

DOI:10.16356/j.1005-2615.2018.02.008

直升机惯性传感器结构的模态优化

郭述臻 昂海松

(南京航空航天大学飞行器先进设计技术国防重点学科实验室,南京,210016)

摘要:提出了一种基于迭代抽样和径向基插值的自适应代理模型方法。这种自适应方法以减少仿真计算数量和提高代理模型自适应能力为目的,使用多岛遗传算法选择新增样本点并使新增样本点位于设计空间的稀疏区域,使得所有的样本点均匀分布于设计空间。标准误差用来判断代理模型的精度大小以决定是否对代理模型进行更新。这种自适应代理模型结合多岛遗传算法对直升机的惯性传感器结构模态进行优化。用拉丁超立方抽样方法选择 10 个样本点构建初始的代理模型,自适应代理模型的计算结果表明 2% 的误差条件下需要额外增加 7 个样本点。优化结果表明不同的权重系数对最优模态特性的影响很大,惯性传感器结构的一至六阶模态值更加远离直升机的激励频率。

关键词:模态分析;径向基插值;自适应代理模型;自适应抽样;多目标优化

中图分类号:V222 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2018)02-0200-07

Modal Optimization of Inertial Sensor Structure for helicopter

GUO Shuzhen, ANG Haisong

(Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense-Advanced Design Technology of Flight Vehicle,
Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: An adaptive surrogate model based on iteration sampling and extended radial basis function is proposed. The purpose of this adaptive method is reducing the number of simulation calculations and improving the surrogate model adaptive ability by multi-island GA algorithm. New sample points are located in the blank area and all the sample points are distributed in the design space uniformly. The precision of the surrogate model is checked using standard error measure to judge whether updating the surrogate model or not. Multi-island GA algorithm is combined with the adaptive surrogate model to find the optimum modal characteristic of an inertial sensor structure for electric helicopters. A total of ten training points are selected to construct the initial surrogate model using Latin hypercube sampling (LHS). The results of adaptive surrogate model show that seven new sampling points are needed to improve the accuracy of the surrogate model under the condition of 2% confidence bounds. The optimization results show that the selection of the weights for the objective functions will have a significant effect on the final optimum modal characteristic. And the optimization results indicate that the optimum modal characteristic makes the natural frequency away from the excitation frequency.

Key words: modal analysis; extended radial basis function; adaptive surrogate model; adaptive sampling; multi-objective optimization

基金项目:江苏高校优势学科建设工程资助项目。

收稿日期:2017-06-09;**修订日期:**2018-02-25

通信作者:昂海松,男,教授,博士生导师,E-mail:ahs@nuaa.edu.cn。

引用格式:郭述臻,昂海松.直升机惯性传感器结构的模态优化[J].南京航空航天大学学报,2018,50(2):200-206.
GUO Shuzhen, ANG Haisong. Modal optimization of inertial sensor structure for helicopter[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2018, 50(2): 200-206.

振动对于直升机来说是不可避免的。旋翼运行在复杂的不稳定的气流环境中,其产生的周期振动通过桨毂传到直升机机身上,而此振动特性会对直升机造成不良影响^[1]。而且振动的主要振源来自于旋翼的惯性力和气动载荷。大部分的气动振动载荷在桨毂处被消除,但 $PN * r$ 和 $(PN \pm 1) * r$ 的谐波仍然会传到机身上。其中 P 为任意正整数, N 为桨叶的数量, r 为桨叶的旋转速度^[2-3]。因此直升机的惯性传感器必然受到这类振动的影响。如果将惯性传感器直接安装在机身上,惯性传感器会对直升机的振动非常敏感^[4]。特别的支撑^[5]或者减振材料^[6]被用来减少振动对惯性传感器的影响。但是对于以桨叶固定转速旋转的小型电动直升机,惯性传感器的振动模态优化并没有相关的研究。

