

多目标优化在车门轻量化设计中的应用

高云凯¹, 申振宇¹, 冯兆玄¹, 李应军²

(1. 同济大学汽车学院, 上海市地面交通工具空气动力学、热力学重点实验室, 上海 201804; 2. 上汽商用车技术中心, 上海 200438)

摘要: 为提高车门刚度并考虑轻量化的要求, 提出以拼焊板车门下沉刚度和质量为优化目标, 基于车门下沉刚度和窗框刚度两种工况, 采用最优拉丁方试验设计方法进行样本数据设计, 使用 kriging 模型拟合下沉刚度、窗框刚度、塑性变形量响应的近似模型, 使用响应面模型拟合质量的近似模型。利用 NSGA-II 遗传算法进行寻优, 得到车门质量和下沉刚度的 pareto 优化解集, 并对优化解进行验证, 最终得到理想的优化结果。

关键词: 车门刚度; 轻量化; 塑性变形; 多目标优化

中图分类号: U463. 83

文献标志码: A

Application of Multi-objective Optimization in Vehicle Door Lightweight

GAO Yunkai¹, SHEN Zhenyu¹, FENG Zhaoxuan¹, LI Yingjun²

(1. School of Automotive Studies, Shanghai Key Lab of Vehicle Aerodynamics and Vehicle Thermal Management Systems, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Commercial Vehicle Technical Center of SAICMOTOR, Shanghai 200438, China)

Abstract: In order to improve the door stiffness and simultaneously achieve the lightweight goal, the sinking rigidity and mass of the tailed-weld bank door were proposed as optimization objectives based on the door sinking stiffness conditions and window frame stiffness conditions, sampling points were obtained by using optimal latin hypercube, and the approximated system, including the door sinking stiffness, window frame stiffness and plastic deformation, was constructed by kriging model while the mass was fitted by response surface model. Nondominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II) genetic algorithm was used for multi-objective optimization, a pareto optimal solution set is gained, to verify this optimization solution, and eventually get the ideal optimization results.

Key words: vehicle door stiffness; lightweight; plastic

deformation; multi-objective optimization

安全、节能和环保是现在汽车工业发展的三大主题, 轻量化作为实现这些目标的重要手段已经成为国内外研究的热点。其中, 关于车门的设计是汽车轻量化研究的重要内容。对车门进行多目标优化能很好地解决车门系统的各项性能与轻量化之间的矛盾。方剑光^[1]和周会锋^[2]等运用多目标优化设计理论和试验设计(DOE)分析方法, 综合考虑白车身的多项性能设计指标, 进行了多变量多目标的轻量化设计方法研究, 达到了预期效果。卢放^[3]使用自适应模拟退火算法, 以车身轻量化为目标, 包含刚度、模态、碰撞性能的约束, 对白车身进行了多学科多目标优化设计。胡朝辉等^[4]采用了移动最小二乘响应面方法结合连续二次规划优化方法对拼焊板内板门系统进行了优化, 在提高刚度、强度和侧碰性能的同时, 达到轻量化的目的。方柘林等^[5]同时考虑了车门结构多响应的最优性和响应对可控因子波动的稳健性问题, 最终优化得到在车门质量不增加的情况下, 各个响应的最优性和车门结构整体稳健性都有所提高。

上述基于车门和白车身的多目标优化主要考虑的是刚度、质量、碰撞性能等指标, 而从车门刚度实验中可以看出, 在下沉力的作用下, 车门发生塑性变形后, 车门与侧围之间会产生很大间隙, 进而出现装配偏差, 严重时会导致车门与门槛梁之间发生干涉, 无法关门。所以塑性变形对评价车门刚度性能有重要参考价值。

本文考虑了下沉刚度中塑性变形的影响, 基于车门的下沉刚度和窗框刚度两种工况, 以轻量化和下沉刚度最大化为目标, 使用响应面模型拟合质量响应的近似模型, 使用 kriging 模型下沉刚度、窗框

收稿日期: 2016-04-07

基金项目: 国家自然科学基金(No. 51575399)

