

DOI: 10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2016.01.015

基于 Artiles-león 质量损失函数的 DFSS 优化研究

曹 源, 杨明顺, 刘 永, 李 言

(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对 IDOV 流程优化阶段质量损失系数难以确定的问题, 建立了 Artiles-león 函数优化模型, 通过主成分分析法对多元质量特性降维后得到多元质量函数, 最后以输出因子最优、质量损失最小为目标得到最佳的输入因子配比, 并通过实例进行了验证。

关键词: DFSS; IDOV 流程; Artiles-león 函数; PCA

中图分类号: TH122; TP391

文献标志码: A

文章编号: 1006-4710(2016)01-0083-08

DFSS optimization research based on Artiles-león quality loss function

CAO Yuan, YANG Mingshun, LIU Yong, LI Yan

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: With an aim at the problem of difficulty to determine the quality loss coefficient in the optimal stage of IDOV process, an Artiles-león function optimization model is established. The multivariate quality function is obtained through the principal component analysis(PCA) method after the dimensionality reduction of the multivariate quality behaviors. At last, the optimal input factor matching ratio is obtained with the optimal output factors and the minimum quality losses as the objective. The experimental results indicate that the method in this paper is feasible and practical.

Key words: DFSS; IDOV process; Artiles-león function; PCA

产品质量的 70%~80% 是在产品的设计阶段决定的, DFSS(Design for Six Sigma) 是在设计初期, 就以 6σ 为质量目标进行优化设计, 以满足客户所需求的高质量、高可靠性、短周期、低成本产品的新的设计思想和方法体系^[1]。IDOV(Identify Design Optimize Verify) 流程是 DFSS 的设计流程之一, 包括识别、设计、优化和验证阶段, 适合新产品和新流程的开发^[2]。其中优化阶段旨在权衡质量、成本以及投放市场时间, 借助先进的统计工具和模型预测质量水平。该阶段通过数据收集和评估, 将识别和定义阶段筛选出的主要问题作为过程的输入, 找出影响此问题的过程输出, 获得对问题和改进机会的定量化认识。

童东红等考虑到因制造误差引起悬置刚度的变化。为提高设计的可靠性和稳健性, 利用蒙特卡罗模拟方法分析了新设计方案的可靠性, 并利用 6σ 稳健优化方法对动力总成悬置系统做了进一步优化^[3]。莫旭辉等以各座椅垂向加速度均方根最小为优化目标, 采用蒙特卡罗方法和 6σ 稳健性优化技术, 分别对悬架参数进行多目标确定性优化和稳健性优化^[4]。张柳怡等基于 6σ 稳健优化方法, 将工作温度作为影响手轮力的不确定因素, 对火炮高平机进行稳健优化设计以降低高平机手轮力对温度变化的敏感度, 提高高平机的稳健性^[5]。

在上述研究中, 许多方法如蒙特卡罗模拟方法、 6σ 稳健优化方法等都被应用于产品的优化, 虽然成

收稿日期: 2015-04-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61402361); 陕西省科学技术研究发展计划项目(科技新星)(2012KJXX-34); 西安理工大学青年科技创新团队建设计划项目(102-211408)

作者简介: 曹源, 男, 硕士生, 研究方向为质量控制管理。E-mail: jackmdc@163.com

通讯作者: 杨明顺, 男, 副教授, 研究方向为集成质量管理、制造系统优化与控制。E-mail: yangmingshun@xaut.edu.cn

功地减小了产品质量的变异,但是都是针对单个质量特性而言的,而在实际的产品加工过程中,质量特性往往是由多指标来体现的,这就增加了计算的复杂性。同时,某一质量特性常常与其它质量特性相互关联,从而导致单一质量特性往往不能单纯由其本身所决定。因此多元质量特性的研究越来越显示出其重要的理论和应用价值。在此前提下,研究人员开始寻求多元质量设计的方法。

张根保等针对机械产品多元质量特性重要度排序的复杂性,提出了一种基于模糊层次分析法和信息熵的模糊综合方法,用于有效处理传统单一方法计算过程存在的主观性和模糊性问题^[6]。赵凯等针对多维质量特性变量存在的联合概率密度分布函数形式复杂、相关性强、难以应用、误差大等问题,应用主成分分析法对多元过程进行降维,并以发动机主轴生产过程为例进行了案例分析^[7]。Jing-Shiang Shih 等采用主成分分析法和田口方法研究金属惰性气体焊接铝泡沫板多元质量特性优化问题,通过实验设计得出了最优的焊接过程的参数组合,并通过方差分析得出了在过程设计中最关键的三个控制参数^[8]。Chung-Feng Jeffrey Kuo 等利用正交阵列、主效应分析和方差分析法分析各个质量特性,并将得到的数据用于确定对质量产生重大影响的因素,然后利用灰色关联分析法决定最优的质量特性组合^[9]。

