

控制与决策

Control and Decision

基于Taguchi-BPNN-SEDEA的精密产品多元质量非参数稳健优化

吴佳伟, 宋华明, 万良琪, 黄甫, 马东升, 杨加猛

引用本文:

吴佳伟, 宋华明, 万良琪, 等. 基于Taguchi-BPNN-SEDEA的精密产品多元质量非参数稳健优化[J]. 控制与决策, 2020, 35(6): 1435-1445.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0861>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向复杂装备精密产品质量特性的Kriging-RBDO可靠性优化设计

Precision product of complex equipment quality characteristic reliability-based design optimization using Kriging model
控制与决策. 2019, 34(9): 1929-1936 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0353>

考虑模型响应不确定性的稳健参数设计

Multi-response robust parameter design based on uncertainty of model response
控制与决策. 2019, 34(2): 233-242 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0995>

一种基于区间信度结构的混合型多属性决策方法

A hybrid multi-attribute decision-making method based on interval belief structure
控制与决策. 2019, 34(1): 180-188 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1007>

基于多元异构不确定性案例学习的广义区间灰数熵权聚类模型

Generalized interval grey entropy-weight clustering model based on multiple heterogeneous uncertainty cases study
控制与决策. 2018, 33(8): 1481-1488 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0485>

一种基于证据推理的装备保障资源评估方法

An evaluation method of equipment support resources based on evidential reasoning
控制与决策. 2018, 33(6): 1048-1054 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0288>

基于 Taguchi-BPNN-SEDEA 的精密产品 多元质量非参数稳健优化

吴佳伟¹, 宋华明^{1†}, 万良琪², 黄 甫¹, 马东升¹, 杨加猛³

(1. 南京理工大学 经济管理学院, 南京 210094; 2. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 南京 211106;
3. 南京林业大学 经济管理学院, 南京 210037)

摘 要: 针对设计参数不确定性和模型结构未知情形下精密产品多元质量波动问题, 同时兼顾主体结构对轻量化设计要求, 提出一种基于 Taguchi-BPNN-SEDEA 的多元质量非参数稳健优化方法. 首先, 通过正交试验设计和有限元分析获取多元质量数值, 运用 Taguchi 方法将多元质量数值转化为信噪比来衡量精密产品稳健性; 其次, 运用 BPNN 非参数模型构建多元质量信噪比预测模型, 以避免由参数模型设定导致的误差; 在此基础上, 提出改进的 DEA 基本模型, 采用 SEDEA 非参数稳健优化方法, 将设计参数不确定性下 BPNN 非参数模型求解问题转化为不确定性条件下复杂多属性决策问题; 最后, 通过实例表明, 所提出的方法能够有效处理设计参数不确定性和模型结构未知并存情况下的多元质量稳健优化问题, 从而验证该方法的可行性.

关键词: BPNN; 改进数据包络分析; 多元质量; 稳健优化

中图分类号: TH112.5; C934

文献标志码: A

A robust nonparametric approach to optimize multi-quality of precision product based on Taguchi-BPNN-SEDEA method

WU Jia-wei¹, SONG Hua-ming^{1†}, WAN Liang-qi², HUANG Fu¹, MA Dong-sheng¹, YANG Jia-meng³

(1. School of Economics and Management, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
2. College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;
3. College of Economics and Management, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: In view of multi-quality variation for precision products with parameter uncertainty and unknown model structure, while considering the demand of main structural on lightweight design, a multi-quality robust design method based on Taguchi couple with back propagation neural network and super efficiency data envelop analysis (Taguchi-BPNN-SEDEA) is proposed. Firstly, the multi-quality value is obtained through orthogonal experimental design and finite element analysis. The Taguchi method is adopted to converse the multi-quality value into signal-to-noise ratio (SNR), which can measure the stability of precision product. Then, the multi-quality SNR prediction model is constructed by the non-parametric model of the back propagation neural network (BPNN) to solve errors of model misspecification. On the basis of the improved data envelop analysis, the super efficiency data envelop analysis is proposed to convert the BPNN non-parametric model of the parameter optimization problem into the complex multiple attribute decision making problem under uncertainty. Finally, an example is given to illustrate that the proposed method is feasible and can handle multi-quality robust optimization with the parameter uncertainty and unknown model structure.

Keywords: BPNN; improved data envelope analysis; multi-quality; robust optimization

0 引 言

以柔顺机构为关键零部件的精密产品广泛应用于航空航天、生物医学、精密工程和国防军事等领域^[1-2], 是发展前景相当可观的新型微机构产品. 与传统机构产品有着本质区别, 精密产品不仅在尺寸上进行微小型化, 在材料选择、测试与定位、加工方式和制

造工艺、驱动方式等方面也存在显著差异, 传统机构产品设计中被忽略的微小变差往往在精密产品中却有着较大的影响. 工程实际中材料的离散性以及测量、制造和安装误差等因素使得精密产品的参数具有固有的随机不确定性, 这种不确定性导致精密产品质量的稳定性很难得到有效保证. 目前, 微观机构在

收稿日期: 2018-06-24; 修回日期: 2018-12-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71172105, 71571102, 51665017).

†通讯作者. E-mail: huaming@mail.njust.edu.cn.

设计参数不确定性情形下多元质量稳健优化理论研究方法尚不够深入,未形成统一公认的研究体系。因此,在设计参数不确定性且模型结构未知情形下,如何有效利用当前设计知识提高多元质量稳健性成为精密产品质量工程中亟待解决的关键科学问题。

在精密产品质量工程中,围绕数值模拟和质量建模的研究已成为目前精密产品稳健优化研究的热点问题^[3-4]。文献[5]提出了一种基于多项式混沌扩展的精密产品质量参数模型,并构建了相应的稳健优化方法;文献[6]结合有限元分析和计算机试验设计对六自由度微动台的力-位移模型进行了理论分析和验证研究,仿真分析验证了所提出的方法的可行性;文献[7]分析了微动台多元质量与设计参数的关系,提出了混合Taguchi-Cuckoo搜索算法和方差分析方法,优化结果与DE、GA优化方法进行了比较,验证该方法能够有效解决微动台多元质量波动难题;文献[8]基于质量损失函数法对精密产品的稳健优化问题进行了研究,采用伴随向量法分析设计参数的灵敏度,并建立了多元质量拓扑优化模型,算例结果验证了该方法的有效性。上述相关研究是基于精密产品质量参数建模的稳健优化,参数建模虽然易于进行理论分析并具有较精确的预测能力,但是一旦存在先验模型设定误差,则无论数值模拟样本容量多大都无法保证质量参数模型最终收敛于真实的样本分布,而模型结构未知情形下精密产品质量非参数模型的稳健优化方面研究又尚不够完善,急需开展相关研究工作。

对于模型结构未知的现有研究基本上是针对特定非参数问题发展相应的非参数模型及其优化,因而不具有一般性,尝试非参数建模和寻求适应性优化策略成为精密产品多元质量稳健优化的一条新思路。文献[9]建立了关于精密薄壁元件的Kriging非参数模型,通过优化相关设计参数,提升了外界不确定性碰撞影响下的稳定性;文献[10]采用支持向量机非参数建模方法,设计了具有高稳健性、高灵敏度的精密夹具。精密产品稳健优化往往是通过计算非试验点处得到最优值,因此非参数模型的泛化性至关重要。鉴于神经网络具有良好的泛化性,且处理精密产品隐含信息的逼近能力强,文献[11]基于神经网络建立了精密机械臂的质量非参数模型,并给出了一种模型优化方法,算例结果表明精密机械臂末端实现了稳定控制,该方法解决了模型不确定性情形下质量波动问题;为进一步考虑外界不确定性因素的影响,文献[12]充分考虑了模型参数不确定性和外界扰动的影响,将递归Elman神经网络应用于精密机械臂研究中,该方法对于参数不确定性和外界扰动具

