

◀海洋石油装备▶

# 海洋大功率往复式压缩机曲轴优化设计

喻高远 肖文生 刘 健 王宏敏 周厚强

( 中国石油大学 ( 华东) 海洋油气装备与安全技术研究中心)

**摘要:** 目前, 往复式压缩机曲轴的优化设计研究较少。鉴于此, 考虑润滑油道直径的影响, 对海洋大功率往复式压缩机曲轴进行动态建模, 通过拉丁超立方试验方法采样, 结合椭圆基网络构建曲轴振动特性的神经网络代理模型, 以曲轴几何结构参数和润滑油道直径为设计变量, 以曲轴第3阶、第5阶和第7阶模态振型最大振型因子为设计目标, 采用具有多岛效应的遗传算法对神经网络代理模型进行优化。优化结果表明, 在相同仿真条件下, 优化后曲轴的振动特性得到改善, 第3阶振型最大振型因子下降6.0%, 第5阶振型最大振型因子下降6.9%, 第7阶振型最大振型因子下降11.9%。研究结果可为海洋大功率往复式压缩机的振动特性分析提供理论依据。

**关键词:** 往复式压缩机; 椭圆基网络; 曲轴; 振动特性; 代理模型; 优化设计

**中图分类号:** TK422 **文献标识码:** A **doi:** 10.16082/j.cnki.issn.1001-4578.2016.01.014

## Optimization of Crankshaft on Ocean High-power Piston Compressor

Yu Gaoyuan Xiao Wensheng Liu Jian Wang Hongmin Zhou Houqiang

( Center for Offshore Equipment and Safety Technology, China University of Petroleum ( Huadong) )

**Abstract:** Few studies have been presented on the optimization of the crankshaft of ocean high-power piston compressor. Considering the effects of lubricating oil passage diameter, dynamic modeling of ocean high-power piston compressor crankshaft has been established. Through Latin hypercube sampling, combined with elliptic based network, the neural surrogate network model of the crankshaft vibration characteristic has been established. Taken crankshaft dimension and the diameter of lubricating oil passage as the optimization variables, and the maximum vibration mode factor of third-, fifth- and seventh-order modes as the optimization object, the neural surrogate network model has been optimized using multi-island genetic algorithm. The results show that, given the same simulation conditions, the optimized crankshaft vibration characteristic has been greatly improved. The maximum vibration mode factors of the third-, fifth- and seventh-order vibration modes have decreased 6.0%, 6.9% and 11.9%, respectively. The study results could provide theoretical basis for vibration property analysis of the ocean high-power piston compressor.

**Key words:** reciprocating compressor; ellipse based network; crankshaft; vibration characteristics; surrogate model; design optimization

## 0 引言

海洋天然气增压集输技术的发展对海洋大功率往复式压缩机的振动性能提出了更高的要求, 对低振幅振动特性的需求更加迫切。然而, 往复式压缩机曲轴对其整机振动特性具有重要影响, 大功率工况下低振幅振动特性的曲轴将逐渐成为各国学者的研究热点。

为缩短设计周期和降低成本, 国内外学者多采用计算机仿真技术来模拟往复式压缩机曲轴的振动特性。例如, A. Okamura<sup>[1]</sup>首先应用有限单元法研究了曲轴的振动特性。Z. P. Mourelatos<sup>[2]</sup>采用有限单元法研究了曲轴系统的振动特性。马星国等<sup>[3]</sup>使用有限单元法研究了一个工作循环周期内曲轴的动态响应。李小华等<sup>[4]</sup>则采用有限单元法对曲轴的振动特性进行了预测。从目前的研究工作来看, 往复式压缩机曲轴的优化设计研究相对较少。

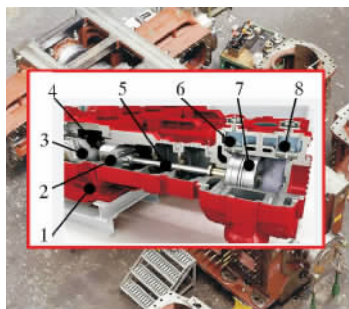
H. Simon 等<sup>[5]</sup>在建立曲轴有限元模型的基础上, 用最优化的方法对系统的振动特性进行了修改。李磊等<sup>[6]</sup>建立了曲轴-连杆-活塞的三维参数化模型, 采用多学科优化方法对系统进行了结构轻量化设计, 但没有考虑曲轴的振动特性。

