

注塑成型工艺多目标稳健设计及优化算法

黄风立^{1,2}, 林建平¹, 钟美鹏², 许锦泓²

(1. 同济大学 机械工程学院, 上海 201804; 2. 嘉兴学院 机电工程学院, 浙江 嘉兴 314001)

摘要: 在注塑成型过程单目标稳健设计的基础上, 提出了成型质量特性均值及标准差的双目标稳健设计模型以及成型多质量特性的多目标稳健设计模型, 提出了基于 Pareto 最优的混合交叉变异的多目标蚁群算法. 在结合实例的研究中, 针对某遥控器上下盖的注塑成型工艺参数设置分别建立了翘曲量均值及标准差的双目标稳健设计模型和最大翘曲量及最大体积收缩率的多目标稳健设计模型, 再利用混合交叉变异的多目标蚁群算法进行求解, 求解结果与 non-dominated sorting genetic algorithms II (NSGA II) 算法比较, 得出部分算法性能指标优于 NSGA II 算法. 利用多目标稳健优化得到的工艺参数进行实际注塑成型, 得到的塑件制品成型质量好并且波动较小.

关键词: 注塑成型; 多目标稳健设计; 蚁群算法; Pareto 最优

中图分类号: TQ 320.66

文献标识码: A

Multi-objective Robust Design and Optimum Algorithm in Injection Molding Processing

HUANG Fengli^{1,2}, LIN Jianping¹, ZHONG Meipeng², XU Jinhong²

(1. College of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Jiaying University, Jiaying 314001, China)

Abstract: Based on the single objective robust design of injection molding process, the paper presents the bi-objective robust design model based on the mean and standard deviation of the molding quality, the multi-objective robust design model with the multi quality features and the multi-objective ant colonies algorithm with crossover and mutation based on Pareto optimization. Aimed at the craft parameters of plastic injection for the top and down shell of remote controller, both the model of bi-objective robust design based on the mean and standard deviation of warpage quantity, and the model of

multi-objective robust design based on the maximum warpage quantity and the maximum volume shrinkage are established with an example. With the multi-objective ant colonies algorithm of crossover and mutation, the models are solved. The result shows that the partial performance of algorithm is superior to that of non-dominated sorting genetic algorithms II (NSGA II). The actual plastic injection was done by means of the parameters obtained by multi objections robust optimization. The quality of plastic parts was high, and the fluctuation was small.

Key words: plastic injection; multi-objective robust design; ant colonies algorithm; Pareto optimization

目前多目标稳健设计的研究较多并且在众多领域得到了广泛的运用. Chen 等于 2000 年提出了基于物理规划的方法求解多目标稳健优化设计的有效解问题^[1]. Du 和 Chen 比较了随机模型法和容差模型法后, 提出了 MPP (most probable point) 方法^[2-3]. Chen 等^[4] 利用集成 Kano 模型的多目标稳健优化方法优化多标准质量特性的顾客满意度, 并实现了对手机外观造型的优化设计. 文献^[5] 运用灰色理论中的关联分析法选取粒子群算法中的全局极值和个体极值, 提出了灰色粒子群算法求解可靠性稳健优化设计问题. 谢延敏等^[6] 提出了基于 Kriging 模型和灰色关联分析的多目标稳健优化设计方法.

但在已有的研究中, 对注塑成型过程的多目标稳健优化设计研究较少, 文献^[7] 等提出了基于关联度及蚁群优化算法的单目标注塑成型过程的稳健设计方法. 显然单目标稳健设计需要设计者在建模时就协调质量特性均值与质量特性标准差的关系, 其优化结果仅能获得一个稳健设计解. 从设计者的角度考虑, 从一系列优化解集中选择一个最优解进行

收稿日期: 2009-10-10

基金项目: 浙江省教育科研计划(Y200805365, Y200909445); 嘉兴市科技计划(2009AY2004)

第一作者: 黄风立(1976—), 男, 博士生, 主要研究方向为材料成形及模具设计. E-mail: windon416@163.com

通讯作者: 林建平(1958—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为材料成形. E-mail: jplin58@tongji.edu.cn

决策更符合人的思维习惯. 由此, 可考虑将质量特性均值及标准分别作为目标函数, 建立双目标的稳健设计模型, 再基于 Pareto 最优进行求解. 另外对于实际的注塑成型过程, 有时必须要考虑多个质量特性指标在给定区域上均尽可能最优的多目标稳健设计问题. 因此, 针对以上问题, 笔者提出注塑成型过程的多目标稳健设计模型及基于 Pareto 最优的蚁群算法求解方法.