有较强的稳健性,但其增加了控制系统的复杂度,增加了计算成本;递归Elman神经网络的非线性映射和泛化能力不如BP神经网络(back propagation neural network, BPNN),为此文献[13]采用BPNN非参数模型对迟滞特性进行学习和训练,提高了精密压电微动台的定位精度并降低了定位精度受外界因素的影响。神经网络非参数模型的泛化性强且可获得精密产品的全局最优稳健方案,但上述研究又属于单个质量优化问题,也没有兼顾轻量化设计要求。

综上所述,有关精密产品稳健优化问题中,参数模型方法的引入难以避免模型设定误差的缺点,非参数模型方法可解决模型结构未知的难题,但已有研究是对单个质量进行稳健优化。鉴于此,在针对精密产品多元质量稳健优化时,引入一种改进的数据包络分析优化方法——超效率数据包络分析(super efficiency data envelop analysis, SEDEA),以弥补数据包络分析(DEA)方法不能直接确定最优解的缺陷。DEA方法和BPNN非参数模型已经相当成熟,而BPNN非参数模型与SEDEA方法相结合的文献较为少见。文献[14]提出了DEA和BPNN非参数模型方法,首先将DEA分成两阶段进行评估,然后运用BPNN非参数模型进行预测,虽然构建输入和输出的预测模型精度高,但未给出最优方案,且BPNN非参数模型是作为单目标建模方法;文献[15]将DEA和ANN非参数模型运用到银行工作效率研究中,但是各目标分析不够深入详细,评价指标体系的设计存在较大的主观性。

本文在有限元分析和Taguchi方法基础上提出的BPNN-SEDEA非参数稳健优化方法能充分结合以上研究的优点而合理地规避其不足,将其运用到精密产品的稳健优化研究中是可行的,优化结果可为今后精密产品的设计提供一种新的思路,能够帮助工程设计人员合理地建立精密产品的安全容限和控制随机参数对精密产品安全的影响,为实际工程提供理论指导。

1 精密产品非参数建模分析

实际工程中精密产品质量建模需考虑多种问题,主要包括:精密产品多元质量的相关性及耦合性,描述方法的局限性难以将设计参数不确定性清晰地表述在参数模型中,随机变量概率分布难以确定。对上述问题进行如下概括分析。

精密产品多元质量的耦合性及相关性:工程设计人员希望精密产品具有足够的柔性以顺利完成定位工作,同时又具有足够的刚性以保证其机械效益和工作强度,而弯曲刚度显著制约着放大倍数提升空

间;精密产品多元质量特性高度非线性相关,但对于其物理或工程机理不甚明晰。

描述方法的局限性:拟合精密产品分布参数的方法并不能准确反映极值的随机取值规律,此外,描绘的多元质量概率密度曲线变化十分复杂,而假设条件下都可能导致计算结果存在较大偏差;进行修正时由于理论修正方法与实验之间存在较大偏差,使得估计概率密度分布与实验结果不一致。

随机变量概率分布难以确定:精密产品疲劳寿命在指定循环应力水平情形下符合Weibull分布或对数正态分布,而在多级谱载或变幅应力历程下的疲劳寿命分布可能表现出更为复杂的形式;振动特性概率分布范围随振幅的增加逐渐平缓扩大,逐渐偏离初始概率分布;刚度特性在无裂纹条件下变化不明显,但裂纹的出现导致其他各方向上的刚度增大,其概率分布也发生变化。

上述问题使得精密产品质量建模过程中模型结构未知,一般处理方式是在数值分析中进行大量简化和近似并对参数模型分布进行诸多假设,这将导致实际值与理论值出现较大偏差。要实现精密产品多元质量稳健控制,需考虑上述问题并还原真实环境下设计参数不确定性的影响作用。非参数模型不但能考虑上述问题,而且在原始数据的基础上建立某种关系,将设计参数不确定性信息融合到模型中,更能体现精密产品的实际运行状态,同时在建模过程中无需过多的模型参数假设和先验知识,在很大程度上解决了模型结构未知的精密产品多元质量稳健优化问题。

2 精密产品多元质量BPNN非参数建模及稳健优化

2.1 确定精密产品多元质量稳健性指标

描述精密产品多元质量波动大小是设计参数不确定性下稳健优化的基础问题,为解决该基础问题引入田口方法的信噪比(signal-noise ratio, SNR)作为衡量精密产品多元质量稳健性指标。信噪比起源于通信领域并作为评价通信设备信号质量优劣的指标,田口教授在稳健设计中引入信噪比作为评价设计优劣的一种测度,也作为产品质量特性的稳健性指标^[16]。信噪比是通过定量的方式同时计量质量特性的平均值和方差,以便确定最佳化的设计参数值。

精密产品多元质量信噪比分为望目特性、望小特性和望大特性,相关公式见文献[17],这里仅对本文应用的精密产品多元质量信噪比望大特性进行说明。望大特性用于希望质量特性越大越好的场合,算例分析中精密产品质量特性都属于望大特性。单个质量信噪比望大特性如下:

$$SNR_y = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \right). \quad (1)$$

其中: SNR_y 为精密产品某个质量的信噪比, n 为试验重复次数, y_i 为第 i 次试验的精密产品质量数值。

通过田口方法将精密产品多元质量转化为信噪比,各试验方案中多元质量信噪比形成样本集,用于构建精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型。

2.2 构建精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型

精密产品多元质量模型结构未知情形下往往需要对模型分布进行假设,为有效地解决参数模型分布设定所引起的误偏问题,本文提出精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型。以精密产品多元质量信噪比构成的样本集对BPNN非参数模型进行训练,利用多元质量信噪比误差估计进行前向更新,根据梯度的反方向改变权值和偏差不断重复学习,以多元质量信噪比的均方根误差最小化作为训练终止约束。最终形成将输出端表现出的多元质量信噪比误差沿着与输入设计参数传送相反的方向逐级向BPNN非参数模型输入端传递的过程,如图1所示。

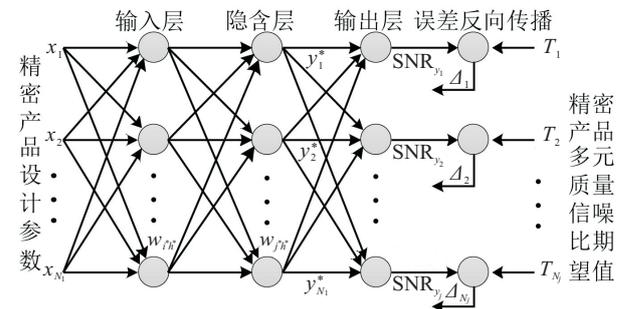


图1 精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型构建

精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型训练是从输入层开始,训练过程中将多元质量信噪比误差信号沿连接通路反向传输方向传播,通过修正各权值使多元质量信噪比误差最小,即

$$w_{i^*h^*}(n^* + 1) = w_{i^*h^*}(n^*) + \eta^* \delta_{p^*j^*} x'_{i^*}. \quad (2)$$

其中: $w_{i^*h^*}$ 为BPNN非参数模型输入层与隐含层之间的连接权值; η^* 为BPNN非参数模型学习效率; x'_{i^*} 为节点 i^* 的输出; $\delta_{p^*j^*}$ 为 j^* 节点 p^* 模型的误差项,且有

$$E_{\delta_{p^*j^*}} = 1/2 \sum_{j^*=1}^{q^*} (SNR_{y_{j^*}} - t_{j^*})^2. \quad (3)$$

当 j^* 为输出节点时 $\delta_{p^*j^*} = y_{j^*}(1 - y_{j^*})(t_{j^*} - y_{j^*})$, j^* 为隐含节点时 $\delta_{p^*j^*} = x'_{i^*}(1 - x'_{i^*}) \sum_{k^*=1}^{q^*} \delta_{p^*k^*} w_{i^*h^*}$ 。

若在精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数

模型中加入动量项,则有

$$w_{i^*h^*}(n^* + 1) = w_{i^*h^*}(n^*) + \eta\delta_{p^*j^*}y_{j^*} + a^*(w_{i^*h^*}(n^*) - w_{i^*h^*}(n^* - 1)). \quad (4)$$

其中: a^* 为BPNN非参数模型动量因子, $0 < a^* < 1$.