在有限元分析中, 模态是设计参数的隐式函数, 二者之间没有明确的表达式, 因而难以对其直接进行优化。针对上述问题, 笔者考虑了润滑油道直径的影响, 对海洋大功率往复式压缩机曲轴进行动态建模, 通过拉丁超立方试验方法采样, 结合椭圆基网络构建曲轴振动特性的神经网络代理模型, 以曲轴几何结构参数和润滑油道直径为设计变量, 以曲轴第3阶、第5阶和第7阶模态振型最大振型因子为设计目标, 采用具有多岛效应的遗传算法对神经网络代理模型进行优化。研究表明, 采用该方法对曲轴进行优化能够有效改善曲轴的振动特性。

## 1 曲轴的建模与计算

### 1.1 海洋大功率往复式压缩机结构

海洋大功率往复式压缩机结构如图1所示。工作时, 曲轴动作, 通过连杆带动活塞做往复直线运动, 依靠活塞室和进、排气管道压差的变化实现进、排气阀的动作, 最终实现天然气的压缩。



1—机体; 2—十字头; 3—连杆; 4—曲轴; 5—活塞杆; 6—进气阀; 7—活塞; 8—排气阀。

图1 海洋大功率往复式压缩机

Fig. 1 The ocean high-power piston compressor

### 1.2 有限元模型建立

海洋大功率往复式压缩机曲轴模型如图2所示。基体材料为42CrMo, 弹性模量210 GPa, 泊松比0.3, 密度7.9 g/cm<sup>3</sup>。

曲轴的自由模态由其材料属性和结构尺寸共同决定<sup>[6]</sup>。设计  $L_1 = 439.00$  mm, 总长  $L_4 = 3\ 263.00$  mm,  $D_2 = 171.45$  mm,  $D_3 = 177.80$  mm, 其他结构参数包括  $L_2$ 、 $L_3$ 、 $L_5$ 、 $L_6$ ; 截面直径  $D_4$ 、 $D_5$ , 润滑油道直径  $D_1$ 。根据以上结构参数可以确定往复

式压缩机曲轴的结构。考虑到标准件尺寸, 最终确定设计优化模型的变量为:

$$x = (L_2, L_3, L_5, L_6, D_1, D_4, D_5) \quad (1)$$

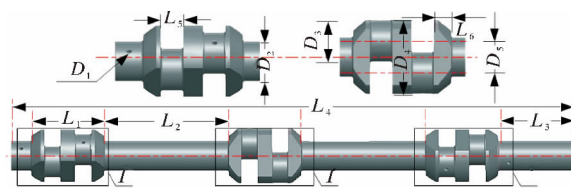


图2 往复式压缩机曲轴模型

Fig. 2 The model of piston compressor crankshaft

### 1.3 优化目标的建立

曲轴振动属于多自由度受迫振动, 可用基于达朗贝尔原理的受迫振动方程来描述:

$$[M][\ddot{u}] + [C][\dot{u}] + [K][u] = [F(t)] \quad (2)$$

式中,  $[M]$  为质量矩阵,  $[C]$  为阻尼矩阵,  $[K]$  为刚度矩阵,  $[F(t)]$  为激励力矩阵,  $[u]$  为位移矩阵。

使用模态叠加法解此方程, 需变换坐标对其进行解耦。首先要求解出系统的固有频率和振型:

$$([K] - \omega^2[M])\{\varphi\} = \{0\} \quad (3)$$

当体系有  $N$  个自由度时,  $\omega_i$  和  $\{\varphi\}_i$  分别表示第  $i$  阶自振圆频率和振型,  $i = 1, 2, \dots, N$ 。

由于线性方程的齐次性, 式(3)无法求得振型向量元素的绝对值, 只能求得振型的形状。按特定元素归一化方法得到振型分布的振型因子, 即有:

$$\varphi_j^{(i)} = 1 \quad (4)$$

对于不同的  $i$ 、 $j$  可以任意选定。归一化后依次排列成矩阵  $[\varphi]$ , 并对式(2)进行变换后可得:

$$M_i \ddot{Z}_i + K_i Z_i = \sum_{j=1}^N x_{ij} f_j(t) \quad (5)$$

式中,  $M_i$  为模态质量矩阵  $[\bar{M}] = [\varphi]^T [M] [\varphi]$  第  $i$  行的元素,  $K_i$  为模态刚度矩阵  $[\bar{K}] = [\varphi]^T [K] [\varphi]$  第  $i$  行的元素,  $Z_i$  为模态坐标矩阵  $[Z]$  第  $i$  行的元素,  $x_{ij}$  为振型归一化矩阵  $[\varphi]$  中对应元素,  $f_j(t)$  为激励力矩阵  $[F(t)]$  中对应的  $j$  列元素,  $t$  为时间。