本文将减振材料和配重与惯性传感器结合的惯性传感器结构作为研究对象。在惯性传感器结构模态优化过程中,使用代理模型技术来代替昂贵的有限元数值计算。代理模型研究中:响应面方法由 Box 和 Wilson 于 1951 年提出,该方法最近用于超低密度的碳纤维防火性能优化中^[7];Kriging 方法最近用于结构优化问题^[8];径向基方法(Radial basis function, RBF)是一种最有效的多维近似方法,其主要优点是在一定程度上独立于设计的维度^[9-10]。为了减少仿真计算数量并提高代理模型的自适应能力,代理模型需要与自适应抽样相结合,以最大限度节省计算时间成本。而在自适应抽样研究中:Chen 等利用局部自适应抽样技术提高了 Kriging 代理模型的效率^[11],但是当采样点接近极限边界的时候,此方法不适用;基于随机牛顿递归的自适应抽样技术被用来评估通信系统性能和优化参数^[12],然而考虑到使用拉丁超立方抽样(Latin hypercube sampling, LHS)选择初始训练点后增加稀疏区域的新采样点,这些方法不适用。

本文提出一种基于迭代抽样的方法来解决这种自适应抽样问题,并用于优化电动直升机的惯性导航传感器结构的模态特性。

1 研究方法

直升机惯性传感器结构的模态优化过程分为两个步骤:第一步是选择优化算法;第二步是将选定的优化算法与自适应代理模型结合,以确定惯性传感器结构的最优模态参数。

1.1 优化算法

遗传算法(Genetic algorithm, GA)是工程中广泛使用的优化算法之一,是由进化论发展而来的经典随机优化算法。由于其鲁棒性和易用性,遗传

算法被用于机器学习、自动控制等。与传统的遗传算法相比,多岛遗传算法是一种更先进的优化算法。该算法将群体分为几个亚群并保留在孤岛上,在每个孤岛上分别进行多岛遗传算法计算。因此,多岛遗传算法通过维护种群的多样性来防止“早熟”的问题^[13]。此外,多岛遗传算法的计算速度高于传统遗传算法。因此,本文采用多岛遗传算法进行优化。

1.2 径向基代理模型

出于对计算时间和成本方面的考虑,需要对可执行的功能评估的数量施加限制。基于径向基方法的代理模型有助于减少实现此目标所需的实际功能评估的数量。关于欧基里德距离($r = \|x - x^i\|$)的基函数定义如下

$$\varphi(r) = \sqrt{r^2 + c^2} \quad (1)$$

式中 c 为一个默认参数。径向基插值函数可以表示为式(1)的线性组合,即

$$f(x^k) = \sum_{i=1}^{n_p} \sigma_i \varphi(\|x^k - x^i\|) \quad k=1, \dots, n_p \quad (2)$$

式中: σ_i 为未知因子, n_p 为样本点的数目。式(2)写成矩阵形式如下

$$A_{ik} \times \sigma = F \quad (3)$$

式中 A_{ik} , σ , F 分别为

$$A_{ik} = \varphi(\|x^k - x^i\|) \quad (4)$$

$$i=1, \dots, n_p; k=1, \dots, n_p$$

$$\sigma = [\sigma_1 \quad \sigma_2 \quad \dots \quad \sigma_{n_p}]^T \quad (5)$$

$$F = [f(x^1) \quad f(x^2) \quad \dots \quad f(x^{n_p})]^T \quad (6)$$

求解线性方程组(3)得到向量 σ 。未知点相对于已知点的欧基里德距离组成一个向量如下

$$\varepsilon = [\varphi(\|x - x^1\|) \quad \varphi(\|x - x^2\|) \quad \dots \quad \varphi(\|x - x^{n_p}\|)] \quad (7)$$

最后未知点的响应值如下

$$f(x) = \varepsilon \times \sigma \quad (8)$$

本文采用归一化均方根误差(NRMSE)检测代理模型的精度,表达式为

$$\text{NRMSE} = \left\{ \frac{\sum_{k=1}^K [f(x^k) - f(x^k)_{\text{EFA}}]^2}{\sum_{k=1}^K [f(x^k)_{\text{EFA}}]^2} \right\}^{\frac{1}{2}} \times 100 \quad (9)$$

