

基于改进布谷鸟搜索算法的结构耐久性优化方法

刘勤^{1,2}, 孙志礼², 刘英¹, 郭志明¹, 陈岩¹

(1. 中国兵器科学研究院, 北京 100089; 2. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要: 将布谷鸟搜索算法与耐久性分析相结合, 研究一种结构耐久性优化设计方法。建立了以可靠寿命为目标或约束的结构耐久性优化模型, 针对复杂结构可靠寿命函数非线性强、多极值等问题, 引入一种新型群智能全局优化算法——布谷鸟搜索算法, 从迁徙策略、收敛准则、约束处理等方面研究改进了布谷鸟搜索算法, 进一步提高了其收敛性和效率。利用双循环方法求解可靠寿命目标、单循环方法处理可靠寿命约束的概率优化策略, 提出了一种稳健的结构耐久性全局优化的改进布谷鸟搜索算法。通过某轻量化车辆传动箱体应用, 结果表明该方法具有较好的收敛效果和计算效率, 在满足耐久性约束条件下实现了减轻质量的目标。

关键词: 兵器科学与技术; 耐久性优化设计; 可靠寿命; 布谷鸟搜索算法; 功能度量法
中图分类号: TH122 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1093(2017)12-2438-09
DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2017.12.018

Structural Durability Optimization Design Method Based on Improved Cuckoo Search Algorithm

LIU Qin^{1,2}, SUN Zhi-li², LIU Ying¹, GUO Zhi-ming¹, CHEN Yan¹

(1. Ordnance Science and Research Academy of China, Beijing 100089, China;

2. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract: A structural durability optimization design method is studied by combining durability analysis with the cuckoo search algorithm. The durability optimization models with reliable life as object or constraint are developed. In order to solve the strong non-linear function and multi-extreme value problem for complex structural durability, an improved cuckoo search algorithm for structural durability optimization is proposed by introducing a new type of swarm intelligence algorithm. The convergence and efficiency of the cuckoo search algorithm are improved in terms of migration strategy, convergence criterion, and constraint handling. A steady improved cuckoo search algorithm for durability based optimization is proposed by using the probability optimization strategy that is to solve the reliable-life object by double-loop performance measure approach and process the reliable-life constraint by single-loop performance measure approach. The proposed algorithm can be used for global optimization. The proposed method is demonstrated with a gear box for light-weight vehicle. The results validate the effectiveness of the proposed method, and the weight of gear box can be lightened while meeting the durability constraint.

Key words: ordnance science and technology; durability optimization design; reliable life; cuckoo search algorithm; performance measure approach

收稿日期: 2017-03-23

基金项目: 国家国防科技工业局技术基础科研项目(JSZL2015208B001)

作者简介: 刘勤(1981—), 男, 研究员, 博士。E-mail: qinlow@126.com

0 引言

影响结构耐久性的因素众多,结构寿命分散性较大^[1-2],在产品研制阶段,由于缺少大量试验数据的支撑,难以准确预计结构寿命。此时,考虑耐久性的要求或将耐久性作为目标进行结构优化设计,工程实用性更强。很多机械产品都有耐久性要求,如轿车使用寿命为 500 000 km,在保证寿命要求的前提下应尽量减重、降低成本等^[3]。对于一些以寿命为短板的机械产品如发动机等,则需要产品设计过程中重点考虑如何设计更长寿命的产品^[4]。这两类问题均属于耐久性优化设计的范畴。

结构寿命模型的非线性较强,尤其对于复杂结构,寿命与结构设计变量之间的非线性关系更强。利用序列二次规划(SQP)^[5]等梯度类算法进行结构耐久性优化计算时,虽然能够快速找到最优解,但对于一些复杂结构的多极值问题,优化解的最优程度与设计变量初始值的关系较大。因此,本文主要针对复杂结构耐久性优化模型,研究一种稳健的结构耐久性全局优化求解方法。

实践证明,群智能算法是一种能够有效解决大多数全局优化问题的方法,其潜在的并行性和分布式特点为复杂结构仿真优化提供了方便^[6-7]。其中,蚁群优化(ACO)算法、粒子群优化(PSO)算法等在概率优化方面应用较为广泛,学者们在应用的同时,对算法的精度、效率、稳健性等进行了改进^[8-10]。布谷鸟搜索(CS)算法是近年来在群体智能技术基础上提出的一种新型基于自然元的启发式算法^[11-12],该算法简单、高效,是工程优化算法的研究热点之一。本文将改进 CS 算法,进一步提高其收敛性和效率,并与结构耐久性分析相结合,以形成适应于复杂结构的稳健的耐久性优化全局优化求解算法。

1 基于可靠寿命的结构耐久性优化模型

1.1 结构可靠寿命

可靠寿命即为给定可靠度所对应的寿命单位数(时间或里程等)。由于耗损等原因,结构可靠度随时间逐渐降低,如图 1 所示。给定可靠度所对应的的时间即为可靠寿命,图 1 中可靠度为 0.9 的可靠寿命 $t_{0.9}$ 为 1 340 寿命单位。在车辆、航空、兵器装备型号工程中,常以可靠寿命作为耐久性指标,如整车底盘首次大修期 $B_{10} \geq 10\ 000$ km,即要求 90% 的

