

基于概念设计阶段的解耦模式车门截面形状优化方法

苏 暄, 王 琥

(湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 长沙 410082)

摘要: 为了提高车门静态刚度, 采用基于 HDMR 理论的多参数解耦优化方法与 Morph 技术结合, 对一款处于概念设计阶段车门的主截面形状进行优化。这种建模方法的特点在于通过少量的样本点识别形状变量之间的耦合关系, 进而将高维问题进行分解, 在保证精度的前提下提高计算效率。采用 Kriging 插值方法对 Cut-HDMR 的各项进行构造, 得到车门各刚度下的考察点位移和质量的近似模型, 进而利用非支配排序多目标遗传算法 (NSGA-II) 对近似模型进行优化, 在车门静态刚度均达到设计要求的前提下合理进行减重, 使垂直刚度和扭转刚度得到了很大的提高。

关键词: 车门刚度; 多参数解耦; 多目标遗传算法; 形状优化

中图分类号: TP301

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)01-0157-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.037

Decoupling mode-based shape optimization method for vehicle door in conceptual design stage

SU Xuan, WANG Hu

(State Key Laboratory of Advanced Design & Manufacture for Vehicle Body, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In order to improve the static stiffness of vehicle door, this paper used HDMR (high dimensional model representation) based multi-parameters decoupling theory combined with Morph technology to optimize main cross section shapes of a vehicle door in the conceptual design stage. It compared with other popular metamodel techniques, this method could identify the coupling relationships among shape variables by a few sample points, and then decomposed the high-dimensional problem into a series of low-dimensional sub-problems, so it could improve the efficiency remarkably without loss of accuracy. It adopted Kriging model to construct the terms of Cut-HDMR and then obtained the displacement approximate models of investigated points under five stiffness conditions. Based on the Kriging-HDMR models, then it used NSGA-II (non-dominated sorting based genetic algorithm) to optimize the approximate model. The results show that it lightens the weight of the vehicle door and improves both the vertical stiffness and the torsional stiffness.

Key words: vehicle door's stiffness; multi-parameters decoupling; multi-objective genetic algorithm; shape optimization

0 引言

车门的概念设计是一个涉及多方面因素的综合工程设计问题。一般来说,在概念设计阶段就应明确指定车门的刚度性能指标,并对这些性能进行有效的控制,使其在车门的结构逐步细化的设计过程中得到有效的保证,从而避免设计过程中的盲目性^[1]。在众多影响车门刚度的因素中,主截面对车门的结构是决定性的^[2],因此车门主截面的形状优化具有重要的工程意义。

由于车门截面形状优化涉及到多个主截面的形状,是一个典型的多参数的工程优化问题。对于多参数问题,为了获得设计空间内的最优解,基于优化算法的进化算法如 GA (genetic algorithm)、PSO (particle swarm optimization)^[3]等,通常能够找到问题的全局最优解,但其代价是进行大量的仿真计算,且随着优化进程的深入,难以收敛,进而导致优化效率低下,难以直接用于工程应用。近年来,基于其高效性,近似模型技术被广泛应用到工程优化问题中,周萍等人^[4]提出一种基于响应面

方法的汽车转向系统固有频率优化方法,提高了某微车的固有频率;史国宏等人^[5]应用 Kriging 插值建立白车身刚度和模态的近似模型,对整车进行优化。由此可见,对于中低维问题,传统的近似模型构造方法已经能够在工程中解决一些实际问题,然而,随着模型复杂度和设计参数的提升,用于构造近似模型的样本数量随之提高,如何平衡构造模型的精度和效率成为工程优化领域面对的主要瓶颈。为此,本文采用基于 HDMR (high dimensional model representation) 解耦模式的近似模型方法。