式中: $f(x^k)$ 为代理模型的输出值, $f(x^k)_{\text{EFA}}$ 为有限元计算值, K 为效验的数值点的个数。其中较低的均方根误差代表代理模型的精度高,较高的均方根误差则代表代理模型的精度低。这种误差被用来作为本文迭代抽样的收敛条件,决定是否需要增加样本点的数目而更新代理模型。

1.3 基于自适应代理模型的模态优化算法

多岛遗传算法与自适应代理模型建模技术相结合,以实现惯性导航系统的模态优化。模态优化算法的流程图如图1所示。使用拉丁超立方抽样方法选择构建径向基的初始样本点。初始样本点用于模态数值模拟,数值模拟结果用于构建径向基代理模型。NRMSE作为收敛标准判断迭代是否收敛,如果满足收敛条件,则生成代理模型的黑匣子。否则,使用自适应采样技术搜索新的样本点,并进行模态仿真模拟。代理模型黑匣子用于在模

态优化中获得响应值。对于多目标优化问题,采用线性加权求和的方法如下

Maximum

$$F(X) = \sum_{i=1}^m \omega_i f_i(X) \quad (10)$$

Subject to

$$e(X) = (e_1(X), e_2(X), \dots, e_m(X)) \leq 0 \quad (11)$$

式中: $F(X)$ 为目标函数, ω_i 为权重因子, m 为子目标函数个数, $e(X)$ 为约束条件。如果优化过程收敛,则程序结束,否则更新多岛遗传算法的种群。

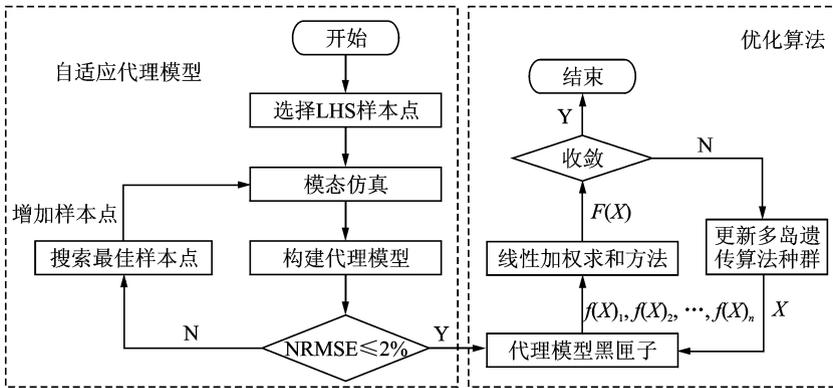


图1 优化流程图

Fig.1 Flow chart of the optimization process

在代理模型黑匣子构建过程中,均匀分布于设计区域的样本点有助于提升代理模型的精度^[14]。当迭代抽样过程中发现精度不够时,需要增加新的样本点。本文提出了一种新增样本点位于设计区域中最稀疏区域的方法。在此以二维设计变量为例说明此方法的机理,如图2所示。图2中点1~8为初始采样点,点9~11为待新增点。在添加到数值计算之前,评估新增点和已选定采样点之间的欧氏距离,图中 r_1, r_2 和 r_3 分别为点9,10和11到所有已选定点之间的最小欧基里德距离。选择点11作为最终新增样本点是因为 r_3 与 r_1 和 r_2 相比最大。在这个搜索过程中,多岛遗传算法用于选择和产生新的采样点。

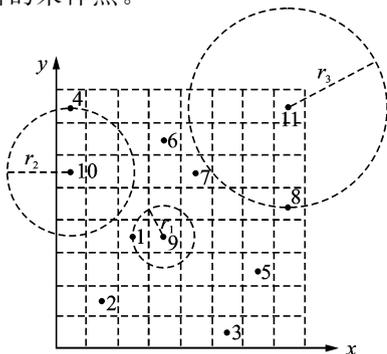


图2 新增样本点选择条件

Fig.2 Condition of the added new sampling points

2 惯性传感器结构的模态优化

本节使用有限单元法(Finite element analysis, FEA)进行惯性传感器结构的模态分析,并使用自适应代理模型和多岛遗传算法研究电动直升机的惯性传感器结构的模态特性。