盘寿命达到 10 000 km。

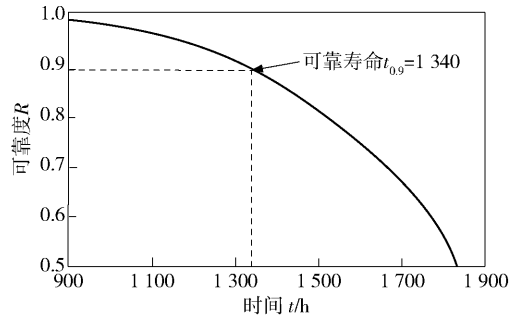


图 1 可靠寿命示意图

Fig. 1 Schematic diagram of reliable life

以 $N(\mathbf{x})$ 表示寿命函数,它是载荷、几何尺寸、材料性能参数等随机变量 \mathbf{x} 的非线性函数,通常由疲劳、磨损、腐蚀和蠕变等分析方法建立。若已知寿命的概率分布,且 $F_N^{-1}(\cdot)$ 为寿命函数 $N(\mathbf{x})$ 的逆分布函数,则可靠寿命为

$$N_R = F_N^{-1}(1 - R) = F_N^{-1}(\phi(-\beta)), \quad (1)$$

式中 β 为可靠度指标,即可靠度 $R = \phi(\beta)$,此时 N_R 称为寿命函数 $N(\mathbf{x})$ 的概率功能度量。

在工程上,通常利用结构试验、使用、仿真等寿命数据进行统计,确定寿命的概率分布,由(1)式确定可靠寿命 N_R 。这种可靠寿命预计方法简便,必须有大量的数据支撑才能确定寿命的分布类型和参数。因此,针对该问题,文献[13]提出了通过计算给定概率下的功能函数值来预计可靠寿命的一种数值求解方法。

1.2 可靠寿命为目标/约束的结构耐久性优化模型

随着装甲车辆、武器等机械装备向高速轻量化方向发展^[4],机械产品的体积、质量大幅度减小,而长寿命、高可靠等要求却在不断提高。如德国的 MT890 发动机,其单位体积功率达到 $1\ 358$ kW/m³,单位功率质量仅 0.94 kg/kW^[14],与相同功率的普通发动机相比,质量和体积减小约 60%,但寿命要求不降低。

以可靠寿命为约束或目标,基于可靠寿命的结构耐久性优化模型一般可以分为两种:一是在性能、费用、质量、强度和刚度等约束下,寻求可靠寿命极大化;二是在一定可靠寿命约束下,寻求费用、质量等极小化或性能最优化的。

1.2.1 以可靠寿命为目标的优化模型

在一些新的结构设计过程中,往往在事先规定了费用、性能等界限的基础上要求可靠寿命越大越好,其数学模型为

$$\begin{cases} \max N_R(\mathbf{x}, \mathbf{d}). \\ \text{s. t. } P[g_i(\mathbf{x}, \mathbf{d}) \geq 0] \geq R_i, i = 1, \dots, n_r, \\ h_j(\mathbf{d}) \leq 0, j = 1, \dots, n_h, \\ d_k^l \leq d_k \leq d_k^u, k = 1, \dots, n_d. \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{x} 为随机变量向量; \mathbf{d} 为设计变量向量; $N_R(\mathbf{x}, \mathbf{d})$ 为结构可靠寿命, 是设计变量与随机变量的函数; $g_i(\mathbf{x}, \mathbf{d})$ 为描述结构所处可靠或失效状态的第 i 个功能极限状态函数, 如静强度极限状态、刚度极限状态等; $P[g_i(\mathbf{x}, \mathbf{d}) \geq 0] \geq R_i$ 是满足该功能的可靠度约束, R_i 为可靠度约束值; $h_j(\mathbf{d})$ 表示第 j 个确定性设计约束, 是设计变量的函数, 如质量、体积等; d_k^l 和 d_k^u 表示第 k 个设计变量 d_k 的上限和下限; n_r, n_h, n_d 分别为结构的可靠度约束个数、确定约束个数、设计变量个数。

1.2.2 以可靠寿命为约束的优化模型

根据装备耐久性指标, 如军方提出的武器装备耐久性指标, 以该指标为约束进行性能、费用、质量等的极小化, 对结构进行设计, 其数学模型为

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{d}). \\ \text{s. t. } N_R(\mathbf{x}, \mathbf{d}) \geq N_g, \\ P[g_i(\mathbf{x}, \mathbf{d}) \geq 0] \geq R_i, i = 1, \dots, n_r, \\ h_j(\mathbf{d}) \leq 0, j = 1, \dots, n_h, \\ d_k^l \leq d_k \leq d_k^u, k = 1, \dots, n_d. \end{cases} \quad (3)$$

式中: $f(\mathbf{d})$ 为目标函数, 如费用、质量、体积等的函数; N_g 为耐久性指标。

由上述两个模型可以看出, 以可靠寿命为目标/约束的结构耐久性优化模型是在结构可靠性优化 (RBO) 模型^[15-16]的基础上提出的, 是 RBO 模型的补充。以可靠寿命为目标或约束的耐久性优化能够直接考虑可靠寿命进行优化, 无需转换成可靠度或失效概率, 可以更加直观地反映可靠寿命在优化过程的迭代路径, 其可靠寿命结果更适合工程要求。

2 CS 算法及其改进

2.1 CS 算法理论

通过模拟自然界中生物的群体行为来解决计算问题已经成为目前的研究热点, 基于仿生计算的群智能算法不断涌现, 如 PSO、ACO 等。群智能优化算法是一类不确定优化算法, 体现了自然界生物的生理机制, 在求解某些问题时优于确定性算法, 也是一类概率型全局最优搜索算法。