HDMR 是由 Rabitz 等人^[6]于 1999 年提出的。与泰勒展开式相类似,能够将高维函数解耦成不同阶次耦合项的总和,从而有效地识别各个参数之间的耦合性。作为 HDMR 的主要形式之一,Cut-HDMR 形式简单,计算方便,已被成功用于多参数近似模型方法中。Shan 等人^[7]提出径向基函数高维模型表示方法 (RBF-HDMR),并将其应用于高维黑箱 (HEB) 问题;汤龙等人^[8]提出基于 Kriging 插值的高维模型表示方法,并将其应用到简单的非线性工程问题中证明了该方法的可行性;Wang 等人^[9]提出基于移动最小二乘的高维模型表示方法 (MLS-

收稿日期: 2013-05-09; 修回日期: 2013-06-24

作者简介: 苏暄 (1987-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为汽车结构与 CAE (suxuan259@126.com); 王琥 (1975-), 男, 副教授, 硕导, 主要研究方向为数值计算方法、工程优化问题。

HDMR),能更精确地建立近似模型。

目前,对于 HDMR 的研究和应用大多是采用在线模式,形成闭环体系^[7-9],其优势在于自适应性。但对于几何形状较为复杂的工程问题,由于有限元模型与几何模型之间的转换,其设计参数受到很大的限制,因此很难直接应用于工程设计。此外,即使两者能够进行连接,如采用 HyperMorph 跳过几何模型直接生成新的有限元模型,当遇到网格畸变导致无法计算的情况时,建模过程中会丧失对样本的控制,不能保证模型的精度。为此,本文采用离线布点的方法,应用 Cut-HDMR 设置样本点并识别变量之间的耦合关系,通过耦合性的识别,剔除冗余的非耦合项,从而简化近似模型,提高建模精度和优化效率。同时利用 Kriging 插值方法对 Cut-HDMR 中各项进行构造,结果证明,所构建的近似模型具有很高的精度。

1 有限元模型建立和刚度计算

1.1 有限元分析模型

本文研究的是车门概念设计阶段的模型。车门的结构简单,模型只由内外板组成,最终建立的有限元模型如图 1 所示,内外板之间采用共节点的方式连接。离散后的模型包含 18 582 个节点、18 451 个单元,其中四边形单元 18 379 个,三角形单元 72 个,三角形单元所占比例 3.9%。内外板的厚度均为 0.7 mm;其材料参数如下:弹性模量 2.1×10^5 MPa,泊松比 3.0,密度为 7.9×10^{-6} T/mm³。

1.2 初始工况计算

通过五种工况对车门刚度进行评估,即垂直刚度、上扭转刚度、下扭转刚度、窗框上部刚度和窗框中部刚度。各个刚度的加载方式和约束情况如表 1 所示,施加约束和载荷之后的工况示意图如图 2~4 所示(123 代表 XYZ 平动自由度,456 代表 XYZ 转动自由度)。得到的初始计算结果及其参考标准如表 2 所示。

表 1 车门刚度加载工况说明

项目	加载说明	约束说明	评价指标
垂直刚度	在锁芯位置加垂直向下 800N,考虑门自重	约束车身截断处 6 个自由度,锁芯处 Y 向平动自由度	加载点最 Z 向位移
上扭转刚度	窗下角加 Y 方向 900N	锁芯位置 X、Y、Z 向平动自由度,门铰链中心 6 个自由度	车门最大变形点的 Y 向最大位移
下扭转刚度	门下角加 Y 方向 900N		
窗框上部刚度	窗上角加 Y 方向 360N	锁芯位置 X、Y、Z 向平动自由度,门铰链中心 6 个自由度	加载点在 Y 向位移
窗框中部刚度	窗上中部加 Y 方向 360N	度,门窗框以下完全约束	