综上所述,多元质量特性问题,归根结底是在寻求一个有效的方法将多元质量特性变成标准化指标值,转化成为一元质量特性的形式来求解,同时减小产品设计目标值 \approx 波动,保证产品的高质量、低成本。转化的原则是在田口质量函数的基础上,采用不同的方法给出多元质量的权重值,或利用主成分分析法选择出主要质量特性,从而构建多元质量问题的目标函数模型。但是,赋予多元质量权值的研究中往往忽略了质量特性之间的相关关系;同时在质量损失函数中,由产品质量特性所造成的经济损失所得出的质量损失系数很难确定。

基于上述分析,本文通过实验设计保证质量特性之间的相关关系,利用 Artiles-león 多元质量损失函数避开质量损失系数。本文建立了 Artiles-león 函数优化模型,通过 PCA 对多元质量特性降维后得到多元质量函数,以输出因子最优、质量损失最小为目标得到最佳的输入因子配比。

1 Artiles-león 质量损失函数

二次损失函数由田口博士提出,设产品的质量

损失特性为 x ,目标值为 m ,当二者相等时,质量损失最小,当二者不等时,造成的质量损失为 $L(x)$ 。定义质量损失函数如下:

$$L(x) = k(x - m)^2$$

式中, k 为质量损失系数,与质量特性及目标值偏差造成的经济损失有关,即:

$$k = A/\Delta^2$$

式中, A 为质量偏差造成的经济损失; Δ 为质量偏差。

在二次质量损失函数中,质量损失系数 k 与产品质量特性所造成的经济损失有关,然而该经济损失往往难以统计,所以 Artiles-león 选择了一个使质量损失函数对所采用的单位不敏感的质量损失系数^[10],令 $k = \left(\frac{2}{T_U - T_L}\right)^2$,并对质量损失函数进行了归一化的处理:

$$L(x) = 4 \left| \frac{x - m}{T_U - T_L} \right|^2 \quad (1)$$

式中, T_U 、 T_L 分别为产品质量特性的公差上下限。

质量损失函数可以用于衡量不同试验数据对应的输出变量的质量特性的质量损失。

2 主成分分析法

Pearson 和 Hotelling 在 1993 年首先提出 PCA (Principal Component Analysis) 概念。PCA 被用于通过原始变量的线性组合解释方差-协方差的结构建模,通过降维技术把多个变量化为少数几个主成分。其作用是通过降维来简化数据结构、揭示变量间的关系,并找出影响原始数据中方差最大的因素。设系统有 p 个变量,通过 PCA 分析,变量数可以减少到 $k(k \leq p)$ 个主要成分变量。这 k 个主成分能够反映原始变量的绝大部分信息,它们通常表示为原始变量的某种线性组合。本文通过 PCA 将多元质量函数表达为输出因子的质量特性的线性组合。主成分分析法步骤如下。

1) 找出原始变量之间的相关矩阵

设 X_1, X_2, \dots, X_p 是一系列原始变量, \mathbf{R} 为变量之间的相关矩阵:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix}$$

式中 \mathbf{R} 为实对称矩阵, $r_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, p)$ 为原变量 X_i 与 X_j 之间的相关系数。

2) 计算特征值与特征向量

解特征方程 $|\mathbf{A} - \mathbf{R}| = 0$, 求出特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, p)$, 特征值 λ_i 是对应于第 i 个成分的方差。按大小顺序将特征值排序, 然后分别求出对应于特征值 λ_i 的单位特征向量 $e_i (i=1, 2, \dots, p)$, 即第 i 个成分的系数。

3) 计算主成分贡献率与累计贡献率
第 i 个主成分的贡献率为:

$$Z_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k}, i = 1, 2, \dots, p$$

累计贡献率为:

$$Z_i' = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^p \lambda_k}, i = 1, 2, \dots, p$$

一般累计贡献率达 85%~95% 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ 所对应的分别是第 1, 2, \dots, k 个主成分。由此得到如下不相关的线性组合:

$$\begin{aligned} \Omega_1 &= e_{11} X_1 + e_{12} X_2 + \dots + e_{1p} X_p \\ \Omega_2 &= e_{21} X_1 + e_{22} X_2 + \dots + e_{2p} X_p \\ &\vdots \\ \Omega_k &= e_{k1} X_1 + e_{k2} X_2 + \dots + e_{kp} X_p \end{aligned}$$

