

DOI: 10.3901/JME.2015.04.126

基于全局敏感性分析和动态代理模型的复杂非线性系统优化设计方法*

张 扬 张维刚 马 桃 唐 婷

(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: 针对复杂非线性系统多参数优化设计不仅计算工作量大,而且难以获得理论上最优解的问题,提出将全局敏感性分析和动态代理模型技术相结合的多参数多目标优化策略。通过基于方差的 Sobol 全局敏感性分析精简系统模型,确定敏感参数,并构造基于敏感参数的多目标代理模型,采用 NSGA-II 遗传优化算法得到当代最优解。优化过程中,代理模型和搜索空间不断更新,最优解附近的精度不断提高,直到满足优化迭代的收敛准则。将本方法应用于某汽车乘员约束系统的概念优化设计中,乘员的头部损伤指标(Head injury criterion, HIC)、胸部 3 ms 伤害指标 C_{3ms} 和胸部压缩量 D 分别降低了 11.3%、11.8% 和 9.4%,优化结果和最优解附近的精度都优于静态代理模型与 NSGA-II 遗传优化算法,取得明显的优化效果,证明了研究方法的有效性。

关键词: 全局敏感性分析; 动态代理模型; 复杂非线性系统; 多参数优化

中图分类号: U461

Optimization Design Method of Non-linear Complex System Based on Global Sensitivity Analysis and Dynamic Metamodel

ZHANG Yang ZHANG Weigang MA Tao TANG Ting

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

Abstract: Multi-parameter optimization design of complex nonlinear system with high nonlinearity involves huge computer, and the optimal solution in theory is also difficult to obtain. A new method is proposed that combines the global sensitivity analysis with dynamic metamodel. By using the variance-based Sobol global sensitivity analysis method, the complex system model is simplified, and the sensitivity parameters are defined to construct the multi-objective metamodel, which is solved by using the genetic optimization algorithm of NSGA-II to obtain the contemporary optimal solution. In the process of optimization, the metamodel and the searching space are continually updated, and the accuracy of the solutions in the optimal zone is improved gradually till the optimization iterations terminate with the convergence criteria satisfied. This method is used to concept optimization design of a vehicle occupant restraint system and good results are achieved with the head injury criterion(HIC), chest acceleration C_{3ms} and chest deflection D reduced by 11.3%, 11.8% and 9.4% respectively. The optimization results and the precision of the near optimal solution is better than that of static metamodel and the NSGA-II genetic optimization algorithm, which has proved the validity of the proposed new method.

Key words: global sensitivity analysis; dynamic metamodel; complex nonlinear system; multi-parameter optimization

0 前言

机械工程领域中的很多系统都可成复杂的非线性系统,复杂非线性系统的特征一是参数众多,二是参数之间存在着强烈的交互效应,一个参数的微小变动便可能使系统的输出结果变化很大,因此

复杂非线性系统的优化设计不仅计算工作量大^[1],而且难以获得理论上的最优解。

针对复杂非线性系统的优化设计方法,构造包含所有设计参数的优化模型,但当系统参数个数增加到一定数目时,其计算工作量在实际工程中往往不能被接受,因此,设计参数的精简和敏感参数的筛选对整个系统的优化设计至关重要。参数筛选的方法很多,其中较为典型并被广泛使用的是局部敏感性分析,该方法操作简单,每次只考虑一个参数

* 国家自然科学基金资助项目(51275164)。20140227 收到初稿,20140822 收到修改稿

的变化而其他参数保持不变, 这样的假设应用于复杂非线性系统的优化设计时, 不仅会导致优化效率极低, 而且还难以得到理想的优化结果。

近年来, 考虑所有参数同时变化及相互影响的全局敏感性分析方法在复杂工程问题中得到重视, 其中比较典型和实用的是基于方差的全局敏感性分析方法——Sobol 法, 该方法可用来定量分析输入变量对系统输出的影响程度, 帮助确定敏感性参数和具有交互效应的参数, 为复杂系统模型的精简提供理论依据, 大大减少计算和处理数据的工作量。

