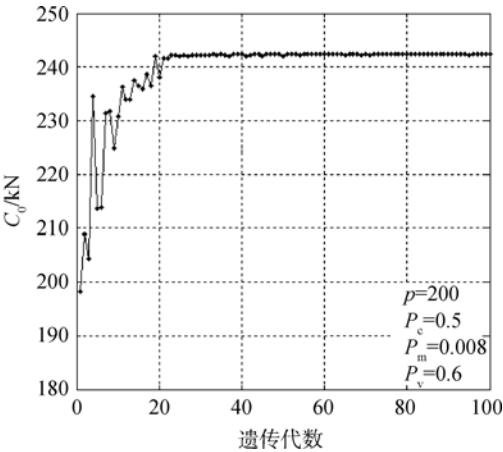


图 6 3218 轴承额定静载荷免疫优化结果

Fig. 6 Optimal result on static load rating of bearing 3218 with immune algorithm

幅度提高,结构参数如下:

$$X_{C_0} = [17, 21, 0.515, 126.3888] \quad (19)$$

以联合额定载荷为优化目标时,联合额定载荷优化结果为 232.6 kN,相对应的额定动载荷优化结果为 221.6 kN,额定静载荷结果为 243.6 kN,与独立优化时的结果十分接近,比较于滚动轴承手册上的数值,分别提高了 68%和 62%。结构参数如下:

$$X_{C_1} = [17, 21, 0.515, 0.515, 126.4000] \quad (20)$$

对比图 5 和图 7 中的额定动载荷情况以及图 6 和图 7 中的额定静载荷情况,也可以发现收敛

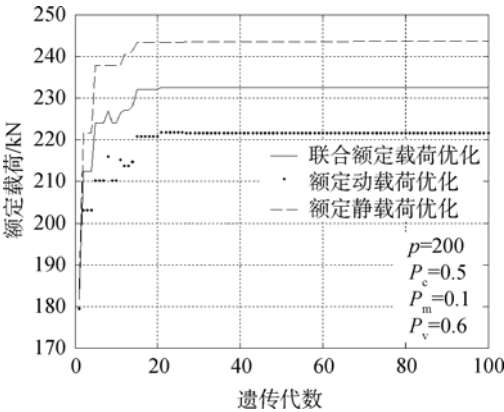


图 7 3218 轴承联合额定载荷免疫优化结果

Fig. 7 Optimal result on combined load rating of bearing 3218 with immune algorithm

情况十分接近,但是这并不意味着联合额定载荷的优化是两个单目标优化的简单叠加.因为一般情况下,多目标优化难以保证其优化结果也是单目标优化下的最优结果.

3.3 遗传算法优化结果验证

遗传算法的发展经过了半个多世纪,理论上已经保证遗传算法是一个可以用来寻求最优可行解的优化过程^[18].因而可以利用遗传算法对免疫算法优化结果进行验证性计算.遗传算法的计算对应选取了 3210 和 3218 轴承,分别以额定动载荷和额定静载荷为优化目标,总共 4 种验证算例.遗传算法优化结果如表 1^[19]所示(表中 C_{opt} 为载荷优化结果).利用免疫算法对相应的 4 种算例进行优化的结果经整理后,如表 2 所示.

表 1 遗传算法优化结果

Table 1 Optimal results with genetic algorithm

优化目标	D/mm	d/mm	Z	d_b /mm	f_i	f_o	d_m /mm	C_{opt} /kN
额定动载荷	50	90	17	11.8974	0.5150	0.5173	70.9299	79.6104
	90	160	17	20.9910	0.5150	0.5164	125.1038	221.2839
额定静载荷	50	90	18	11.0286	0.5189	0.520	71.4803	71.7932
	90	160	17	20.9513	0.5169	0.520	125.9707	239.5756

表 2 免疫算法优化结果

Table 2 Optimal results with immune algorithm

优化目标	D/mm	d/mm	Z	d_b /mm	f_i	f_o	d_m /mm	C_{opt} /kN
额定动载荷	50	90	17	11.9167	0.5150	0.5150	70.9330	79.9
	90	160	17	21	0.5150	0.5150	125.0002	221.7
额定静载荷	50	90	18	11.3887	0.5151	0.520	71.7780	76.4
	90	160	17	21	0.5150	0.520	126.3888	242.5

对比表1和表2可知,以额定动载荷为优化目标时,遗传算法优化结果为79.6 kN(3 210 轴承)和221.3 kN(3 218 轴承),相应的免疫算法优化结果为79.9 kN和221.7 kN,免疫优化结果与遗传算法优化结果基本吻合;以额定静载荷为优化目标时,遗传算法优化结果为71.8 kN(3 210 轴承)和239.6 kN(3 218 轴承),对应的免疫算法优化结果为76.4 kN和242.5 kN,免疫优化结果优于遗传算法的结果.算例结果表明:免疫算法可以有效完成本文的优化设计任务,同时优化结果总体上优于工程应用上已经比较成熟的遗传算法.

