

基于序列响应面法的汽车结构件蜂群优化设计

陈黎明 陈文亮

南京航空航天大学, 南京, 210016

摘要:将蜂群算法应用于汽车结构件的优化问题。先由试验设计和序列响应面法构建目标函数及约束条件的代理模型,再应用改进的蜂群算法求解最优设计。在优化过程中调用的是代理模型,显著减少了有限元计算次数,提高了优化效率。最后,选取典型实例对该算法进行验证,比较预期值与实际值的结果表明,该算法具备了足够的求解精度,能够满足工程实际要求。

关键词:改进蜂群算法;结构优化;试验设计;序列响应面法

中图分类号: TH164

DOI: 10.3969/j.issn.1004-132X.2013.01.024

Optimization Design of Artificial Bee Colony Algorithm in Automobile Structure Based on Sequential Response Surface Method

Chen Liming Chen Wenliang

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016

Abstract: The artificial bee colony (ABC) algorithm, a relatively recent bio-inspired approach mimicking the behavior of real bee colony, was applied to deal with the optimization problems of automobile structure. The metamodel of objective and constrains were gotten through combination of design of experiment and sequential response surface method. Then, the optimum design was obtained by the modified artificial bee colony algorithm. It can reduce the computing cost by the metamodeling techniques. Finally, a typical example was selected to proof this method. The comparison results between the simulated and experimental values show that this method has enough precision and satisfies the engineering practical demands.

Key words: modified artificial bee colony algorithm; structural optimization; design of experiment; sequential response surface method

0 引言

如何在满足约束的基础上,更好地对结构进行优化设计,一直是工业界不断努力追求的目标。结构优化过程复杂而且时间消耗比较大,不仅需要大量的专业知识、工程经验、工作量,而且还要选择应用合适的优化方法。选择合理的优化技术是十分重要的,应用不同的优化技术得到的优化结果的精确性、可行性及时间消耗各不一样。在 CAE 结构优化领域中应用的优化方法主要分为三类:梯度优化算法、逼近优化算法和仿生优化算法^[1]。这三类优化方法都有各自的优点,但也存在不足。梯度优化算法能够将算法与 CAE 软件

直接耦合,但是这类优化技术需要严密的数学形式描述且计算时间消耗大^[2]。在满足精度要求的情况下,逼近优化算法用低次多项式逼近实际的目标函数,减少了有限元仿真计算次数,提高了优化效率,这类方法的不足在于实际模型与逼近模型之间的误差^[3]。仿生优化算法在近些年的研究较多,如遗传算法、神经网络、粒子群算法、蚁群算法等在许多领域得到了应用。蜂群算法是 Karaboga 等^[4-5]于 2005 年提出的一种新型的仿生学优化算法,康飞等^[6]将人工蜂群算法用于混凝土坝参数反演,胡中华等^[7]将蜂群算法应用于求解机器人路径规划问题, Sonmez^[8]在桁架结构优化中应用了蜂群算法,都得到了较好的结果,但是蜂群算法在结构优化方面的应用较少。

收稿日期: 2011-12-15

[14] Chen G F. Optimized Design Solutions for Roof Strength Using Advanced High Strength Steels [J]. SAE Paper, 2010, 3(1): 90-98.

[15] 宝山钢铁股份有限公司. 汽车用高强度钢 [EB/OL]. [2009-09-15]. <http://www.baosteel.com/group/06other/ShowClass.asp?ClassID=379>.