第一作者: 高云凯(1963—), 男, 工学博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为车身结构及其轻量化。E-mail: gaoyunkai@tongji.edu.cn

通讯作者: 申振宇(1995—), 男, 硕士生, 主要研究方向为车身结构优化设计。E-mail: shenzhenyu306@163.com

刚度、塑性变形量响应的近似模型,采用非支配排序遗传算法(nondominated sorting genetic algorithm, NSGA)NSGA-II 遗传算法进行寻优,得到车门质量和下沉刚度的 pareto 优化解集前沿^[6],并对优化解进行验证。

1 最优拉丁方试验设计

最优拉丁方试验是改进的拉丁方试验,它是随机生成均匀分布样本点的试验设计,2 因素 9 水平的优化拉丁方矩阵如图 1 所示,9 个样本点覆盖了每个因子的 9 个水平,且在空间均匀分布,弥补了拉丁方试验由于缺少样本点,使得在某些设计区域内不能有效提取设计空间特征的缺点,因此最优拉丁方最有可能给出给定空间的真实响应^[1]。本文取 50 个样本点,用最优拉丁方生成 7×50 试验设计矩阵。

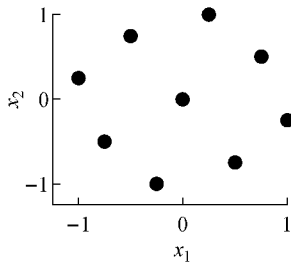


图 1 最优拉丁方试验设计

Fig. 1 Optimal Latin hypercube experimental design

2 近似模型

2.1 Kriging 模型

Kriging 模型是空间插值模型,由多项式响应面近似模型和局部偏差结合而成^[7]:

$$y(x) = f(x) + Z(x) \quad (1)$$

式中: $y(x)$ 为待拟合的响应函数; $f(x)$ 为多项式响应面模型,一般被看作常数,提供设计空间的全局近似模型; $Z(x)$ 为期望为零,方差为 σ^2 的协方差。 $Z(x)$ 的协方差矩阵为:

$$\text{Cov}[Z(x_i), Z(x_j)] = \sigma^2 \mathbf{R}(x_i, x_j) \quad (2)$$

式中, \mathbf{R} 为相关矩阵,选择高斯相关函数:

$$\mathbf{R}(x_i, x_j) = \exp\left(\sum_{k=1}^{n_s} \theta_k |x_{i,k} - x_{j,k}|^2\right) \quad (3)$$

式中: θ_k 是未知相关系数; $x_{i,k}$ 和 $x_{j,k}$ 分别是样本点 x_i, x_j 的第 k 个元素。在 k 维优化问题中确定 θ_k 的最大似然估计用于拟合 kriging 模型。

2.2 多项式响应面模型

多项式响应面是一种数理统计技术,利用回归分析和方差分析决定设计变量和响应间的关系。多项式响应面模型是回归模型,它主要通过样本点的输入变量和输出响应之间的关系得到设计空间的数学表达式。它构造简单,可以根据较少的样本点个数,得到比较精确的逼近函数关系式,可减少生成模型的计算时间,但拟合一些复杂的非线性设计问题的精度较低^[8]。在多项式响应面模型拟合中,待拟合的响应函数可以是一至四阶多项式。本文研究中使用的线性响应面模型如式(4)所示:

$$\hat{y}(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad (4)$$

式中: β 为未知系数; k 为设计变量个数;系数 β_0, β_i 由最小二乘法确定。试验设计的样本点个数不应少于多项式系数的个数。

3 非支配排序遗传算法(NSGA-II)

NSGA-II 算法是 Srinivas 和 Deb 于 2000 年在 NSGA 算法的基础上提出的一种多目标遗传算法,是 NSGA 算法的改进版。它的算法机理是^[9]:首先,随机生成父代种群,然后对种群进行快速非胜出排序,根据每个非支配解的分级水平为其指定适应值。然后进行选择、复制和变异操作生成子代种群,利用精英策略混合父代和子代构造出新的种群,并重复循环。NSGA-II 算法扩大了采样空间,运算速度快,保持了种群的多样性,是目前最流行的多目标进化算法之一。