CS 算法是由剑桥大学 Yang 和拉曼工程大学 Deb 于 2009 年在群体智能技术的基础上提出的

一种新型基于自然元的启发式算法^[17]。该算法的基本思想是基于布谷鸟的巢寄生行为以及鸟类的莱维 (Lévy) 飞行行为。布谷鸟是典型的巢寄生鸟类, 即将自己的蛋产到其他鸟类的鸟巢中, 让鸟巢的主人代为孵化鸟蛋、养育布谷鸟。为了降低自己的鸟蛋被寄居的鸟巢主人发现的概率, 布谷鸟会将自己的蛋产于相似鸟类的窝中, 但仍可能被鸟巢主人发现, 此时布谷鸟蛋寄生失败。该方法做了以下 3 个假设:

1) 每只布谷鸟一次产一卵, 并随机选择寄生巢孵卵;

2) 在随机选择的一组寄生巢中, 最好的寄生巢将会被保留到下一代;

3) 可利用的寄生巢数量是固定的, 一个寄生巢的主人能发现一个布谷鸟蛋的概率为 p 。寄生巢的主人一旦发现布谷鸟蛋, 则将其扔掉或者丢弃现有的巢。

基于以上假设, 可得到布谷鸟寻找最优鸟窝的求解公式为

$$d_i^{k+1} = d_i^k + \alpha \oplus L(\lambda), \quad (4)$$

式中: d_i^k 表示第 k 代的第 i 个解; α 为步长控制量; $L(\lambda)$ 为服从 Lévy 概率分布的随机搜索路径, λ 为 Lévy 概率分布参数; \oplus 为点对点乘积。Lévy 飞行是一种典型的随机游走机制, 表示一类非高斯随机过程, 随机步长服从 Lévy 分布, 即

$$L(\lambda) \sim u = t^{-\lambda}, 1 < \lambda \leq 3, \quad (5)$$

式中: t 为自变量; u 为因变量。

对于 CS 算法, 设计变量初始值取

$$d_i^0 = \text{rand} \cdot (d_{ui} - d_{li}) + d_{li}, \quad (6)$$

式中: d_{ui} 和 d_{li} 分别为设计变量 d_i 的上限、下限, rand 为 0 ~ 1 之间的随机数。

CS 算法新解的寻找采用 Lévy 飞行策略, 二维空间 d_1, d_2 的 Lévy 飞行如图 2 所示, 从中可以看出 Lévy 飞行的特点是在飞行中可以意外地 90° 转弯, 从而可以使动物更有效地搜索到食物。

每次迭代产生新的鸟窝后, 将 p 与随机数 r ($0 \leq r \leq 1$) 进行对比, 若 $p < r$ 则执行布谷鸟迁徙, 更新鸟窝位置, 其策略为

$$d_i^{k+1} = d_i^k + r \cdot (d_{r1}^k - d_{r2}^k), \quad (7)$$

式中 d_{r1}^k 和 d_{r2}^k 为第 k 代的两个随机解。若 $p \geq r$, 则当前的鸟窝位置不变。

以最大迭代数作为收敛条件, CS 算法流程图如图 3 所示。在迭代中, 由于 Lévy 飞行进行搜索的方向和距离均具有高度随机性, 能轻易地从当前搜索

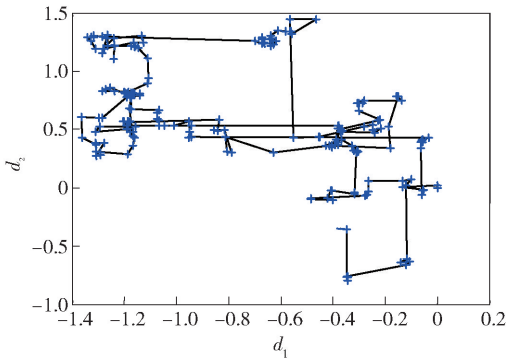


图 2 Lévy 飞行示意图
Fig. 2 Path of Lévy flight

区域跳出而对另一区域进行搜索,使得 CS 算法具有非常强大的全局寻优能力。

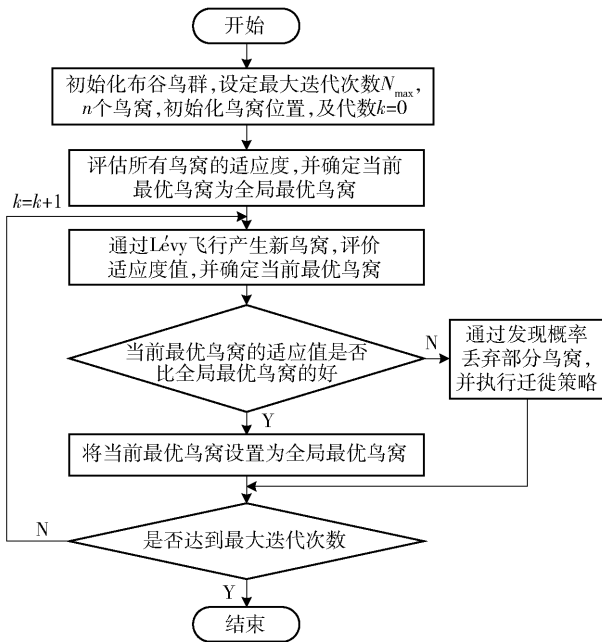


图 3 标准布谷鸟算法流程图

Fig. 3 Flowchart of cuckoo search algorithm

在迭代过程中,若 p 一直较大、 α 较小,则会加快标准 CS 算法的收敛速度,但可能无法得到高精度全局最优解;若 p 较小、 α 较大,则将导致寻优的迭代次数明显增加。因此,在将 CS 算法引入结构耐久性优化设计方法之前,有必要对其进行改进,以提高算法的收敛性、效率和精度。

2.2 CS 算法的改进

CS 算法是一种无约束的搜索技术,缺乏明确的约束处理机制,使得它在处理有约束优化问题时比较困难。此外,CS 算法虽然具有较好的全局性能,但在收敛速度和局部搜索能力方面有所欠缺。本文主要针对这两方面对 CS 算法进行改进,提出了改