由式(5)可得模态坐标响应, 逆变换后可得物理坐标下的响应  $[u]$ 。由式(1)~式(5)可知, 模态振型分布对于响应  $[u]$  计算有着重要影响。由于模态振型由一系列无量纲的模态振型因子决定, 故初步选取往复式压缩机曲轴前7阶模态振型最大振型因子为优化目标, 以改善模态振型分布。

## 2 曲轴优化设计

### 2.1 构建神经网络代理模型

基于有限元的曲轴模态模拟计算工作量大, 抽样点太多, 因此采用拉丁超立方试验设计方法获取样本点<sup>[7-8]</sup>。椭圆基网络具有很强的逼近复杂非线性函数的能力、黑箱特点和极好的泛化能力, 无需数学假设, 学习速度快<sup>[9]</sup>, 故构建曲轴振动特性关于其结构尺寸的椭圆基神经网络代理模型, 见图 3。

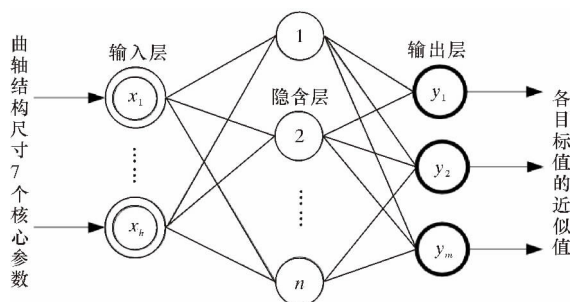


图 3 椭圆神经网络结构模型

Fig. 3 The ellipse based neural network model

由构建的  $h$  个输入值、 $n$  个隐层节点和  $m$  个输出值得椭圆基网络代理模型表达式为:

$$y_m(X) = \sum_{i=1}^n [\alpha_{mi} v_i(x)] + \alpha_{m(n+1)} \quad (6)$$

式中,  $x$  为设计变量,  $\alpha_{mi}$  为第  $i$  个隐节点与第  $m$  个输出节点间的连接权重,  $v_i(x)$  为基函数。

$$v_i(x) = (x - x_i)^T S^{-1} (x - x_i) \quad (7)$$

式中,  $S$  为协方差矩阵, 表达式为:

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (8)$$

式中,  $\mu$  为样本数据中心。获得  $n$  个样本点对应的响应量  $y = (y^{(1)}, y^{(1)}, \dots, y^{(n)}, 0)$  后, 连接矩阵为:

$$\alpha = \begin{bmatrix} v_1(x_1) & \cdots & v_1(x_n) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ v_n(x_1) & \cdots & v_n(x_n) \\ 1 & & 0 \end{bmatrix}^{-1} Y \quad (9)$$

结合式 (1) 和式 (6) ~ (9) 即可求得曲轴自由模态振型关于其结构尺寸的椭圆基神经网络代理模型。在曲轴的设计域内选择 20 组样本点, 如表 1 所示。对样本点修改曲轴结构尺寸并进行模态分析, 得到前 7 阶模态振型最大振型因子, 见图 4。

由图 4 可知, 受曲轴结构尺寸影响较大的为第 3 阶模态振型最大振型因子, 2 阶弯曲振动; 第 5 阶模态振型最大振型因子为 3 阶弯曲振动与扭转振

动的组合; 第 7 阶模态振型最大振型因子为 3 阶弯曲振动。而其余模态振型最大振型因子基本上保持不变, 故选取第 3 阶、第 5 阶和第 7 阶模态振型最大振型因子为设计目标, 构建关于其结构尺寸的椭圆基神经网络代理模型。