(编辑 苏卫国)

作者简介:陈新,男,1987年生。湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室硕士研究生。主要研究方向为汽车被动安全及车身结构优化。雷飞,男,1981年生。湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室讲师、博士。陈国栋,男,1983年生。湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室博士研究生。官凤娇,女,1981年生。湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室博士研究生。

结构优化通常是一种带约束条件的优化,而大多数的优化算法主要用于求解非约束优化问题。将约束问题转化为非约束问题的方法主要分为4种^[9]:①通过一些操作将非可行解转换为可行解;②引入惩罚参数将约束优化转换为非约束优化;③将可行解与非可行解区分处理;④应用进化计算与机制确定相结合的混合数值优化方法。

本文将蜂群算法进行改进,并将可行解与非可行解区分处理,再将该改进算法应用于求解约束优化问题。响应面法(response surface method, RSM)是逼近算法的一种,该方法可以得到逼近真实模型且满足精度要求的数学模型,故本文将其与蜂群算法结合应用于结构件的优化。

1 序列响应面—蜂群优化算法

结构优化问题可归结为如下的描述:在满足特定约束条件下,选取合适的设计变量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 使目标值 Y 达到最优。其数学模型为

$$\min Y = f(X) \quad (1)$$

满足约束条件:

$$g_j(X) \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

$$h_j(X) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$x_{iL} \leq x_i \leq x_{iH} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中, $g_j(X)$ 、 $h_j(X)$ 为关于设计点 X 的约束函数; l 、 m 为约束函数的个数; x_{iL} 、 x_{iH} 分别为变量 x_i 的下界和上界。

由响应面法求得的代理模型的精度直接影响结构优化所求结果的准确性,而构建代理模型的样本点是影响其精度的一个主要因素。随意选择的样本点会导致代理模型结果不精确,甚至构造不出代理模型,而试验设计(design of experiment, DOE)理论可以确定合适的样本点。因此,代理模型的构建一般包括4个过程:①选择一种DOE方法并系统地产生样本点;②选择一个代理模型来描述这些样本点数据;③装载数据,建立代理模型;④验证代理模型的精确性。本文采用均匀拉丁方法在整体设计空间布置样本点,并以此来构建代理模型,然后针对目标函数及约束条件构建响应面,再应用改进的蜂群算法求最优解。设计域 $(x_{iH} - x_{iL})$ 的大小对响应面代理模型的精度有很大的影响,通常是区域越小精度越高,因此,本文提出序列响应面的方法,通过先前求出的最优解更新参数域,进行循环迭代直至优化结果满足设计要求为止。整个方法的流程参见图1。

2 序列响应面法

响应面法是将试验设计与数理统计相结合用

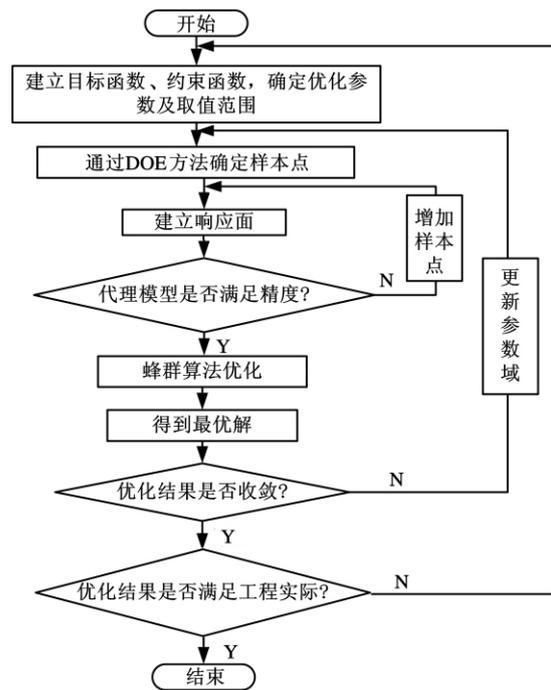


图1 优化过程流程图

于经验模型建立的方法,其基本思想是在试验测量、经验公式或数值分析的基础上,对设计空间子域内的一系列设计点进行连续的试验求值,然后构造测定值(目标和约束)的全局逼近。本文首先创建一定数量的样本设计点,并运行精确分析对设计进行预确定,然后构造近似响应面。

空间子域设计点 x 与响应 y 的函数关系为

$$y = f(x) + \epsilon = \sum_{i=1}^L \beta_i \varphi_i(x) + \epsilon \quad (5)$$

式中, $f(\cdot)$ 为目标或约束的近似函数,表示为响应面; ϵ 为综合误差项,含随机误差和建模误差。

采用四次多项式回归模型逼近实际响应 y 的近似函数:

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j x_j + \sum_{j=1}^n \beta_{jj} x_j^2 + \sum_{j,k(j < k)} \beta_{jk} x_j x_k + \sum_{j=1}^n \beta_{jjj} x_j^3 + \sum_{j=1}^n \beta_{jjjj} x_j^4 \quad (6)$$

低于四次的多项式回归模型只取式(6)中不大于对应次数项和的表达式,超过二次的回归模型忽略变量交叉的基函数以减小模型构造的计算量。显然, L 与设计空间维数 n 的关系取决于回归模型的形式。线性一次回归模型为 $L = n + 1$, 线性二次多项式回归模型为 $L = (n + 2)(n + 1)/2$, 线性三次多项式回归模型为 $L = (n + 2) \cdot (n + 1)/2 + n$, 线性四次多项式回归模型为 $L = (n + 2)(n + 1)/2 + 2n$ 。待定回归系数向量 $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L)^T$ 的无偏估计值 β^* 可采用最小二乘法求解, β^* 最终表达式为

$$\beta^* = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (7)$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & \cdots & x_n^{(1)} \\ 1 & x_1^{(2)} & x_2^{(2)} & \cdots & x_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_1^{(L)} & x_2^{(L)} & \cdots & x_n^{(L)} \end{bmatrix}$$

式中, y 为真实响应向量, 即 $y = (y_1, y_2, \dots, y_s)^T$ 。

要使回归系数向量 β^* 有解, 矩阵 X 的各行应线性独立, 且试验次数 S 不小于 L 。

序列响应面法 (sequential response surface method) 的基本思想是: 先使用线性代理模型初始建模以减少样本点数量, 而后不断引入新的样本点完善响应面模型, 更新模型至二次、三次甚至是四次多项式形式。通过第一步的线性代理模型确定优化的初始搜寻方向, 不断地更新设计域以提高代理模型的精确性, 直至得到最优设计点。 $k+1$ 步设计域中间值采用 k 步设计点优化结果 $x_i^{*(k)}$, 通过下式得到新的设计域:

$$\left. \begin{aligned} x_{iL}^{(k+1)} &= x_i^{*(k)} - 0.5\lambda^{(k+1)}(x_{iH}^{(k)} - x_{iL}^{(k)}) \\ x_{iH}^{(k+1)} &= x_i^{*(k)} + 0.5\lambda^{(k+1)}(x_{iH}^{(k)} - x_{iL}^{(k)}) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

$$\lambda^{(k+1)} = 0.5 + (2\gamma - 1) \frac{\left| \frac{x_i^{*(k)} - x_{iH}^{(k)} + x_{iL}^{(k)}}{2} \right|}{x_{iH}^{(k)} - x_{iL}^{(k)}}$$

其中, γ 在线性响应面时为 0.8, 其他情况时为 1.0。

3 改进蜂群算法

蜂群 (artificial bee colony, ABC) 算法是一种新型的元启发式仿生算法。算法中每个蜜蜂都可以看作为一个智能体 (agent), 通过蜂群个体间协同作用达到群体智能的效果。蜂群算法主要是模仿蜜蜂采蜜机理, 通过不同蜜蜂间的分工协作、角色转换两种机制寻找最好的解。蜂群产生群体智慧的模型包含三个基本的组成要素: 雇佣蜂 (employed bees)、跟随蜂 (onlooker bees) 和侦察蜂 (scout bees)。两种最为基本的行为模型: 为食物源招募蜜蜂和放弃某个食物源。在 ABC 算法中, 一个食物源对应一只雇佣蜂, 而雇佣蜂占蜂群总数的一半, 其余一半为跟随蜂。当雇佣蜂放弃食物源时, 它就变为侦察蜂搜寻新的食物源。