进的布谷鸟搜索(ICS)算法。

2.2.1 基于模拟退火搜索机制的迁徙策略

在优化过程中通过调节 p 的取值,既可提高收敛速度,又可保证优化的收敛性。因此,在 CS 算法中引入模拟退火^[18]的思想,使得在每次更新迭代过程中概率 p 的大小采用温度 T_k 控制, k 为迭代次数,即

$$p = e^{-\Delta f_k(\cdot)/T_k}, \quad (8)$$

式中:目标函数 $\Delta f_k(\cdot) = f(\mathbf{d}^{k+1}) - f(\mathbf{d}^k)$ 。模拟退火过程中, T_k 随着迭代的进行缓慢下降。当 $\Delta f_k(\cdot) > 0$ 时,表示目标函数较前一次迭代更差,由于早期温度比较高,以 d_i^{k+1} 替代 d_i^k 的概率较大,布谷鸟蛋很容易被发现,从而迫使布谷鸟去寻求新的巢穴,以保证优化求解不易陷入局部最优;后期温度下降后,以 d_i^{k+1} 替代 d_i^k 的概率不断减小,布谷鸟不容易被发现,使得布谷鸟能够在当前巢穴的位置附近寻找更优的巢穴,从而找到全局的最优解。

应用模拟退火搜索机制时,为了在每个温度下均达到平衡态,退火速度必须足够缓慢,这样可能导致算法的寻优时间较长。温度下降可遵循以下关系:

1) 线性递减

$$T_k = T_e + \frac{(T_0 - T_e) \cdot (N_{\max} - k)}{N_{\max}}, \quad (9)$$

式中: T_0 为初始温度; T_e 为最低温度; N_{\max} 为最大迭代次数。

2) 等比递减

$$T_k = T_0 \cdot q^k, \quad (10)$$

式中: q 为比例系数, $0.75 \leq q < 1$ 。

3) 指数下降

$$T_k = T_0 \cdot e^{-\nu \cdot \sqrt{k-1}}, \quad (11)$$

式中: ν 为退火系数, $0.7 \leq \nu < 1$ 。

由此可见,通过引入模拟退火搜索机制来改进算法的执行速度,不仅保证了在算法早期避免陷入局部最优解的困境,而且提高了获得全局最优解的能力。

2.2.2 约束条件处理机制

约束条件处理采用内点法^[18],其基本思路是保持每一个迭代点 \mathbf{d}^k 是可行域 D 的内点,在可行域的边界筑起一道很高的“围墙”作为障碍,当迭代点靠近边界时,增广目标函数值骤然增大,以示“惩罚”,并阻止迭代点穿越边界。

目标函数为 $f(\mathbf{d})$ 、 m 个约束函数 $g(\mathbf{d})$ 、 n 维设计变量的优化模型如下:

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{d}). \\ \text{s. t. } g_i(\mathbf{d}) \geq 0, i=1, \dots, m, \\ d_k^l \leq d_k \leq d_k^u, k=1, \dots, n. \end{cases} \quad (12)$$

其可行域 \mathbf{D} 为

$$\mathbf{D} = \{\mathbf{d} \in \mathbf{R}^n: g_i(\mathbf{d}) > 0\}, \quad (13)$$

式中: \mathbf{R}^n 表示实数域。构造如下增广目标函数:

$$H(\mathbf{d}, \tau) = f(\mathbf{d}) + \tau \bar{H}(\mathbf{d}), \quad (14)$$

式中: 障碍函数 $\bar{H}(\mathbf{d}) = -\sum_{i=1}^m \ln[g_i(\mathbf{d})]$; 参数 τ 为罚因子。从而将 (12) 式转化为求解无约束优化问题:

$$\min H(\mathbf{d}, \tau^k) = f(\mathbf{d}) + \tau^k \bar{H}(\mathbf{d}), \quad (15)$$

对罚因子取 $\tau^k \rightarrow 0$, 从而可得到原问题的极小点。

另外, 采用基于精度的算法收敛性准则, 即选取最小值停留的迭代次数超过某一值作为收敛判断条件。

3 基于 ICS 的结构耐久性全局优化稳健算法

3.1 可靠寿命目标/约束的转换

根据功能度量法, 首先将原始随机变量向量 \mathbf{x} 变换为相互独立的标准正态分布向量 \mathbf{u} , 记 $\mathbf{u} = T(\mathbf{x})$, 在独立标准正态空间中寿命函数表示为 $Nu(\mathbf{u}, \mathbf{d})$ 。在独立标准正态空间, 可靠寿命求解的迭代公式^[13, 19]为

$$\mathbf{u}^k = -\beta \frac{\nabla Nu(\mathbf{u}^{k-1}, \mathbf{d})}{\|\nabla Nu(\mathbf{u}^{k-1}, \mathbf{d})\|}, \quad (16)$$

式中: 梯度向量 $\nabla Nu(\mathbf{u}^{k-1}, \mathbf{d})$ 为寿命函数在 \mathbf{u}^{k-1} 点处对各随机变量的偏导数, 当 $\|\mathbf{u}^k\| - \|\mathbf{u}^{k-1}\|$ 小于容许误差时收敛, 得到设计点 $\mathbf{u}^* = \mathbf{u}^k$, 将 \mathbf{u}^* 代入寿命函数 $Nu(\mathbf{u}, \mathbf{d})$ 就可得到可靠寿命, 即 $N_R = Nu(\mathbf{u}^*, \mathbf{d})$ 。

