

控制与决策

Control and Decision

基于GNDO和MOChOA的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计

于军, 赵坤, 郭振宇, 邓四二

引用本文:

于军, 赵坤, 郭振宇, 等. 基于GNDO和MOChOA的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计[J]. *控制与决策*, 2024, 39(12): 4181-4190.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1556>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于混沌“微变异”自适应遗传算法](#)

Adaptive genetic algorithm based on chaos “micro variation”

控制与决策. 2021, 36(8): 2042-2048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0319>

[嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法](#)

Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging

控制与决策. 2021, 36(5): 1173-1180 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>

[基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法](#)

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

控制与决策. 2021, 36(12): 2910-2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

[区间数可重入混合流水车间调度与预维护协同优化](#)

Collaborative optimization of interval number reentrant hybrid flow shop scheduling and preventive maintenance

控制与决策. 2021, 36(11): 2599-2608 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0973>

[基于自适应正态云模型的灰狼优化算法](#)

Grey wolf optimization algorithm based on adaptive normal cloud model

控制与决策. 2021, 36(10): 2562-2568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0233>

基于GNDO和MOChOA的汽车传动轴轴承 密封圈过盈量优化设计

于 军^{1,2†}, 赵 坤², 郭振宇³, 邓四二⁴

1. 哈尔滨理工大学 先进制造智能化技术教育部重点实验室, 哈尔滨 150080;
2. 慈兴集团有限公司, 浙江 宁波 315300;
3. 矿冶过程智能优化制造国家重点实验室, 北京 100089;
4. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘要: 为解决汽车传动轴轴承密封唇与防尘盖间过盈量的多目标优化问题, 提出一种基于广义正态分布优化(GNDO)和多目标黑猩猩优化算法(MOChOA)的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法. 利用带扰动的数字分段线性混沌映射初始化黑猩猩个体的位置, 降低前期搜索的盲目性, 提高 MOChOA 的收敛速度, 改进 MOChOA 的寻优精度; 将 GNDO 用于 MOChOA 的全局探索和局部开发, 选择当前最佳位置, 降低 MOChOA 陷入局部最优的概率; 采用 MOChOA 在搜索空间中寻找 Pareto 最优解集, 为轴承设计人员提供了多种解决方案. 实验结果表明, 利用该方法优化后轴承的密封性能得到较大提升, 优化后轴承污染物进入量的平均值减少 77.78%.

关键词: 汽车传动轴轴承; 过盈量; 优化设计; 广义正态分布优化; 多目标黑猩猩优化算法

中图分类号: TP301 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1556

引用格式: 于军, 赵坤, 郭振宇, 等. 基于 GNDO 和 MOChOA 的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计[J]. 控制与决策, 2024, 39(12): 4181-4190.

Optimization design for interference amount of sealing rings for automobile transmission shaft bearings based on GNDO and MOChOA

YU Jun^{1,2†}, ZHAO Kun², GUO Zhen-yu³, DENG Si-er⁴

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Intelligent Technology, Ministry of Education, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Cixing Group Co., Ltd, Ningbo 315300, China; 3. State Key Laboratory of Intelligent Optimized Manufacturing in Mining & Metallurgy Process, Beijing 100089, China; 4. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: In order to solve the multi-objective optimization problem of the interference amount between the sealing ring and the dust cover of automotive transmission shaft bearing, an optimization design method for the interference amount of automobile transmission shaft bearings based on the generalized normal distribution optimization (GNDO) algorithm and multi-objective chimp optimization algorithm (MOChOA) is proposed. The digital piecewise linear chaotic map with perturbation is used to initialize the positions of chimp individuals, in order to reduce the blindness of early search, enhance the convergence speed of the MOChOA, and improve the optimization accuracy of the MOChOA. The GNDO is employed to conduct global exploration and local exploitation, and select the current best location, which reduces the probability of the MOChOA falling into local optima. The MOChOA searches for the Pareto optimal solution set, which provides various solutions for bearing designers. The experimental results show that the sealing performance of the optimized bearing has been greatly improved. The average value of the pollutant entry amount of the optimized bearings decreases by 77.78%.

Keywords: automobile transmission shaft bearing; interference amount; optimization design; generalized normal distribution optimization; multi-objective chimp optimization algorithm

收稿日期: 2023-11-09; 录用日期: 2024-03-05.

基金项目: 宁波市科技创新 2025 重大专项项目(2018B10005); 黑龙江省“百千万”工程科技重大专项项目(2019ZX03A02); 矿冶过程自动控制技术国家重点实验室开放基金项目(BGRIMM-2020-06).

责任编辑: 孙宗耀.

†通讯作者. E-mail: shengda1302@126.com.

0 引言

因具有防尘和长寿命等特点,密封轴承已广泛应用于传动轴、轮毂和发动机水泵等车辆设备中^[1-3]. 汽车传动轴轴承长期运行在泥浆工况下,密封失效是导致该类轴承使用寿命不达标的主要因素之一. 密封圈与防尘盖间的接触压力过小会导致外界污染物的进入,从而引起轴承的密封失效. 密封圈与防尘盖间的接触压力过大会导致单位时间内摩擦热增加,密封圈唇口温升增加. 高温引起密封圈材料力学性能大幅下降,加剧密封圈的磨损、老化及变形,造成轴承的密封失效^[4]. 汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计可有效提高接触压力,降低摩擦力矩. 因此,汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计对延长轴承使用寿命具有十分重要的意义.

近年来,国内外学者对轴承密封结构设计问题进行了深入研究,并提出了一些颇具代表性的方法. Zeng等^[5]设计了一种基于网格仿生非光滑表面的牙轮钻头轴承套圈密封结构,试验结果表明该结构可提高橡胶密封圈的耐磨性,延缓其磨损和老化,延长其使用寿命. Zhang等^[6]针对某重卡轮毂轴承早期失效的问题,设计出一种具有刚-柔组合密封槽的密封单元,采用半简化有限元法,建立密封单元的有限元模型,分析密封圈的压缩率、硬度和密封槽尺寸对接触压力和等效应力的影响. Lee等^[3]在考虑橡胶密封圈的制造误差和材料不确定性的基础上,对汽车轴承密封圈阻力矩进行预测. Zhang等^[4]建立了机体杆端轴承密封结构的热-应力-磨损耦合模型,对密封结构的参数进行了优化. 密封圈与防尘盖间的过盈量是影响轴承密封性能的重要参数,而现有方法大多采用人工调整,难以确定最佳过盈量.