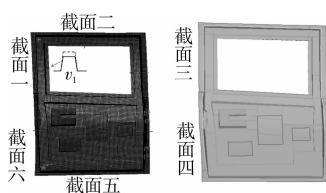


图 1 车门有限元模型及 CAD 模型

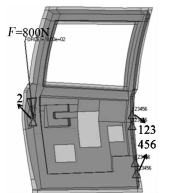


图 2 垂直刚度工况载荷约束示意图

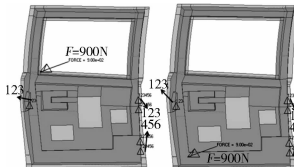


图 3 上扭转刚度和下扭转刚度工况载荷约束示意图

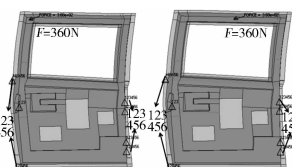


图 4 窗框上部刚度和中部刚度工况载荷约束示意图

表 2 初始计算结果和标准值

项目	变形量/mm	标准值/mm
垂直刚度	6.481 030 5	≤6.5
上扭转刚度	4.959 945 2	≤10
下扭转刚度	7.235 641 5	≤7
窗框上部刚度	3.446 282 6	≤19
窗框中部刚度	2.922 864 7	≤19

由表 2 可知,只有下扭转刚度不满足标准值,其他刚度均符合;但同时可以看出,刚度之间并不均衡,需要对车门刚度进行优化,在满足标准的条件下尽量提高和平衡各个刚度。

2 设计变量

形状优化技术是通过将网格节点移动或者变形到某个新的位置,相当于改变零部件的 CAD 设计,从而提高零部件的性能。形状变量的设置是将设计空间分成若干控制区域,每个区域的形状变动由关键点来控制,通过移动这些关键节点,产生边界形状的变化^[10]。应用 HyperMorph 工具定义有限元模型区域的形状变动作为设计变量。

选取车门的六个主截面作形状优化,各个主截面的分布如图 1 所示,在每个主截面上定义 3~4 个形状变量,变动的情况如图 5、6 所示,其中实线表示原来的形状,虚线表示改变后的形状,共有 22 个形状变量: $v_1 \sim v_{22}$,最大移动量均为 5 mm,形如 v_1 在图 1 中的表示,变量的范围为 $[-1, 1]$ 。实际的移动量等于变量的取值乘以最大移动量,当变量为负值时,表示往相反的方向移动。

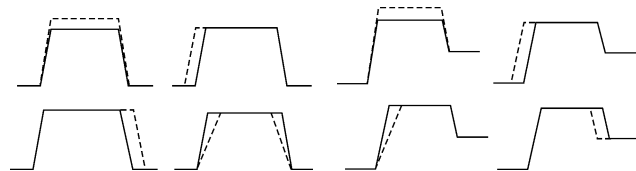


图 5 截面一、二、三

形状变量示意图

图 6 截面四、五、六

形状变量示意图

通过灵敏度^[11]分析可以判断出各个形状变量对相关性能因子的影响大小,如果影响较小,便不将该变量列为最终的设计变量,从而减少变量的个数。灵敏度的计算方法是梯度评估法,如式(1)所示:

$$\text{sen}(\mu_i/x_j) = \frac{\partial \mu_i}{\partial x_j} = \frac{\mu_i(X + \Delta x_i \times e) - \mu_i(x)}{\Delta x_j} \quad (1)$$

其中: μ_i 表示输出响应; X 是由车门设计点的尺寸参数组成的矩阵; Δx_i 是车门结构尺寸参数的变化量,默认为 x_i 变化范围的 1%; e 是与 X 维数相同的向量。灵敏度分析实际是依次将设计变量 x_i 变化 1% 的范围,求出变化后的响应值,从而计算出响应对变量的灵敏度。

将计算的灵敏度结果取绝对值,得到结果如图 7 所示,选取对各目标影响较大的形状变量作为设计变量。综合考虑后选取形状变量 $v_1, v_2, v_3, v_5, v_6, v_9, v_{13}, v_{15}, v_{19}, v_{21}$ 作为优化设计变量 $x_1, x_2, \dots, x_{10}$,对车门的截面形状进行优化,各变量在主截面的分布位置如图 8 所示。