由于可靠寿命的约束/目标包含随机变量, 其求解过程是一个复杂的迭代计算过程, 属于概率优化问题。耐久性优化求解需要采用转换的策略, 按照一定的方式将可靠寿命目标、约束转换为确定性目标、约束, 从而将概率优化问题转换为常规确定优化问题, 再利用常规的优化算法实现问题的求解。

对于概率优化问题的求解, 常用双循环方法、单循环方法^[20-21]等。双循环方法采用两个嵌套的优化循环: 设计优化循环(外层)和可靠寿命分析循环(内层), 其可靠寿命计算精度高但效率较差。单循环方法^[22]是在双循环的基础上改进的, 内层循环由单次可靠寿命计算近似代替, 可实现可靠性分析和

优化计算的同步收敛, 在优化效率方面提升显著。本文为了保证可靠寿命目标值的精度, 利用双循环方法转换可靠寿命目标/约束, 以获得可靠寿命的精确解; 利用单循环方法转换可靠度、可靠寿命约束, 以提高优化计算的效率(见图 4)。

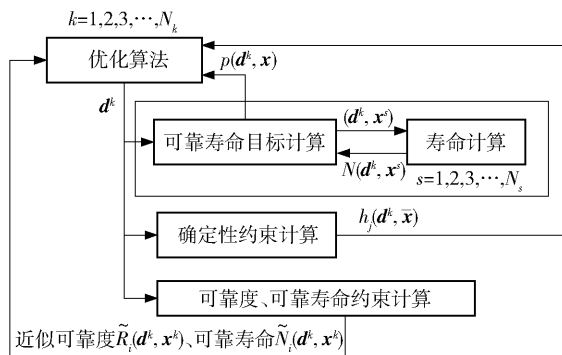


图 4 结构耐久性优化求解流程示意图

Fig. 4 Flowchart of structural durability-based optimization

利用双循环方法, 在第 k 步优化迭代中, 将 (2) 式中的可靠寿命目标在当前设计点展开为设计变量的线性函数, 即

$$Nu(\mathbf{u}, \mathbf{d}) \approx Nu(\mathbf{u}^*, \mathbf{d}^{k-1}) + \nabla_a Nu(\mathbf{u}^*, \mathbf{d}^{k-1})^T (\mathbf{d} - \mathbf{d}^{k-1}), \quad (17)$$

式中: \mathbf{u}^* 、 $Nu(\mathbf{u}^*, \mathbf{d}^{k-1})$ 、 $\nabla_a Nu(\mathbf{u}^*, \mathbf{d}^{k-1})$ 分别是在第 $k-1$ 优化迭代步, 利用功能度量法得到的可靠寿命解、寿命函数、梯度函数结果。

利用单循环方法, 在第 k 步优化迭代中, 同时进行第 k 次近似可靠寿命分析, 迭代公式为

$$\mathbf{u}^k = -\beta \frac{\nabla_a Nu(\mathbf{d}^{k-1}, \mathbf{u}^{k-1})}{\|\nabla_a Nu(\mathbf{d}^{k-1}, \mathbf{u}^{k-1})\|}. \quad (18)$$

将 (3) 式中的可靠寿命约束在当前设计点处进行泰勒展开, 转换成线性约束,

$$Nu(\mathbf{d}, \mathbf{u}) \approx \hat{N}u(\mathbf{d}^{k-1}) + \nabla_a \hat{N}u(\mathbf{d}^{k-1}) (\mathbf{d} - \mathbf{d}^{k-1}), \quad (19)$$

式中:

$$\hat{N}u(\mathbf{d}^{k-1}) = Nu(\mathbf{d}^{k-1}, \mathbf{u}^{k-1}). \quad (20)$$

对于耐久性优化模型中的可靠度约束, 仍然采用可靠性优化设计中可靠度指标法和功能度量法等^[15-16]转换成线性近似约束, 参与结构耐久性优化求解。

3.2 结构耐久性优化设计的 CS 算法

由 (17) 式、(19) 式, 将以可靠寿命为目标/约束的结构耐久性优化模型转换为常规的确定性优化问题, 结合 ICS 即可求解, 这种求解算法称之为结构耐久性优化设计的布谷鸟搜索 (DCS) 算法, 主要步

骤如下:

步骤 1 初始化设置。包括设计变量初值、惩罚因子、退火参数、最大迭代次数、精度、运动极限系数等算法参数,令代数 $k=0$ 。

步骤 2 可靠寿命目标的转换。若结构耐久性优化问题的目标是可靠寿命,则利用双循环方法处理可靠寿命目标函数,否则跳过此步;双循环方法需多次调用寿命函数进行迭代求解,确定当前设计点 \mathbf{d}^k 的可靠寿命精确值,并在该点进行线性近似。

步骤 3 计算确定性约束。调用相关约束函数,计算当前设计点的约束值,约束中包含随机变量时取其均值。

步骤 4 可靠寿命约束的处理。若约束中包含可靠寿命,则采用单循环方法处理可靠寿命约束,否则跳过此步;单循环方法只需调用一次寿命函数,获取可靠寿命的近似值 $\tilde{N}_i(\mathbf{d}^k, \mathbf{x}^k)$ 。

步骤 5 转换为常规优化问题。由步骤 2 和步骤 4,原问题转换为常规优化问题。

步骤 6 约束条件的处理。利用惩罚函数内点法,将该问题转换为无约束子问题。

步骤 7 优化子问题的求解。利用 ICS 解该无约束子问题,获取极小点。

步骤 8 收敛判断。判断是否满足优化收敛条件,若满足收敛条件则停止计算,该极小点即为最优解;否则 k 自动加 1,改变设计点及惩罚参数等,跳转至步骤 2。

4 计算实例

某轻量化车辆传动系统的耐久性指标 B_{10} 为 10 000 km,对该箱体进行结构优化,以减轻箱体质量,基本模型表示为

$$\begin{cases} \min & W(\cdot), \\ \text{s. t.} & N_{R=0.9}(\cdot) \geq 10\,000, \end{cases}$$