黑猩猩优化算法(chimp optimization algorithm, ChOA)^[7]是一种新型元启发式优化算法,其灵感来自黑猩猩群体狩猎中的个体智力和社会激励行为. ChOA的特点在于采用差异性策略更新位置提高全局搜索能力,引入概率和混沌因子加快算法收敛速度,因此,ChOA已广泛用于解决复杂的工程问题. 为解决汽车重量最小化问题,Dhiman^[8]开发了一种基于正弦余弦函数和斑点Hyena优化器攻击策略的混合算法;Kaur等^[9]给出了一种正弦-余弦ChOA,6个工程实例验证了该算法的有效性;Jia等^[10]使用高度破坏性的多项式突变来初始化种群,计算黑猩猩的等级相关系数,使用甲虫天线算子来改善不太适合的黑猩猩;何庆等^[11]提出了混合改进策略的ChOA,该算法利用Sobol序列初始化种群,引入基于凸透镜成像

的反向学习策略,将水波动态自适应因子添加到攻击者位置更新处,并利用弹簧优化设计实验佐证了该算法在实际应用中的可行性和适用性. 为解决各种工程中的多目标优化问题,Khishe等^[12]开发了一种多目标黑猩猩优化器,将内存结构用于存储非主导解决方案、领导者选择策略和网格机制;刘威等^[13]通过改变收敛因子递减方式和引入基于相异度的人工偏好权重对黑猩猩群体位置更新模型进行了优化处理,并从焊接梁优化设计的角度验证了该算法可工程应用的价值. 为解决离散组合优化问题,沈孝凯等^[14]提出了一种基于近邻牵引算法求解TSP的离散ChOA,ChOA虽然能解决工程中的多目标优化问题,但它存在易陷入局部最优、收敛速度慢、寻优精度低等缺陷.

为此,本文提出一种基于广义正态分布优化(generalized normal distribution optimization, GDNO)和多目标黑猩猩优化算法(multi-objective chimp optimization algorithm, MOChOA)的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法. 利用带扰动的数字分段线性混沌映射(piecewise linear chaotic map, PWLCM)初始化黑猩猩个体的位置,提高MOChOA的收敛速度,改进MOChOA的寻优精度;将GDNO用于MOChOA的全局探索和局部开发,降低MOChOA陷入局部最优的概率;采用MOChOA在搜索空间中寻找Pareto最优解集.

1 理论研究

1.1 带扰动的数字分段线性混沌映射

因具有周期窗口小、遍历性好、生成混沌序列分布均匀等优点,分段线性混沌映射(piecewise linear chaotic map, PWLCM)常用于生成伪随机数. 但由于有限精度效应,PWLCM的数字实现降低了伪随机数的随机性. 为解决该问题,Kopparthi等^[15]提出了一种带扰动的数字PWLCM. 它将混沌映射与三级异或移位寄存器级联来干扰PWLCM的输出,从而缓解数字混沌的退化. 其数学描述如下:

$$Y_{n+1} = \{X_{n+1}[7:0] \oplus X_{n+1}[23:16] \oplus X_{n+1}[15:8] \oplus X_{n+1}[31:24]\}. \quad (1)$$

$$X_{n+1} = R_{n-1} \oplus R_{n-2} \oplus R_{n-3} \oplus R_{n-4}. \quad (2)$$

$$R_{n+1} = F(X_n, P) = \begin{cases} X_n/p, & X_n \in [0, p); \\ (X_n - p)/(0.5 - p), & X_n \in [0, 0.5); \\ F[1 - X_n, p], & X_n \in [0, 5.1). \end{cases} \quad (3)$$

其中: Y_{n+1} 为系统输出, X 和 R 分别为系统参数和中间参数, p 为系统控制参数, 符号 \oplus 表示异或运算. 当 $p \in (0, 0.5)$ 时, 系统处于混沌状态. 假设搜索空间为二维, 上下界分别为 0 和 1, 种群规模为 100, 对比随机初始化种群分布和带扰动的数字 PWLCM 初始化种群分布如图 1 和图 2 所示. 可以看出, 带扰动的数字 PWLCM 初始化种群个体分布更加均匀, 几乎每个坐标区间都有个体分布, 证实了种群初始化的随机性的增强.

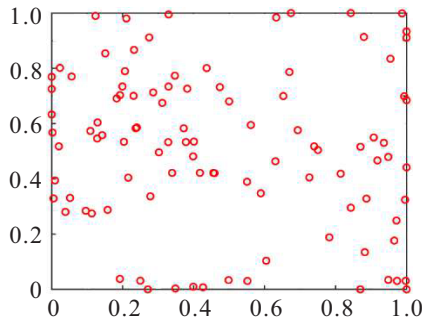


图 1 随机初始化种群分布

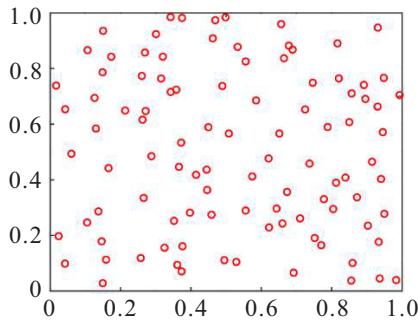


图 2 带扰动的数字 PWLCM 初始化种群分布

1.2 广义正态分布优化

广义正态分布优化 (generalized normal distribution optimization, GNDO)^[16] 是一种新型智能优化算法. 该算法最显著的特点是它没有任何特殊控制参数, 仅需提前设置必要的种群大小和终止条件. 并且, 其结构非常简单, 可通过构建的广义正态分布公式更新个体位置. GNDO 的灵感来源于正态分布理论. 正态分布的定义如下: 假设一个随机变量 x 服从位置参数 μ 和尺度参数 δ 的概率分布, 其概率密度函数可以表示为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\delta^2}\right). \quad (4)$$

由式(4)可知, 位置参数 μ 和尺度参数 δ 分别用来表示随机变量的均值和标准差. GNDO 中设计的信息共享策略由局部开发和全局探索组成. 局部开发是指在包含所有个体当前位置的搜索空间周围找到更好解决方案的过程. 基于个体在种群中的分布与正态