对于精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型, \widehat{SNR}_{y^*} 的估计如下:

$$\widehat{SNR}_{y^*} = \sum_{k^*=1}^{m^*} \beta_{i^*k^*} (1 + e^{-z})^{-1} \times \left(\sum_{j^*=1}^{p^*} W_{k^*}^T X - b_{k^*} \right). \quad (5)$$

其中: b_{k^*} 为BPNN非参数模型隐含层和各输出神经元的阈值, $(1 + e^{-z})^{-1}$ 为S型映射非线性作用函数, W_{k^*} 为权重向量, X 为设计参数输入向量.

至此,精密产品多元质量信噪比的BPNN非参数模型构建完成,当给定设计参数便可预测精密产品多元质量信噪比.在此基础上将采用SEDEA非参数稳健优化策略获取精密产品多元质量稳健方案.

2.3 建立精密产品多元质量SEDEA非参数稳健优化策略

精密产品设计参数不确定性下多元质量信噪比的BPNN非参数模型的优化问题,可认为是不确定性条件下复杂多属性决策问题.多属性决策方法包括主成分分析^[18]、模糊理论、灰色关联法^[19]、DEA^[20]等,本文利用改进的DEA基本模型提出SEDEA非参数稳健优化策略确定精密产品多元质量最优稳健方案. DEA基本模型通过保障决策单元(decision making unit, DMU)的输入设计参数或者输出多元质量信噪比不变,将各DMU投影至DEA生产前沿面中,进一步比较DMU偏离前沿面的程度以评价DMU的相对有效性,DEA基本模型如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \theta_{j_0} = \sum_{r=1}^p u_r SNR_{rj_0} / \sum_{k=1}^q v_k x_{kj_0}. \\ \text{s.t.} \sum_{r=1}^p u_r SNR_{rj} / \sum_{k=1}^q v_k x_{kj} \leq 1; \\ v_k x_o = 1; \\ u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, p; \\ v_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, q. \end{array} \right. \quad (6)$$

其中: j 为DMU的个数, SNR_{rj_0} 为DMU $_j$ 中的多元质量信噪比, q 为设计参数个数, p 为多元质量个数, u_r 为精密产品输出多元质量信噪比的权系数, v_k 为输入设计参数的权系数, θ_{j_0} 为DMU的评价效率值.

θ_{jj} 为DEA基本模型的最优值. DEA基本模型中精密产品输入设计参数的减少比例是相同的,而不

同的设计参数对多元质量信噪比的弹性可能不同,这样DMU效率改进的同时各设计参数减少也不一定是同比例,实际计算时可能遇到 θ_{jj} 都是1,原因在于DEA基本模型无法对各有效DMU进行排序.为克服DEA基本模型的不足,在计算 θ_{jj} 时进行改进,提出SEDEA模型如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \theta_{jj} = \sum_{r=1}^p u_j SNR_{rj_0} / \sum_{k=1}^q v_j x_{kj_0}. \\ \text{s.t.} \sum_{r=1}^p u_j SNR_{rj} / \sum_{k=1}^q v_j x_{kj} \leq 1; \\ k, j = 1, 2, \dots, n, k \neq j; \\ v_j x_j = 1; \\ u_r \geq 0, r = 1, 2, \dots, p; \\ v_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, q. \end{array} \right. \quad (7)$$

SEDEA模型的主要改进点在于当评价第 j 个DMU时,将该DMU与其他所有DMU的线性组合进行比较,使DMU $_j$ 的输入设计参数和输出多元质量信噪比被其他所有DMU的输入设计参数和输出多元质量信噪比的线性组合替代,将第 j 个DMU排除在外.因剔除了约束条件 $\theta_{jj} \leq 1$,使得SEDEA模型中有效DMU $_j$ 的效率评价 θ_{jj} 可大于1,而其他效率评价 θ_{ij} 将在 $[0, 1]$ 之间,这样会使SEDEA模型评价结果更加客观、合理.

综合考虑精密产品设计参数不确定性及模型结构未知情形,进行精密产品非参数建模分析,确定本文流程框架如图2所示.

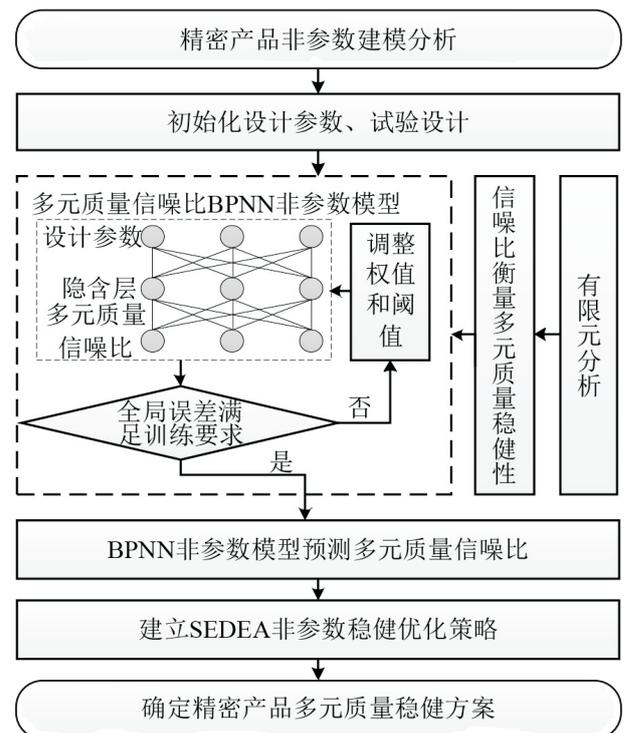


图2 基于Taguchi-BPNN-SEDEA精密产品多元质量非参数稳健优化流程

3 实例分析1

3.1 两自由度精密微动台有限元分析

以柔顺机构为关键零部件的两自由度精密微动台的结构主体包含: 柔性梁、定位台、刚性梁和压电陶瓷, 如图3所示。

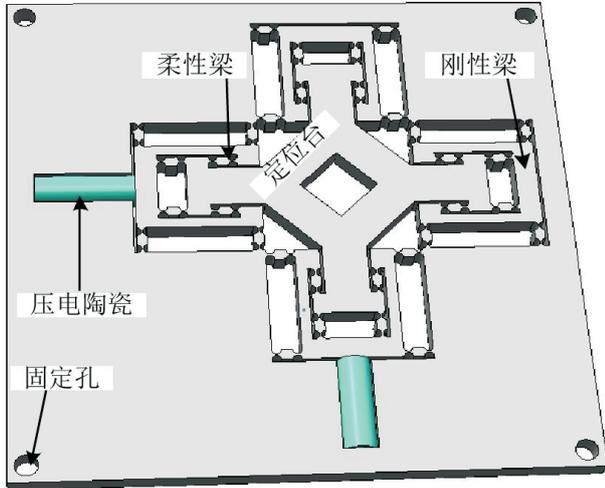


图3 两自由度精密微动台结构模型

柔性梁能够保证高分辨率和高精度, 定位台与多组件具有机械支持连接, 刚性梁和压电陶瓷与各组件在总体控制的管理协调下工作。两自由度精密微动台全生命周期内设计参数不确定性引起多元质量波动, 而多元质量模型结构具体形式未知情形下对模型进行假设造成模型设定误偏, 使得设计出来的两自由度精密微动台难以实现精密制造领域的性能稳健。为有效解决这一工程难题, 运用本文方法实现两自由度精密微动台多元质量稳健。