在系统的敏感性参数确定之后, 即可建立复杂系统的优化模型对其进行优化求解, 如何确保优化求解的效率和精度成了另一个关键的问题。理论上来说, 优化过程实质上是一个不断迭代的过程, 每一轮迭代计算的时间决定了总体优化的效率, 用于迭代过程计算的模型应具有快速和准确的特性, 近年来发展的数值代理模型较好地解决了这一问题, 但如果系统的非线性程度高同时又存在众多参数的交互影响, 则固定不变的代理模型在最优解附近的精度难以保证。针对这一问题, 很多学者开始研究动态代理模型, 如 WANG^[2]提出了基于自适应响应面法的动态代理模型, 彭磊等^[3]将基于动态径向基函数代理模型的优化策略应用于 NASA 减速器优化设计中, 取得了较好的应用效果。本文针对复杂多参数非线性系统的优化设计, 提出了一种新的动态代理模型多目标优化策略, 并将该方法应用于汽车碰撞乘员约束系统的概念优化设计中, 取得了较好的效果。

1 全局敏感性分析理论

全局敏感性分析是在系统所有设计参数同时变化的情况下, 分析各参数对模型输出的影响程度, 以及参数之间的交互作用对模型结果的影响。全局敏感性分析主要包括回归分析法、Morris 筛选法^[4]等定性分析方法和基于方差分解的 Sobol 法^[5]与扩展傅里叶灵敏度检验法^[6]等定量分析方法。其中, 定性分析方法不能比较参数敏感性的大小, 在工程实际中难以得到推广应用, 而基于方差的 Sobol 全局敏感性分析则是一种定量分析方法, 其突出的优点是对分析函数没有任何特殊的要求, 可适用面非常广泛。

Sobol 法的核心思想是将模型分解为单个参数及参数之间相互组合的函数, 采用蒙特卡洛估计^[7]得到参数的一阶、二阶以及更高阶次的敏感度。具体的抽样和计算方法如下所述。

假设系统的设计参数个数为 k , 在所有设计参数的初始设计空间内随机抽样 n 次, 共抽取 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 两个矩阵如式(1)所示, 其中, 矩阵的每一行表示 k 个参数的组合。

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1i} & \cdots & x_{1k} \\ x_{21} & \cdots & x_{2i} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{ni} & \cdots & x_{nk} \end{pmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} x'_{11} & \cdots & x'_{1i} & \cdots & x'_{1k} \\ x'_{21} & \cdots & x'_{2i} & \cdots & x'_{2k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x'_{n1} & \cdots & x'_{ni} & \cdots & x'_{nk} \end{pmatrix} \quad (1)$$

将式(1)中矩阵 \mathbf{A} 的第 i 列换成矩阵 \mathbf{B} 的第 i 列, 其余列保持不变, 得矩阵记为 \mathbf{C}_i ; 再将矩阵 \mathbf{B} 的第 i 列换成矩阵 \mathbf{A} 的第 i 列, 其余列保持不变, 得到矩阵记为 \mathbf{C}_{-i} , 如式(2)所示

$$\mathbf{C}_i = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x'_{1i} & \cdots & x_{1k} \\ x_{21} & \cdots & x'_{2i} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x'_{ni} & \cdots & x_{nk} \end{pmatrix} \quad \mathbf{C}_{-i} = \begin{pmatrix} x'_{11} & \cdots & x_{1i} & \cdots & x'_{1k} \\ x'_{21} & \cdots & x_{2i} & \cdots & x'_{2k} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x'_{n1} & \cdots & x_{ni} & \cdots & x'_{nk} \end{pmatrix} \quad (2)$$

将矩阵中的每组设计参数分别代入到系统模型中进行计算, 可得到对应每组设计参数的输出响应值, 则系统响应的方差估计和参数的敏感性指标计算如式(3)~(6)所示

$$\hat{f}_0^2 = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, x_{r2}, \cdots, x_{rk}) f(x'_{r1}, x'_{r2}, \cdots, x'_{rk}) \quad (3)$$

$$\hat{V}(y) = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f^2(x_{r1}, x_{r2}, \cdots, x_{rk}) - \hat{f}_0^2 \quad (4)$$

$$\hat{U}_i = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, \cdots, x_{rk}) f(x'_{r1}, \cdots, x'_{r(i-1)}, x_{ri}, x'_{r(i+1)}, \cdots, x'_{rk}) \quad (5)$$

$$\hat{U}_{-i} = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n f(x_{r1}, \cdots, x_{rk}) f(x_{r1}, \cdots, x_{r(i-1)}, x'_{ri}, x_{r(i+1)}, \cdots, x_{rk}) \quad (6)$$