式中: $W(\cdot)$ 表示箱体的质量函数; $N_{R=0.9}(\cdot)$ 表示箱体可靠寿命函数。

通过分析该类传动箱体的工程使用数据,结果表明各箱体寿命在较大范围内变化,在工作过程中先后出现裂纹或断裂失效,且多发生在箱体齿轮轴承座孔周围,经过机理分析后认为这主要是由于疲劳失效所致。

根据箱体有限元分析结果可知,箱体前传动被动锥齿轮轴的轴承处(见图 5)、轴承支撑处等受载较大,容易产生应力集中,因此本文选取这几处关键

结构尺寸作为设计参数,如表 1 所示。

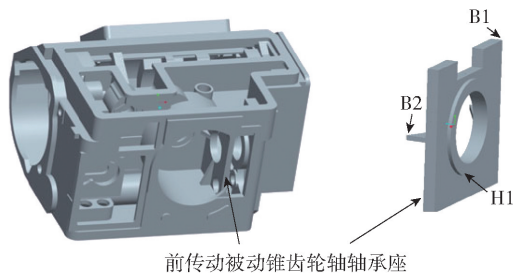


图 5 箱体关键部位示意图

Fig. 5 Schematic diagram of key positions of gear box

表 1 箱体结构设计参数

Tab. 1 Design parameters of gear box			mm
参数	意义	数值	范围
B_0	壳体厚	10	(8,15)
B_1	前传动被动锥齿轮轴轴承座板厚	25	(10,40)
B_2	前传动被动锥齿轮轴轴承座筋厚	20	(0,50)
H_1	前传动被动锥齿轮轴轴承座凸台高	8	(5,20)
B_3	轴承 06.009 支撑处厚度	32	(25,40)
B_4	轴承 06.021 支撑处厚度	32	(25,40)

为确定满足耐久性指标要求时允许的箱体初始裂纹尺寸最大值 a_0 , 选取 a_0 作为箱体设计参数, $a_0 \in (0.1, 3)$ 。

针对传动箱的最恶劣工况,利用拉丁超立方设计生成 100 组试验样本,将箱体有限元分析过程实现参数化,编制 Ansys 命令流 APDL 文件,利用 Ansys 软件,按样本参数值分别进行 100 次计算。由计算结果拟合了箱体最大应力 σ_{\max} 的二次响应面模型如下:

$$\begin{aligned} \sigma_{\max}(\cdot) = & 262.43 + 1.32 \times 10^{-2} B_0 - 1.325 B_1 - \\ & 0.836 B_2 - 0.735 H_1 - 0.255 B_3 - 0.154 B_4 - \\ & 7.56 \times 10^{-5} E - 2.2 \times 10^{-4} B_1 B_2 - 2.49 \times 10^{-5} B_1 B_3 + \\ & 2.7 \times 10^{-4} B_0 H_1 - 8.3 \times 10^{-4} B_0 B_3 + \\ & 1.156 \times 10^{-2} B_3 B_4 + 1.676 \times 10^{-6} B_3 E + \\ & 3.26 \times 10^{-3} B_0^2 - 6.17 \times 10^{-2} B_1^2 - \\ & 4.269 \times 10^{-2} B_2^2 - 2.83 \times 10^{-2} H_1^2 - 1.223 \times 10^{-3} B_3^2 - \\ & 3.25 \times 10^{-3} B_4^2 - 2.15 \times 10^{-9} E^2, \end{aligned}$$

式中: E 为箱体材料的弹性模量。

拟合的模型精度如图 6 所示。由图 6 可知,复相关系数平方值为 0.983,此值接近于 1,表明该模型的拟合度较好。

传动箱承受 8 级程序块谱作用,最恶劣工况的箱体各部位均处于弹性范围,其他工况采用线性近

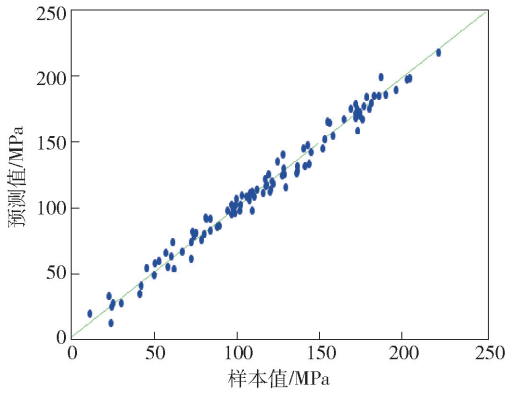


图 6 箱体最大应力响应面拟合精度图
Fig. 6 Fitting precision of response surface for max stress of gear box

似折算。由 Paris 公式建立箱体寿命模型：

$$N(\cdot) = \frac{1.0}{\sum_{j=1}^8 n_j \cdot \left(\left(1 - \frac{m}{2} \right) \cdot C \cdot Y^m \cdot (\sigma_{\max}(\cdot))^m \cdot \pi^{\frac{m}{2}} \right)^{\frac{1}{1-m/2}} - a_0^{(1-m/2)}}$$