4 车门有限元仿真

4.1 有限元模型的建立

在 Hypermesh 中建立车门有限元模型,采用 acm 单元模拟点焊,利用 adhesive 单元模拟粘胶,螺栓连接方式通过 rbe2 单元来模拟。整个模型共有 62 893 个单元,节点数量为 68 835 个,单元尺寸为 $8 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$,各个板件采用壳单元进行模拟。整个车门包括 19 个主要零件,车门总质量为 18.39 kg。

(1)车门下沉刚度工况:下沉刚度直接影响到车门与侧围之间的间隙大小,是衡量车门刚度的重要指标之一,反映了车门抵抗自身重力和铅锤方向载荷的变形能力。其工况设置如图 2 所示。图中, F 为加载的力。

约束车门铰链的 6 个自由度,并且在门锁侧约

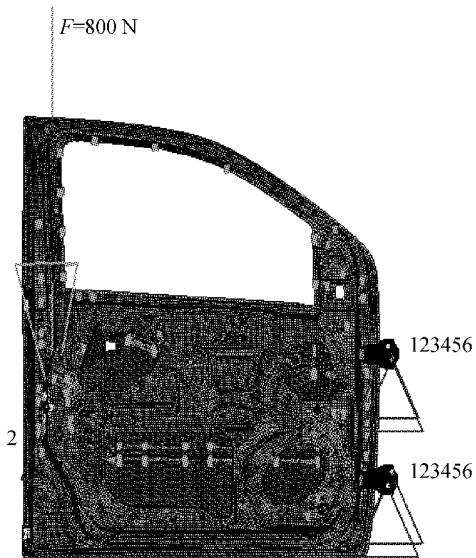


图 2 车门下沉刚度

Fig.2 Door sinking stiffness

束车门绕铰链轴线的转动自由度,在锁芯处施加 Z 向 800 N 集中力,评价指标为加载点的 Z 向变形绝对值。

(2)车门窗框刚度工况:窗框刚度直接影响到窗框与侧围的间隙大小,主要用来评价车门窗框抵抗 Y 方向变形的能力。如果窗框结构的刚度达不到要求,就会出现车门密封性能下降,导致漏风漏水等问题,影响用户体验。本文主要考察窗角位置的局部刚度性能,其工况设置如图 3 所示。

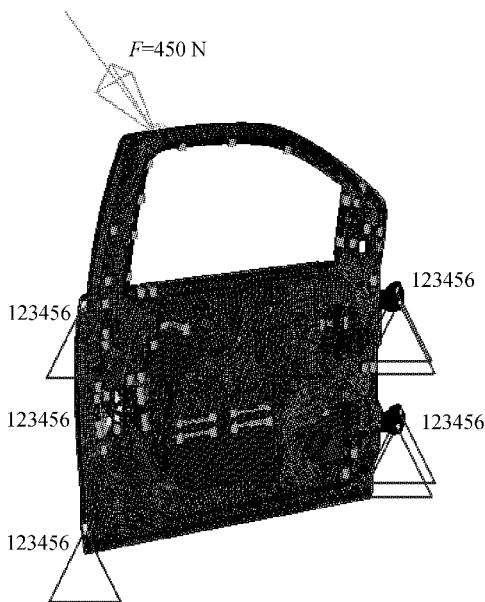


图 3 车门窗框刚度

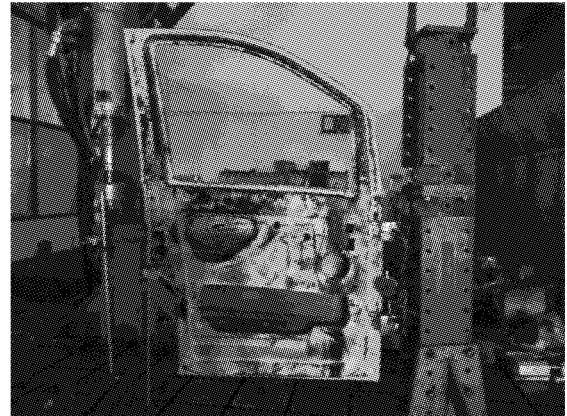
Fig.3 Door window frame stiffness

分别约束车门铰链处 6 自由度、门锁处 6 自由度、门锁侧下方边缘 6 自由度和门锁侧窗框下方 6

自由度,在锁上方窗框处垂直面向内加载 $F=450$ N 的力。评价指标为加载点在法线方向的变形的绝对值。

4.2 模型有效性验证

在优化分析之前,通常需要对有限元模型分析结果进行有效性验证。通常的验证方式是试验进行对比,如图 4 所示为车门的下沉刚度试验和窗框刚度试验工况,仿真加载和约束均与试验保持一致。