结构优化问题通常是有约束条件的, 通过改进蜂群 (modified artificial bee colony, MABC) 算法, 可以求解带约束条件的优化问题。不同食物源间的比较, ABC 采用贪婪选择法, 而 MABC 采用 Deb 约束处理方法, 该方法的三条基本原则是: ①与不满足约束条件的食物源相比, 满足约束条件的食物源更易被选择; ②两个满足约束条件的食物源相比较, 选择有更优目标值的食物源; ③

两个同时不满足约束条件的食物源相比较, 选择超出约束较小的食物源。通过此方法, 可以将可行解与非可行解分开处理, 将约束问题转化为非约束问题。

MABC 算法的具体步骤如下:

(1) 设定种群规模 (S 个食物源) 通过下式初始化各个食物源:

$$x_{ij} = x_{l_j} + (x_{H_j} - x_{l_j}) \text{rand}(0, 1) \quad (9)$$

$$i = 1, 2, \dots, S \quad j = 1, 2, \dots, n$$

(2) 循环求解。

第一, 更新食物源。每只雇佣蜂通过下式计算新的食物源位置:

$$v_{ij} = \begin{cases} x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) & R_j < MR \\ x_{ij} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, k 为位于 i 附近的随机值; ϕ_{ij} 为属于 $[-1, 1]$ 的随机数; R_j 为属于 $[0, 1]$ 的随机数; MR 为预先设定属于 $[0, 1]$ 的参数值。

若没有一个参数改变, 则通过下式更新食物源:

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (11)$$

应用 Deb 方法更新食物源, 若食物源无更新, 则将该食物源的无更新次数记录一次; 若有更新, 则记录清零。

第二, 通过下式计算跟随蜂选择食物源的概率值:

$$P_i = \begin{cases} 0.5 + \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^s fit_j} \times 0.5 & \text{方案可行} \\ (1 - \frac{vio_i}{\sum_{j=1}^s vio_j}) \times 0.5 & \text{方案不可行} \end{cases} \quad (12)$$

$$fit_i = \begin{cases} 1/(1 + f_i) & f_i \geq 0 \\ 1 + \text{abs}(f_i) & f_i < 0 \end{cases}$$

式中, f_i 为目标值; vio_i 为超出约束的罚值。

第三, 分配跟随蜂。该过程效仿上文计算新食物源位置的方法进行。采用 Deb 方法更新食物源, 若食物源无更新, 则将该食物源的无更新次数记录一次; 若有更新, 则记录清零。

第四, 产生侦察蜂。当循环次数是预先设定值的倍数时, 判断各雇佣蜂是否满足放弃食物源的条件, 即食物源无更新次数达到预定值。假定某个食物源连续经过预定值次循环之后没有得到改善, 表明这个解陷入局部最优, 那么这个位置就要被放弃, 与这个食物源相对应的雇佣蜂也转变为侦察蜂, 并通过式 (9) 随机产生一个新食物源。

第五, 记录最优解。

(3) 检查是否满足 MABC 算法的终止条件 (循环次数达到上限)。

4 应用实例

4.1 扭力臂形状优化设计问题描述

扭力臂是汽车结构件中一个典型零件,用于连接主动件与传动件,通常承受扭矩和压应力。结构初始设计:扭力臂的几何尺寸参见图 2。载荷:在小圆柱中心点处施加 $F_1 = 8\text{kN}$ 及 $F_2 = 4\text{kN}$ 。边界条件:大圆柱面的位移设为全固定。优化设计变量:图 2 中带有英文名称($\alpha, b_1, D_1, h, t_1, t_2$)的尺寸标注,设计变量的参数范围参见表 1。形状优化目标:在满足给定的应力约束($\sigma_{\max} = 200\text{MPa}$)和应变约束($D_{\max} = 1.5\text{mm}$)的前提下,使整个结构的质量达到最小。材料属性:所采用的材料是 S50C,其材料的力学性能参数见表 2。