式中 \hat{f}_0^2 ——矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 均值的估计;
 $\hat{V}(y)$ ——系统响应的方差估计;
 $f(x_{r1}, x_{r2}, \cdots, x_{rk})$ ——输入矩阵对应的输出值;
 \hat{U}_i ——矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 均值的估计;
 \hat{U}_{-i} ——矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{C}_{-i} 均值的估计。
 输入参数 x_i 的主效应指标^[8] S_{x_i} 的估计

$$\hat{S}_{x_i} = \frac{\hat{U}_i - \hat{f}_0^2}{\hat{V}(y)} \quad (7)$$

输入参数 x_i 的全效应指标^[8] $S_{x_i}^T$ 的估计

$$\hat{S}_{x_i}^T = 1 - \frac{(\hat{U}_{-i} - \hat{f}_0^2)}{\hat{V}(y)} \quad (8)$$

全效应指标 $S_{x_i}^T$ 是参数 x_i 的主效应 S_{x_i} 与 x_i 和其他参数之间的交互效应之和。若某一参数的全效应指标很小, 则说明该参数不仅自身的改变对系统输出的改变影响很小, 而且该参数与其他参数之间的交互效应对输出的影响也很小。因此, 全效应指标可用于判断参数的总体敏感性, 帮助去掉非敏感参数, 使模型得到精简; 主效应指标用于比较各输入参数的重要程度; 交互效应指标则用于判断参数之间是否存在强烈的相互影响。

2 静态与动态代理模型技术

按照代理模型建立的机理, 可将代理模型分为两大类: 静态代理模型和动态代理模型。如果在设计空间中一次取足够多的样本点, 通过这些样本点对整个设计空间中的输入和输出进行拟合, 得到的模型即是静态代理模型; 在静态代理模型的基础上, 设计变量空间不断更新, 样本点不断增加, 拟合出的模型呈动态变化, 则这样的模型称为动态代理模型。由此可以看出, 动态代理模型实质上是静态代理模型不断变化而产生的。

静态代理模型技术已发展了多年, 使用比较广泛的有响应面模型(Response surface methodology, RSM)^[9]、Kriging 代理模型^[10]和径向基函数(Radial basis functions, RBF)模型等, 以下以 Kriging 代理模型为例进行介绍。

2.1 Kriging 代理模型

Kriging 代理模型由回归模型和非参数部分组成, 其数学表达式为

$$y(X) = F(\beta, X) + z(X) = f^T(X)\beta + z(X) \quad (9)$$

式中 β ——回归系数;

$f^T(X)$ ——回归模型, 用来模拟全局近似;

$z(X)$ ——随机分布误差, 用来模拟局部偏差的近似。

Kriging 代理模型对设计区域内任意一点的预测方法如下: 由相邻观测点已知的变量信息加权求和来估计未知点的信息, 因此, Kriging 代理模型采用的是最优内插法, 这是一种基于统计理论的估计方差最小的无偏估计模型, 对非线性程度较高的系统进行拟合时, 易于获得理想的效果。

2.2 动态代理模型与优化方法

动态代理模型实质上是结合优化需要、针对计

算密集型分析模型提出来的, 它反映的是一个不断迭代的优化设计过程。在每次迭代的过程中, 丢弃超过设定阈值的部分, 使设计空间逐渐缩减, 直至找到在全局最优解附近的最终设计空间, 再通过优化算法, 得到全局最优解。动态代理模型的构建理论与相应的优化算法如下所述。

首先, 在初始设计变量及设计空间 S 确定的条件下, 采用优化的拉丁方抽样方法对设计空间进行抽样, 保证每个设计参数在设计空间内均匀划分, 将这些水平随机组合, 从而使用较少的样本点完成对整个设计空间的描述。

$$N_1 = 2n + 1 \quad (10)$$

式中 n ——设计参数的个数;