3 解耦模式的近似模型构造

3.1 HDMR 基本理论

HDMR 的主要优势在于其解耦特性,其数学表达式(2)可以充分反映这一特点。

$$f(x) = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i \leq j \leq n} f_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{1 \leq i_1 \leq \dots \leq i_l \leq n} f_{i_1, i_2, \dots, i_l}(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_l}) + \dots + f_{1, 2, \dots, n}(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

其中: f_0 是一个常量;一阶项 $f_i(x_i)$ 表示 x_i 对 $f(x)$ 的独立贡献;二阶项 $f_{ij}(x_i, x_j)$ 表示变量 x_i 和 x_j 共同作用时对输出函数的影响,同时表示了两个变量耦合关系的大小,若 $f_{ij}(x_i, x_j)$ 的取值为0,则表示变量 x_i 和 x_j 不存在耦合关系; $f_{1, 2, \dots, n}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示 n 个所有的输入变量对输出共同作用。如果输入变量之间没有任何耦合关系,则展开式中只含有常数项和非耦合项。

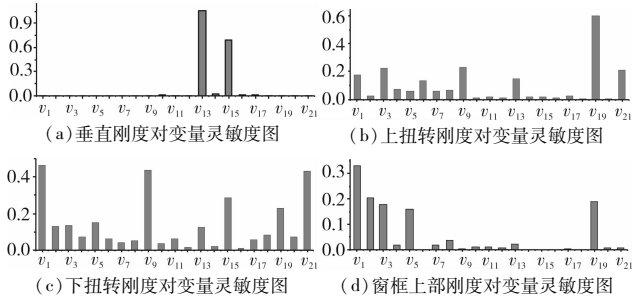


图7 各刚度对变量灵敏度分布图

3.2 Cut-HDMR

Cut-HDMR^[6]的特点在于通过 $f(x)$ 输入空间中与一个指定点(中心点)相关信息来近似表达 $f(x)$ 。在输入空间中,以各维度方向向量为基且过中心点的直线,平面及超平面称做中心基(Cuts)。各阶项的表达式如下:

$$f_0 = f(X_c) \quad (3)$$

$$f_i(x_i) = f(x_i, X_c^i) - f_0 \quad (4)$$

$$f_{ij}(x_i, x_j) = f(x_i, x_j, X_c^{ij}) - f_i(x_j) - f_j(x_i) - f_0 \quad (5)$$

$$f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) = f(x_i, x_j, x_k, X_c^{ijk}) - f_{ij}(x_i, x_j) - f_{ik}(x_i, x_k) - f_{jk}(x_j, x_k) - f_i(x_j) - f_j(x_i) - f_k(x_k) - f_0 \quad (6)$$

$$f_{1, 2, \dots, n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = f(x) - f_0 - \sum_i f_i(x_i) - \sum_{ij} f_{ij}(x_i, x_j) - \sum_{ijk} f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) - \dots \quad (7)$$

其中:向量 X_c 是中心点(Cut-HDMR 表达式的精度与中心点的选择无关^[9],所以中心点可以任意选取,本文选取原模型的位置作为中心点,即各个变量的取值均为0); $f(x_i, X_c^i)$ 表示除了 x_i 之外的变量均在中心点取值; $f(x_i, x_j, X_c^{ij})$ 表示除了 x_i 和 x_j 之外的变量均在中心点取值,并依此类推。将以上计算得到的每一项代入式(2),得到最终的输出模型 $f(x)$ 的表达式。

3.3 样本生成模式

对于多数工程实际问题,一阶项和二阶项对响应函数比较敏感。因此,近似模型的建立考虑到二阶项便能比较准确地表达输入变量与输出响应之间的函数关系,即

$$f(x) \approx f_0 + \sum_{i=1}^n \hat{f}_i(x_i) + \sum_{1 \leq i \leq j \leq n} \hat{f}_{ij}(x_i, x_j) \quad (8)$$