其中, $e_{i1}^2 + e_{i2}^2 + \dots + e_{ip}^2 = 1 (i=1, 2, \dots, k)$ 。 Ω_1 为第一主成分, Ω_2 为第二主成分, 以此类推。

3 基于 PCA/Artiles-león 质量损失函数的优化过程

本文通过因果矩阵和 FMEA (Failure Mode and Effects Analysis) 分析筛选出关键输入因子, 然后通过实验设计保证质量特性之间的相关关系, 利用 Artiles-león 多元质量损失函数避开质量损失系数。在确定质量特性的质量损失值后, 利用 PCA 对多元质量特性降维, 得到多元质量函数。最后以输出因子最优、质量损失最小为目标得到最佳的输入因子配比。其过程详述如下。

1) 利用因果矩阵和其他辅助工具逐层深入选择与确定对输出影响较大的关键输入因子 X 。

2) 利用假设检验确认关键输入因子对输出因子的影响。

3) 确定各输出质量特性因子的类型。

田口将质量特性分为望目特性、望小特性和望大特性, 按各个质量特性的要求将多元质量特性分类。

4) 选择合适的输出质量特性因子, 安排实验设

计, 得到实验数据。

5) 根据 Artiles-león 质量损失函数计算各次试验条件下单位产品的质量损失 L_{ij} 。

由实验数据得到各质量特性的质量损失值, 令 L_{ij} 为第 i 个质量特性在第 j 次试验条件下的质量损失; $\max_{1 \leq j \leq n} L_{ij}$ 为第 i 个质量特性中最大的质量损失; $\min_{1 \leq j \leq n} L_{ij}$ 为第 i 个质量特性中最小的质量损失。

6) 利用公式(2)对质量损失规范化处理。

$$y_{ij} = \frac{\max_{1 \leq j \leq n} L_{ij} - L_{ij}}{\max_{1 \leq j \leq n} L_{ij} - \min_{1 \leq j \leq n} L_{ij}} \quad (2)$$

式中 y_{ij} 满足 $0 \leq y_{ij} \leq 1$, 主要是为了消除量纲的影响, 将质量损失转化为一个 $[0, 1]$ 区间的无单位数。

7) 对数据 y_{ij} 实施主成分分析, 确定 k 个主成分, 得到多元质量函数模型:

$$\Omega_{ki} = \sum_{i=1}^p a_{ki} Y_{ij}$$

式中, $a_{k1}, a_{k2}, \dots, a_{kp}$ 是第 k 个成分的特征向量值。 $\Omega_i (i=1, 2, \dots, k, \dots, p)$ 是多响应性能指标, 可以用来确定最佳条件, Ω 值越大, 代表产品性能越好。主成分按照 Ω 的大小以递减的顺序依次产生, 所有主成分之间彼此不相关, 选择 k 个主成分的原则是特征根不小于 1, 由此得到多元质量函数 $Q(x)$ 。

8) 以输出因子最优、产品质量损失最小作为多元质量函数的目标值, 得到输入因子的最佳配比。

4 案例分析

A 公司主营倒车雷达、GPS、胎压计等产品, 其中倒车雷达显示器报废率较高成为被关注的重点之一。公司在实施 6 σ 项目过程中, 引入基于 IDOV 流程的 DFSS, 经过识别阶段和设计阶段的研究得出结论: 造成公司损失最严重、竞争能力低下, 同时顾客反映最突出的问题是 $G_1 G_2$ 间隔不良。本文针对优化阶段质量损失系数难以确定的问题, 在因果矩阵和 FMEA 分析的基础上筛选出关键输入因子, 利用实验设计的方法合理安排试验, 得到经过 PCA 降维处理的 Artiles-león 多元质量损失函数, 并以输出因子最优、质量损失最小为目标寻求最佳的输入因子配比。

1) 初步确定关键输入因子

首先, 利用因果矩阵, 选择 3 个关键输出效果变量及 44 个输入因子, 通过量化原因与效果的关联度, 初步选择关键输入因子 X , 如表 1 所示。表中 I 表示对顾客的重要度。