a 车门下沉



b 车门窗框

图 4 车门刚度试验

Fig.4 Door stiffness test

如表 1 所示,仿真分析中车门质量、车门下沉量、窗框变形量、塑性变形量与试验结果偏差均在 5% 范围以内,仿真结果与试验结果非常吻合。因此所建立的有限元模型是有效的,分析结果是可信的。

5 优化问题的定义

5.1 优化方法流程

首先定义优化问题,选取变量和优化目标,确定变量范围和响应值;然后进行试验设计生成样本点,提交计算后提取响应值;最后以样本点的变量和响

表 1 仿真与实验结果对比

Tab.1 Comparison of simulation and experimental results

	质量/kg	下沉刚度/mm	窗框刚度/mm	塑形变形量/mm
仿真	18.39	7.117	9.724	0.122
实验	18.10	7.427	9.802	0.118
偏差/%	1.58	4.36	0.80	3.28

应作为输入,进行近似模型拟合,并且选取优化算法进行寻优,得出优化结果.如图 5 为优化流程图.

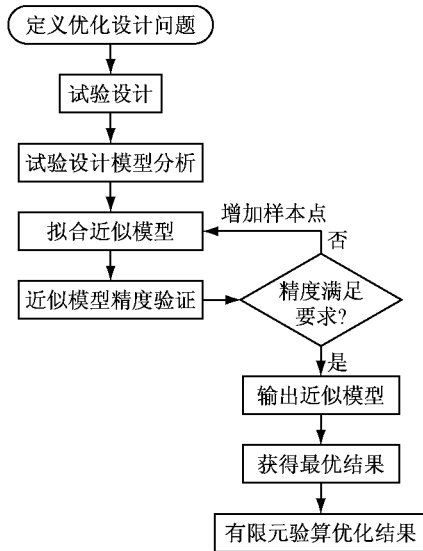


图 5 优化流程图

Fig.5 Optimization flowchart

5.2 样本点生成

首先,选取本次优化的变量,包含车门关键板件的尺寸变量,变量位置如图 6 所示.其中, $x_1 \sim x_7$ 分别为外板厚度,内板 1 厚度,内板 2 厚度,外板加强板 1 厚度,外板加强板 2 厚度,防撞梁厚度,铰链加强板厚度.表 2 列出了各变量初始值和变化范围.在 iSIGHT 软件中用最优化拉丁方试验方式生成试验矩阵,得到每个样本点的变量厚度值,然后生成 50 个

车门刚度样本点模型.计算各样本点模型,得到各样本点响应的数值.选取车门下沉刚度、窗框刚度、质量和门锁处塑性变形量作为响应.各样本点的变量值和响应值见表 3.表中, m 为质量, k_1 为窗框刚度, k_2 为下沉刚度, y_1 为塑性变形量.

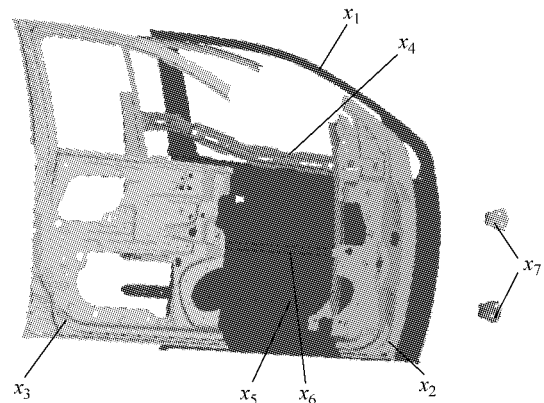


图 6 车门变量位置

Fig.6 Position of the door variable

表 2 车门变量信息

Tab.2 Variable information of the door

设计变量	mm		
	初始值	下限值	上限值
x_1	0.7	0.5	0.8
x_2	1.3	0.5	1.5
x_3	0.6	0.5	0.9
x_4	0.7	0.5	1.0
x_5	0.6	0.5	1.0
x_6	2.0	1.0	3.5
x_7	2.0	1.0	5.0