1 Kriging 近似模型

一般来说, Kriging 模型包含 2 部分: 多项式和随机分布. 具体模型为

$$y(\mathbf{x}) = F(\beta, \mathbf{x}) + z(\mathbf{x}) = f^T(\mathbf{x})\beta + z(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中: $F(\beta, \mathbf{x})$ 为拟合的多项式项, β 为回归系数, \mathbf{x} 为设计变量矩阵; $z(\mathbf{x})$ 为随机项; $f(\mathbf{x})$ 为变量 \mathbf{x} 的多项式, 类似于响应面法中的多项式形式. 在设计空间中, $f(\mathbf{x})$ 提供模拟的全局近似, 即 $y(\mathbf{x})$ 的数学期望, 而 $z(\mathbf{x})$ 提供模拟局部偏差的近似, 即 $y(\mathbf{x})$ 的局部变化. 通常情况下, $f(\mathbf{x})$ 可以取为固定的参数, 这并不会影响模拟的精度, 也就是说它的形式对精度不起决定性作用. $z(\mathbf{x})$ 服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$, 其协方差非零, 即 $z(\mathbf{x})$ 不独立, 但同分布. 随机分布 $z(\mathbf{x})$ 的存在是 Kriging 与 RSM(response surface method) 的最主要的不同点.

2 注塑成型多目标稳健设计建模

2.1 质量特性均值及标准差的双目标稳健设计模型

在单目标稳健优化中, 建模时就将质量特性均值和标准差聚合成一个目标函数, 该方法只能获得一个稳健设计解, 得到的解通常也同时包含了质量特性的均值和标准差信息. 对于某一质量特性, 基于 Pareto 最优的多目标稳健设计, 能同时优化质量特性均值和标准差这 2 个目标, 并且最优结果是一系列的可行解, 解集是多个质量特性均值和标准差组成的集合. 设计者可以根据对问题的了解程度, 从最优解集中挑选一个或一部分作为待求解问题的最优解, 形成最后的决策方案. 由此, 可建立如式(1)的双目标稳健设计模型:

$$\begin{aligned} \min & \mu(y(\mathbf{x}, \mathbf{z})) \\ \min & \sigma(y(\mathbf{x}, \mathbf{z})) \\ \text{s. t.} & \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{cases} g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}) + \Delta g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \leq 0 & j = 1, 2, \dots, J \\ \text{或 } g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}) + m_{gj}\sigma_{gj} \leq 0 \\ h_l(\mathbf{x}) = 0 & l = 1, 2, \dots, L \\ \mathbf{x}_L + \Delta \mathbf{x} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_U - \Delta \mathbf{x} \end{cases}$$

式中: $\mu(y)$ 为成型质量特性均值, y 是设计响应; $\sigma(y)$ 为由噪声因素引起的成型质量标准差; \mathbf{z} 是噪声因素变量矩阵; $g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z})$ 和 $h_l(\mathbf{x})$ 为注塑成型过程的约束条件; m_{gj} 为约束条件的 sigma 水平数; σ_{gj} 为约束条件值的标准差; \mathbf{x}_L 和 \mathbf{x}_U 分别为设计变量 \mathbf{x} 的下限和上限.

2.2 注塑成型多质量特性的多目标稳健设计模型

在注塑成型过程中, 塑件制品容易产生翘曲、凹痕、气穴、熔接痕及短射等缺陷, 因此, 在注塑成型过程稳健设计中应考虑多个质量指标, 建立多个质量特性的多目标稳健设计模型. 对于某一特定的成型质量指标, 其成型质量也受到塑料物性参数、工艺参数及模具参数波动的影响. 通过文献[7]的分析可以得到, 工艺参数波动对大部分成型质量指标波动的影响远小于塑料物性参数波动的影响. 因此, 在注塑成型多质量特性的多目标稳健设计中, 主要考虑物性参数波动对成型质量指标的影响. 另外, 根据质量工程的要求, 设成型质量指标要求达到 6sigma, 则可定义成型质量指标的目标函数 F 如下式所示:

$$F = \mu(y) + 6\sigma(y) \quad (3)$$

由此, 可建立多目标的稳健设计模型如下:

$$\begin{aligned} \max & \mu(y_i(\mathbf{x}, \mathbf{z})) + 6\sigma(y_i(\mathbf{x}, \mathbf{z})) \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \text{s. t.} & \end{aligned}$$

$$\begin{cases} g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}) + \Delta g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \leq 0 & j = 1, 2, \dots, J \\ \text{或 } g_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}) + m_{gj}\sigma_{gj} \leq 0 \\ h_l(\mathbf{x}) = 0 & l = 1, 2, \dots, L \\ \mathbf{x}_L + \Delta \mathbf{x} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_U - \Delta \mathbf{x} \end{cases} \quad (4)$$