2.1 惯性传感器的结构材料和尺寸

惯性导航系统由减振材料、配重材料(铜合金)以及惯性传感器组成,如图3所示。

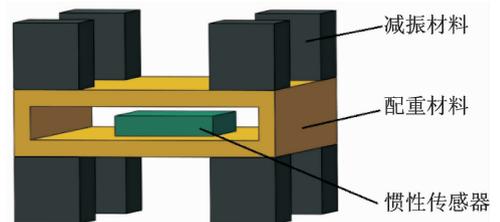


图3 惯性传感器结构示意图

Fig.3 Impression drawing of the inertial sensor structure

系统中减振材料和配重材料固定连接,惯性传感器和配重材料也是固定连接。材料属性如表1所示,因为本文考虑的是惯性传感器结构的模态特性,所以减振材料的阻尼值不需要给出。

惯性传感器结构的几何参数如图4所示, x_1 和 x_2 参数为设计变量。阻尼材料和配重材料形状的俯视图均为正方形,配重材料尺寸关于水平中心

表 1 惯性传感器结构材料属性

材料	密度/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	杨氏模量/Pa	泊松比
减振材料	16	9.9×10^4	0.45
铜合金材料	8 300	1.1×10^{11}	0.34
惯性传感器	1 770	7.1×10^{10}	0.33

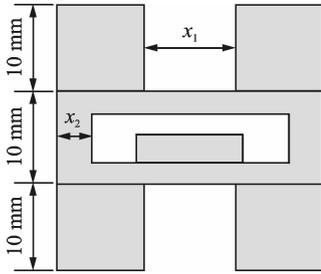


图 4 惯性传感器结构的几何参数

Fig. 4 Geometrical parameters of the inertial sensor structure

轴对称。

2.2 优化问题描述

在本文中,仅考虑一阶模态至六阶模态的模式特性。在这个优化问题中有 6 个目标函数: $f_1(X), f_2(X), f_3(X), f_4(X), f_5(X)$ 和 $f_6(X)$ 。基于这些目标函数的响应值,具有多个目标函数的优化问题不止一个最优解。对于这个多目标优化问题,采用线性加权和方法如下

$$F(X) = \frac{\sum_{i=1}^6 \omega_i f_i(X)}{\sum_{i=1}^6 \omega_i} \quad (12)$$

式中设计变量 $X = [x_1, x_2]$ 。其中子目标函数定义如下

$$f_i(X) = \min [|F_{n_i} - r|, |F_{n_i} - 2 \times r|, \dots, |F_{n_i} - P \times r|] \quad (13)$$

式中: F_{n_i} 为第 i 阶模态的数值, P 为任意整数,直升机桨叶旋转频率 $r = 8 \text{ Hz}$ 。目标函数 $F(X)$ 等于各阶自然频率与激励频率的差值最小值的权值求和。为了使自然频率尽量远离激励频率, $F(X)$ 取最大

$$\text{Max } F(X) \quad (14)$$

边界条件为

$$5 \leq x_1 \leq 20 \quad (15)$$

$$3 \leq x_2 \leq 13 \quad (16)$$

2.3 结果分析

本文使用拉丁超立方抽样选择构建代理模型所需的初始采样点。共选择 10 个样本点构建初始代理模型。自适应代理模型通过比较均方根误差来检查代理模型的精确性,并在必要时增加额外的样本点。用多岛遗传算法增加 7 个样本点后,代理

模型的精度提高到 2% 的置信区间。随着样本点的增加,由初始的 10 个样本点增加到 17 个样本点,代理模型的精度也随之增加,置信区间从 5.1% 变为 1.95%。图 5 是样本点的增加对模型精度提升的曲线图。