表 3 最优拉丁方试验变量和响应值

Tab.3 Variables and responses of optimal Latin hypercube design

样本点	x_1 /mm	x_2 /mm	x_3 /mm	x_4 /mm	x_5 /mm	x_6 /mm	x_7 /mm	k_1 /mm	k_2 /mm	m /kg	y_1 /mm
1	0.500	0.924	0.893	0.737	0.509	2.992	2.085	7.991	10.020	18.540	3.051
2	0.505	1.143	0.683	0.593	0.839	1.551	3.169	9.492	7.751	16.930	0.458
3	0.510	1.195	0.534	0.653	0.771	2.822	2.627	11.180	7.686	17.150	0.266
4	0.520	0.856	0.710	0.517	0.585	1.890	1.475	9.481	11.470	16.580	8.395
5	0.525	0.907	0.554	0.941	0.737	1.593	1.542	11.050	10.750	16.010	5.293
6	0.531	1.381	0.520	0.805	1.000	1.508	1.339	11.120	7.094	16.740	0.489
7	0.541	1.500	0.900	0.746	0.992	2.059	1.881	7.478	6.156	19.540	0.072
8	0.551	1.042	0.670	0.958	0.670	2.102	3.305	9.519	8.565	17.560	1.029
9	0.556	1.025	0.703	1.000	0.805	3.415	4.254	9.192	8.591	18.880	1.159
10	0.561	1.347	0.744	0.839	0.661	1.339	3.508	8.615	6.563	18.010	0.085
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
50	0.607	1.178	0.798	0.720	0.763	2.737	2.831	8.223	7.454	19.260	0.102

5.3 近似模型拟合及模型验证

近似模型是根据已知离散样本的输入和响应信息而构建的一个近似数学模型. 该模型可以用于预测设计空间内样本以外输入对应的响应值. 目前, 结构优化中常用的近似模型有响应面模型^[10]、kriging 模型^[11]以及径向基函数模型^[12]等.

由于车门质量与板件厚度呈线性关系, 故采用线性多项式响应面模型拟合其近似模型; 车门下沉刚度、窗框刚度和塑性变形量与板厚存在关系不确定, 采用 kriging 模型拟合其近似模型. 同时重新生

成 10 个样本点进行精度检验, 各拟合模型的精度见表 4, 拟合模型的误差如图 7 所示. 图中, RSM 表示响应面方法(response surface methodology).