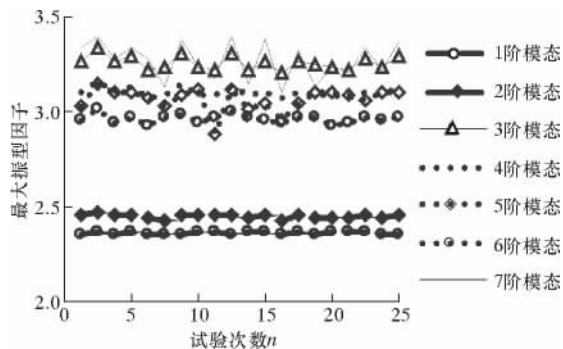


图 4 前 7 阶模态振型最大振型因子试验结果

Fig. 4 The test results of the maximum modal shape

factor of the first seven order modal shape

表 1 曲轴设计变量试验设计取值 mm

Table 1 The test values of crankshaft design variables mm

试验次数	$L_2$	$L_3$	$L_5$	$L_6$	$D_1$	$D_4$	$D_5$
1	726.8	435.7	97.0	73.5	15.575	330.2	76.75
2	718.0	441.1	99.8	74.1	16.175	334.2	76.45
3	720.4	441.7	95.0	74.3	14.075	334.6	75.55
4	719.6	433.3	98.2	71.7	15.875	335.4	77.95
5	730.0	437.5	96.2	71.9	14.375	332.2	73.45
6	727.6	438.1	93.4	72.3	16.925	336.2	77.35
7	730.8	440.5	98.6	73.3	15.725	335.8	78.25
8	722.8	439.3	97.4	72.1	16.775	337.4	73.15
9	716.4	444.1	93.0	71.1	14.975	333.8	77.05
10	718.8	433.9	99.0	74.7	14.825	336.6	74.05
11	717.2	438.7	94.6	72.5	15.275	335.0	73.75
12	728.4	439.9	99.4	71.3	14.675	331.4	74.95
13	731.6	436.9	92.2	74.5	15.425	337.0	74.65
14	723.6	442.3	95.4	74.9	16.325	330.6	75.25
15	721.2	434.5	92.6	73.9	15.125	333.4	78.85
16	725.2	435.1	95.8	71.5	16.625	332.6	75.85
17	726.0	444.7	93.8	73.1	16.475	333.0	74.35
18	724.4	442.9	96.6	73.7	16.025	331.0	77.65
19	722.0	436.3	94.2	72.9	14.525	331.8	76.15
20	729.2	443.5	97.8	72.7	14.225	337.8	78.55

### 2.2 模型拟合优度分析

由于椭圆基函数近似模型无法直接给出具体的输入变量与相应目标之间的函数关系, 为获得最佳的近似模型, 引入复相关系数  $R^2$  来评价各模型

的近似程度。 $R^2$  越接近 1 时, 说明代理模型的拟合优度越好。复相关系数为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{pi})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (10)$$

式中,  $y_i$  表示第  $i$  个样本点的响应值,  $y_{pi}$  表示第  $i$  个样本点的椭圆基神经网络模型的近似值,  $\bar{y}$  为样本点响应值的均值:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (11)$$

将设计目标响应值和预测值代入式 (10) 与式 (11), 得各模型拟合优度, 如图 5 所示。

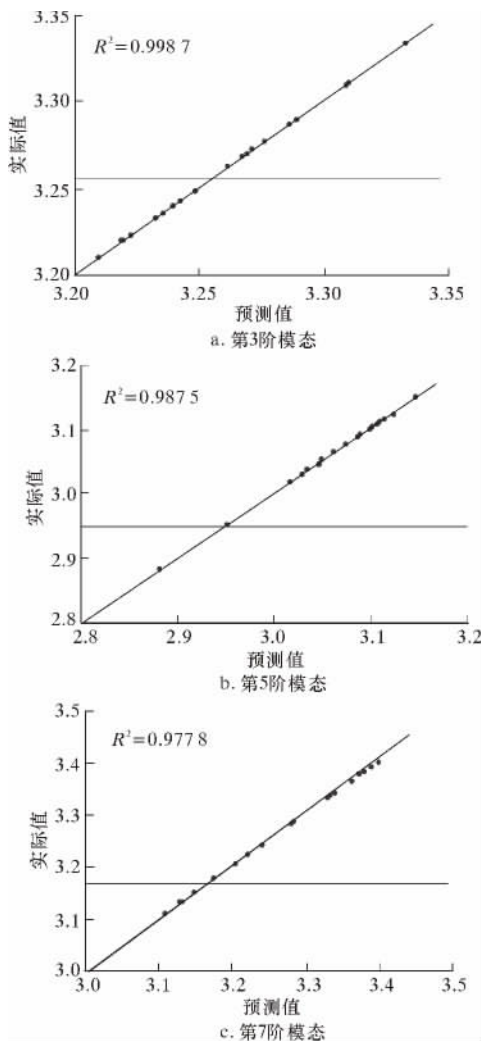


图 5 各阶模态振型最大振型因子  
近似模型的拟合优度效果图

Fig. 5 The fit goodness of the maximum modal shape factor  
approximate model of each order modal shape