表 1 因果矩阵
Tab.1 C&E matrix

序号	输入因子		输入因子与输出变量的关联度			总分
			$I=10$	$I=8$	$I=5$	
			无 Δ 不良	无 G_1G_2 不良	无 G_1G_2 下限不良	
1	原材料检查	G_1 LOT 孔部高度	9	3	3	129
2	原材料检查	G_2 LOT 孔部高度	9	3	3	129
3	原材料检查	检查者	3	3	3	69
4	原材料检查	高度测定仪	9	3	3	129
5	原材料检查	测定方法	1	1	1	23
6	原材料检查	测定模具	3	3	3	69
7	正合	G_1G_2 间隔规格	3	3	3	69
8	正合	G_1G_2 塞片厚度	9	3	3	129
9	正合	甄别机信赖性	9	3	1	119
10	正合	号机间匹配性	3	3	1	59
11	正合	与基准 LENS 差异	3	3	3	69
12	熔接	匹配者判断	9	3	3	129
13	熔接	熔接温度	9	3	3	129
14	熔接	中心部治具	9	3	3	129
15	熔接	LENS 熔接幅度	9	3	3	129
16	熔接	加热时间	3	1	1	43
17	熔接	G_1G_2 埋入量	9	1	1	103
18	熔接	冷却时间	3	1	1	43
19	熔接	操作者作业方法	9	3	3	129
20	高强度焊接	焊接时拿取位置	3	3	3	69
21	高强度焊接	拉 TAPE 时的力度	9	3	3	129
22	高强度焊接	G_1 TAPE 的张力	3	3	1	59
23	高强度焊接	搬运中震动度	3	3	1	59
24	APL 检查	APL 模具	3	3	1	59
25	APL 检查	操作者	3	3	3	69
26	APL 检查	LENS 插拔方法	9	3	1	119
27	LENS 洗净	投放方法	3	3	1	59
28	LENS 洗净	搬运方法	3	3	3	69
29	LENS 洗净	操作者操作	3	3	3	69
30	LENS 洗净	干燥时间	1	1	1	23
31	结晶化焊接	结晶化 ϕ, S 值	9	1	1	103
32	结晶化焊接	LENS APL	3	1	1	43
33	结晶化焊接	焊接上下部芯棒 ϕ	3	3	1	59
34	结晶化焊接	焊接正列度	3	3	1	59
35	结晶化焊接	芯棒升降速度	3	9	1	107
36	结晶化焊接	偏心检查	3	3	1	59
37	结晶化焊接	操作者操作	3	3	1	59
38	G_1G_2 甄别	基准确认	3	3	1	59
39	G_1G_3 甄别	测定机上下芯棒	3	3	1	59
40	G_1G_4 甄别	芯棒平面度	3	3	1	59
41	G_1G_5 甄别	上下芯棒 PITCH	3	3	1	59
42	G_1G_6 甄别	压力测定标准	3	3	1	59
43	G_1G_7 甄别	号机间匹配性	3	3	1	59
44	G_1G_8 甄别	上部芯棒升降速度	3	3	1	59