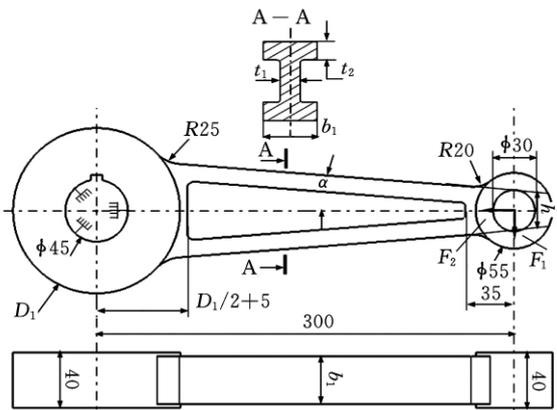


图 2 扭力臂原始设计

表 1 优化设计变量范围

设计变量	最小值	最大值	最优值 (MABC)	最优值 (梯度降)	最优值 (Nastran)
$\alpha(^{\circ})$	3.0	4.5	4.0	3.9	3.9
$b_1(\text{mm})$	25.0	35.0	25.0	25.0	25.0
$D_1(\text{mm})$	90.0	120.0	90.0	90.0	90.0
$h(\text{mm})$	20.0	30.0	23.8	24.8	25.0
$t_1(\text{mm})$	12.0	22.0	12.0	12.0	12.0
$t_2(\text{mm})$	8.0	15.0	8.0	8.1	8.0

表 2 材料力学性能参数

弹性模量	屈服强度	抗拉强度	延伸率 δ	泊松比	密度 ρ
$E(\text{GPa})$	$\sigma_s(\text{MPa})$	$\sigma_b(\text{MPa})$	(%)	ν	(kg/m^3)
206	375	630	14	0.28	7800

本文计算所用的电脑配置为:操作系统为 WindowsXP-SP3,CPU 为 Intel Pentium(R) IV 2.8GHz,内存为 2.00GB。

4.2 优化过程

采用响应面法求解代理模型分别去逼近扭力臂的体积、最大应变以及最大应力的真实模型。应用均匀拉丁方试验设计在设计空间生成所需样

本点。由于本实例采用序列响应面的方法逼近真实模型,所以先构建线性代理模型缩小设计域的范围,再加入新的样本点构建二次模型直至满足模型精度。构造的目标函数以及约束条件的最终二阶响应面模型如下:

(1)体积。

$$Y_{\text{vol}} = -38.677 + 8.2319\alpha + 7.6115 \times 10^{-1}b_1 + 4.9566 \times 10^{-1}D_1 + 4.2400 \times 10^{-1}h + 1.5562t_1 + 1.7534 \times 10^{-1}t_2 + 5.1160 \times 10^{-1}\alpha^2 + 7.4439 \times 10^{-3}b_1^2 + 3.3618 \times 10^{-2}D_1^2 + 1.0557 \times 10^{-2}h^2 + 6.5768 \times 10^{-3}t_1^2 + 8.4418 \times 10^{-3}t_2^2 + 9.8447 \times 10^{-2}\alpha b_1 - 1.2735 \times 10^{-1}\alpha D_1 + 1.0337 \times 10^{-1}\alpha h + 1.0008\alpha t_1 - 2.0257 \times 10^{-2}\alpha t_2 - 1.2141 \times 10^{-2}b_1 D_1 + 1.8211 \times 10^{-2}b_1 h - 1.5506 \times 10^{-2}b_1 t_1 + 4.2134 \times 10^{-1}b_1 t_2 - 1.4852 \times 10^{-2}D_1 h - 1.8173 \times 10^{-2}D_1 t_1 - 1.1277 \times 10^{-2}D_1 t_2 + 2.1411 \times 10^{-1}h t_1 + 2.5302 \times 10^{-1}h t_2 - 4.1384 \times 10^{-1}t_1 t_2$$