为了得到近似模型的表达式,需要根据式(8)设计样本点。本文采用离线布点的方式可以控制网格的质量,避免由于有限元网格质量太差导致优化过程终止的状况发生。样本点设置过程如下:

a) 用于一阶项构造的样本点是分布在过中心点某条切线上的,如 $f_i(x_i)$ 是在第 i 个变量上取不同值。本文采取均匀布点的方法,取值为 $-1, -0.5, 0, 0.5, 1$,其余变量的取值均为0,即在中心点取值。

b) 用于二阶项构造的样本点是分布在过中心点某个切面

上的,如 $f_{ij}(x_i, x_j)$,在第 i 个变量和第 j 个变量上取不同的值。本文选择在中心点的四周对称地取四个样本点,分别为 $(-1, -1), (-1, 1), (1, -1), (1, 1)$,如图9所示,其余变量的取值为0。由于二阶项 $f_{ij}(x_i, x_j)$ 在过中心点直线上的取值总为0,这些点的值不需要再次计算,可以任意选取。为了得到二阶项的表达式,在两条过中心的直线上分别均匀地取21个点,通过这45个样本点拟合得到二阶项近似模型。

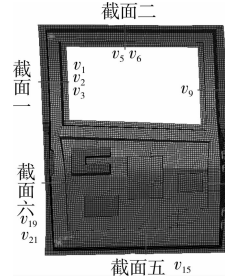


图8 设计变量在各主截面的分布图

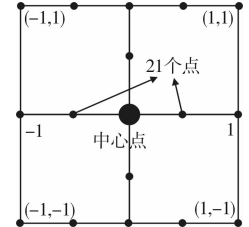


图9 二阶项样本点布置图

3.4 Kriging 方法

Kriging 模型可以利用样本点的信息预测非样本点的响应。给定一组 m 个满足标准化条件的样本点 $X = [x^1, \dots, x^m]^T$,其中 x^i 是 n 维行向量,其维数为设计变量的个数,对应的响应为 $Y = [y^1, \dots, y^m]$,其中 y^i 是 q 维行向量。第 i 维响应 y_i 可以表达为

$$\hat{y}_i = f(\beta_i, X) + z_i(X) \quad (9)$$

其中: $f(\beta_i, X)$ 为回归模型; β_i 为回归系数列向量; $z_i(X)$ 为一随机过程。具体构造过程和相关理论参见文献[12]。

3.5 建模过程

利用 Cut-HDMR 理论进行解耦,能够准确判断两个形状变量耦合性的大小,对于没有耦合性或者耦合性很小的两个变量可以直接忽略,不考虑两者对响应的共同作用,这样可以有效地减少数学模型的复杂程度。近似模型的建立过程如下:

a) 判断耦合性。本文采用二阶项值与中心点响应值的比值来判断是否存在耦合性。当 $\left| \frac{f_{ij}(x_i, x_j)}{f_0} \right| \leq 10^{-3}$ 时,认为两个变量之间不存在耦合关系,该二阶项的表达式被剔除掉,不需要加入到响应的近似模型中。

b) 近似模型拟合。一阶项和未被剔除的二阶项的近似模型均用 Kriging 插值方法拟合,然后将每一步得到的近似模型代入式(8)得到整体响应的近似模型。整个建模流程如图10所示。

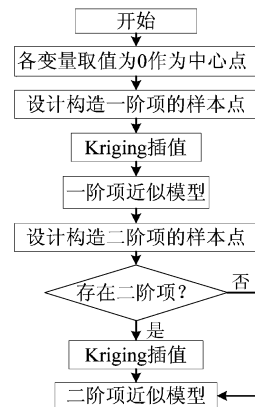


图10 建模流程

计算完成之后,分别用矩阵 A 、 B 、 C 、 D 、 E 、 F 表示响应 f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_4 、 f_5 、 m 中变量之间的耦合关系,第 i 行第 j 列的值表示变量 x_i 和 x_j 的耦合关系,1 表示两个变量相互耦合,0 表示两变量之间不耦合,耦合关系矩阵为对称阵。由结果可以看出,对于每一个目标响应,都有很多对变量之间是非耦合的,尤其是垂直刚度和质量。对于不耦合的项,其二阶项不需要构造,近似模型可以大幅度简化。