表 4 拟合模型的精度评价

响应	r 方
质量 m	1
窗框刚度 k_1	0.940 25
下沉刚度 k_2	0.972 75
塑性变形量 y_1	0.893 70

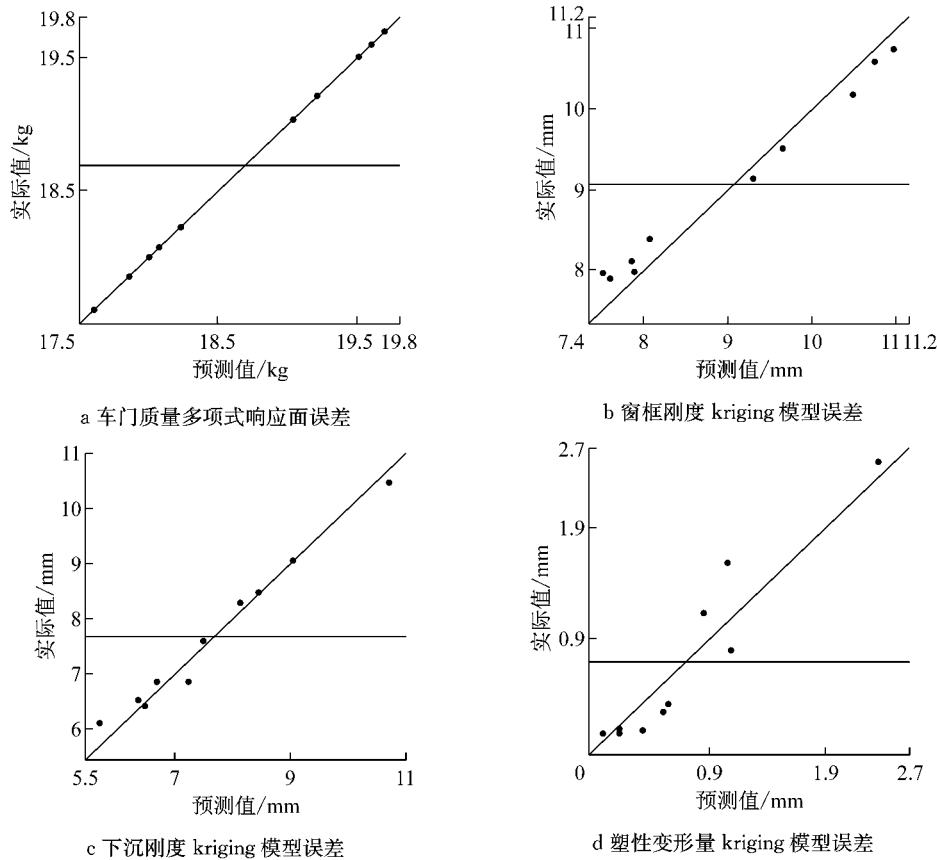


图 7 RSM 响应面模型拟合误差

Fig.7 Fitting error of RSM

5.4 多目标优化结果

首先确定本次优化设计的目标函数和约束函数, 本文在合理范围内, 以车门下沉刚度最大化和结构质量最小化为优化目标, 窗框刚度和塑性变形量为约束函数. 优化问题的定义如下:

$$\begin{cases} \min k_2(x), m(x) \\ \text{s. t } k_1(x) \leq k_1^0 \\ \text{s. t } y_1(x) \leq y_1^0 \\ x \in [x_L, x_U] \end{cases} \quad (5)$$

式中: $k_1(x)$, $k_1^0=9.724$ mm 分别为窗框变形量及其上限值; $y_1(x)$ 和 $y_1^0=0.122$ mm 分别为门锁处塑性

变形量及其上限值; $k_2(x)$ 为下沉刚度变形量; $m(x)$ 为车门质量; $x \in [x_L, x_U]$ 中 x 为设计变量, x_L 和 x_U 分别为设计变量的下限值和上限值.

在 iSIGHT 软件中基于第 5.3 节建立的响应面模型和 kriging 模型, 用 NSGA-II 优化算法搜索得出最优解. 本文优化算法具体参数设置见表 5. 在多目标优化时, 由于存在目标之间的冲突和无法比较的现象, 一个解在某个目标上是最好的, 在其他的目标上可能是最差的. 这些在改进任何目标函数的同时, 必然会削弱至少一个其他目标函数的解称为非支配解或 pareto 解^[13]. 本文获得 pareto 前沿如图 8

所示。

表 5 NSGA-II 算法参数
Tab.5 Parameters of NSGA-II algorithm

NSGA-II 算法参数					
种群大小	迭代数	交叉概率	交叉分布指数	突变分布指数	
数值	100	200	0.9	10	20

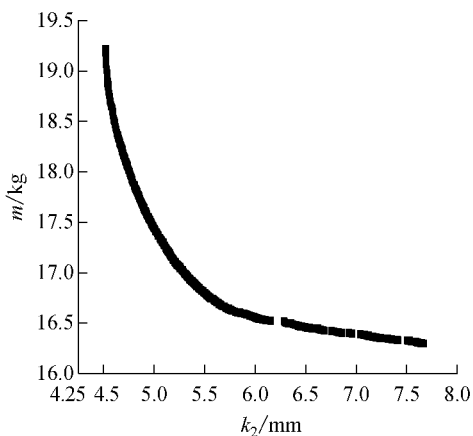


图 8 Pareto 最优前沿

Fig.8 Pareto optimal front

从 Pareto 前沿解集中选择一个优化解,在原始模型中修改各变量数值,然后提交到软件求解器中计算,得到的结果与最优解对比,误差均在 5% 以内,说明寻优结果合理.再以计算结果与原始模型比较可得,在质量减少 7.99% 的前提下,下沉刚度有 12.18% 的提高,见表 6.