式中：初始裂纹尺寸 a_0 服从正态分布 $N(0.175 \text{ mm}, 0.096 \text{ mm})$ ；临界裂纹尺寸 a_c 由断裂韧度 K_{Ic} 确定， K_{Ic} 服从对数正态分布，其均值、标准差分别为 $17.55 \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{m}}、0.875 \text{ MPa} \cdot \sqrt{\text{m}}$ ； Y 为裂纹形位和几何性质的修正系数；裂纹扩展参数 C 服从均值为 4.38×10^{-18} 、标准差为 0.35×10^{-18} 的对数正态分布；裂纹扩展参数 m 服从均值为 4.64、标准差为 0.015 的对数正态分布；忽略 $C、m$ 的相关性。

与最大应力响应面拟合过程相似，拟合质量 W 的响应面函数为

$$W(\cdot) = 4.73B_0 + 0.115B_1 + 1.367 \times 10^{-2}B_2 + 3.9 \times 10^{-2}H_1 + 0.175B_3 + 2.566 \times 10^{-2}B_4 + 19.4.$$

为对比 DCS 算法的效率和精度，利用遗传算法 (GA)、PSO 算法、模拟退火 (SA) 算法、CS 算法等智能算法，结合可靠寿命目标/约束转换方法和内点法来编制程序，分别对该问题进行优化计算。由于各智能算法均属于随机搜索方法，每一次结果有一定的随机性，为体现结果对比的一致性，每种算法各独立运行 10 次，取最优结果，列入表 2 中。

表 2 箱体结构耐久性优化结果对比

Tab. 2 Results of gear box durability optimization by several algorithms

初始值与算法	算法参数	最优解 ($a_0, B_0, B_1, B_2, H_1, B_3, B_4$)	可靠寿命/km	质量目标/kg	计算次数
初始值		(0.175, 10, 25, 20, 8, 32, 32)	1.37×10^4	276.50	
GA	种群规模 50 交叉概率 0.3 变异概率 0.1 最大迭代次数 100	(0.111, 8.1, 14.5, 31.1, 11.5, 26.2, 27.2)	2.45×10^4	265.80	12 034
PSO	种群规模 50 加速系数 0.1 最大迭代次数 100	(0.1, 8, 10, 27.6, 5, 25, 25)	9 992	263.98	3 718
SA	初始温度 100 退火系数 0.7 线性降温	(0.1, 8, 10, 30.8, 5, 25, 25)	1.36×10^4	264.03	2 524
CS	发现概率 0.25 鸟窝数 50 最大迭代次数 100	(0.1, 8, 11.4, 28.6, 5, 25, 25)	1.13×10^4	264.12	5 842
DCS	发现概率 0.25 鸟窝数 50 最大迭代次数 100 退火系数 0.8	(0.1, 8, 10, 27.7, 5, 25, 25)	10 083	263.96	2 076

从表 2 中的优化结果可以看出，以可靠寿命为约束进行结构耐久性优化设计时，箱体质量由 276.50 kg 减少至 263.96 kg，降低了约 5%，仍然满

足传动箱的耐久性指标，即 $B_{10} = 10\ 000 \text{ km}$ 。相对于 CS 算法的计算结果，改进后的 DCS 计算效率有很大提升。这主要是因为 CS 算法采用最大迭代

次数为判据,必须计算到所设置的 50 次时才终止计算;而 DCS 算法在 21 次迭代时即达到改进后的收敛条件。在计算精度方面,由于改进后采用 SA 搜索机制提高了算法的局部搜索能力,能够找到较精确的全局解。

相对于 GA、PSO、SA 等其他智能算法,DCS 算法在计算效率和计算精度方面均有优势。在计算精度方面,最优解处的箱体可靠寿命为 10 083 km,大于约束设定的 10 000 km,而 PSO 算法获得的最优解虽然与此比较接近,但箱体可靠寿命则略小于 10 000 km;在计算效率方面,DCS 算法的计算次数为 2 076,比 SA 快约 17%,比 PSO 算法快 44%。

DCS 算法的优化迭代过程如图 7 所示。由图 7 可知:箱体质量在优化迭代过程中按目标方向逐渐减轻,直至收敛;可靠寿命在约束内变动,始终未超出约束范围,经过 21 次迭代,最终收敛于约束边界;质量目标、可靠寿命约束的迭代过程数据反映了 DCS 算法优化方法的收敛性和稳定性较好。通过本文的优化迭代过程,可直接观察箱体可靠寿命的优化过程,供设计时参考。

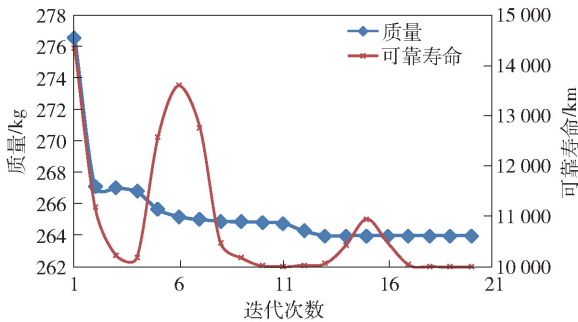


图 7 以质量最小为目标、可靠寿命为约束的箱体优化过程

Fig. 7 Optimization process of gear durability with minimum weight as objective function

5 结论

1) 本文引入一种新型群智能算法即 CS 算法,与结构耐久性分析相结合,提出了结构耐久性优化的 DCS 算法,实现了结构耐久性全局最优解的稳健求解。

2) 在引入 CS 算法之前,针对 CS 算法的收敛性和效率等做了以下 3 点改进:①在迁徙策略中采用模拟退火搜索机制,先快后慢,既保证了较高的搜索速度又提高了局部收敛能力;②采取基于计算精度判断的收敛准则,区别于传统的采用最大迭代次数