两自由度精密微动台通过压电陶瓷驱动, 而压电陶瓷的不足在于输出位移小, 即使是堆叠型压电陶瓷的输出位移也仅为几微米到几十微米的范围内, 具有位移放大作用的两自由度精密微动台能够实现压电微位移输出的传递, 此外, 较大的固有频率特性能够避免平台工作在固有频率附近产生共振, 从而保证其稳定位移输出。因此, 两自由度精密微动台输出位移和固有频率具有望大特性, 另外, 兼顾主体结构对轻量化设计要求将同时优化两自由度精密微动台的重量。两自由度精密产品中柔性梁和刚性梁作为主要结构, 选取如下相关设计参数: 柔性梁厚度 t 和半径 r , 刚性梁结构尺寸 l, h_1, h_2 , 平台厚度 w , 铝合金材料 m , 如图4所示。

根据工程实际和设计要求确定各因素的中心值(即第二水平) L_{2j} , 由于设计参数取值在实际加工中总会存在误差, 需考虑设计参数误差的影响, 取 ΔL_{2j}

$= K_j$ 为误差因素, 作为两水平之间的间隔(K_j 值因各设计参数而异), 由此构成 $L_{2j} - \Delta L_{2j}, L_{2j}, L_{2j} + \Delta L_{2j}$, 组成3水平, 设计参数及其水平值如表1所示。

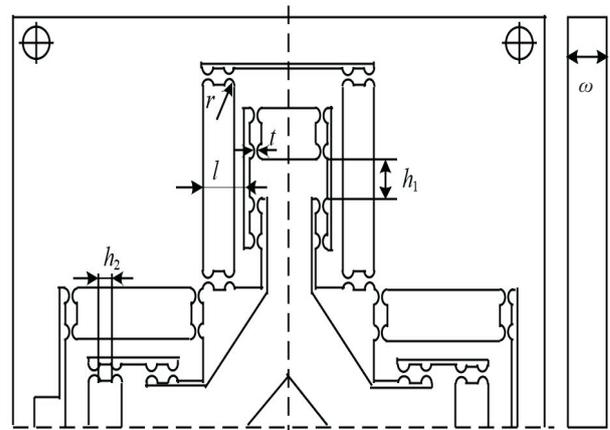


图4 两自由度精密微动台模型结构参数

表1 两自由度精密微动台设计参数及其水平值

设计参数	r/mm	t/mm	l/mm	h_1/mm	h_2/mm	w/mm	m
水平1	1.95	0.59	4.95	9.95	4.95	9	1
水平2	2	0.6	5	10	5	10	2
水平3	2.05	0.61	5.05	10.05	5.05	11	3

在表1中, m 的3水平值分别代表选择Al6061、Al7075-T6、Al7050。由此根据表中设计参数进行正交组合, 获取BPNN非参数模型的训练、测试样本的参数组合。

3.2 两自由度精密微动台多元质量信噪比的BPNN非参数模型的构建

针对两自由度精密微动台多元质量模型结构具体形式未知的情形, 采用本文提出的BPNN非参数模型克服模型设定带来的误偏问题。两自由度精密微动台多元质量信噪比的BPNN非参数模型构建过程中, 样本数据来自设计参数正交试验及输出位移、固有频率的有限元分析。对结构尺寸进行扰动^[21], 进行3次有限元分析获得结果如表2所示。

根据式(1)将表2中两自由度精密微动台输出位移和固有频率有限元分析数值结果分别转化为输出位移信噪比 SNR_{W_s} 和固有频率信噪比 SNR_{f_n} , 并以 SNR_{W_s} 、 SNR_{f_n} 和重量 Ma 作为BPNN非参数模型的训练、测试样本, 结果如表3所示。

根据BPNN非参数模型分别对训练样本 Ma 、 SNR_{f_n} 、 SNR_{W_s} 进行学习, 采用动量梯度下降法训练样本数据, 随着训练步数的增加, 最终确定BPNN非参数模型中 SNR_{W_s} 、 SNR_{f_n} 、 Ma 的全局误差如图5所示。

表2 两自由度精密微动台多元质量有限元分析数值结果

方案	r	t	l	h ₁	h ₂	w	m	输出位移/μm			固有频率/Hz			Ma
								Ws ₁	Ws ₂	Ws ₃	fn ₁	fn ₂	fn ₃	
1	1.95	0.59	4.95	9.95	5	10	2	21.472	21.329	21.615	21.472	651.678	651.684	1437.234
2	1.95	0.6	5	10	4.95	9	1	21.608	21.464	21.752	21.608	607.879	608.032	1277.106
3	1.95	0.6	5	10	5	10	2	21.604	21.460	21.749	21.604	613.439	613.467	1442.628
4	1.95	0.6	5	10	5.05	11	3	21.583	21.439	21.727	21.583	629.877	629.975	1612.974
5	1.95	0.61	5.05	10.05	4.95	9	1	21.465	21.322	21.608	21.465	661.261	661.409	1281.896
6	1.95	0.61	5.05	10.05	5	10	2	21.534	21.390	21.678	21.534	629.606	629.652	1448.032
7	1.95	0.61	5.05	10.05	5.05	11	3	21.499	21.355	21.642	21.499	648.962	649.002	1619.010
8	2	0.59	5	10.05	4.95	10	3	21.446	21.303	21.589	21.446	647.068	646.962	1478.247
9	2	0.59	5	10.05	5.05	9	2	21.473	21.330	21.616	21.473	638.765	638.924	1317.421
10	2	0.6	5.05	9.95	4.95	10	3	21.450	21.307	21.594	21.450	658.226	658.198	1471.812
11	2	0.6	5.05	9.95	5	11	1	21.420	21.277	21.563	21.420	660.441	660.552	1576.956
12	2	0.61	4.95	10	4.95	10	3	21.596	21.452	21.740	21.596	611.732	611.765	1473.647
13	2	0.61	4.95	10	5	11	1	21.552	21.408	21.695	21.552	623.879	624.014	1578.919
14	2	0.61	4.95	10	5.05	9	2	21.620	21.475	21.764	21.620	594.644	594.783	1313.331
15	2.05	0.59	5.05	10	5	9	3	21.494	21.350	21.637	21.494	626.508	626.683	1344.002
16	2.05	0.59	5.05	10	5.05	10	1	21.474	21.331	21.617	21.474	631.790	632.217	1454.537
17	2.05	0.6	4.95	10.05	4.95	11	2	21.457	21.314	21.600	21.457	645.220	645.326	1618.137
18	2.05	0.6	4.95	10.05	5	9	3	21.461	21.318	21.604	21.461	637.221	637.404	1345.665
19	2.05	0.6	4.95	10.05	5.05	10	1	21.463	21.320	21.607	21.463	640.827	641.303	1456.335
20	2.05	0.61	5	9.95	4.95	11	2	21.460	21.317	21.603	21.460	659.340	659.450	1611.127
21	2.05	0.61	5	9.95	5.05	10	1	21.452	21.309	21.596	21.452	649.916	650.425	1450.042
22	1.95	0.59	4.95	9.95	4.95	9	1	21.439	21.296	21.582	666.750	666.651	666.823	1272.326
23	1.95	0.59	4.95	9.95	5.05	11	3	21.429	21.286	21.572	653.168	653.115	653.221	1606.951
24	2	0.59	5	10.05	5	11	1	21.457	21.314	21.600	641.214	641.165	641.263	1583.842
25	2	0.6	5.05	9.95	5.05	9	2	21.439	21.296	21.582	654.672	654.592	654.749	1311.700
26	2.05	0.59	5.05	10	4.95	11	2	21.496	21.353	21.640	632.387	632.333	632.434	1616.134
27	2.05	0.61	5	9.95	5	9	3	21.459	21.316	21.602	651.879	651.800	651.964	1339.843