表 6 优化结果及验证

Tab.6 Optimization result and its verification

变量	初始值	优化结果		改进 /%
		RSM 值	仿真分析 误差 /%	
x_1	0.7	0.5	0.5	
x_2	1.3	1.37	1.37	
x_3	0.6	0.68	0.68	
x_4	0.7	0.61	0.61	
x_5	0.6	0.78	0.78	
x_6	2.0	1.0	1.0	
x_7	2.0	3.37	3.37	
k_1	9.724	9.222	9.340	1.28
k_2	7.117	5.980	6.250	4.51
m	18.390	16.925	16.920	0.03
y_1	0.122	0.112	0.116	3.57

6 结论

对车门进行多目标优化设计的研究,对于实现整个车身结构的轻量化和结构性能组合最优化具有重要参考价值.本文在同时考虑下沉刚度,窗框刚

度、塑性变形量以及质量几个主要指标的前提下,进行了多目标的优化,得到了多目标优化的 Pareto 前沿解集,并且对其中的最优有效解进行了验证,在塑形变形量和窗框刚度不增加的前提下,实现了质量减轻和下沉刚度的提高,具有很好的工程应用价值.

参考文献:

- [1] 方剑光,高云凯,王婧人,等.基于网格变形技术的白车身多目标形状优化[J].机械工程学报,2012,48(24):119.
FANG Jianguang, GAO Yunkai, WANG Jingren, *et al.* Multi-objective shape optimization of body-in-white based on mesh morphing technology[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(24):119.
- [2] 周会锋,王光耀,李碧浩,等.多目标优化设计方法在车身轻量化设计中的应用[J].机械设计与研究,2014(4):151.
ZHOU Huifeng, WANG Guangyao, LI Bihao, *et al.* Application of the method multi-objective optimization on vehicle lightweight design [J]. Journal of Machine Design and Research, 2014(4):151.
- [3] 卢放.基于多学科优化设计方法的白车身轻量化研究[D].长春:吉林大学,2014.
LU Fang. Research on body-in-white lightweight based on multidisciplinary design optimization [D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [4] 胡朝辉,成艾国,王国春,等.多学科优化设计在拼焊板车门轻量化中的应用[J].中国机械工程,2010(4):495.
HU Chaohui, CHENG Aiguo, WANG Guochun, *et al.* Research on application of multidisciplinary design optimization to TWB door lightweight[J]. China Mechanical Engineering, 2010(4): 495.
- [5] 方柘林,王丽娟,陈宗渝,等.基于车门结构的多目标优化设计方法研究[J].机械设计,2014,8:15.
FANG Zhelin, WANG Lijuan, CHEN Zongyu, *et al.* Study of multi-objective optimization design based on the vehicle door structure[J]. Journal of Mechanical Design, 2014, 8:15.
- [6] Sinha K. Reliability-based multiobjective optimization for automotive crashworthiness and occupant safety[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2007, 33(3): 255.
- [7] 高云凯,张玉婷,方剑光.基于混合元胞自动机的铝合金保险杠横梁设计[J].同济大学学报:自然科学版,2015,43(3): 456.
GAO Yunkai, ZHANG Yuting, FANG Jianguang. Design of an aluminum bumper beam based on hybrid cellular automata[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2015, 43(3): 456.
- [8] 张勇.基于近似模型的汽车轻量化优化设计方法[D].长沙:湖南大学,2008.
ZHANG Yong. Optimization design method of vehicle lightweight based on approximate model[D]. Changsha: Hunan University, 2008.
- [9] 杨善学.解决多目标优化问题的几种进化算法[D].西安:西安电子科技大学,2007.

(下转第 308 页)