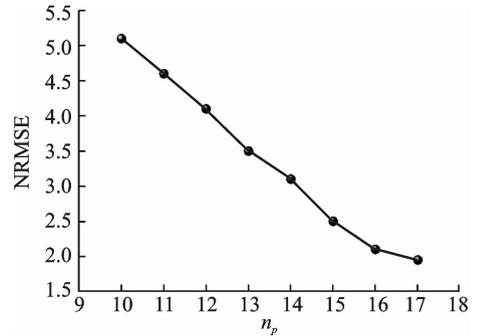
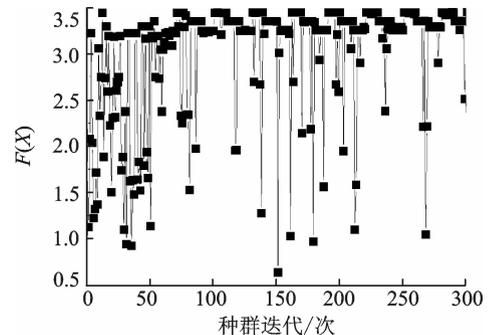


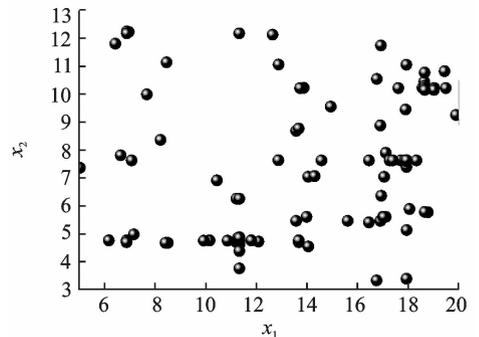
图 5 代理模型精度随样本点增加的曲线图

Fig. 5 Curve of surrogate model accuracy with the number of sample points

对目标函数权重的选择将对最终最优模态产生重要影响,因为权重将决定最佳值落在帕雷托前沿的位置^[15]。本文选择 3 组权重来优化惯性导航系统的模式特性。递减权重 ($\omega_1 = 6, \omega_2 = 5, \omega_3 = 4, \omega_4 = 3, \omega_5 = 2, \omega_6 = 1$) 的目标函数优化历程如图 6 所示。在多岛遗传算法中,岛屿数量等于 3,所以有 3 个局部最优解。从图 6(a) 明显看出,有 3 个点比较密集的区域,也就是 3 个局部最优解。但全



(a) Optimization history



(b) Distribution of sampling points

图 6 优化历程 ($\omega_1 = 6, \omega_2 = 5, \omega_3 = 4, \omega_4 = 3, \omega_5 = 2, \omega_6 = 1, 2\%$ 置信界限)Fig. 6 Optimization history ($\omega_1 = 6, \omega_2 = 5, \omega_3 = 4, \omega_4 = 3, \omega_5 = 2, \omega_6 = 1, 2\%$ NRMSE)

局最优解只有1个值,即3.45,此时结构尺寸参数和模态值如表2所示。相等权重(所有权值都等于1)的目标函数优化历程如图7所示。从图7(a)明显看出,有3个点比较密集的区域,也就是3个局部最优解。优化历程显示全局最优解与局部最优解差距较大。全局最优解等于3.28时结构尺寸参数和模态值如表3所示。增量权重的目标函数优化历程($w_1 = 1, w_2 = 2, w_3 = 3, w_4 = 4, w_5 = 5, w_6 = 6$)如图8所示。从图8(a)明显看出,有3个点比较密集的区域,也就是3个局部最优解。优化历程显示其目标函数最优值在3种不同权值的最优

表2 几何参数和模态值 ($w_1 = 6, w_2 = 5, w_3 = 4, w_4 = 3, w_5 = 2, w_6 = 1, 2\% \text{ NRMSE}$)

Tab.2 Structure parameters and modal values ($w_1 = 6, w_2 = 5, w_3 = 4, w_4 = 3, w_5 = 2, w_6 = 1, 2\% \text{ NRMSE}$)

x_1/mm	x_2/mm	F_{n_1}/Hz	F_{n_2}/Hz	F_{n_3}/Hz
17.93	7.64	44.02	44.12	44.41
F_{n_4}/Hz	F_{n_5}/Hz	F_{n_6}/Hz	$F(X)$	
91.97	95.40	105.6	3.45	