从图 5 可见, 第 3 阶、第 5 阶和第 7 阶的椭圆基神经网络近似模型的决定系数都在 0.97 以上, 表明基于椭圆基神经网络建立的近似模型能够很好地

映射设计变量与设计目标之间的关系, 各设计变量近似模型精度较高, 可直接用于下一步的优化设计。

### 2.3 优化设计

以曲轴几何结构参数和润滑油道直径为设计变量, 以曲轴第 3 阶、第 5 阶和第 7 阶模态振型最大振型因子为设计目标, 则海洋大功率往复式压缩机曲轴的优化数学模型可表示为:

$$\begin{aligned} \min & \{f_3(x), f_5(x), f_7(x)\} \\ \text{s. t. } & x_{il} < x_i < x_{ih} \end{aligned} \quad (12)$$

式中,  $f_3(x)$ 、 $f_5(x)$ 、 $f_7(x)$  分别为曲轴第 3 阶、第 5 阶和第 7 阶模态振型最大振型因子,  $x_{il}$ 、 $x_{ih}$  为设计变量下限和上限, 各变量取值范围见表 2。

表 2 设计变量的初始值和取值范围 mm

Table 2 The initial value and the value

range of design variables mm

设计变量	$L_2$	$L_3$	$L_5$	$L_6$	$D_1$	$D_4$	$D_5$
初始值	724.0	439.0	96.0	73.0	16.0	334.0	76.2
上限	716.0	433.0	93.0	71.0	14.0	330.0	73.0
下限	732.0	445.0	99.0	75.0	17.0	338.0	79.0

多目标优化问题各子目标可能存在交互作用, 无法同时达到最优, 只能通过折中处理, 获取 Pareto 最优解集<sup>[10]</sup>。采用具有多岛效应的遗传算法寻优, 求取 Pareto 前沿。设定各子目标权重均为 1, 初始种群数量 20, 岛数 10, 最大遗传代数 10, 交叉概率 1.0, 变异概率 0.01, 移民概率 0.01, 移民间隔 5。经过 2 000 次迭代后得到的 Pareto 前沿解分布如图 6 所示。

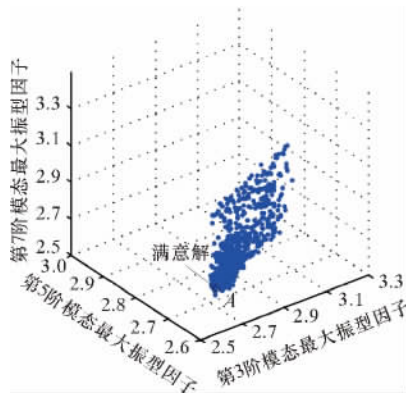


图 6 Pareto 前沿解分布图

Fig. 6 Distribution of the Pareto frontier solutions

选取 A 点作为满意解, 优化后最终结果如表 3 所示。结果显示, 采用具有多岛效应的遗传算法对椭圆基神经网络近似模型寻优并值调整, 代入有限元模型, 造成第 3 阶、第 5 阶和第 7 阶模态振型最大振型因子误差分别为 0.26%、9.00%和 10.40%,



这表明该优化方法有效。与初始值相比,第3阶、第5阶和第7阶模态振型最大振型因子分别下降了6.0%、6.9%和11.9%。曲轴的前7阶模态振型分布得到了有效改善。优化后曲轴第3阶、第5阶和第7阶模态振型如图7所示。第3阶模态为2阶弯曲振动,第5阶模态为3阶弯曲振动与扭转振动的组合,第7阶模态为3阶弯曲振动。振动频率依次为168.57、282.91和452.22 Hz。

表3 优化前、后设计变量和目标函数的对比值 mm

Table 3 The design variables and objective functions before and after optimization mm