3 混合交叉变异的多目标蚁群算法

由于多目标优化问题解的多样性, 不仅要求所得的解能够收敛到 Pareto 前沿, 而且还需保持群体的多样性. 在利用蚁群算法求解时, 蚂蚁之间的信息素正反馈交流方式使所求解倾向于集中在解空间内的某一区域, 从而不利于保持群体多样性. 因此, 利用蚁群算法来求解 Pareto 优化问题的相关研究较少. 已有的研究主要是在信息素的交流方式上尽量考虑群体的多样性, 但是在实际的算例仿真上往往还有一定的限制. 而遗传算法具有高效全局寻优能

力,能较好地保持群体的多样性.因此,在多目标的蚁群算法中混入交叉变异操作将能改善现有的多目标蚁群算法的性能.算法具体思路如下.

首先定义多目标蚁群算法的信息素更新方法.蚂蚁在寻优过程中,除了受到 Pareto 支配关系的影响外,还受到非支配关系的稀疏性的影响,蚂蚁在二者的共同作用下完成寻优任务^[8].

其次定义交叉变异操作.进行交叉变异操作的父代主要是由 2 部分组成,少部分是由锦标赛选择的蚂蚁(或精英保留的蚂蚁)组成,大部分是由按状态转移概率构建的蚂蚁,父代组成的比例也可根据具体问题进行调整.由于蚂蚁操作采用离散编码方式,但是在蚂蚁编码时也保存有实数解,因此,交叉和变异操作采用实数形式或离散编码方式均可.

混合交叉变异的多目标蚁群算法的具体实现步骤如下:①随机生成规模为 N 的初始蚁群 P ,计算 P 中每只蚂蚁的目标函数值 $f_i(x)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 以及约束函数值 e_j , $j = 1, 2, \dots, J$.②对蚁群构造非支配集,得到 P .③随机产生一个 $[0, 1]$ 范围内的随机数 p ,将它与参数 p_0 比较.当 $p \leq p_0$ 时,采用基于 Pareto 支配关系的信息素增强策略,当 $p > p_0$ 时,则采用非支配解稀疏性的信息素增强计算状态转移概率.④设置迭代次数 $N_c = 0$.⑤利用锦标赛法进行选择.⑥根据状态转移概率,更新蚁群,计算更新蚁群中每只蚂蚁的目标函数值 $f_i(x)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 以及约束函数值.⑦将锦标赛选择的蚁群和状态转移概率更新的蚁群组合成新的蚁群.⑧对新的蚁群构造非支配集,得到 P_1 .⑨与步骤③相同.⑩对新的蚁群进行交叉变异操作,得到 P_2 .⑪将 P, P_1, P_2 进行合并.⑫对合并后的集合构造非支配解.⑬对上一步操作的集合进行更新操作,得到新的蚁群 P .⑭ $N_c = N_c + 1$,如果 $N_c < N_{\max}$,则跳转到步骤④,其中 N_{\max} 为迭代设定的最大代数;否则,算法结束.在步骤⑤中,也可采用类似精英蚂蚁保留的策略.

4 实例研究

某遥控器上下盖的壁厚为 1.5 mm,长宽方向的尺寸为 115 mm × 35 mm.采用一模两腔的方式进行模具设计,2 个型腔的间隔为 25 mm,进浇点为中间靠前,冷却系统布置方案为上下各布置 2 个直径为 10 mm 的冷却水路.主流道采用直接在上模板开孔方式,直径为 6 mm;分流道采用圆形截面,直径为 7 mm;浇口采用侧浇口的形式,长度为 3 mm,小端直

径为 2 mm.制造的注塑模具如图 1.