分布之间的关系, 可以通过以下方法建立优化的广义正态分布模型:

$$v_i^t = \mu_i + \delta_i \eta, \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

其中: v_i^t 为第 i 个个体在时间 t 的轨迹向量, μ_i 为第 i 个个体的广义平均位置, δ_i 为广义标准差, η 为惩罚因子. μ_i 、 δ_i 和 η 分别定义为

$$\mu_i = \frac{1}{3}(x_i^t + x_{\text{Best}}^t + \mathbf{M}). \quad (6)$$

$$\delta_i = \sqrt{\frac{1}{3}[(x_i^t - \mu)^2 + (x_{\text{Best}}^t - \mu)^2 + (\mathbf{M} - \mu)^2]}. \quad (7)$$

$$\eta = \begin{cases} \sqrt{-\log(\lambda_1)} \cos(2\pi\lambda_2), & a \leq b; \\ \sqrt{-\log(\lambda_1)} \cos(2\pi\lambda_2 + \pi), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

其中: a 、 b 、 λ_1 和 λ_2 是介于 0 和 1 之间的随机数; x_{Best}^t 是当前最佳位置; \mathbf{M} 是当前种群的平均位置. \mathbf{M} 的计算公式如下:

$$\mathbf{M} = \frac{\sum_{i=1}^N v_i^t}{N}. \quad (9)$$

广义平均位置 μ_i 和当前最佳个体 x_{Best}^t 包含与全局最优解相关的有用信息. 所以, 第 i 个个体 v_i^t 被拉向当前最佳个体 x_{Best}^t 的方向移动. 平均位置 \mathbf{M} 在迭代过程中会发生变化, 有利于发现更好的解决方案. 所以, 在局部开发策略中引入平均位置 \mathbf{M} , 在一定程度上提高了避免局部最优的几率.

全局探索是在全局范围内搜索一个有潜力的区域. GNDO 的全局探索基于 3 个随机选择的个体, 可以表示为

$$v_i^t = x_i^t + \beta(|\lambda_3|v_1) + (1 - \beta)(|\lambda_4|v_2). \quad (10)$$

其中: λ_3 和 λ_4 是两个服从标准正态分布的随机数; 调整参数 β 是介于 0 和 1 之间的随机数; v_1 和 v_2 是两个轨迹向量. v_1 和 v_2 的计算公式如下:

$$v_1 = \begin{cases} x_i^t - x_{p_1}^t, & f(x_i^t) \leq f(x_{p_1}^t); \\ x_{p_1}^t - x_i^t, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (11)$$

$$v_2 = \begin{cases} x_{p_2}^t - x_{p_3}^t, & f(x_{p_2}^t) \leq f(x_{p_3}^t); \\ x_{p_3}^t - x_{p_2}^t, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

其中: p_1 、 p_2 和 p_3 是从 1 到 N 中选择的 3 个随机整数, 且满足 $p_1 \neq p_2 \neq p_3$. 调整参数 β 用于平衡全局信息和局部信息共享策略. λ_3 和 λ_4 是满足标准正态分布的随机数, 使 GNDO 在执行全局搜索的过程中拥有更大的搜索空间.

1.3 多目标黑猩猩优化器

与其他群体智能算法相比,因黑猩猩狩猎职责不同,ChOA采用差异性策略更新位置来提高全局搜索能力. 社会激励机制和性动机影响最后阶段的围捕行为,引入概率和混沌因子加快算法收敛速度^[13]. 这两个优势可用于解决轴承密封圈过盈量优化过程中搜索速度慢的问题. ChOA是一种基于黑猩猩群体狩猎行为的元启发式算法. 标准的ChOA将黑猩猩群体分为4类:攻击者、障碍者、驱赶者和追逐者. 攻击者是种群的领导者,其他3类黑猩猩协助狩猎,社会地位依次下降^[7],数学模型为

$$d = |cX_{\text{prey}}(t) - mX_{\text{chimp}}(t)|, \quad (13)$$

$$X_{\text{chimp}}(t+1) = X_{\text{prey}}(t) - ad. \quad (14)$$

其中: t 为当前迭代次数; X_{prey} 和 X_{chimp} 分别为猎物和黑猩猩的位置向量; d 为黑猩猩与猎物间的距离; a, m, c 为系数向量,计算公式为

$$a = 2fr_1 - f, \quad (15)$$

$$m = \text{Chantic_value}, \quad (16)$$

$$c = 2r_2. \quad (17)$$

其中: r_1 和 r_2 分别为区间 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数; f 为收敛因子,其值随迭代次数增加从2.5非线性递减至0; a 为 $[-f, f]$ 之间的随机数; m 为代表性动机影响的混沌映射矢量; Chantic_value 为通过某种混沌映射得到的数值,表示黑猩猩个体受到的社会激励对狩猎行为的影响; c 为控制猎物与黑猩猩个体距离的系数,其值为 $[0,2]$ 之间的随机数.

通过更新攻击者、阻碍者、追赶者和驱逐者4个最优个体来侦察猎物的位置,并由攻击者攻击猎物. 其他黑猩猩位置围绕以下4种黑猩猩的位置进行更新,此过程由式(7)~(11)描述.

$$X_1 = X_{\text{attacker}} - a_1|c_1X_{\text{attacker}} - m_1X|, \quad (18)$$

$$X_2 = X_{\text{barrier}} - a_2|c_2X_{\text{barrier}} - m_2X|, \quad (19)$$

$$X_3 = X_{\text{chaser}} - a_3|c_3X_{\text{chaser}} - m_3X|, \quad (20)$$

$$X_4 = X_{\text{driver}} - a_4|c_4X_{\text{driver}} - m_4X|, \quad (21)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3 + X_4}{4}. \quad (22)$$

其中: X_{attacker} 、 X_{barrier} 、 X_{chaser} 和 X_{driver} 分别为攻击者、障碍者、追逐者和驱赶者的位置向量; $X_{(t+1)}$ 为当前黑猩猩更新后的位置向量. 在迭代过程中,依据式(16)和(17)计算系数 c 和混沌映射矢量 m ;根据式(15)更新随机数 a ,通过式(18)~(22)更新每个黑猩猩的

位置;计算适应度,获得当前最优的4个个体. 最后,利用他们当前位置引领整个黑猩猩种群进行下一次迭代更新,重复直至满足终止条件,输出最优解.