设计变量	初始值	寻优值	最终取值
$L_2$	724.00	731.22	731.20
$L_3$	439.00	434.73	434.70
$L_5$	96.00	93.03	93.00
$L_6$	73.00	73.76	73.80
$D_1$	16.00	14.72	14.72
$D_4$	334.00	336.74	336.74
$D_5$	76.20	73.03	73.00
$f_3$	3.258	3.069	3.061
$f_5$	3.098	2.646	2.884
$f_7$	3.300	2.634	2.909

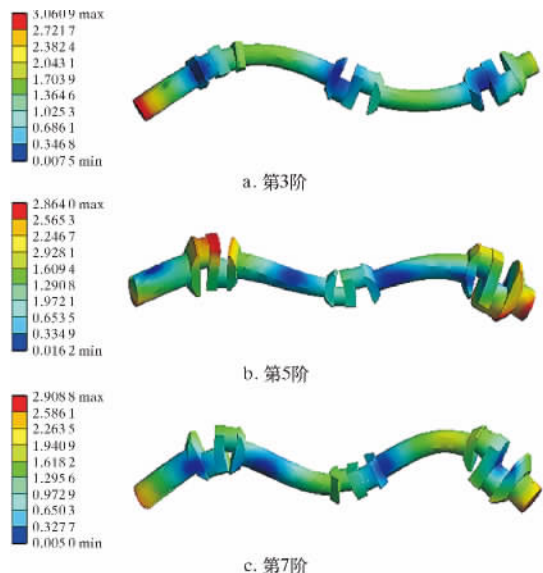


图7 第3阶、第5阶和第7阶模态振型图

Fig. 7 The shape diagram of the third-order, fifth-order and seventh-order modal

### 3 结 论

(1) 将椭圆基神经网络引入到海洋大功率往复式压缩机曲轴模态振型优化设计中,构建了以曲轴几何结构参数和润滑油道直径为设计变量,曲轴第

3阶、第5阶和第7阶模态振型最大振型因子为设计目标的曲轴优化近似模型,减少了计算工作量。

(2) 对曲轴的分析 and 优化结果表明,基于椭圆基神经网络的海洋大功率往复式压缩机曲轴模态振型优化设计,可有效降低曲轴模态振型的最大振型因子,改善曲轴模态振型的分布,为整机振动特性分析和样机试验提供设计参数和理论依据。

### 参 考 文 献

- [1] Okamura A. Experimental study of the correction between crankshaft vibration, engine-structure vibrations and engine noise in high speed engines [R]. SAE 951290, 1995.
- [2] Mourelatos Z P. A crankshaft system model for structural dynamic analysis of internal combustion engines [J]. Computers & Structures, 2001, 79: 2009-2027.
- [3] 马星国, 尤小梅, 闻邦椿. 基于虚拟样机技术的曲轴多体动力学仿真 [J]. 振动与冲击, 2008, 27 (9): 155-157.
- [4] 李小华, 沈贝, 蔡忆昔, 等. 4105 型柴油机曲轴计算模态与试验模态的振型相关性 [J]. 农业工程学报, 2011, 27 (11): 51-55.
- [5] Simon H, Yung-Li L, Hong-Tae K, et al. Optimization of a crankshaft rolling process for durability [J]. International Journal of Fatigue, 2009, 39: 799-808.
- [6] 李磊, 张建润, 陈琳. 柴油机运动机构多学科协同优化设计 [J]. 农业机械学报, 2013, 44 (3): 33-36.
- [7] Koetniyom S, Brooks P C, Barton D C. The development of a material model for cast iron that can be used for brakesystem analysis [J]. Proc. Instn. Mech. Engrs, Part D: JAutomobile Engineering, 2002, 216: 349-362.
- [8] 吕辉, 于德介, 谢展, 等. 基于响应面法的汽车盘式制动器稳定性优化设计 [J]. 机械工程学报, 2013, 49 (9): 56-59.
- [9] 贾志新, 张宏斌, 郝安民. 基于径向基函数神经网络的电火花线机床可靠性数据模拟生成 [J]. 机械工程, 2010, 46 (2): 145-149.
- [10] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2009: 1-33.

第一作者简介: 喻高远, 生于1993年, 在读硕士研究生, 主要研究方向为石油机械、海洋工程等方面的振动分析与优化设计等。地址: (266580) 山东省青岛市。E-mail: 961023731@qq.com。

收稿日期: 2015-09-16

(本文编辑 刘 峰)