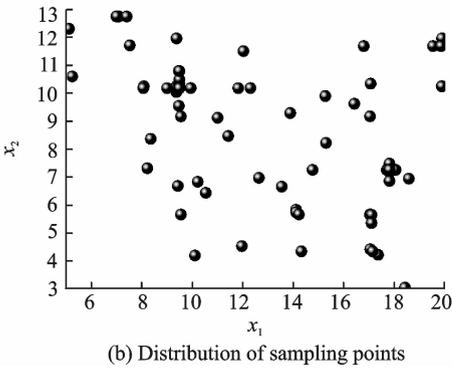
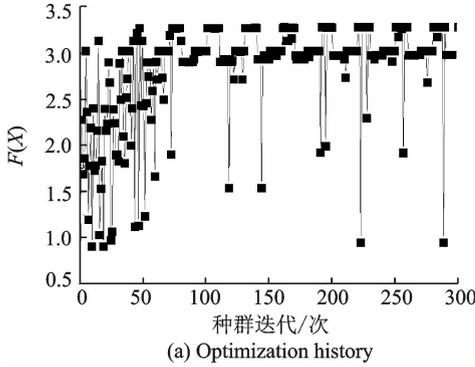


图7 优化历程 ($w_1 \sim w_6 = 1, 2\% \text{ NRMSE}$)

Fig.7 Optimization history ($w_1 \sim w_6 = 1, 2\% \text{ NRMSE}$)

表3 几何参数和模态值 ($w_1 \sim w_6 = 1, 2\% \text{ NRMSE}$)

Tab.3 Structure parameters and modal values ($w_1 \sim w_6 = 1, 2\% \text{ NRMSE}$)

x_1/mm	x_2/mm	F_{n_1}/Hz	F_{n_2}/Hz	F_{n_3}/Hz
9.46	10.19	19.99	19.99	25.68
F_{n_4}/Hz	F_{n_5}/Hz	F_{n_6}/Hz	$F(X)$	
43.75	53.27	60.46	3.28	

值中最小。全局最优解等于3.16时结构尺寸参数和模态值如表4所示。

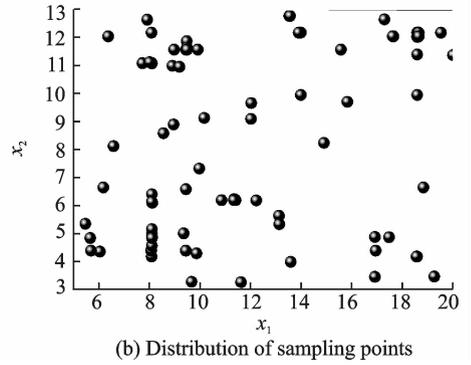
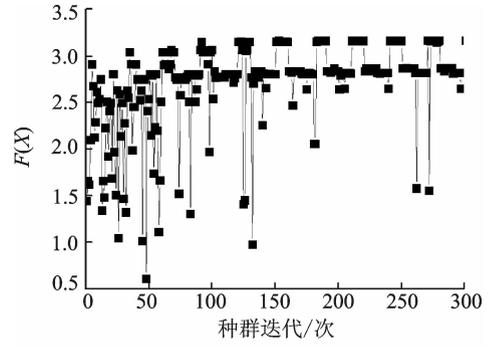


Fig.8 优化历程 ($w_1 = 1, w_2 = 2, w_3 = 3, w_4 = 4, w_5 = 5, w_6 = 6, 2\% \text{ NRMSE}$)

Fig.8 Optimization history ($w_1 = 1, w_2 = 2, w_3 = 3, w_4 = 4, w_5 = 5, w_6 = 6, 2\% \text{ NRMSE}$)