然而,在解决多目标优化问题中,获得乌托邦点并不总是可行的. 因此,Khishe等^[12]将两个概念集成到ChOA中,提出了一种多目标黑猩猩优化算法(multi-objective chimp optimization algorithm, MOChOA). MOChOA在搜索空间中寻找最接近乌托邦点的Pareto最优解集,用于解决多目标优化问题. 存储器用于存储在搜索过程中获得的Pareto最优解集. 搜索策略用于选择最佳的攻击者、障碍者、驱赶者和追逐者来更新其他黑猩猩的位置.

2 汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法

ChOA的显著特性与附加的多目标能力相结合,是MOChOA寻优效率的重要保证. 带扰动的数字PWLCM初始化种群个体分布更加均匀,种群初始化的随机性更强. 可利用带扰动的数字PWLCM初始化黑猩猩个体的位置,降低前期搜索的盲目性,提高MOChOA的收敛速度. GNDO在一定程度上提高了避免局部最优的几率,降低MOChOA陷入局部最优的概率,可用于解决MOChOA易陷入局部最优的问题. 并且,具有弱波动的随机序列可以帮助个体寻找到更好的解决方案,提高MOChOA的寻优精度. 因此,本文将数字PWLCM、GNDO与MOChOA相结合,提出一种基于GNDO和MOChOA的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法. 方法流程如图3所示.

对于ChOA,在种群初始化方面面临两个方面的平衡问题:确保初始种群的多样性和保证初始种群中包含期望的若干优质个体问题. 为此,本文采用带扰动的数字PWLCM初始化种群个体,使个体分布更加均匀,随机性更强,可解决第1方面的问题. 初始化种群个体时最好使每个坐标区间都有个体分布其中,最好达到这种程度,从而使每个坐标区间都得到搜索. 利用GNDO的全局探索能力使黑猩猩在全局范围内搜索一个有潜力的区域. 利用GNDO的局部开发能力在包含所有个体当前位置的搜索空间周围找到更好解决方案的过程. 平衡全局信息和局部信息的共享策略,使ChOA在搜索猎物的过程中拥有更大的搜索空间,可解决第2方面的问题.

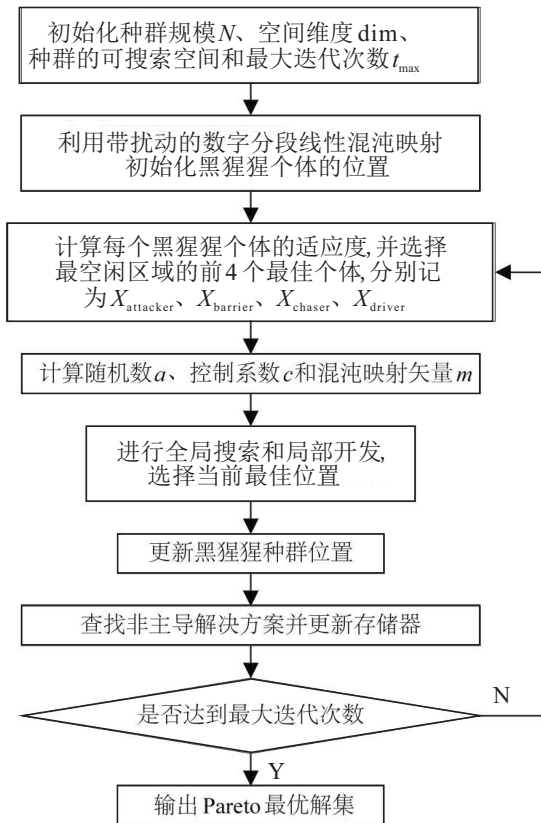


图3 基于GNDO和MOChOA的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法流程

和径向两个密封唇.在轴承密封结构设计时,轴向和径向密封唇高度均大于所留空间,形成一定过盈量,如图6(b)中的红圈所示.该过盈量使密封圈与防尘盖间产生一定的接触压力.恰当地选择过盈量能保证密封结构良好的密封性能;防尘盖在加工过程中某一尺寸会出现变动,其允许变动量称为公差,如图6(c)中尺寸3.3mm的公差为±0.15mm.公差过大会导致过盈量过大或过小,影响密封结构的密封性能;公差过小会使零件难以加工.表1~表3分别列出了轴承各零件的材料、密封结构的材料物理属性和主要参数.作为密封圈材料的ACM橡胶与典型的金属材料不同,具有独特的超弹性特性.



图4 汽车传动轴轴承

3 多目标优化的影响因素分析

3.1 材料性质和主要参数

汽车传动轴轴承如图4所示,结构示意图如图5所示.轴承两端均安装防尘盖与密封圈.防尘盖用于防止外界的灰尘、泥土或水汽等杂质侵入轴承内腔对轴承造成损伤.密封圈可保持轴承内部的润滑脂在使用中不会流失,使轴承处于润滑状态.轴承密封结构简图如图6所示.该轴承采用密封圈与防尘盖的复合密封结构,以防止泥浆进入.密封圈包含轴向