(2)应变。

$$Y_{\text{dis}} = 23.003 + 1.2793\alpha + 4.5385 \times 10^{-1}b_1 - 2.3140 \times 10^{-1}D_1 - 1.0830h + 2.6236 \times 10^{-1}t_1 - 1.2032t_2 + 1.9239 \times 10^{-1}\alpha^2 - 6.0277 \times 10^{-4}b_1^2 + 9.5819 \times 10^{-4}D_1^2 + 1.6464 \times 10^{-2}h^2 - 5.6763 \times 10^{-3}t_1^2 - 7.7534 \times 10^{-3}t_2^2 - 2.4563 \times 10^{-2}\alpha b_1 - 1.6525 \times 10^{-2}\alpha D_1 - 1.0568 \times 10^{-2}\alpha h - 1.8696 \times 10^{-2}\alpha t_1 + 8.4956 \times 10^{-3}\alpha t_2 - 1.7203 \times 10^{-3}b_1 D_1 - 1.1041 \times 10^{-2}b_1 h - 5.2942 \times 10^{-3}b_1 t_1 + 2.1683 \times 10^{-2}b_1 t_2 + 5.0369 \times 10^{-3}D_1 h + 9.4012 \times 10^{-5}D_1 t_1 + 7.5668 \times 10^{-4}D_1 t_2 - 2.1742 \times 10^{-3}h t_1 + 9.1426 \times 10^{-3}h t_2 + 1.8598 \times 10^{-2}t_1 t_2$$

(3)应力。

$$Y_{\text{Mis}} = 3065.9 - 232.76\alpha + 18.781b_1 - 21.876D_1 - 125.97h + 9.4059t_1 - 15.714t_2 + 26.257\alpha^2 + 5.6104 \times 10^{-3}b_1^2 + 3.4066 \times 10^{-2}D_1^2 + 1.8802h^2 + 3.0319 \times 10^{-1}t_1^2 - 7.0036 \times 10^{-1}t_2^2 - 2.8063\alpha b_1 + 3.3795 \times 10^{-1}\alpha D_1 + 7.8943\alpha h - 2.2254\alpha t_1 - 7.7704\alpha t_2 - 4.7009 \times 10^{-2}b_1 D_1 - 5.0414 \times 10^{-1}b_1 h - 4.8809 \times 10^{-1}b_1 t_1 + 1.6837b_1 t_2 + 4.5397D_1 h + 3.0997 \times 10^{-2}D_1 t_1 + 2.2643 \times 10^{-1}D_1 t_2 - 8.3331 \times 10^{-1}h t_1 - 1.7330h t_2 + 1.9495t_1 t_2$$

检验响应面模型的精度用 R-squared 误差公式计算,结果表明,各个响应面模型与实际值的误差比较小,三个响应面模型满足精度要求。响应面模型与 Kriging 模型相比较:①响应面模型求解效率高于 Kriging 模型, Kriging 模型精度优于响应面模型,但在工程应用方面,响应面模型精度能满足工程需要,且生成效率高;②响应面模型得到的代理模型是多项式,可应用任意数值优化方法求解最优解,而 Kriging 模型不具备这种优点。所以,本文采用响应面模型。

本实例中用于求解最优值的改进蜂群算法的

各参数为:种群规模 $S=40$;最大循环数为 6000;预定值为 100;预先设定值为 100; $MR=0.8$ 。为了增强蜂群算法的稳定性,选择不同的食物源进行 30 次计算。初次运行时,随机初始化 $S/2$ 个食物源后进行计算,而其他 29 次算法的初始化过程中,第一个食物源是上一次优化过程求得的最优解,其余 $S/2-1$ 个食物源则随机产生。由改进蜂群优化算法得到的最优解见表 1 第 4 列。表 1 第 5 列是采用广义梯度降算法求得的最优解,用于与 MABC 算法作比较,其最优设计的体积为 437.2cm^3 ,两种算法得到的结果十分接近,但 MABC 得到的结果优于广义梯度降算法。表 1 最后一列是采用 Nastran 静态优化分析得到的结果,该体积为 437.3cm^3 ,结果比较接近,但 Nastran 静态优化中近似算法采用的是泰勒级数展开算法,这是由于此算法拟合过程需要各阶导数值,因此对于非线性较强的问题拟合精度不高,没有本文提供的方法的应用性强。在解决数值优化的问题后,使用得到的设计变量最优值更新扭力臂模型,更新后的最优模型与初始设计模型比较见图 3。随即再进行一次有限元分析以验证最优值设计下最大应变、最大应力、体积与实际值的比较,可通过表 3 所呈现的数据得知,预期值与实际值间的误差很小。