N_1 ——构造 Kriging 代理模型所需的最少点。

利用初始样本点和响应值建立的 Kriging 代理模型是最初的静态代理模型, 对于高维非线性系统, 静态代理模型在局部的精度是难以保证的, 因此, 在优化迭代过程中, 代理模型应不断使用新增样本点进行更新, 新增样本点个数的确定方法如下所述。

引入适应度函数^[11] G_i , 其表达式为

$$G_i = [1 - \max_{j \neq i} (\min(f_{s1}^i - f_{s1}^j, \dots, f_{sm}^i - f_{sm}^j))]^l \quad (11)$$

式中 G_i ——第 i 个点的适应度;

f_{sk}^i ——第 i 个点第 k 个目标值的归一化值;

$k = 1, 2, \dots, m$;

l ——前沿指数, 这里取值为 1。

适应度函数具有如下性质: $G_i \in [0, 1]$, 表示点 i 不是 Pareto 前沿点, G_i 值越大越接近 Pareto 前沿; $G_i \in [1, 2]$, 表示点 i 是 Pareto 前沿点; 当 Pareto 前沿点密集和均匀分布时, 所有的 Pareto 点的适应度值都趋近 1。

首次迭代时, 利用式(11)计算得出的 Pareto 前沿点个数, 记为 M_1 ; 后续迭代时, 提取第一次样本点和本次迭代之前所有轮迭代的新增样本点, 构建 Kriging 代理模型, 求解 Pareto 解个数, 记为 M_q , 其中 q 为迭代次数。将 M_1 和 M_q 合并在一起, 利用式(11)进行适应度计算, 重新确定 Pareto 前沿点个数, 记为 Q_q , 则新增样本点数 P 按式(12)确定

$$P = \begin{cases} Q_q & \frac{Q_q}{M_1} \leq 2 \\ M_1 & 2 < \frac{Q_q}{M_1} \leq 4 \\ 2M_1 & \frac{Q_q}{M_1} > 4 \end{cases} \quad (12)$$

新增样本点数确定之后, 需要确定新增样本点的设计空间, 其确定方法如下所述。

初步确定新增样本点设计空间大小。设第 q 次迭代新增样本点空间为 $S_q^i = (S_q^{iL}, S_q^{iU})$

$$S_q^{iL} = x_{q-1}^{i*} - \frac{1}{N_{q-1}} L_{q-1} \quad (13)$$

$$S_q^{iU} = x_{q-1}^{i*} + \frac{1}{N_{q-1}} L_{q-1} \quad (14)$$

式中 S_q^{iL} ——第 q 次迭代第 i 个参数设计空间的下限;

S_q^{iU} ——第 q 次迭代第 i 个参数设计空间的上限;

x_{q-1}^{i*} ——第 i 个参数在第 $q-1$ 次迭代时的最优解;

L_{q-1}^i ——第 i 个参数在第 $q-1$ 次迭代时的设计空间的大小。

最终设计空间为

$$\bar{S}_q^i = S_q^i \cap S^i \quad (15)$$

利用新增样本点和初始样本点构建新的代理模型, 在新的设计空间内采用具有良好的探索性能的“第二代非劣排序遗传算法”——NSGA-II 优化算法^[12], 选择接近 Pareto 前沿的个体, 将第 q 次迭代中适应度值最接近 1 的那组数据作为第 k 个目标的最优解 x_q^{k*} , 将其代入到分析模型中得到最优目标值 $f(x_q^{k*})$ 。