表3 两自由度精密微动台多元质量信噪比的BPNN非参数模型训练、测试样本

样本	方案	SNR _{Ws}	SNR _{fn}	Ma/g
训练样本	1	26.637	56.281	1437.234
	2	26.692	55.677	1277.106
	3	26.690	55.756	1442.628
	4	26.682	55.986	1612.974
	5	26.634	56.408	1281.896
	6	26.662	55.982	1448.032
	7	26.648	56.245	1619.010
	8	26.626	56.219	1478.247
	9	26.638	56.108	1317.421
	10	26.628	56.368	1471.812
	11	26.616	56.397	1576.956
	12	26.687	55.732	1473.647
	13	26.669	55.903	1578.919
	14	26.697	55.486	1313.331
	15	26.646	55.940	1344.002
	16	26.638	56.014	1454.537
	17	26.631	56.195	1618.137
	18	26.633	56.087	1345.665
	19	26.633	56.137	1456.335
	20	26.632	56.383	1611.127
	21	26.629	56.260	1450.042
测试样本	1	26.624	56.479	1272.326
	2	26.620	56.301	1606.951
	3	26.631	56.140	1583.842
	4	26.624	56.320	1311.700
	5	26.647	56.020	1616.134
	6	26.632	56.283	1339.843

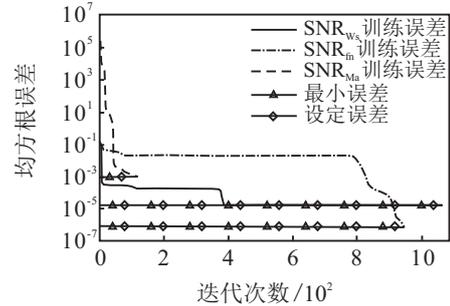


图5 SNR_{Ws}、SNR_{fn}、Ma的BPNN非参数模型训练性能

结果表明,两自由度精密微动台SNR_{Ws}、SNR_{fn}、Ma的BPNN非参数模型满足训练要求,至此,BPNN非参数模型(5)构建完成. BPNN非参数模型的精确度由复相关性系数R进行检验.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{21} (y_i^* - \bar{y}^*)(\hat{y}_i^* - \bar{y}^*)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{21} (y_i^* - \bar{y}^*)^2 \sum_{i=1}^{21} (\hat{y}_i^* - \bar{y}^*)^2}} \quad (8)$$

其中: y_i^* 为两自由度精密微动台SNR_{Ws}、SNR_{fn}、Ma的仿真值, \hat{y}_i^* 为两自由度精密微动台SNR_{Ws}、SNR_{fn}、Ma的BPNN非参数模型预测值.

根据上式计算结果确定的两自由度精密微动台SNR_{Ws}、SNR_{fn}、Ma的BPNN非参数模型的拟合精度复相关性系数分别为: $R_{Ws} = 0.9852$, $R_{fn} =$

0.9999, $R_{Ma} = 1$. 测试样本误差如图6所示.

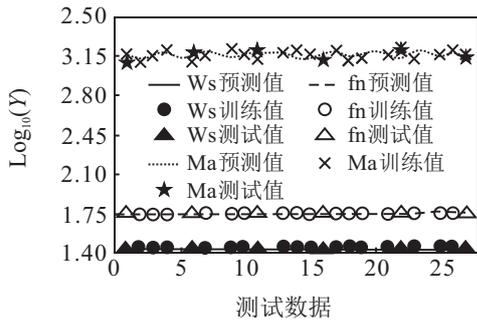


图6 SNR_{Ws}、SNR_{fn}、Ma的BPNN非参数模型预测误差

检验结果表明复相关性系数 SNR_{Ws} 、 SNR_{fn} 、 Ma 的值都接近于1,且测试样本值与BPNN非参数模型预测值基本吻合,说明两自由度精密微动台 SNR_{Ws} 、 SNR_{fn} 、 Ma 的BPNN非参数模型具有较好的预测能力和泛化能力,因此能够运用该BPNN非参数模型对试验结果直接进行预测.在此基础上,运用本文提出的SEDEA非参数稳健优化策略获取最优方案.

3.3 两自由度精密微动台多元质量SEDEA非参数稳健优化

两自由度精密微动台多元质量稳健优化就是设计参数不确定性下的复杂多属性决策问题,这里运用本文提出的SEDEA非参数稳健优化策略解决该工程优化难题. SEDEA非参数稳健优化策略是将每个被评价单位作为DMU,依据该指导思想将全因子试验方案作为DMU,全因子试验方案中设计参数组合作为DMU的输入, BPNN非参数模型得到 SNR_{Ws} 、 SNR_{fn} 的预测值作为DMU的输出,如表4所示.

考虑到两自由度精密微动台主体结构轻量化设计要求,将表4中 Ma 转化为 $\frac{1}{\ln Ma}$ 作为DMU的输出,最终DMU的输出为 SNR_{Ws} 、 SNR_{fn} 、 $\frac{1}{\ln Ma}$. 根据DEA基本模型(6)和SEDEA模型(7)确定全因子试验方案的效率值如图7所示,全因子试验方案排序的部分结果如表5所示,其中“-”表示无法排序的试验方案.

表4 全因子试验方案的DMU数据

DMU	r	t	l	h_1	h_2	w	m	SNR_{Ws}	SNR_{fn}	Ma
DMU ₁	2.05	0.6	5.05	10.05	5	11	3	26.648	55.867	1 646.093
DMU ₂	2.05	0.6	5	9.95	5	10	1	26.627	56.352	1 446.472
DMU ₃	2	0.6	4.95	10	5.05	10	2	26.693	56.208	1 458.900
DMU ₄	1.95	0.6	5.05	9.95	5	11	3	26.599	56.194	1 606.431
DMU ₅	2	0.59	4.95	10	5	10	2	26.635	56.155	1 455.277
DMU ₆	2	0.61	4.95	10.05	4.95	10	2	26.713	54.557	1 456.690
DMU ₇	2.05	0.61	5.05	10.05	4.95	9	3	26.652	56.598	1 345.108
DMU ₈	1.95	0.6	5.05	10.05	5	11	3	26.620	56.278	1 615.097
DMU ₉	2.05	0.61	5.05	10.05	5.05	9	3	26.650	56.072	1 351.624
DMU ₁₀	2.05	0.61	5.05	9.95	5	9	1	26.641	56.797	1 051.846
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
DMU _{2 186}	2.05	0.59	5	9.95	5.05	10	3	26.625	55.722	1 492.200
DMU _{2 187}	1.95	0.6	5.05	10	4.95	9	2	26.616	56.466	1 329.291