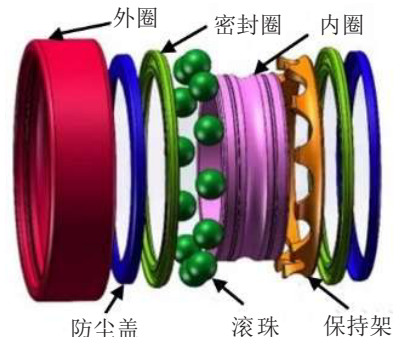


图5 轴承结构示意图

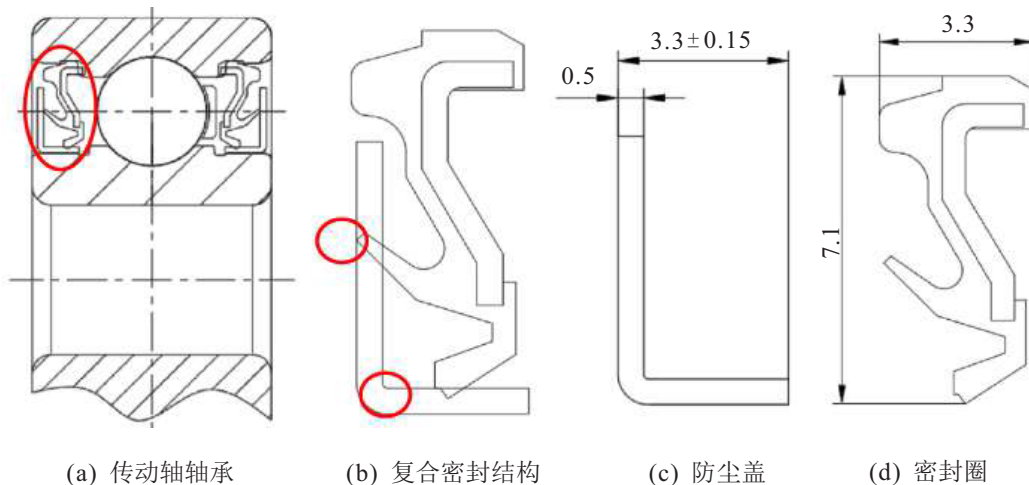


图6 轴承密封结构简图

表1 轴承各零件材料

轴承零件	材料
内圈	GCr15
外圈	GCr15
滚珠	9Cr18Mo
防尘盖	SUS304
密封圈	ACM
保持架	PA66

表2 轴承密封结构的材料物理属性

材料	参数	值
SUS304	密度/(kg/m ⁻³)	7930
	弹性模量/Pa	2.1×10 ¹¹
	泊松比	0.3
ACM	密度/(kg/m ⁻³)	1200

表3 轴承密封结构的主要参数

参数	值
防尘盖宽度/mm	3.3±0.15
防尘盖厚度/mm	0.5
密封圈高度/mm	3.3
密封圈宽度/mm	7.1
ACM材料系数 C ₁₀	0.94
ACM材料系数 C ₀₁	0.24

3.2 密封结构的有限元模型

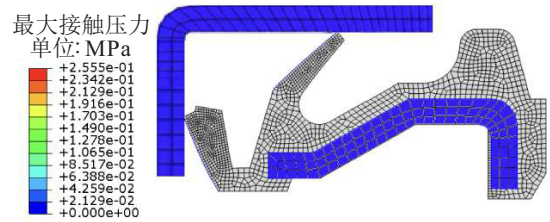
ACM橡胶是一种近似不可压缩的超弹性材料,具有几何非线性、材料非线性和接触非线性等特点,很难进行精确的理论研究.因此,需要对其进行基本非线性假设,可参考文献[6].采用双参数的Mooney-Rivlin模型来描述ACM橡胶材料的应力变化,ACM橡胶材料系数C₁₀和C₀₁如表3所示.密封圈由ACM橡胶和SECC骨架组合而成,骨架和防尘盖的材料均为SUS304.它们的变形远小于橡胶的变形,在网格划分中将它们设置为刚体.采用四边形CAX4RH单元对密封结构进行自由网格划分,密封唇是关键分析部位,需要对其进行局部细化,以保证仿真结果更精确.

3.3 过盈量对密封性能的影响

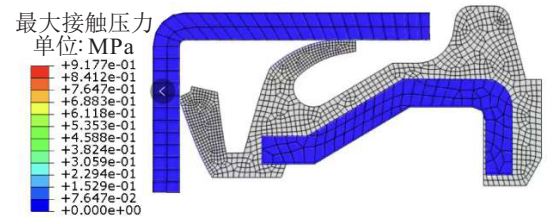
最大接触压力是密封结构实现良好密封性能的重要因素之一[4,6].最大等效应力和摩擦力矩直接决定密封圈的使用寿命[3-4].因此,以最大接触压力、最大等效应力和摩擦力矩作为密封性能的评价指标,分析过盈量对密封性能的影响规律.在密封结构设计过程中,轴向和径向密封唇相对防尘盖形成一定过盈量,产生一定的接触压力,实现轴承的密封.但是,防尘盖尺寸公差和轴承游隙使密封圈轴向过盈量在

0.05 mm与0.95 mm之间波动.

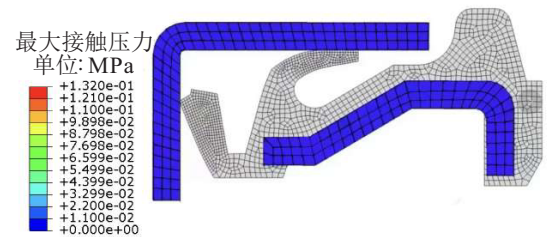
图7显示了最大接触压力随过盈量的变化.当过盈量从0.05 mm变化到0.95 mm时,最大接触压力从0.255 5 MPa升高到0.917 7 MPa,再降低到0.1 320 MPa,再升高到0.357 1 MPa.最大接触压力与过盈量的曲线如图8所示.其中,最大接触压力随着过盈量的增加先逐渐升高,然后逐渐降低,再逐渐升高.这是由于最开始最大接触压力集中于轴向密封唇尖端,随着过盈量的变大,最大接触压力逐渐升高.当过盈量



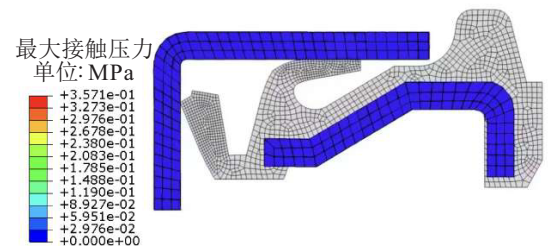
(a) 过盈量为0.05 mm



(b) 过盈量为0.45 mm



(c) 过盈量为0.7 mm



(d) 过盈量为0.95 mm

图7 最大接触压力随过盈量的变化

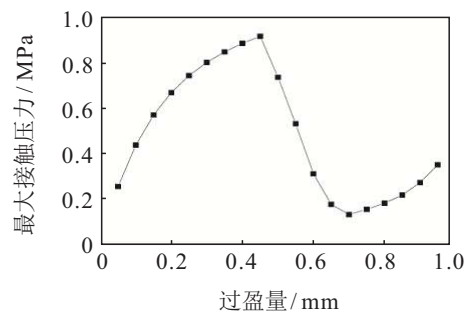


图8 最大接触压力与过盈量曲线

刚超过0.45 mm时, 轴向密封唇与防尘盖的接触面积增加, 从而使最大接触压力逐渐降低; 当过盈量超过0.7 mm时, 最大接触压力稳定在轴向密封唇腹部, 随着过盈量的变大, 最大接触压力逐渐升高。