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & 1 & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & & 1 & 0 \\ & & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ & & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & 1 & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & 1 & 1 & 1 \\ & & & & & & & & 1 & 1 \\ & & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & 1 & 1 & 0 & 1 \\ & & & & & & & 1 & 1 & 0 \\ & & & & & & & & 1 & 1 \\ & & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ & & & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & 1 & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & & 1 & 1 \\ & & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ & & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & 1 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & & 1 & 1 \\ & & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & 1 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & & & & 1 & 0 & 0 \\ & & & & & & & & 1 & 0 \\ & & & & & & & & & 1 \end{bmatrix}$$

得到各响应的近似模型后,必须对近似模型进行评价,以保证近似模型的精度。本文采用三种评价指标对近似模型进行评价,即判定系数 R_{square} 、相对平均绝对值误差 R_{AAE} 和相对最

大绝对值误差 R_{MAE} 。

a) R_{square} 的计算公式如下:

$$R_{\text{square}} = \frac{\sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (10)$$

其中: m 为测试点的个数; y_i 为响应量实测值; $\hat{y}_i$ 为响应量的预测值; $\bar{y}_i$ 为响应量实测值的平均值。 R_{square} 表示近似模型的全局精度, R_{square} 越接近 1,说明近似模型精度越高。

b) R_{AAE} 的计算公式如下:

$$R_{\text{AAE}} = \frac{\sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i|}{m \times S_{TD}} \quad (11)$$

其中: S_{TD} 表示样本点响应的标准差, m 为评价样本点数目。 R_{AAE} 越接近 0,表示近似模型越精确。

c) R_{MAE} 的计算公式如下:

$$R_{\text{MAE}} = \frac{\max(|y_1 - \hat{y}_1|, |y_2 - \hat{y}_2|, \dots, |y_m - \hat{y}_m|)}{S_{TD}} \quad (12)$$

其中: S_{TD} 表示样本点响应的标准差, m 为评价样本点数目。 R_{MAE} 越接近 0,表示近似模型越精确。

本文采用 16 组评价样本点对建立的近似模型进行评价,评价结果如表 3 所示。可以看出,构造的近似模型精度较高,能够替换原有的有限元模型用于后面的多目标优化。

表 3 近似模型评价指标值

	R_{square}	R_{AAE}	R_{MAE}
f_1	0.985 0	0.104 7	0.200 2
f_2	0.993 3	0.069 7	0.151 6
f_3	0.994 3	0.060 2	0.140 4
f_4	0.992 2	0.069 7	0.199 3
f_5	0.992 2	0.073 8	0.198 6
m	0.998 7	0.029 9	0.067 6

4 多目标遗传算法和优化结果

4.1 多目标遗传算法

非支配遗传算法 NSGA(non-dominated sorting genetic algorithm)是由 Srinivas 等人^[13]于 1994 年提出的,其高效性在于运用一个非支配分类程序,使多目标简化至一个适应度函数的方式。运用该方法能解决任意数目的目标问题,并且能够求最大和最小的问题。但是 NSGA 本身存在许多不足之处,在处理高维问题时,难以得到满意的结果。印度科学家 Deb 于 2002 年在 NSGA 的基础上进行了改进,提出了 NSGA-II^[14,15]:一种基于快速分类的非支配遗传算法,采用拥挤距离比较算子代替需要计算的复杂的共享参数的适值共享方法。该方法克服了 NSGA 的三大缺陷,计算复杂性从 $O(mN^3)$ 降至 $O(mN^2)$,具备最优保留机制及无须确定一个共享参数,从而进一步提高了计算效率和算法的鲁棒性。