表5 两自由度精密微动台全因子试验方案效率值及方案排序

DMU	r	t	l	h_1	h_2	w	m	SNR_{Ws}	SNR_{fn}	Ma	DEA		SEDEA	
											效率值	排序	效率值	排序
DMU _{2 100}	1.95	0.61	5.05	9.95	4.95	9	1	26.607	58.716	1 275.05	1	—	1.0102	1
DMU _{1 791}	1.95	0.59	5.05	9.95	4.95	9	1	26.599	57.623	1 274.509	1	—	1.0083	2
DMU _{1 154}	2.05	0.61	4.95	9.95	4.95	9	1	26.621	57.396	1 044.614	1	—	1.0052	3
DMU ₅₄₀	2.05	0.59	4.95	9.95	4.95	9	1	26.615	56.718	1 043.912	1	—	1.0047	4
DMU _{1 261}	1.95	0.59	5	9.95	5.05	9	1	26.654	56.714	1 279.631	1	—	1.0023	5
DMU _{2 073}	1.95	0.59	4.95	9.95	4.95	9	1	26.644	55.105	1 272.334	1	—	1.0021	6
DMU ₄₉₉	1.95	0.61	4.95	10.05	4.95	9	1	26.689	56.702	1 279.711	1	—	1.0019	7
DMU ₅₈₄	1.95	0.59	4.95	9.95	5.05	9	3	26.64	56.195	1 348.773	1	—	1.0018	8
DMU _{1 531}	1.95	0.61	4.95	9.95	4.95	9	1	26.657	56.337	1 272.873	1	—	1.0018	9
DMU ₁₁₅	1.95	0.61	4.95	9.95	4.95	11	3	26.655	56.801	1 600.452	1	—	1.0017	10
DMU ₁₇₃	2	0.59	4.95	10.05	4.95	9	1	26.707	54.663	1 181.715	1	—	1.0017	11
DMU ₁₄₂	2.05	0.61	4.95	10.05	5.05	9	1	26.692	53.998	1 062.795	1	—	1.0016	12
DMU ₂₀₅	1.95	0.61	4.95	9.95	5.05	11	1	26.638	56.755	1 561.862	1	—	1.0016	13
DMU _{1 768}	2	0.61	4.95	9.95	5.05	9	1	26.684	56.927	1 181.937	1	—	1.0016	14
DMU ₉₆₉	1.95	0.59	4.95	9.95	5	11	1	26.629	56.218	1 557.405	1	—	1.0016	15
DMU ₈₈₄₅	2	0.59	4.95	10	5.05	10	1	26.686	56.14	1 438.294	1	—	1.0015	16

由表5可以看出,基于DEA基本模型进行稳健优化时,得到多个试验方案的效率值都是1,无法决策出最优试验方案. 基于SEDEA模型进行稳健优化时,可以看出DMU₂₁₀₀的效率值最高,因此第2100组试验方案为最优方案.

结果分析可知,虽然SEDEA非参数稳健优化各试验方案的效率值差别较小,但并不影响工程设计人员依据效率值对试验方案进行优劣排序,且文献[22-23]中也存在同样现象,因此该稳健优化结果可靠. SEDEA模型依靠自评价体系实现试验方案的排序,考虑了用于计算效率值的权系数在被评价方案范围内取值的客观性,不仅克服了诸多决策方法存在主观性的缺陷,而且弥补了DEA基本模型无法排序的不足,考虑平均效率值与权重间的相应联系,使得试验方案成为在均值意义下的SEDEA评价,实现最优方案的可靠性和客观合理性.

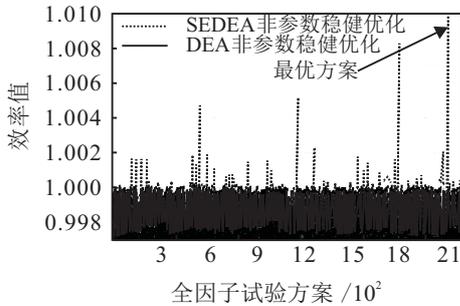


图7 两自由度精密微动台全因子试验方案效率值

3.4 稳健优化结果对比分析

为了验证本文提出的稳健优化方法能够较好地实现多元质量稳健,本文采用主成分分析(principal component analysis, PCA)决策进行对比.

首先,两自由度精密微动台设计参数正交试验中多元质量数据按照 $Y_{oi}^* = (Y_{oi} - \mu_{Y_{oi}})/\sigma_{Y_{oi}}$ 进行预处理, Y_{oi} ($i = 1, 2, 3$) 分别表示 SNR_{W_s} 、 SNR_{f_n} 、 Ma ; 其次,获取主成分个数,方差贡献率为 $\rho_{Y_{oi}^*} = \lambda_{Y_{oi}^*} / \left(\sum_{i=1}^3 \lambda_{Y_{oi}^*} \right) \times 100\%$, 累计方差贡献率为 $\rho = \sum_{Y_{oi}^*} \rho_{Y_{oi}^*}$; 最后,确定主成分,根据 n_{oi}^* 个特征值对应的特征向量构成矩阵 $A_{n_{oi}^* \times p^*} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n_{oi}^*}]$, 确定27组试验方案的主成分指标为 $F_{Y_{oi}^*} = X A_{n_{oi}^* \times p^*} F_{Y_{oi}^*}$. 根据上述PCA决策确定综合得分最高的为方案18,如表6所示. 两自由度精密微动台设计参数及 SNR_{W_s} 、 SNR_{f_n} 、 Ma 的3种方案结果如表7所示.

初始方案中两自由度精密微动台结构参数为表1中各设计参数的第2水平值,在初始结构尺寸扰动下进行3次有限元仿真并计算多元质量信噪比. 优化后新结构的输出位移信噪比提高0.001,固有频率信噪比增幅比例为4.158%,重量降幅比例为11.225%,信噪比的增加使得新结构的稳定性提高,造成的质量损失小,因此优化后两自由度精密微动台的稳健性也得到提高. 与PCA决策方案对比结果可知,本文得到的固有频率信噪比提升5.821%,重量降幅为2.915%,输出位移信噪比略有降低,这是由于两自由度精密微动台的稳健优化是一个权衡折中的过程,优化过程希望输出位移信噪比和固有频率信噪比尽量大而重量尽量小. 然而,PCA决策方案的固有频率信噪比较初始方案降幅比例为1.572%,由此可见PCA优化结果不如本文结果.

表6 两自由度精密微动台试验方案PCA决策分析结果

方案	因子1	主成分1	综合得分	方案	因子1	主成分1	综合得分	方案	因子1	主成分1	综合得分
1	-0.449 12	-0.489 54	0.518 8	10	0.138 33	0.150 78	-0.193	19	1.684 21	1.835 789	-1.781 2
2	-0.491 06	-0.535 26	0.477 2	11	0.539 75	0.588 328	-0.586 1	20	0.220 4	0.240 236	-0.216 7
3	0.968 42	1.055 578	-1.044 9	12	-0.318 94	-0.347 64	0.366 1	21	-0.377 04	-0.410 97	0.375 4
4	-1.971 36	-2.148 78	2.207 3	13	0.381 45	0.415 781	-0.465 4	22	0.821 16	0.895 064	-0.871 8
5	-0.959 07	-1.045 39	1.020 3	14	0.995 25	1.084 823	-1.097 8	23	-0.805 09	-0.877 55	0.866 4
6	1.051 7	1.146 353	-1.104 1	15	-0.539 99	-0.588 59	0.589 7	24	0.489 22	0.533 25	-0.561
7	-0.539 16	-0.587 68	0.610 4	16	-1.407 16	-1.533 8	1.499 5	25	1.135 02	1.237 172	-1.227 3
8	-0.488 73	-0.532 72	0.498 1	17	0.043 36	0.047 262	-0.038 2	26	-0.013 93	-0.015 18	0.008 3
9	1.970 03	2.147 333	-2.103 6	18	-2.143 12	-2.336	2.371 3	27	0.065 48	0.071 373	-0.117 7