表4 几何参数和模态值 ($w_1 = 1, w_2 = 2, w_3 = 3, w_4 = 4, w_5 = 5, w_6 = 6, 2\% \text{ NRMSE}$)

Tab.4 Structure parameters and modal values ($w_1 = 1, w_2 = 2, w_3 = 3, w_4 = 4, w_5 = 5, w_6 = 6, 2\% \text{ NRMSE}$)

x_1/mm	x_2/mm	F_{n_1}/Hz	F_{n_2}/Hz	F_{n_3}/Hz
18.64	12.08	42.10	42.51	42.85
F_{n_4}/Hz	F_{n_5}/Hz	F_{n_6}/Hz	$F(X)$	
90.09	92.28	100.04	3.16	

考虑到低阶模态对系统影响较大,在此选取递减权重的优化结果来分析和计算系统的模态和振型。本文通过运用有限元方法对惯性传感器结构进行模态分析。在本研究中固定振动阻尼材料的上下边界。图9为惯性传感器结构的模态计算结果。惯性传感器结构的一阶模态是在x方向上振动,二阶模态在y方向上振动,四阶模态在z方向上振动。惯性传感器结构模态围绕z轴旋转振动的是三阶模态,绕y轴旋转振动的是五阶模态,绕x轴旋转振动的是六阶模态。

一阶模态至六阶模态的固有频率分别为24.37,24.37,31.31,53.00,65.34和70.53 Hz。 $F(X)$ 由式(12)计算,结果如表5所示。由表5可见优化目标函数值大于初始值,这意味着优化的固有频率更加远离激励频率。

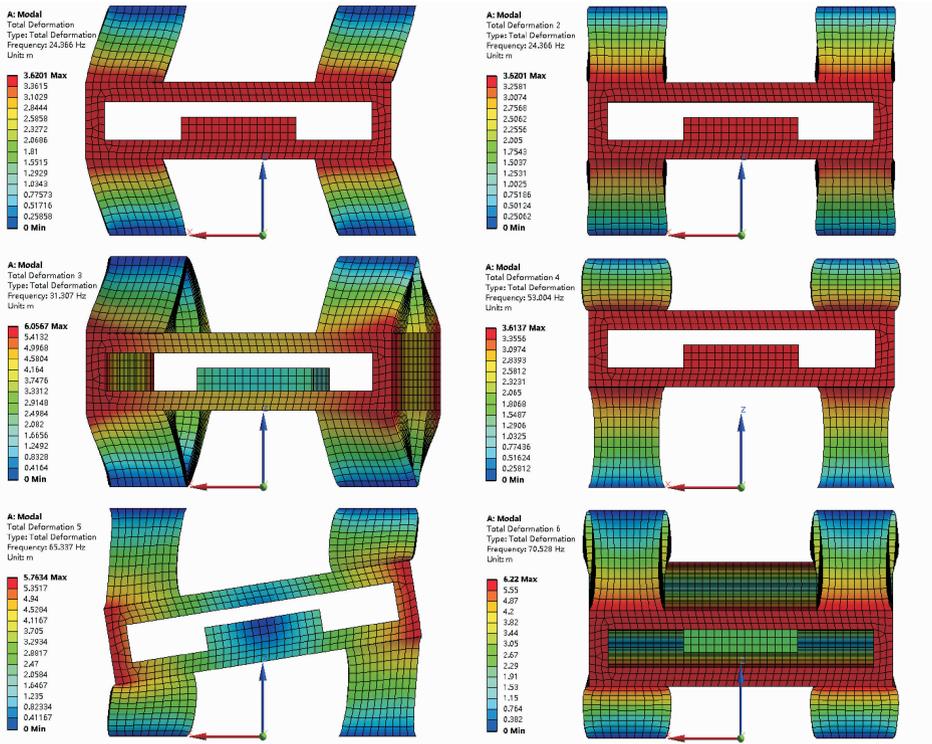


图 9 惯性导航系统的模态振型

Fig. 9 Modal analysis of strapdown inertial navigation system

表 5 优化值与初始值的比较

Tab. 5 Optimization results compared with primary results

$F(X)$	初始	优化
递减	0.95	3.45
全等	1.21	3.28
递增	1.46	3.16

3 结 论

本文提出一种自适应抽样方法搜索设计空间稀疏区域,将新增样本点置于稀疏区域,使得所有的样本点均匀分布于设计空间。然后将该自适应抽样方法与径向基方法结合建立自适应代理模型来优化惯性导航系统的多目标模态特性,得到如下结论:

(1) 使用多岛遗传算法求解最大化固有频率和激励频率之间的差值。自适应替代模型与多岛遗传算法相结合的可行性得到了验证。

(2) 基于 10 个拉丁超立方抽样样本点构建的径向基方法代理模型精度离 2% 的置信边界还需要进行 7 次额外的样本点提取。

(3) 研究了不同权重选择对最佳模态特性的影响。递减、全等及递增权重的目标函数值分别为 3.45, 3.28, 3.16。这种自适应替代模型可用于其他工程优化问题,如气动优化、隐身优化等。

参考文献:

- [1] LIIVA J. Unsteady aerodynamic and stall effects on helicopter rotor blade airfoil sections [J]. Journal of Aircraft, 1969, 6(1): 46-51.
- [2] 蒋新桐. 直升机设计[M]. 2 版. 北京:航空工业出版社, 2005:698-699.
- [3] JI T, WANG Y, XU Y, et al. Vibration characteristic analysis and optimization of rotor hub for helicopters based on genetic algorithm[J]. Journal of Vibroengineering, 2015, 17(3): 1476-1487.
- [4] NEMRA A, AOUF N. Robust INS/GPS sensor fusion for UAV localization using SDRE nonlinear filtering [J]. IEEE Sensors Journal, 2010, 10(4): 789-798.
- [5] TUO Z, HU D, LI R, et al. Damping design of strapdown inertial navigation system [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2009, 17(6): 648-650.
- [6] LAHHAM J I, WIGENT D J, COLEMAN A L. Tuned support structure for structure-borne noise reduction of inertial navigator with dithered ring laser gyros (RLG) [C]//Position Location and Navigation Symposium. San Diego, USA: IEEE, 2000: 419-428.
- [7] WU Z, HUANG D, WANG W, et al. Optimization for fire performance of ultra-low density fiberboards using response surface methodology[J]. BioResources, 2017, 12(2): 3790-3800.

- [8] SUN Z, XU M, WEI W. Optimization of the structure of water axial piston pump and cavitation of plunger cavity based on the Kriging model [J]. *Journal of Vibroengineering*, 2016, 18(4): 2460-2474.
- [9] AKHTAR T, SHOEMAKER C A. Multi objective optimization of computationally expensive multi-modal functions with RBF surrogates and multi-rule selection [J]. *Journal of Global Optimization*, 2016, 64(1): 17-32.
- [10] BAJER L, HOLEŇA M. Surrogate model for continuous and discrete genetic optimization based on RBF networks[C]//International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. Berlin, Heidelberg:Springer, 2010: 251-258.
- [11] CHEN Z, QIU H, GAO L, et al. A local adaptive sampling method for reliability-based design optimization using Kriging model[J]. *Structural and Multi-disciplinary Optimization*, 2014, 49(3): 401-416.
- [12] REMONDO D, SRINIVASAN R, NICOLA V F, et al. Adaptive importance sampling for performance evaluation and parameter optimization of communication systems [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2000, 48(4): 557-565.
- [13] ZHANG J J, XU L W, GAO R Z. Multi-island genetic algorithm optimization of suspension system [J]. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 2012, 10(7): 1685-1691.
- [14] WU P F, ZHANG Z, ZHENG Y, et al. Influence of sampling point distribution in freeform surfaces fitting with radial based function model [J]. *Optics & Precision Engineering*, 2016, 24(7): 1564-1572.
- [15] ALBA E, BLUM C, ASASI P, et al. Optimization techniques for solving complex problems [M]. 2nd ed. Hoboken: Printed in the United States of America, 2009.

(编辑:夏道家)