作为收敛条件,提前获得了最优解;③采用内罚函数法处理约束条件。

3) 通过某传动箱箱体的结构耐久性优化设计,在满足可靠寿命约束的条件下,实现了 5% 的减重,并与 CS 算法、GA、PSO 算法、SA 算法进行了对比,结果表明:DCS 算法在计算效率和计算精度方面均有优势,比改进前的 CS 算法提高了 64%,比 SA、PSO 算法分别提高了 17%、44%。

参考文献 (References)

- [1] 刘文琰. 结构可靠性设计手册 [M]. 北京:国防工业出版社, 2008.
LIU Wen-ting. Structural reliability design handbook [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2008. (in Chinese)
- [2] 徐灏. 概率疲劳 [M]. 沈阳:东北大学出版社,1994.
XU Hao. Probability fatigue [M]. Shenyang: Northeastern University Press, 1994. (in Chinese)
- [3] 中国汽车工程学会. 世界汽车技术发展跟踪研究:轻量化篇 [M]. 北京:北京理工大学出版社,2013.
Society of Automotive Engineers of China. Research on the development of world automotive technology (lightweight) [M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2013. (in Chinese)
- [4] 中国兵工学会. 兵器科学技术学科发展报告:装甲兵器技术 [M]. 北京:中国科学技术出版社,2016.
China Ordnance Society. Development report of ordnance science technology discipline: armoured weaponry technology [M]. Beijing: China Science and Technology Press, 2016. (in Chinese)
- [5] 袁亚湘,孙文瑜. 最优化理论与方法 [M]. 北京:科学出版社, 2005.
YUAN Ya-xiang, SUN Wen-yu. Optimization theory and methods [M]. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese)
- [6] 雷秀娟. 群智能优化算法及其应用 [M]. 北京:科学出版社, 2012.
LEI Xiu-juan. Swarm intelligence optimization algorithm and its application [M]. Beijing: Science Press, 2012. (in Chinese)
- [7] Kiruthiga G, Krishnapriya S, Karpagambigai V, et al. Survey on swarm intelligence based optimization algorithm [J]. International Journal of Applied Engineering Research, 2015, 10(7):18445 - 18458.
- [8] 唐承,郭书祥,莫延彧,等. 应用粒子群-序列二次规划算法的结构可靠性优化 [J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2016, 17(2):107 - 111.
TANG Cheng, GUO Shu-xiang, MO Yan-yu, et al. An optimal design of structural reliability based on particle swarm optimization-sequential quadratic programming algorithm [J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(2):107 - 111. (in Chinese)
- [9] 程世娟. 改进蚁群算法及其在结构系统可靠性优化中的应用 [D]. 成都:西南交通大学, 2009.
CHENG Shi-juan. Improved ant colony algorithm and its applica-

- tion in structural system reliability optimization [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2009. (in Chinese)
- [10] 倪庆剑, 邓建明, 邢汉承. 基于异构多种群策略的动态概率粒子群优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(2): 146 - 152.
NI Qing-jian, DENG Jian-ming, XING Han-cheng. Dynamic probabilistic particle swarm optimization based on heterogeneous multiple population strategy[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(2): 146 - 152. (in Chinese)
- [11] Yang X S, Deb S. Engineering optimization by cuckoo search [J]. International Journal of Mathematical Modeling & Numerical Optimization, 2010, 1(4): 330 - 343.
- [12] Yang X S, Deb S. Multiobjective cuckoo search for design optimization[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(6): 1616 - 1624.
- [13] 刘勤, 孙志礼, 钱云鹏, 等. 基于概率功能度量的疲劳可靠寿命分析方法[J]. 兵工学报, 2016, 37(8): 1530 - 1535.
LIU Qin, SUN Zhi-li, QIAN Yun-peng, et al. Reliable fatigue life analysis method based on probabilistic performance measure [J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(8): 1530 - 1535. (in Chinese)
- [14] 张永锋, 骆清国, 马向平, 等. 几种高功率密度装甲车辆发动机的发展现状[J]. 车辆与动力技术, 2006, 1(3): 60 - 64.
ZHANG Yong-feng, LUO Qing-guo, MA Xiang-ping, et al. Development status of several high power density engines of armored vehicles[J]. Vehicle & Power Technology, 2006, 1(3): 60 - 64. (in Chinese)
- [15] Younes A, Alaa C. Benchmark study of numerical methods for reliability-based design optimization [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2010, 41(2): 277 - 294.
- [16] Qiu Z P, Ren H, Wang X J, et al. Structural reliability analysis and reliability-based design optimization: recent advances [J]. Science China Physics, Mechanics & Astronomy, 2013, 56(9): 1611 - 1618.
- [17] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via Lévy flights [C] // Proceedings of World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. Coimbatore, India: IEEE, 2009: 210 - 214.
- [18] Kuo W, Prasad V R, Tillman F A, et al. Optimal reliability design: fundamentals and applications [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2001.
- [19] Ramu P, Qu X, Youn B, et al. Inverse reliability measures and reliability-based design optimization [J]. International Journal of Reliability and Safety, 2006, 1(1/2): 187 - 205.
- [20] Du X P, Chen W. Sequential optimization and reliability assessment method for efficient probabilistic design [J]. Journal of Mechanical Design, 2004, 126(2): 225 - 233.
- [21] Aldebenito M A, Schuëller G I. A survey on approaches for reliability-based optimization [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2010, 42(5): 645 - 663.
- [22] 刘勤, 孙志礼, 涂宏茂, 等. 基于单循环功能度量法的结构可靠寿命优化设计[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(6): 6 - 9.
LIU Qin, SUN Zhi-li, TU Hong-mao, et al. Structural reliable life optimization design based on single-loop performance measure approach [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2016, 37(6): 6 - 9. (in Chinese)