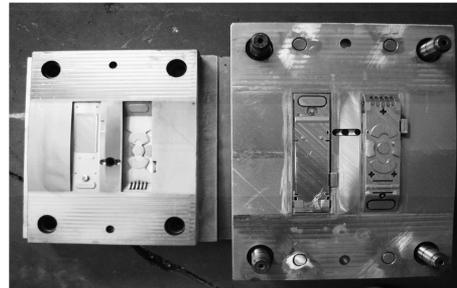


图 1 注塑模具

Fig.1 Injection mold

注塑成型的材料选用聚丙烯,注塑成型工艺参数的正交实验因素水平如表 1 所示.根据表 1 中实验因素的水平,利用 $L_{27}(3^5)$ 正交试验表设置工艺参数,在 MoldFlow 软件中进行模拟.

表 1 正交实验因素的水平

Tab.1 Factor level of orthogonal experiments

水平	模具温度/℃	熔体温度/℃	注射时间/s	保压压力/MPa	保压时间/s
1	20	220	1.0	50	6
2	40	240	1.5	65	8
3	60	260	2.0	80	10

4.1 最大翘曲量均值与标准差的双目标稳健优化

对注塑成型的工艺参数利用级差分析法进行筛选可知保压时间和模具温度对最大翘曲量指标影响较大,其他 3 个因素的影响较小.因此,将选取保压时间和模具温度为设计变量,熔体温度、注塑时间和保压压力取正交实验的最优值,分别为 220 °C, 2 s 和 50 MPa.利用 Plackett-Burman 实验对噪声因素进行筛选,选用 12 次试验,安排 6 个塑料物性参数进行实验,其中工艺参数选择正交实验最优的参数值,利用 MoldFlow 软件进行模拟.利用级差分析法,得出塑料物性参数的转化温度和流变指数为主要的噪声因素.

采用田口实验设计,将可控因素以均匀正交实验表($UL_{16}(4^5)$)安排在田口实验设计的内表,噪声因素以混合水平均匀设计表($UL_9(3^4)$)安排在田口实验设计的外表,通过 144 次模拟计算可获得设计的响应.利用 Kriging 模型进行拟合最大翘曲量质量特性,用 non-dominated sorting genetic algorithms II (NSGA II) 对该问题进行求解,采用实数编码的方式,设置种群的数目为 50,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,迭代次数为 200,更新种群的数目为

100,求得的 Pareto 最优如图 2 所示.

利用混合交叉变异的多目标蚁群算法进行求解,参数设置如下:蚁群数为 50,迭代次数为 200,挥发系数为 0.95, $p_0 = 0.6$, $\alpha = 0.2$, $\tau_{\min} = 0.1$, $\tau_{\max} =$

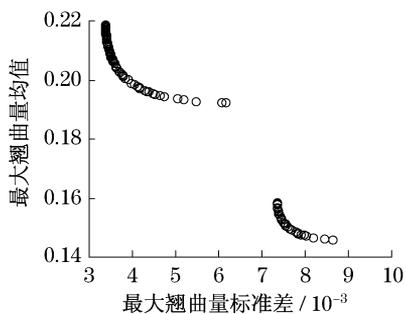


图 2 NSGA II 计算得到的 Pareto 最优
Fig.2 Pareto optimum results calculated by NSGA II

从图 3 可见,当更新的蚁群个数为 100 时,基于交叉变异的蚁群混合算法在锦标赛选择蚁群数目为零时,Pareto 解个数为 71,锦标赛选择蚁群数目为 10 时,Pareto 解的个数为 100.采用基于交叉变异的蚁群混合算法得到的 Pareto 解前沿的形状与之类似,且 Pareto 解的左端显著不同于 NSGA II 求解的结果,其最大翘曲量均值目标最大小于 0.18 mm.左端的解均是在保压时间极为接近 10s 或者直接取 10 s 且模具温度较为接近 60 °C 时取得.而 NSGA II 搜索不到设计变量接近端点或直接取端点的解,表明基于交叉变异的多目标蚁群算法的局部寻优能力在该问题上优于 NSGA II 的算法.

对以上 2 种算法得到的解的质量进行评价.设 NSGA II 得到的解集为 A ,基于交叉变异的蚁群混合算法得到的 Pareto 解集分别为 B_1 和 B_2 ,即分别对应锦标赛选择的蚁群数目为零和 10 的情况.