图9显示了最大等效应力随过盈量的变化。当过盈量从0.05 mm变化到0.95 mm时, 最大等效应力从0.5113 MPa逐渐升高到1.556 MPa。最大等效应力与过盈量的曲线如图10所示, 其中最大等效应力随着过盈量的增加而逐渐升高。这是由于最开始轴向密

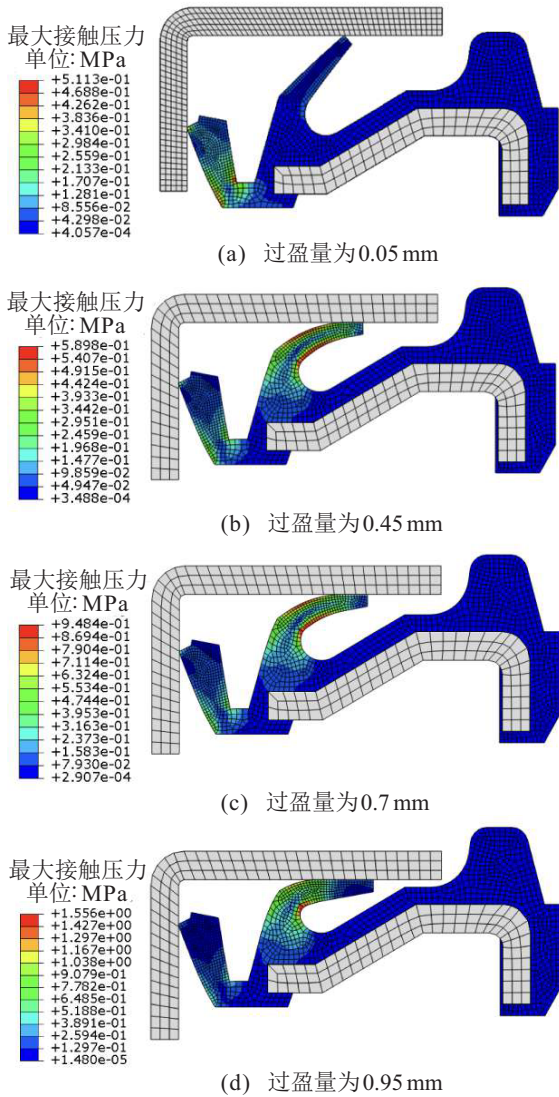


图9 等效应力随过盈量的变化

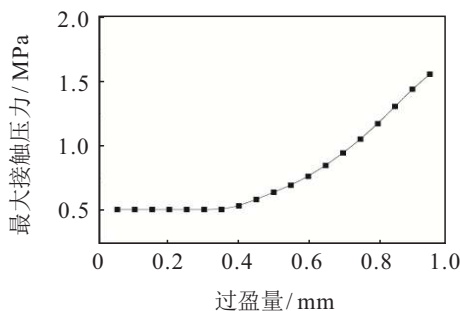


图10 最大等效应力与过盈量曲线

封唇弯曲度不大, 等效应力较为分散。随着过盈量增加, 轴向密封唇等效应力向弯曲部位集中, 导致最大等效应力逐渐升高。

密封圈与防尘盖间的接触压力升高, 则密封结构的密封性能提高, 但摩擦力矩会相应增大。摩擦热的增加使密封圈唇口温度升高, 从而降低密封圈的使用寿命。所以, 在提高密封性能的同时, 还需综合考虑密封圈与防尘盖间的摩擦力矩。本文摩擦力矩的计算公式^[3]为

$$T = \sum_{j=1}^M r_j \times F_j \tag{23}$$

其中: M 为密封唇总数, r_j 为位置矢量, F_j 为力矢量。将轴承转速设定为 600 r/min。摩擦力矩与过盈量的曲线如图 11 所示。其中, 摩擦力矩随着过盈量的增加先逐渐升高, 然后逐渐降低, 再逐渐升高。这是由于过盈量的改变对位置矢量的影响较小, 摩擦力矩主要由力矢量决定。而力矢量随着过盈量的增加先逐渐升高, 然后逐渐降低, 再逐渐升高。所以, 摩擦力矩与过盈量的关系并非单调的。

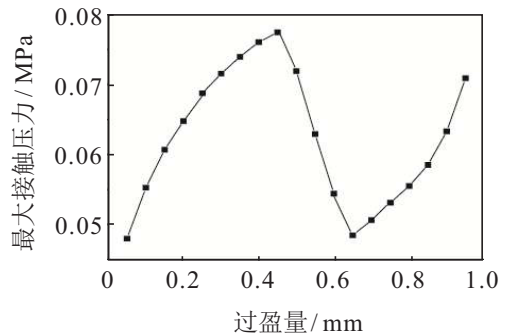


图11 摩擦力矩与过盈量曲线

3.4 汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计

为了验证所提出方法的有效性, 采用 Intel (R) Core (TM) i7-6500U CPU、2.50 GHz 主频、16 GB 内存以及 Windows 10 (64 位) 的操作系统进行仿真分析。根据汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法, 先取种群规模 N 为 200、空间维度 dim 为 3、种群的可搜索空间为 $[0, 1]$ 、最大迭代次数 t_{max} 为 500。汽车传动轴轴承密封圈过盈量的 Pareto 最优解集如图 12 所示。由图 12 可以看出, 3 个目标函数值之间是相互制约相互影响的, 无法找到一点, 使得 3 个目标函数值同时达到最佳。也就是无法找到一个过盈量, 使得最大接触压力达到最大, 而最大等效应力和摩擦力矩达到最小。去掉 Pareto 最优解集中不符合 Pareto 定义的解, 得到汽车传动轴轴承密封圈过盈量的 Pareto 最优解集如表 4 所示。由表 4 可以看出, 不论是需要

优化的过盈量,还是目标函数值(最大接触压力、最大等效应力和摩擦力矩),都为轴承设计人员提供了多种解决方案.轴承设计人员可根据轴承的使用场景,选择最合适的汽车传动轴轴承密封圈过盈量.本文根据TOPSIS法^[17]选取出最优妥协解:过盈量为0.485 1 mm.这时最大接触压力为0.298 6 MPa,最大等效应力为0.747 1 MPa,摩擦力矩为0.040 9 N·m.