在迭代过程中, 判断第 k 个目标在第 q 次迭代和第 $q-1$ 次迭代时产生的最优目标函数值的相对误差是否满足给定的收敛值 ξ , 即

$$\frac{f(x_q^{k*}) - f(x_{q-1}^{k*})}{f(x_q^{k*})} \leq \xi \quad (16)$$

如果满足式(16), 则 $f(x_q^{k*})$ 即为最优值, 优化流程结束; 如不满足则继续迭代, 直到满足收敛准则。整个分析过程的流程如图 1 所示。

3 工程应用实例

3.1 复杂非线性系统模型实例

汽车碰撞乘员约束系统是一个典型的多参数复杂非线性系统^[13], 该系统不仅包含有众多的设计参数, 而且碰撞过程中乘员的响应具有高度的非线

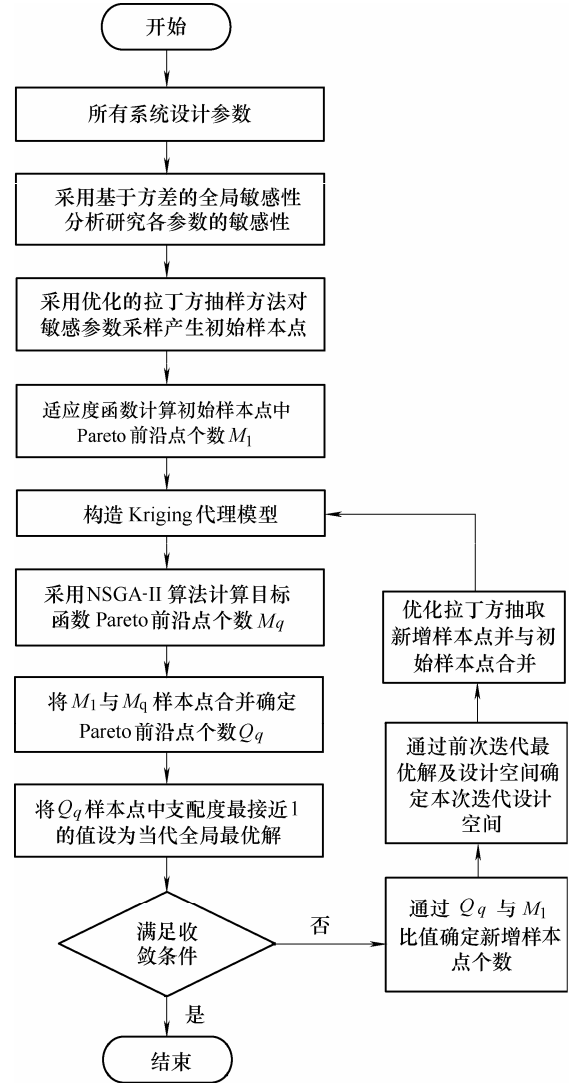


图 1 多参数全局敏感性分析及优化流程图

性特征, 同时还伴随有强噪声。采用 MADYMO 软件建立的汽车乘员约束系统仿真模型如图 2 所示。

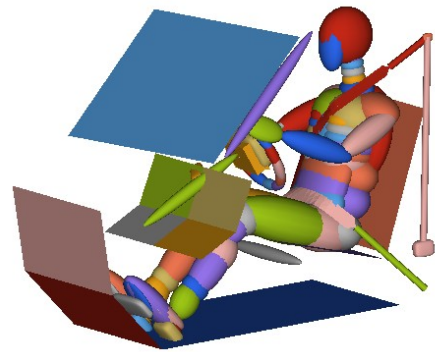


图 2 汽车碰撞乘员约束系统仿真模型

该系统包含的设计参数包括安全带限力器的限力值、上挂点高度、安全带的预紧量、织带刚度、预紧器的预紧时间和卷收器的锁止时间; 安全气囊的点火时间、气囊的泄气孔面积、气囊的体积和质量流动率; 转向盘的角度和座椅的位置等, 共 12

个参数,其初值和设计空间如表 1 所示。

表 1 设计变量的初值和设计空间

设计变量	设计空间	初始设计值
限力器限力值/N	[2 500, 6 500]	4 500
上挂点高度/m	[0.97, 1.03]	1
预紧量/mm	[30, 80]	50
织带刚度(%)	[7, 18]	13
预紧时间/ms	[10, 20]	15
锁止时间/ms	[0.5, 2.0]	1.0
点火时间/ms	[20, 30]	26
泄气孔面积/mm ²	[1 166, 1 426]	1 296
气囊体积/L	[25.6, 31.3]	28.4
质量流动率	[1.87, 2.286]	2.078
转向盘角度/(°)	[28, 32]	30
座椅位置/mm	[254, 264]	259

3.2 系统优化模型

建立该系统的数学优化模型如下

$$\min \text{HIC}, C_{3\text{ms}}, D$$

$$\text{s.t.} \quad \text{HIC} \leq 1\ 000$$

$$C_{3\text{ms}} \leq 60\ \text{g}$$

$$D \leq 75\ \text{mm}$$

$$F_{\text{FL}} \leq 10\ \text{kN}$$

$$F_{\text{FR}} \leq 10\ \text{kN}$$

乘员的综合伤害值用 WIC^[14]表示

$$\text{WIC} = 0.6 \left(\frac{\text{HIC}}{1000} \right) + 0.35 \left(\frac{C_{3\text{ms}}}{60} + \frac{D}{75} \right) / 2 + 0.05 \left(\frac{F_{\text{FL}} + F_{\text{FR}}}{20} \right) \quad (16)$$