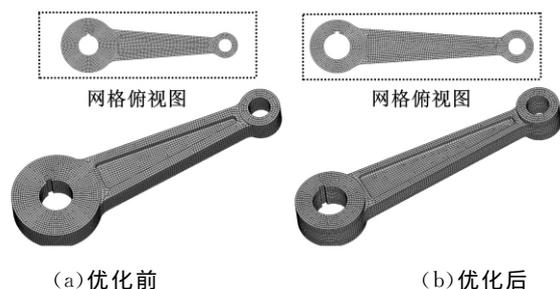


图 3 优化前后网格对比图

表 3 预期值与实际值比较

响应类型	预期值	实际值	相对误差(%)
最大应变(mm)	1.5	1.45	3.45
最大应力(MPa)	200.0	197.4	1.32
体积(cm^3)	436.8	435.1	0.39

由以上实例可以看出,将序列响应面法与改进蜂群算法相结合而应用于结构优化设计是可行的,操作起来简单方便,因此有着很好的应用前景。

5 结束语

将 CAD 与 CAE 结合的结构优化技术可以缩短产品的研发周期、降低成本。本文提出了一种将响应面技术与蜂群算法相结合应用于结构优化的方法。通过响应面技术得到目标函数和约束

函数明确的数学表达式,运用改进蜂群算法求解带约束的数值优化问题,得到模型的最优设计。通过实验分析可知,该方法满足精度要求,可以应用到实际生产中。

参考文献:

- [1] Park H S, Dang X P. Structural Optimization Based on CAD - CAE Integration and Metamodeling Techniques[J]. Computer - Aided Design, 2010, 42(1): 889-902.
- [2] Dai L, Guan Z Q, Chen B S, et al. An Open Platform of Shape Design Optimization for Shell Structure [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2008, 35(2): 609-622.
- [3] Oudjene M, Ayed L B, Delamézière A, et al. Shape Optimization of Clinching Tools Using the Response Surface Methodology with Moving Least - square Approximation[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2009, 208(1): 289-296.
- [4] Karaboga D, Basturk D. On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(5): 687-697.
- [5] Karaboga D, Akay B. A Modified Artificial Bee Colony(ABC) Algorithm for Constrained Optimization Problems[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(4): 3021-3031.
- [6] 康飞,李俊杰,许青,等.改进人工蜂群算法及其在反演分析中的应用[J].水电能源科学, 2009, 27:126-129.
Kang Fei, Li Junjie, Xu Qing, et al. Improved Artificial Bee Colony Algorithm and Its Application in Back Analysis [J]. Water Resources and Power, 2009, 27: 126-129.
- [7] 胡中华,赵敏.基于人工蜂群算法的机器人路径规划[J].电焊机, 2009, 39(4): 93-96.
Hu Zhonghua, Zhao Min. Research on Robot Path Planning Based on ABC Algorithm [J]. Electric Welding Machine, 2009, 39: 93-96.
- [8] Sonmez M. Artificial Bee Colony Algorithm for Optimization of Truss Structures [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 2406-2418.
- [9] Koziel S, Michalewicz Z. Evolutionary Algorithms, Homomorphous Mappings, and Constrained Parameter Optimization [J]. Evolutionary Computation, 1999, 7(1): 19-44.

(编辑 郭伟)

作者简介:陈黎明,男,1987年生。南京航空航天大学机电学院硕士研究生。主要研究方向为 CAD/CAM/CAE。陈文亮,男,1966年生。南京航空航天大学机电学院教授、博士研究生导师。