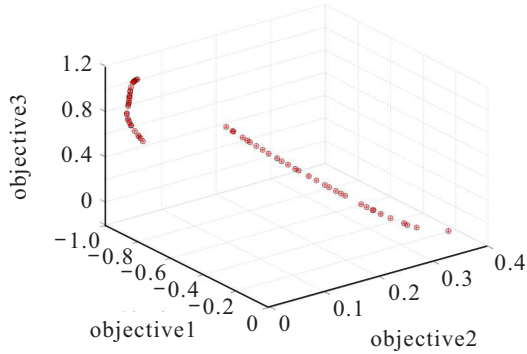


图12 汽车传动轴轴承密封圈过盈量的Pareto最优解集

表4 汽车传动轴轴承密封圈过盈量的Pareto最优解集

过盈量 (mm)	最大接触压力 (MPa)	最大等效应力 (MPa)	摩擦力矩 (N·m)
0.3054	0.8027	0.5124	0.0333
0.3054	0.8027	0.5124	0.0333
0.3054	0.8027	0.5124	0.0333
0.3525	0.8490	0.5125	0.0357
0.4003	0.8865	0.5398	0.0378
0.4574	0.9177	0.5898	0.0392
0.5012	0.7370	0.6447	0.0319
0.5508	0.5323	0.6998	0.0229
0.6013	0.3116	0.7679	0.0144
0.6561	0.1769	0.8524	0.0096
0.7187	0.1320	0.9484	0.0112

3.5 对比分析

为验证该方法的寻优精度和收敛速度,将该方法与ChOA、MOChOA、EChOA^[10]进行对比,参数设置如前所述.4种方法的收敛曲线如图13所示.由图13可以看出,无论在收敛速度还是寻优精度上,该方法均优于其他方法.这是由于带扰动的数字PWLCM将混沌映射与三级异或移位寄存器级联来干扰输出,从而缓解数字混沌的退化.因此,利用带扰动的数字PWLCM初始化黑猩猩个体的位置,使种群个体分布更加均匀,提高了MOChOA的收敛速度,改进了MOChOA的寻优精度.

为验证本文方法的效果,采用Pareto前沿覆盖(coverage over Pareto front, CPF)、反向世代距离(inverted generational distance, IGD)和超体积

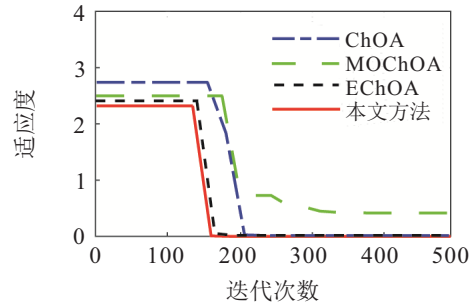


图13 4种方法的收敛曲线

(hypervolume, HV)作为多目标优化方法的评价指标.4种方法的多目标优化效果如表5所示.由表5可以看出,4种方法中本文方法的效果最好,精度最高.本文方法能够帮助ChOA勘探更多未知区域,摆脱局部极值的困扰.这是由于GNDO通过构建的广义正态分布公式更新个体位置,用于MOChOA的全局探索和局部开发,从而降低了MOChOA陷入局部最优的概率.

表5 4种方法的多目标优化效果

方法	CPF	IGD	HV
ChOA	2.81e-01	6.48e-01	1.62e-01
MOChOA	3.20e-01	3.68e-01	2.40e-01
EChOA	3.27e-01	3.08e-01	2.62e-01
提出的方法	3.59e-01	1.75e-01	2.64e-01

4 实验验证

4.1 轴承摩擦力矩实验台

为测量轴承密封圈与防尘盖间的摩擦力矩,开发了轴承摩擦力矩实验台.它主要由驱动电机、电机支架、联轴器、扭矩传感器、加载轴和压力传感器组成.驱动电机极限转速为3 000 r/min.温度范围为20°C~22°C,湿度范围为60%~85% RH.

4.2 摩擦力矩实验结果

为验证优化后轴承的摩擦学特性,将优化后轴承密封结构的摩擦力矩与原轴承进行对比.原轴承密封圈过盈量为0.3 mm,优化后轴承密封圈过盈量为0.49 mm.轴承密封结构摩擦力矩趋势如图14所

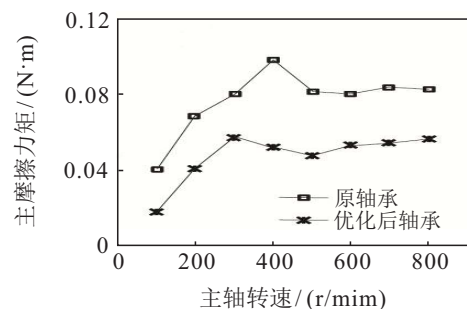


图14 轴承密封结构摩擦力矩趋势

示,轴承摩擦力矩均随着主轴转速的增加而增大,但优化后轴承密封结构摩擦力矩比原轴承的低很多。所以,在能满足密封性能的前提下,适当减小轴承密封圈过盈量可有效降低摩擦力矩,延长轴承使用寿命。

4.3 轴承密封实验机

为了验证优化后轴承密封结构的密封效果,进行了泥浆工况下轴承密封实验。根据ISO 12103-1标准确定泥浆配比(泥浆颗粒与水的重量比),亚利桑那粉占10.5%,氯化钠占1.5%,其余为水。喷口直径为6 mm,在10 mm外对轴承密封部位喷泥浆,泥浆流量为0.75 L/min。