式中 HIC——头部综合性能指标;

$C_{3\text{ms}}$ ——胸部 3 ms 加速度值;

D ——胸部压缩量;

F_{FL} ——左大腿轴向压力;

F_{FR} ——右大腿轴向压力。

3.3 基于方差的全局敏感性分析

采用蒙特卡罗方法分别抽取 10^4 个样本点,分别代表 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 两个矩阵,按前述方法分别计算各参数的主效应和全效应指标,结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 安全带参数的主效应和全效应

输入变量	主效应	排序	全效应	排序
限力器限力值	0.431 8	1	0.511 2	1
上挂点高度	0.033 0	3	-0.085 1	6
安全带预紧量	0.413 9	2	0.500 0	2
安全带刚度	-0.009 8	6	0.036 7	3
预紧器预紧时间	-0.000 2	5	-0.000 2	4
卷收器锁止时间	0.032 2	4	-0.010 0	5

表 3 气囊和内饰参数主效应和全效应

输入变量	主效应	排序	全效应	排序
质量流动率	0.248 3	2	0.302 9	2
泄气孔面积	0.199 4	3	0.268 8	3
点火时间	0.461 2	1	0.524 2	1
气囊体积	-0.003 7	4	-0.022 6	6
座椅位置	-0.036 0	6	0.014 7	4
转向盘角度	-0.015 6	5	0.011 2	5

3.4 基于动态代理模型的优化

根据全局敏感性分析的结果,选择安全带限力器的限力值、安全带预紧量、安全气囊质量流动率、泄气孔面积和点火时间共计 5 个参数为设计变量。应用前文提出的动态代理模型方法确定每次迭代的新增样本点数目和设计空间,不断更新代理模型,共进行 5 轮迭代,直至结果收敛,优化算法的计算结果和优化结果及精度的比较如表 4 和表 5 所示。表中同时显示了应用静态代理模型结合 NSGA-II 遗传优化算法对模型进行优化计算的结果。

表 4 优化算法计算结果

优化方法	代理模型伤害值			仿真模型伤害值		
	HIC	$C_{3\text{ms}}$	D	HIC	$C_{3\text{ms}}$	D
初始模型	—	—	—	501.42	523.26	0.036 6
动态代理模型遗传算法	428.01	456.98	0.032 2	441.91	464.02	0.033 1
静态代理模型遗传算法	438.56	441.14	0.031 1	481.71	475.37	0.033 2

表 5 优化结果及精度比较

优化方法	最优解处代理模型误差(%)			优化结果(%)			计算次数
	HIC	$C_{3\text{ms}}$	D	HIC	$C_{3\text{ms}}$	D	
动态代理模型遗传算法	3.15	1.52	2.67	11.3	11.8	9.4	102
静态代理模型遗传算法	8.96	7.2	6.33	3.93	9.11	9.3	102

由表 5 可知,在解决设计空间较大和设计变量较多的问题时,虽然两种代理模型的计算次数相同,但是传统代理模型的局部精度偏差明显较大。在优化迭代的过程中,动态代理模型最优解附近的样本点不断地增加,使得最优解附近的精度得到了很大的提高,因此得到的解更加具有可信性,与理论最优解更接近。

从表 5 中可以看出,采用动态代理模型优化方法使乘员的头部伤害指数 HIC、胸部加速度 $C_{3\text{ms}}$ 和胸部压缩量 D 分别降低了 11.3%、11.8%和 9.4%,高于静态代理模型与 NSGA-II 遗传优化算法的 3.93%、9.11%和 9.3%;而在最优解附近的精度,动态代理模型的误差保持在 5%之内,精度高于静态

代理模型的 8.96%、7.2%和 6.33%。

4 结论

(1) 本文将全局敏感性分析和动态代理模型技术相结合, 研究复杂非线性系统多参数的优化求解问题, 提出了多参数多目标优化策略, 并将该方法应用到汽车碰撞乘员约束系统的概念优化设计中。