其次,从中筛选分值大于“110”的 12 个输入因子,对其进行两次 FMEA 分析。

其中第一次 FMEA 分析中筛选出不能直接控制改善的输入因子,然后进行第二次 FMEA 分析,最终选择风险系数仍在“100”以上的输入因子作为

关键输入因子。第一次和第二次 FMEA 分析如表 2、3 所示。

经过 2 次因果矩阵和 2 次 FMEA 分析后,得出对输出影响较大的因子 X_1 (熔接幅度的变化)和 X_2 (熔接温度)。

表 2 第一次 FMEA 分析
Tab.2 The first FMEA analysis

工序输入	潜在的缺陷	潜在失效影响	潜在要因	发生频率	严重度	探测度	风险优先数	当前控制方法	推荐的措施
G_1 LOT	规格散布过大 孔部变形	间隔散布大	1、冲压散布	6	6	5	180	5 个/LOT 检测	异常时反馈相关部门
G_2 LOT	规格散布过大 孔部变形	间隔散布大	1、冲压散布	6	6	5	180	5 个/LOT 检测	异常时反馈相关部门
孔部高度测量仪	上部模具定位不精确	测量 G_1 孔部高度有误差,不能发现问题	1、设计不合理	4	5	5	100	无	重新设计更换测量仪
孔部高度测量仪	无倒角, G_2 插入不便	测量 G_2 孔部高度有误差,不能发现问题	1、设计不合理	2	5	5	50	无	更换 PIN 倒角的模具
G_1 G_2 塞片厚度	R、B 厚度都过大	G_1 G_2 间隔超过上限不良	1、规定有误差, 2、匹配有误差	8	10	5	400	1 次/2 小时与 2 科基准机匹配调整	投入 APAC-ER 15 分钟后确认间隔
正合时甄别机信赖性	重复性不好	间隔散布大	1、机械磨损, 2、未检测	4	9	4	144	GAGE 反复测定确认重复性	维持, 异常时联系精度保全
正合时甄别机信赖性	再现性不好	测量值有偏差	1、匹配不好	5	9	6	270	工作前匹配	维持, 异常时联系精度保全
匹配者操作	材料选择错误/判断错误	所选材料不合格/执行错误措施	1、测定错误, 2、知识不足	4	8	7	224	教育	更换测定器
熔接温度	熔接温度不稳定	间隔散布大	1、设定有误差, 2、未跟踪检测	6	7	7	294	1 次/2 小时(测温仪)观测	QC 与 G_1 G_2 技师确认温度
中心部治具	再现性不好	测量有偏差	1、设计不合理	4	5	5	100	无	重新设计更换治具
熔接幅度	过大/过小	G_1 G_2 间隔低于下限/高于上限	1、设备问题, 2、操作有误差	6	7	7	294	1、改善设备问题, 2、教育	改善设备问题
熔接幅度	不稳定, 变化快	间隔散布大	1、设备问题, 2、操作有误差	6	7	7	294	1、改善设备问题, 2、教育	改善设备问题
组装操作者	非水平拔塞片	G_1 G_2 不良	1、人为习惯, 2、态度不端正	7	7	7	243	无	班会强调标准操作方法
高强度焊接拉带力量	拉 G_1 带力量过大	G_1 电极倾斜, 间隔上限	1、人为习惯, 2、工作疏忽	5	8	5	200	教育	工程变化量调查并改善
APL 时 LENS 的插拔方式	左右手的 LENS 相互碰撞	电极变形间隔不良	1、动作太快, 2、没有意识	6	10	3	180	教育员工	教育

↓	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
	标准序	运行序	中心点	区组	熔接温度	熔接幅度	间隔	STD
1	4	1	1	1	1 240	20.9	762	2.73
2	2	2	1	1	1 240	20.7	796	2.32
3	6	3	0	1	1 225	20.8	756	3.12
4	3	4	1	1	1 210	20.9	791	1.19
5	5	5	0	1	1 225	20.8	762	2.37
6	7	6	0	1	1 225	20.8	798	2.84
7	1	7	1	1	1 210	20.7	756	2.65

图3 间隔全因子试验结果

Fig. 3 The result of gap full factorial experiment

表5 各变量的质量损失

Tab. 5 The quality loss of each variable

质量特性 i	对应各次试验的质量损失						
	1	2	3	4	5	6	7
均值 Y_1 质量损失	5.14	0.00	7.11	0.11	5.14	0.02	7.11
STD Y_2 质量损失	53.29	10.24	125.44	65.61	13.69	70.56	42.25

利用公式(2)对质量损失值 L_{ij} 进行规范化处理,其中均值 Y_1 参数如下:目标值 $m=7.11$,质量特性公差上限 $T_U=14.18$,公差下限 $T_L=0$;STD Y_2 参数如下:目标值 $m=125.44$,质量特性公差上限 $T_U=201.92$,公差下限 $T_L=10.24$ 。结果如表6所示。

6) 利用 MINITAB 中的主成分分析功能,得到如图4所示的结果。

表7 不同变量因子配比下的质量函数值

Tab. 7 The value of quality function under different variable ratio

MEAN,STD	762, 2.73	796, 2.32	756, 3.12	791, 1.19	762, 2.37	798, 2.84	756, 2.65
质量函数 $Q(x)$	0.64	1.41	0	1.06	0.88	1.04	0.51
排序	5	1	7	2	4	3	6

由表7得出,最佳的 G_1G_2 间隔均值和均方差配比(MEAN,STD)为(796, 2.32),此时的熔接幅度是 20.7 cm,熔接温度为 1 240 °C。