评价与 Pareto 最优前端的距离^[9].利用 A 和 B_1 得到解集 C_1 共有 82 个非支配解,其中利用 NSGA II 得到的是 29 个,利用混合交叉变异的多目标蚁群算法得到的是 53 个,设 Q 为解集距最优前端的距离,即可得 $Q(A) = 0.3537$, $Q(B_1) = 0.6463$.同理可得 A 和 B_2 得到解集 C_2 共有 103 个非支配解,其中 $Q(A) = 0.2039$, $Q(B_2) = 0.7961$.可见在该项指标上,混合交叉变异的多目标蚁群算法明显优于 NSGA II.

利用均匀分布指标来评价解的分布性能^[10].将目标函数值采用归一化处理(同除以最大翘曲量均值和标准差的最大值),定义小生境半径 σ_{share} 为 0.2,设 U_D 为均匀分布指标,可计算得到 $U_D(A) =$

0.6,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,步骤③中更新蚁群的数目为 100,其中锦标赛选择蚁群个数为分别为 0,10,由状态转移概率更新的蚁群个数分别为 50,40,计算得到的 Pareto 最优如图 3.

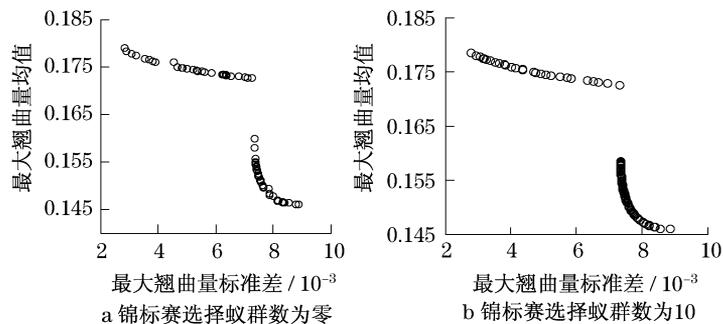


图 3 交叉变异的蚁群算法得到的 Pareto 最优
Fig.3 Pareto optimum results calculated by ant colonies algorithm with crossover and mutation

0.0570, $U_D(B_1) = 0.0953$, $U_D(B_2) = 0.0565$.可见在均匀分布性能上,除了锦标赛选择蚁群数目为零的交叉变异蚁群算法外,其他情况相差不大.

计算解的前端范围来评价解的散布范围性能^[11].设 F_S 为散布范围性能指标,则计算得到 $F_S(A) = 0.3067$, $F_S(B_1) = 0.3032$, $F_S(B_2) = 0.3050$.可见在前端范围性能指标上,2 种算法的性能指标相差不大.

从上述实例可得,基于交叉变异的多目标蚁群算法具有较好的算法性能.分析该算法的构造可得:①在多目标蚁群算法中,混合了交叉变异操作,可利用交叉变异操作的全局寻优能力来更好地保持解的多样性.②基于状态转移概率更新的蚁群是利用蚁群算法的正反馈机制,有助于增强算法的局部寻优能力.③在蚁群的更新时加入锦标赛选择或者精英保留策略,有助于保留上一代得到的 Pareto 最优解.

4.2 最大翘曲量与最大体积收缩率的多质量特性稳健优化

在注塑成型过程中,由于熔体温度和模具温度之间存在差异,将导致聚合物熔体收缩.体积收缩率过高(high volumetric shrinkage)往往会引起凹痕、临界尺寸过小、翘曲和制件内部出现空隙等现象.因此,在注塑成型过程中,也应该降低注塑成型过程中的体积收缩率.在此,选择最大体积收缩率和最大翘曲量为注塑成型过程的质量特性指标,仍以遥控器的注塑成型工艺为例.同样,首先需对注塑成型的工艺参数以及噪声因素进行筛选,为讨论问题的方便,在筛选过程中,主要考虑最大翘曲量指标,将得到设

计变量与噪声因素同上所述.然后利用 Kriging 模型进行拟合.

利用混合交叉变异的多目标蚁群算法进行求解,参数如下:蚁群数为 50,迭代次数为 200,挥发系数为 0.95,参数 $p_0 = 0.6$,信息素常数 $\alpha = 0.2$,最小残留信息素 $\tau_{\min} = 0.1$,最大残留信息素 $\tau_{\max} = 0.6$,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1,步骤⑬中更新蚁群的数目为 100,其中锦标赛选择蚁群个数 10,求解后得到的 Pareto 最优如图 4 所示.