(2) 通过全局敏感性分析方法, 定量确定了每个设计参数对乘员综合伤害值 WIC 的影响, 从而筛选出重要参数, 大大减少了计算量。

(3) 通过与现有的静态代理模型及 NSGA-II 遗传优化算法比较, 本文提出的动态代理模型优化方法在最优解附近具有更高的精度, 能够取得更好的优化效果。与初始模型相比, 本文优化方法分别使 HIC、 C_{3ms} 和 D 降低了 11.3%、11.8%和 9.4%。本文的研究结果多参数多目标的优化问题具有一定的指导意义和参考价值。

参 考 文 献

- [1] 马石磊, 李方义, 李剑峰, 等. 基于稀疏网格的近似模型及其在轻量化设计中的应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(7): 43-49.
MA Shilei, LI Fangyi, LI Jianfeng, et al. Approximate model using sparse grid approach and its application in lightweight design[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(7): 43-49.
- [2] WANG G G. Adaptive response surface method using inherited Latin hypercube design points[J]. Journal of Mechanical Design, 2003, 125(2): 210-220.
- [3] 彭磊, 刘莉. 基于动态径向基函数代理模型的优化策略[J]. 机械工程学报, 2011, 47(7): 165-168.
PENG Lei, LIU Li. Optimization strategy using dynamic radial basis function metamodel[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(7): 165-168.
- [4] SALTELLI A, TARANTOLA S, CHAN K. A quantitative model independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. Technometrics, 1999, 41(1): 39-56.
- [5] SOBOL I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates[J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2001, 55(1): 271-280.
- [6] XU C, GERTNER G. Extending a global sensitivity analysis technique to models with correlated parameters[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2007, 51(12): 5579-5590.
- [7] SALTELLI A. Global sensitivity analysis: The primer [M]. Hoboken: Wiley-Interscience, 2008.
- [8] SCHWIEGER V. Variance-based sensitivity analysis for model evaluation in engineering surveys[C]//INGEO 2004 and FIG Regional Central and Eastern European Conference on Engineering Surveying. Bratislava: Regional Central and Eastern European Conference on Engineering Surveying, 2004: 11-13.
- [9] 崔杰, 张维刚, 常伟波, 等. 基于双响应面模型的碰撞安全性稳健性优化设计[J]. 机械工程学报, 2011, 47(24): 97-102.
CUI Jie, ZHANG Weigang, CHANG Weibo, et al. Robustness optimization for crash safety based on dual-response surface model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(24): 97-102.
- [10] LI M, LI G, AZARM S. A Kriging metamodel assisted multi-objective genetic algorithm for design optimization[J]. Journal of Mechanical Design, 2008, 130(3): 031401.
- [11] SHAN S Q, WANG G G. An efficient Pareto set identification approach for multi-objective optimization on black-box functions[J]. Journal of Mechanical Design, 2005, 127(5): 866-874.
- [12] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2000, 1917: 849-858.
- [13] 钟志华, 张维刚, 曹立波. 汽车碰撞安全技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
ZHONG Zhihua, ZHANG Weigang, CAO Libo. Automobile collision safety technology[M]. Beijing: China Machine Press, 2003.
- [14] 张维刚, 刘晖. Kriging 模型与优化算法在汽车乘员约束系统仿真优化中的应用研究[J]. 湖南大学学报, 2008, 35(6): 23-26.
ZHANG Weigang, LIU Hui. Occupant restraint system simulation design optimization based on Kriging model and optimization method[J]. Journal of Hunan University, 2008, 35(6): 23-26.

作者简介: 张扬(通信作者), 女, 1987 年出生。主要研究方向为汽车安全性。

E-mail: zhangyanghndx@163.com

张维刚, 男, 1966 年出生, 博士, 教授。主要研究方向为汽车碰撞安全性设计理论与方法。

E-mail: zhangwg@hnu.edu.cn

马桃, 男, 1989 年出生。主要研究方向为汽车被动安全。

E-mail: 1041165491@qq.com

唐婷, 女, 1988 年出生。主要研究方向为汽车被动安全。

E-mail: tangtingxyz@126.com