5 结 语

IDOV 流程是 DFSS 的设计流程之一,包括识别、设计、优化和验证阶段。

本文针对优化阶段质量损失系数难以确定的问题,通过因果矩阵和 FMEA 分析筛选出关键输入因子,然后确定各输出质量特性因子的类型。

通过实验设计保证质量特性之间的相关关系,得到关键输入因子各种配比时对应的输出变量的质量特性的值。

利用 Artiles-león 多元质量损失函数避开质量损失系数,得到单位产品质量特性的质量损失值。

对质量损失进行规范化处理并利用 PCA 对多

表6 各变量的规范化质量损失

Tab. 6 The standardized quality loss of each variable

质量特性 i	对应各次试验的规范化质量损失						
	1	2	3	4	5	6	7
均值 Y_1 规范化质量损失	0.28	1.00	0	0.98	0.28	1	0.00
STD Y_2 规范化质量损失	0.63	1.00	0.00	0.52	0.97	0.48	0.72

主成份分析: MEAN, STD

相关矩阵的特征分析

特征值 1.264 1 0.735 9

比率 0.632 0.368

累积 0.632 1.000

变量 PC1

MEAN 0.707

STD 0.707

图4 主成分分析结果

Fig. 4 The result of principal component analysis

得到的多元质量函数为:

$$Q(x) = 0.707Y_1 + 0.707Y_2$$

7) 将 G_1G_2 间隔最小、产品质量损失最小作为多元质量函数 $Q(x) = 0.707Y_1 + 0.707Y_2$ 的目标值,根据图3的实验数据,得到不同配比下的 $Q(x)$ 值,如表7所示。

元质量特性降维,得到多元质量函数。

最后以输出因子最优、质量损失最小为目标得到最佳的输入因子配比,并通过实例进行了验证。

参考文献:

- [1] 李伟, 吴春宇, 马振海. 基于 DFSS 方法的紧固件滑牙问题解决[J]. 装备制造技术, 2013(11): 131-134. LI Wei, WU Chunyu, MA Zhenhai. The fastener loose thread issue resolve based on DFSS [J]. Equipment Manufacturing Technology, 2013(11): 131-134.
- [2] KOZIOLEK S, DERLUKIEWICZ D. Method of assessing the quality of the design process of construction equipment with the use of DFSS (design for Six Sigma) [J]. Automation in Construction, 2012, 22: 223-232.
- [3] 童东红, 郝志勇. 基于 6σ 方法的悬置系统能量解耦与稳健设计[J]. 汽车工程, 2015, 37(2): 194-199. TONG Donghong, HAO Zhiyong. The energy decou-

- pling and robust design of mounting system based on six sigma method [J]. *Automotive Engineering*, 2015, 37(2): 194-199.
- [4] 莫旭辉, 赵宇航, 钟志华, 等. 基于 6σ 稳健性方法的汽车行驶平顺性优化[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2012, 43(11): 4286-4292.
MO Xuhui, ZHAO Yuhang, ZHONG Zhihua, et al. Robustness optimization of ride comfort for vehicle based on 6σ method[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2012, 43(11): 4286-4292.
- [5] 张柳怡, 顾克秋. 某火炮高平机手轮力 6σ 稳健优化设计[J]. *火炮发射与控制学报*, 2015, 36(1): 20-24.
ZHANG Liuyi, GU Keqiu. 6σ robust optimization design of elevating equilibrator for a howitzer[J]. *Journal of Gun Launch & Control*, 2015, 36(1): 20-24.
- [6] 张根保, 庞继红, 任显林, 等. 机械产品多元质量特性重要度排序方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2011, 17(1): 151-158.
ZHANG Genbao, PANG Jihong, REN Xianlin, et al. Importance sorting method for multiple quality characteristics of mechanical product[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2011, 17(1): 151-158.
- [7] 赵凯, 何桢, 张敏. 基于主成分分析和不合格品率的多元过程能力分析[J]. *西北工业大学学报*, 2011, 29(5): 745-750.
ZHAO Kai, HE Zhen, ZHANG Min. Analysis of multivariable process capability based on principle component analysis and defective rate[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2011, 29(5): 745-750.
- [8] SHIH Jingshiang, TZENG Yihfong, YANG Jinbin. Principal component analysis for multiple quality characteristics optimization of metal inert gas welding aluminum foam plate[J]. *Materials&Design*, 2011, 32(3): 1253-1261.
- [9] JEFFREY KUO Chung-feng, SU Teli, JHANG Poruei, et al. Using the Taguchi method and grey relational analysis to optimize the flat-plate collector process with multiple quality characteristics in solar energy collector manufacturing[J]. *Energy*, 2011, 36(5): 3554-3562.
- [10] ARTILES-LEÓN Noel. A pragmatic approach to multiple-response problems using loss function[J]. *Quality Engineering*, 1996, 9(2): 213-220.

(责任编辑 王卫勋, 王绪迪)