4.2 多目标模型及优化结果

根据车门设计变量和响应建立适用于车门截面形状多目标设计的数学模型。

设计变量: $X = [x_1, x_2, \dots, x_{10}]^T$

目标函数: $\min F(X) = (f_1(x) \cdots f_6(x))$

约束条件: $-1 \leq x_i \leq 1, x_i \in X \quad i = 1, 2, \dots, 10$

$$m(x) \leq m_0$$

其中: $f_1(x)$ 表示垂直刚度加载点位移量; $f_2(x)$ 表示上扭转刚度最大位移量; $f_3(x)$ 表示下扭转刚度的最大位移量; $f_4(x)$ 表

示窗框上部刚度加载点位移量; $f_5(x)$ 表示窗框中部刚度加载点位移量; $m(x)$ 为车门总质量; m_0 表示车门最初的质量;引入 $f_6(x)$ 表示各个刚度之间的均衡性,其表达式为

$$f_6(x) = \sum_{i=1}^5 \left[\frac{f_i(x)}{f_{\text{stander}}} \right]^2$$

其中; f_{stander} 表示标准值。

应用基于精英策略的快速非支配排序多目标遗传算法(NSGA-II)对优化模型进行求解,得到的最优解集(把不满足标准值的解剔除)如表4所示。

表4 Pareto 解集

f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
4.994 9	4.315 0	6.973 3	5.135 4	3.762 0	1.881 3
5.799 8	3.755 7	5.932 8	4.834 8	3.663 6	1.757 4
5.986 4	3.877 1	5.709 2	4.349 0	3.572 7	1.751 5
5.845 9	3.875 2	5.801 2	4.318 4	3.491	1.731 3
6.182 3	3.684 6	5.935 9	4.699 9	3.575 4	1.856 1
5.861 7	3.878 6	5.813 4	4.275 4	3.456 6	1.737 2
5.094 5	4.227 6	6.644 2	4.983 3	3.938 9	1.805 8
5.044 7	4.135 3	6.723 6	4.945 9	3.826 5	1.804 3
5.733 5	4.061 4	6.210 2	4.603 6	3.364 4	1.820 1
5.479 2	3.997 3	6.002 5	4.331 8	3.542 1	1.692 4
5.170 6	3.983 1	6.164 3	4.725 2	3.708 7	1.676 9
5.566 6	3.876 7	5.898 1	4.401 0	3.515 6	1.681 5
5.620 7	4.656 7	6.608 9	4.238 5	3.204 0	1.934 1
5.869 7	3.923 8	6.128 0	4.508 4	3.402 1	1.824 2
5.544 5	4.331 6	6.832 5	3.883 9	3.276 6	1.939 5
5.539 3	4.567 7	6.820 4	3.993 5	3.095 0	1.954 9
6.297 6	4.076 6	5.872 3	4.109 4	3.429 4	1.888 0
4.882 7	4.266 5	6.843 3	4.981 0	3.862 3	1.812 1
5.921 3	3.850 4	6.268 9	4.737 5	3.638 2	1.878 9
5.268 3	4.195 3	6.315 9	4.038 9	3.337 7	1.723 0
4.920 9	4.221 3	6.706 4	5.060 1	4.047 3	1.785 5
5.727 0	3.773 9	5.914 6	4.840 4	3.681 2	1.735 1

由表4可看出,这22组解均满足刚度要求,其中第11和12组解的均衡函数值非常接近,分别为1.676 9和1.681 5。比较可知:虽然第12组解的均衡值稍微大一点,但是除了垂直刚度之外,其他刚度均比第11组解好,尤其是下扭转刚度。因此,选择第12组解作为最终的最优解,其对应的各个变量的取值如表5所示。

表5 终解取值

变量	取值	变量	取值
x_1	-0.760 465 541	x_6	-0.861 573 252
x_2	0.406 821 297	x_7	-0.522 908 329
x_3	0.832 283 495	x_8	0.739 494 913
x_4	0.778 612 438	x_9	0.985 260 605
x_5	0.191 623 123	x_{10}	-0.884 528 88