4.4 轴承密封实验结果

图15为实验后原轴承和优化后轴承。图15(a)显示的原轴承进入了大量污染物,发生了密封失效。图15(b)显示的优化后轴承,未发现明显的外界污染物。采用污染物进入量,定量评价密封效果。污染物进入量 p 的计算公式为

$$p = W_p - W \quad (24)$$

原轴承与优化后轴承分别进行6组密封实验。原轴承污染物进入量的平均值为0.27 g,优化后轴承污染物进入量的平均值为0.06 g,平均值降低了77.78%。所以,优化后轴承的密封性能得到了较大提升。



(a) 原轴承

(b) 优化后轴承

图15 实验后的原轴承与优化后轴承的对比

4.5 轴承使用寿命实验结果

喷射泥浆工况下开展轴承的寿命实验,当振动加速度值超过 25 m/s^2 时,判定轴承出现密封失效。统计实验前后原轴承和优化后轴承的使用寿命,如表6所示。从表6可以看出,喷射泥浆工况下优化后轴承的使用寿命较原轴承延迟7%。

表6 实验前后原轴承和优化后轴承的使用寿命

	轴承转速/(r/min)	温度/°C	使用寿命/h
原轴承	600	21	266.5
优化后轴承	600	21	285

为了充分说明本文方法的有效性,将该方法与其他元启发式优化算法相对比,4种方法的轴承密封圈过盈量优化效果如表7所示。由表7可以看出,4种方法中本文方法的轴承密封圈过盈量优化效果最佳,突破了轴承密封圈过盈量的优化问题的最优下限,得到了相对最优的解决方案。从工程角度进一步验证了本文方法的可行性和有效性,以及工程应用价值。

表7 滚轴齿轮数据集的故障诊断结果

方法	污染物进入量/g	使用寿命/h
ChOA	0.0812	271
MOChOA	0.0687	273
EChOA	0.0669	280
本文方法	0.0625	285

5 结论

本文提出了一种基于GDNO和MOChOA的汽车传动轴轴承密封圈过盈量优化设计方法,解决了轴承密封圈过盈量的多目标优化问题。带扰动的数字PWLCM将混沌映射与三级异或移位寄存器级联来干扰输出,从而缓解数字混沌的退化,使种群个体分布更加均匀,提高了MOChOA的收敛速度,改进了MOChOA的寻优精度。将GNDO用于MOChOA的全局探索和局部开发,可降低MOChOA陷入局部最优的概率。

参考文献(References)

- [1] Liu R F, Wang Q Q, Sun D N, et al. The effect of end windings and the bearing labyrinth seals on stray capacitances and bearing voltage ratio of AC motors[J]. IET Electric Power Applications, 2022, 16(5): 575-584.
- [2] Guo H, Duan H, Lei J Z, et al. Failure analysis of automobile engine pump shaft bearing[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2021, 13(4): 1-9.
- [3] Lee S P, Kim J H, Kang K W. Drag torque prediction of automotive wheel bearing seals considering material and geometrical uncertainties using Monte Carlo simulation[J]. International Journal of Automotive Technology, 2020, 21(6): 1447-1453.
- [4] Zhang S, Cui Y C, Hu Z H, et al. Thermal-stress-wear coupled characteristics of oil seal in airframe rod end-bearing[J]. Tribology International, 2021, 163: 107132.
- [5] Zeng M, Zhou Y, Ma Y C. Evaluation of sealing performance of bearing rings of roller-cone bits based on grid-shaped bionic non-smooth surface[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 10(5): 1-21.
- [6] Zhang S, Deng S E, Zhang W H, et al. Simulation

- and experiment on sealing mechanism with rigid-flexible combined seal groove in hub bearing[J]. Tribology International, 2019, 136: 385-394.
- [7] Khishe M, Mosavi M. Chimp optimization algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 149: 113338.
- [8] Dhiman G. SSC: A hybrid nature-inspired meta-heuristic optimization algorithm for engineering applications[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 222: 106926.
- [9] Kaur M, Kaur R, Singh N, et al. SChoA: A newly fusion of sine and cosine with chimp optimization algorithm for HLS of datapaths in digital filters and engineering applications[J]. Engineering with Computers, 2022, 38(2): 975-1003.
- [10] Jia H M, Sun K J, Zhang W Y, et al. An enhanced chimp optimization algorithm for continuous optimization domains[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(1): 65-82.
- [11] 何庆, 罗仕杭. 混合改进策略的黑猩猩优化算法及其机械应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 354-364.
(He Q, Luo S H. Chimp optimization algorithm based on hybrid improvement strategy and its mechanical application[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 354-364.)
- [12] Khishe M, Orouji N, Mosavi M R. Multi-objective chimp Optimizer: An innovative algorithm for multi-objective problems[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 211: 118734.
- [13] 刘威, 牛英杰, 王东, 等. 引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法及应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 411-419.
(Liu W, Niu Y J, Wang D, et al. Hybrid chimp optimization algorithm with artificial preference weight and its application[J]. Control and Decision, 2024, 39(2): 411-419.)
- [14] 沈孝凯, 张纪会, 郭乙运, 等. 基于近邻牵引算子的离散黑猩猩优化算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1133-1141.
(Shen X K, Zhang J H, Guo Y Y, et al. A discrete chimp optimization algorithm based on neighbour traction operator[J]. Control and Decision, 2024, 39(4): 1133-1141.)
- [15] Kopparthi V R, Kali A, Sabat S L, et al. Hardware architecture of a digital piecewise linear chaotic map with perturbation for pseudorandom number generation[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2022, 147: 154138.
- [16] Zhang Y Y, Jin Z G, Mirjalili S. Generalized normal distribution optimization and its applications in parameter extraction of photovoltaic models[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 224: 113301.
- [17] Deng S, Cheng X, Wu H C, et al. Multi-objective optimization configuration of redundant electromagnetic actuators in fault-tolerant control of active magnetic bearing system[J]. ISA Transactions, 2023, 140: 293-308.

作者简介

于军(1984—), 男, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为轴承结构优化设计、减振降噪与故障诊断, E-mail: shengda1302@126.com;

赵坤(1979—), 男, 正高级工程师, 主要研究方向为轴承设计与制造工艺, E-mail: zhaokun@cwbearing.com.cn;

郭振宇(1984—), 男, 高级工程师, 主要研究方向为人工智能与系统辨识, E-mail: guozhenyu@bgrimm.com;

邓四二(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为特种轴承与轴承密封研发, E-mail: dse@haust.edu.cn.