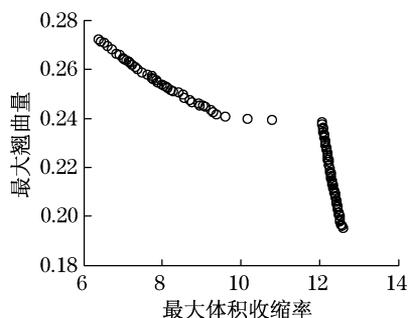


图4 利用交叉变异的蚁群混合算法得到的 Pareto 最优
Fig.4 Pareto optimum results calculated by ant colonies algorithm with crossover and mutation

求解得到 Pareto 解的个数为 100, Pareto 前沿右端的设计变量取值为工艺参数的上限值,与最大翘曲量及均值的双目标优化的左端取值基本一致.进一步表明了该算法有较强的局部搜索能力,另外整个解集的保压压力取值均较接近右端点 10 s 的取值.由此,选取最大翘曲量均值及标准差稳健优化 Pareto 前沿左端的解,即最大翘曲量与最大体积收缩率多质量特性稳健优化 Pareto 前沿右端的解,利用 MoldFlow 软件进行模拟,模拟结果与优化结果的误差较小.利用该注塑成型工艺参数及推荐的注塑成型工艺参数进行实际的注塑成型实验,在成型参数稳定后,分别注塑 15 件制品,采用 Discover II 型三坐标测量机测量成型后的尺寸,发行利用稳健优化后的工艺参数注塑的上下盖配合尺寸公差的平均值减少了大约 20%,并且尺寸波动也较少.

5 结论

(1) 提出了基于质量特性均值及标准差的双目标稳健设计模型和基于多质量特性的多目标稳健设计模型,并针对某遥控器的注塑成型工艺参数进行了多目标稳健优化设计,经实例验证,提出的多目标

稳健设计方法具有较好的工程实际意义.

(2) 与单目标的稳健优化比较,提出的基于质量特性均值及标准差的双目标稳健优化模型通过求解 Pareto 前沿,再从 Pareto 解集中选择一部分解进行决策,实际上是一种后决策技术.后决策技术更有利于设计者进行决策.而单目标的稳健优化模型,在建模时就利用质量损失函数等方法将质量特性均值与标准差进行聚集.

(3) 提出的多质量特性的多目标稳健设计模型,对于某一质量特性指标,是通过质量工程的 6sigma 原则,把质量特性的均值和标准差进行聚合.实际上,不对质量特性均值和标准差进行聚合,直接分别构成相应的分目标函数也是多质量特性的一种建模方式.当然,也可以采用其他的建模方法.

(4) 提出了混合交叉变异的多目标蚁群算法,在实例中的求解表明,该方法有效地利用了蚁群算法的正反馈机理,具有较好的局部搜索能力,同时混合了交叉变异操作,也使得该算法同时具有较好的全局搜索能力,能保持解的多样性.在本文的实例中,部分算法性能指标优于 NSGAI 方法.

参考文献:

- [1] Chen W, Sahai A, Messac A, et al. Exploration of effectiveness of physical programming in robust design[J]. ASME Journal of Mechanical Design, 2000, 122(1): 155.
- [2] Du X P, Chen W. Efficient uncertainty analysis methods for multi-disciplinary robust design [J]. AIAA Journal, 2002, 40(3): 545.
- [3] Chen W. Quality utility a compromise programming approach to robust design[J]. ASME Journal of Mechanical Design, 1999, 121(1): 179.
- [4] CHEN Chunchih, CHUANG Mingchuen. Integrating the Kano model into a robust design approach to enhance customer satisfaction with product design [J]. Int J Production Economics, 2008, 2: 1.
- [5] 刘仁云, 张义民, 刘巧伶. 基于多目标优化策略的结构可靠性稳健设计[J]. 应用力学学报, 2007, 24(1): 267.
LIU Renyun, ZHANG Yimin, LIU Qiaoling. Structural robust reliability design for multi-objective optimization [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2007, 25(1): 267.
- [6] 谢延敏, 于沪平, 陈军, 等. 基于灰色系统理论的方盒件拉深稳健设计[J]. 机械工程学报, 2007, 43(3): 54.
XIE Yanmin, YU Huping, CHEN Jun, et al. Application of grey theory in deep drawing robust design[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(3): 54.

(下转第 298 页)