利用优化后的有限元模型对车门各工况进行计算,将优化前、近似模型计算和优化后结果进行对比,其结果如表6所示。

表6 优化前、近似模型和优化后结果对比

响应	优化前	近似模型	优化后	误差/%
$f_1(\text{mm})$	6.481 0	5.566 6	5.725	2.7
$f_2(\text{mm})$	4.959 9	3.876 7	3.947	1.8
$f_3(\text{mm})$	7.235 6	5.898 1	6.014	1.9
$f_4(\text{mm})$	3.446 3	4.401 0	4.364	0.8
$f_5(\text{mm})$	2.922 8	3.515 6	3.491	0.7
$m(t)$	9.572 7e-3	9.569e-3	9.546e-3	0.3

由表6可知,将优化后的有限元模型与原模型对比,优化后所有的刚度均满足设计标准,在窗框上部和中部刚度稍微减小的情况下,其他刚度均得到了提高;垂直刚度位移减小了0.914 4 mm,上扭转刚度最大位移减小了1.083 mm,下扭转刚

度最大位移减小了1.222 mm;质量减小0.026 7 kg,最大误差为2.7%,与仿真结果非常接近。

5 结束语

本文利用HyperMorph工具定义车门主截面形状变量,并通过灵敏度计算得到最终设计变量。以车门各静态刚度工况下考察点的位移作为目标函数、质量作为约束,采用Kriging-HDMR技术建立多目标优化的近似模型,使用多目标遗传算法对近似模型进行求解,在车门质量有一定减小的情况下,车门的各个刚度均达到设计标准,垂直刚度和扭转刚度得到了很大的提高。该技术的优势在于能够准确地识别两变量之间的耦合关系,从而使数学模型更加简化和精确,同时提高优化的效率。最后验证结果表明,这种建模方法不仅能简化近似模型,而且具有很高的可靠性,在计算量大的多维非线性工程优化问题中具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] DESHPANDE B R, GUNASEKAR T J, GUPTA V, *et al.* Development of MADYMO models of passenger vehicles for simulating side impact crashes[C]//Proc of SAE Technical Paper Series. 1999;11-14.
- [2] 黄天泽,黄金陵.汽车车身结构与设计[M].北京:机械工业出版社,1992.
- [3] 王国利,梁国华,彭勇,等.基于PSO算法的水库防洪优化调度模型及应用[J].水电能源科学,2009,27(1):74-76,68.
- [4] 周萍,于德介,臧献国,等.采用响应面法的汽车转向系统固有频率优化[J].汽车工程,2010,32(10):883-887.
- [5] 史国宏,陈勇,姜欣,等.基于全参数化模型的白车身多学科设计优化[J].汽车工程,2010,32(11):928-931,946.
- [6] RABITZ H, ALIS O F. General foundations of high dimensional model representations[J]. Journal of Mathematical Chemistry, 1999,25(2-3):197-233.
- [7] SHAN Song-qing, WANG G G. Metamodeling for high dimensional simulation-based design problems[J]. Journal of Mechanical Design, 2010,132(5):1-11.
- [8] 汤龙,李光耀,王琥. Kriging-HDMR非线性近似模型方法[J].力学学报,2011,43(4):780-783.
- [9] WANG Hu, TANG Long. Adaptive MLS-HDMR metamodeling techniques for high dimensional problems[J]. Expert Systems with Applications, 2011,38(11):14117-14126.
- [10] 李民,舒歌群.基于拓扑优化和形状优化的低噪声齿轮室罩盖设计[J].内燃机工程,2008,29(6):55-59.
- [11] 胡志远,浦耿强,高云凯.轻型客车车身刚度灵敏度分析及优化[J].机械强度,2003,25(1):67-70.
- [12] SASENA M. Flexibility and efficiency enhancements for constrained global optimization with kriging approximations[D]. Michigan: University of Michigan, 2002.
- [13] SRINIVAS N, DEB K. Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1994,2(3):221-248.
- [14] ASHBY M F. Multi-objective optimization in material design and select[J]. Acta Mater, 2000,48(1):359-368.
- [15] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, *et al.* A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002,6(2):182-197.