表7 两自由度精密微动台稳健优化方案结果对比

设计参数	r/mm	t/mm	l/mm	h ₁ /mm	h ₂ /mm	w/mm	m	SNR _{W_s}	SNR _{f_n}	Ma/g
初始方案	2	0.6	5	10	5	10	2	26.606	56.372	1436.277
PCA方案	2	0.61	4.95	10	5.05	9	2	26.697	55.486	1313.331
本文方案	1.95	0.61	5.05	9.95	4.95	9	1	26.607	58.716	1275.05

结果分析可知,固有频率信噪比、输出位移信噪比和重量这3个变量的综合主成分,由PCA决策通过线性变换来确定,而主成分的解释含义具有模糊性.PCA决策将存在一定相关性的固有频率、输出位移和重量转换为不相关变量,同时进行综合和简化处理,导致两自由度精密微动台决策方案不能囊括原始数据全部信息,此外,PCA决策仅获得两自由度精密微动台的非全局稳健方案.本文方法中的BPNN非参数模型是在原始数据的基础上建立多元质量信噪比与设计参数之间的非线性隐式关系,不仅考虑了固有频率、输出位移和重量的相关性,而且将设计参数不确定性信息融合到模型之中,弱化了设计参数不确定性对两自由度精密微动台多元质量稳健性影响.上述分析验证了本文所提出方法的可行性.

3.5 设计参数灵敏度对比分析

为了分析稳健优化前后两自由度精密微动台设计参数不确定性对多元质量的影响,基于Sobol'方法进行全局灵敏度分析,结果如图8和图9所示.

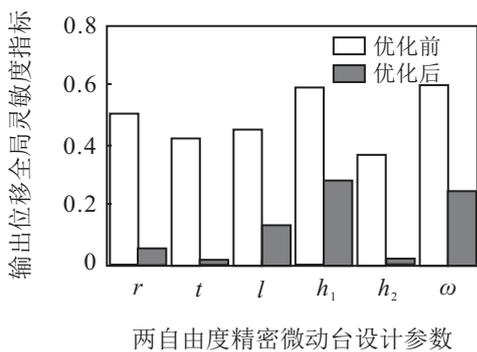


图8 输出位移全局灵敏度分析

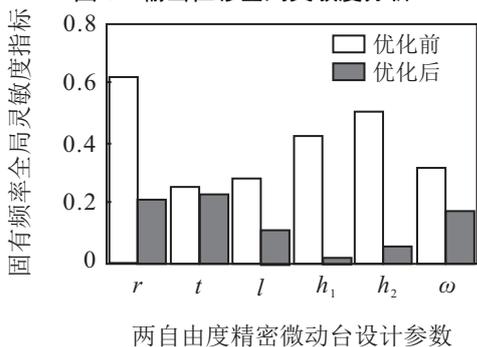


图9 固有频率全局灵敏度分析

由灵敏度指标结果发现,初始方案中的设计参数w对输出位移影响最大,h₂对输出位移影响最小,设计参数h₁、r、l、t的影响依次减小,固有频率对设计参数r的变化最敏感,受设计参数t的影响最小,设计参数h₂、h₁、w、l的影响依次减小.稳健优化后,从图8能够看出设计参数r、t、h₂一阶灵敏度指标值几乎为0,说明当这三个设计参数取固定值时,输出位移的总方

差不会发生太大变化,图9说明设计参数h₁、h₂取固定值时,固有频率总方差不会发生太大变化.而对于其他设计参数,相比初始方案一阶灵敏度指标值大幅度降低,这说明稳健优化后设计参数对多元质量总方差的贡献均大幅度降低,这与构建的BPNN非参数模型和运用的SEDEA非参数优化策略是有关的.综上所述分析表明,基于Taguchi-BPNN-SEDEA非参数稳健优化方法对两自由度精密微动台多元质量进行稳健优化是有效可行的,稳健优化后两自由度精密微动台在设计参数不确定性情形下多元质量仍然稳健.此外,两自由度精密微动台多元质量全局灵敏度分析将设计参数看作随机变量,考虑了设计参数不确定性对多元质量的影响,根据全局灵敏度分析结果确定设计参数对多元质量总方差的贡献程度,找出对两自由度精密微动台影响较大的关键因素,与初始方案的全局灵敏度相比,可对全局灵敏度高的结构尺寸在设计中加以精确控制,从而提高两自由度精密微动台质量,结果表明本文提出的基于Taguchi-BPNN-SEDEA非参数稳健优化方法具有一定的工程应用价值.

4 实例分析2

该案例来自文献[24],案例中精密微动台的作用是在压电陶瓷驱动过程中对输入微位移进行传递和转换,以实现微位移的放大.因此,设计精密微动台就要求它能够把微位移尽量放大但又不失稳定性,故对精密微动台进行稳健设计时获取的输出位移期望大特性.运用本文提出的方法展开精密微动台输出位移的稳健设计.

精密微动台具有4个设计参数:柔性铰链之间夹角x₁、柔性铰链半径x₂、精密微动台厚度x₃、杆件C的偏移量x₄,目标变量为微位移放大倍数Δy,微位移放大倍数信噪比为SNR_{Δy}.设计参数各取3个具有代表性水平值,安排L₉正交试验方案,通过寻找最佳的设计参数水平组合,确保精密微动台的微位移放大倍数Δy尽可能大且波动尽可能小.首先,根据式(5)构建微位移放大倍数信噪比SNR_{Δy}的BPNN非参数模型,样本数据详见文献[24].其次,进行全因子试验设计获得81组方案作为DMU的输入,根据所构建的BPNN非参数模型确定各SNR_{Δy}的预测值作为DMU的输出.最后,根据式(7)确定81组方案中效率值最大的方案,得到最优设计参数水平组合为(90, 2.6, 8, 1),最佳微位移放大倍数信噪比为52.422 2 dB.将本文方法的优化结果与文献[24]进行比较,结果如表8所示.

表8 精密微动台稳健优化结果比较

名称变量	参数符号	文献[24]	本文方法
设计参数	x_1	90	90
	x_2	2.5	2.6
	x_3	8	8
	x_4	1	1
微位移放大倍数	Δy	385	418
微位移放大倍数信噪比	$SNR_{\Delta y}$	51.7009	52.4222

由表8可知,与文献[24]方法相比,本文方法精密微动台的微位移放大倍数提高了33倍,增幅比例为8.5714%,更重要的是精密微动台的微位移放大倍数信噪比提升了0.7213 dB,造成的质量损失更小,稳健性提高了1.3951%。基于Taguchi-BPNN-SEDEA稳健设计方法的优化结果与文献[24]相比,精密微动台的性能得到显著改善且稳健性水平明显提升。