4 结 论

1) 免疫算法可以实现对双列角接触球轴承结构的优化设计,取得有效的优化设计结果,其相对于轴承手册给出的数据有大幅度的提高;另外,免疫算法的结果显示,该种优化方法收敛速度快,收敛比较稳定.

2) 多目标优化结果作为单目标优化结果使用时,对单目标优化而言往往不是最优的;当多目标优化目标函数(加权求和)收敛时,相应的加权项已经发生收敛;

3) 在对双列角接触轴承结构进行优化时,相比较于遗传算法,免疫算法的优化结果显示出了一定的优势.

参考文献:

- [1] Harris T A. Rolling bearing analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [2] 万长森. 滚动轴承的分析方法[M]. 北京: 机械工业出版社, 1987.
- [3] 陈伦军. 机械优化设计遗传算法[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [4] Mezura-Montes E, Coello C A. Constraint-handling in nature-inspired numerical optimization: past, present and future[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2011(1): 173-194.
- [5] 金东海, 桂幸民. 应用多目标遗传算法的叶栅气动优化设计[J]. 航空动力学报, 2007, 22(2): 285-290.
JIN Donghai, GUI Xingmin. Aerodynamic design optimization of cascade airfoils based on multiobjective genetic algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(2): 285-290. (in Chinese)
- [6] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000, 186(2/3/4): 311-338.
- [7] 焦李成, 杜海峰, 刘芳, 等. 免疫优化计算、学习与识别

[M]. 北京: 科学出版社, 2006.

- [8] Farmer J D, Packard N H, Perelson A S. The immune system, adaption, and machine learning[J]. Physica D, 1986, 22(1/2/3): 187-204.
- [9] Choi B G, Yang B S. Multi-objective optimum design of rotor-bearing systems with dynamic constraints using immune genetic algorithm[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2001, 123(1): 78-81.
- [10] Ayaho M, Hideaki N, Leopold K. Application of the improved immune algorithm to structural design support system[J]. Journal of Structural Engineering, 2004, 130(1): 108-119.
- [11] 张向荣, 焦李成. 基于免疫克隆选择算法的特征选择[J]. 复旦学报: 自然科学版, 2004, 43(5): 926-929.
ZHANG Xiangrong, JIAO Licheng. Feature selection based on immune clonal selection algorithm[J]. Journal of Fudan University: Natural Science, 2004, 43(5): 926-929. (in Chinese)
- [12] Freschi F, Repetto M. Comparison of artificial immune systems and genetic algorithms in electrical engineering optimization[J]. Compel the International Journal for Computation and Mathematics in Electronic Engineering, 2006, 25(4): 792-811.
- [13] 尚荣华, 焦李成, 马文萍, 等. 用于约束多目标优化的免疫记忆克隆算法[J]. 电子学报, 2009, 37(6): 1289-1294.
SHANG Ronghua, JIAO Licheng, MA Wenping, et al. An immune memory clone algorithm for constrained multi-objective optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(6): 1289-1294. (in Chinese)
- [14] 张立宁, 公茂果, 焦李成, 等. 抗独特型克隆选择算法[J]. 软件学报, 2009, 20(5): 1269-1281.
ZHANG Lining, GONG Maoguo, JIAO Licheng, et al. Clonal selection algorithm based on anti-idiotypic[J]. Journal of Software, 2009, 20(5): 1269-1281. (in Chinese)
- [15] YU Wei, REN Chengzu. Optimal design of high speed angular contact ball bearing using a multiobjective evolution algorithm[R]. Washington DC: 2010 International Conference on Computing, Control and Industrial Engineering, 2010: 320-324.
- [16] Rao B R, Tiwari R. Optimum design of rolling element bearings using genetic algorithms[J]. Mechanism and Machine Theory, 2007, 42(2): 233-250.
- [17] 刘泽九. 滚动轴承应用手册[M]. 2版. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [18] 张文修, 梁怡. 遗传算法的数学基础[M]. 2版. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- [19] 程超, 汪久根. 基于遗传算法的双列角接触球轴承优化设计[J]. 机械设计, 2015, 32(2): 46-50.
CHENG Chao, WANG Jiugen. Optimal design of double-row angular-contact ball bearing based on genetic algorithm[J]. Journal of Machine Design, 2015, 32(2): 46-50. (in Chinese)

(编辑: 叶 青)