5 结论

本文采用田口信噪比作为衡量精密产品多元质量稳健性指标,多元质量信噪比数值越大,精密产品性能越稳定,造成的质量损失越小。在田口信噪比的框架下,将BPNN非参数模型避免模型设定偏差的优势与SEDEA非参数优化方法处理不确定性条件下复杂多属性决策问题的优势相结合,通过对两自由度精密微动台进行稳健优化取得了令人满意的结果:其输出位移信噪比提升了0.001 dB,固有频率稳健性提升了4.158%,重量更是显著下降了11.225%,说明本文方法可有效地提高精密产品稳健性。与PCA方法相比,该方法能够有效、客观地取得较优的稳健方案,增加了决策方案的可行性,避免了模型设定带来的误差,因此该方法相较于PCA决策更具有实际工程意义。基于Sobol'方法的设计参数全局灵敏度分析结果表明,本文提出的Taguchi-BPNN-SEDEA非参数稳健优化方法有效降低了设计参数不确定性对精密产品的影响,提升了精密产品多元质量稳健性。与文献[24]的对比也验证了本文方法的有效性。

本文方法也存在一定不足:1)BP非参数模型的使用需要以数据的可靠性为支撑,提高BP非参数模型的泛化能力需要训练更多、更具有代表性的样本数据,能否进一步改进BP非参数模型或者是否还有更好的非参数建模方法;2)质量波动影响因素众多,除了设计参数外,温度、载荷、材料造成的影响也不可忽视,考虑温度、载荷、材料等不确定性因素时,本文方法是否仍然适用。这些都有待于在未来的研究中进一步深入研究。

参考文献(References)

- [1] Horchler A D, Kandhari A, Daltorio K A, et al. Peristaltic locomotion of a modular mesh-based worm robot: Precision, compliance, and friction[J]. *Soft Robotics*, 2015, 2(4): 135-145.
- [2] Pan Y, Wang H, Li X, et al. Adaptive command-filtered backstepping control of robot arms with compliant actuators[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, 26(3): 1149-1156.
- [3] 万良琪, 陈洪转, 欧阳林寒, 等. 复杂装备精密产品 Grey-PCE 多质量特性稳健优化设计[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(2): 472-481.
(Wang L Q, Chen H Z, Ouyang L H, et al. Multi-quality characteristics robust optimization design based on Grey-PCE for complex equipment products[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(2): 472-481.)
- [4] Ling M X, Cao J Y, Jiang Z, et al. Development of a multistage compliant mechanism with new boundary constraint[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2018, 89(1): 1-8.
- [5] 万良琪, 陈洪转, 欧阳林寒, 等. 复杂装备精密产品多项式混沌扩展稳健优化设计[J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(5): 1240-1248.
(Wan L Q, Chen H Z, Ouyang L H, et al. Polynomial chaos expansion robust optimization design for complex equipment products[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(5): 1240-1248.)
- [6] Acosta D A, Restrepo D, Durango S, et al. Design of computer experiments applied to modeling of compliant mechanisms for real-time control[J]. *Engineering with Computers*, 2013, 29(3): 329-343.
- [7] Dao T P, Huang S C, Thang P T. Hybrid Taguchi-cuckoo search algorithm for optimization of a compliant focus positioning platform[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 57: 526-538.
- [8] Wang X J, Geng X Y, Wang L, et al. Motion error based robust topology optimization for compliant mechanisms under material dispersion and uncertain forces[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2018, 57(6): 2161-2175.
- [9] Kai L, Tovar A, Detwiler D. Thin-walled component design optimization for crashworthiness using principles of compliant mechanism synthesis and Kriging sequential approximation[J]. *Engineering Optimization*, 2014, 1(1): 775-780.
- [10] Petkovic D, Jovic S, Anicic O, et al. Analyzing of flexible gripper by computational intelligence approach[J]. *Mechatronics*, 2016, 40: 1-16.
- [11] Singh H P, Sukavanam N. Stability analysis of robust adaptive hybrid position/force controller for robot

- manipulators using neural network with uncertainties[J]. *Neural Computing and Applications*, 2013, 22(7/8): 1745-1755.
- [12] 顾义坤, 倪风雷, 刘宏. 基于RENN的柔性关节机械臂自适应动态面控制[J]. *控制与决策*, 2011, 26(12): 1783-1790.
(Gu Y K, Ni F L, Liu H. Flexible-joint manipulator adaptive control based on recurrent Elman neural networks and dynamic surface approach[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(12): 1783-1790.)
- [13] 周淼磊, 张敬爱, 赵宇, 等. 压电微定位平台神经网络与专家模糊复合控制方法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(1): 95-100.
(Zhou M L, Zhang J A, Zhao Y, et al. Hybrid control for piezoelectric micro positioning platform based on BP neural network and expert fuzzy control[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(1): 95-100.)
- [14] Kwon H B, Lee J. Two-stage production modeling of large U.S. banks: A DEA-neural network approach[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(19): 6758-6766.
- [15] Azadeh A, Saberi M, Moghaddam R T, et al. An integrated data envelopment analysis-artificial neural network-rough set algorithm for assessment of personnel efficiency[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 1364-1373.
- [16] Kuram E, Ozcelik B. Multi-objective optimization using Taguchi based grey relational analysis for micro-milling of Al 7075 material with ball nose end mill[J]. *Measurement*, 2013, 46(6): 1849-1864.
- [17] Mia M. Mathematical modeling and optimization of MQL assisted end milling characteristics based on RSM and Taguchi method[J]. *Measurement*, 2018, 121: 249-260.
- [18] Lozano F, Ortiz A, Munilla J, et al. Automatic computation of regions of interest by robust principal component analysis. application to automatic dementia diagnosis[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 123: 229-237.
- [19] 刘勇, 王冬冬, 周婷. 基于决策粗糙集的多属性灰色关联聚类方法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(11): 2034-2038.
(Liu Y, Wang D D, Zhou T. Decision-theoretic rough set based multi-attribute grey incidence clustering method[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(11): 2034-2038.)
- [20] Wu D, Ding W D, Koubaa A, et al. Robust DEA to assess the reliability of methyl methacrylate-hardened hybrid poplar wood[J]. *Annals of Operations Research*, 2017, 248(1/2): 515-529.
- [21] 武志勇, 郭宏, 钱浩. 考虑噪声因子的永磁同步电机转矩脉动分布特性分析[J]. *电机与控制学报*, 2015, 19(1): 8-15.
(Wu Z Y, Guo H, Qian H. Distribution characteristics analysis of torque ripple in permanent magnet synchronous motors considering the noise factors[J]. *Electric Machines and Control*, 2015, 19(1): 8-15.)
- [22] Shekhalishahi M, Ebrahimpour V, Farahani M H. An integrated GA-DEA algorithm for determining the most effective maintenance policy for a k -out-of- n problem[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2014, 25(6): 1455-1462.
- [23] Li L, Li M, Wu C. Production efficiency evaluation of energy companies based on the improved super-efficiency data envelopment analysis considering undesirable outputs[J]. *Mathematical & Computer Modelling*, 2013, 58(5/6): 1057-1067.
- [24] Ha J L, Kung Y S, Hu S C, et al. Optimal design of a micro-positioning Scott-Russell mechanism by Taguchi method[J]. *Sensors & Actuators A: Physical*, 2006, 125(2): 565-572.

作者简介

吴佳伟(1991—), 男, 博士生, 从事质量可靠性的研究, E-mail: jiawei0503@qq.com;

宋华明(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事质量可靠性与供应链管理等研究, E-mail: huaming@mail.njust.edu.cn;

万良琪(1991—), 男, 博士生, 从事质量工程的研究, E-mail: wanliangqi@nuaa.edu.cn;

黄甫(1985—), 男, 博士生, 从事供应链质量管理的研究, E-mail: 249607623@qq.com;

马东升(1990—), 男, 博士生, 从事供应链质量管理的研究, E-mail: 972745656@qq.com;

杨加猛(1974—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事环境系统工程等研究, E-mail: yjmfu@163.com.

(责任编辑: 闫妍)