

引用格式: SHANG Qiufeng, ZHANG Xiaoxu. Surface Reconstruction and Error Compensation Method Based on NSGA-II Sensing Position Optimization[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(2):0206001

尚秋峰, 张晓旭. 基于 NSGA-II 传感位置优化的曲面重构及误差补偿方法[J]. 光子学报, 2024, 53(2):0206001

# 基于 NSGA-II 传感位置优化的曲面重构及 误差补偿方法

尚秋峰<sup>1,2,3</sup>, 张晓旭<sup>1</sup>

(1 华北电力大学 电子与通信工程系, 保定 071003)

(2 河北省电力物联网技术重点实验室, 保定 071003)

(3 保定市光纤传感与光通信技术重点实验室, 保定 071003)

**摘要:**通过优化光纤布拉格光栅形状传感技术中传感点位置和补偿重构结果来提高薄层合金板三维形状重构精度。通过 ANSYS workbench 建立合金板仿真模型, 提取应变和位移模态振型, 根据模态置信准则、转换矩阵稳定性和模态振型相似性分别设计了三个目标函数, 采用快速和精英机制的多目标遗传算法优化传感器位置。将镍钛合金板弯曲成不同曲率半径的弧形, 利用光纤布拉格光栅中心波长漂移量和线性插值算法计算得出不同形状下的结构应变, 重构合金板形状, 均方根误差和最大误差相较于单目标优化算法分别减小 30% 和 15%。利用粒子群优化径向基函数神经网络算法拟合误差与位移的关系实现误差补偿, 均方根误差和最大误差比无补偿时分别减小了 90% 和 70%, 最大相对百分比误差仅为 5%, 提高了三维形状重构算法精度。

**关键词:**光纤传感; 光纤布拉格光栅; 粒子群优化径向基函数; 形状重构; 模态法; 多目标优化; 误差补偿

中图分类号: TN212

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20245302.0206001

## 0 引言

薄层合金板由于其优良的力学性能、长疲劳寿命、高强度和优异的耐腐蚀性, 已被广泛应用于航空航天、船舶和民用建筑中<sup>[1]</sup>。然而, 薄层结构容易受到非线性外力的影响, 必须通过可靠的检测系统来保证其安全, 进而提高其使用寿命。当前典型的结构检测重建方法包括: 逆有限元法、ko 位移理论、相机测量方法、模态法。逆有限元法模型复杂, 需要编写复杂算法才可以得到精确的单元边界条件, 工作量大; ko 位移理论需要大量的传感器来保证测量精度; 摄像机测量方法对图像清晰度要求较高, 系统处理的数据量大, 实时性差; 模态法可以依据少量传感信息重构结构形状, 且重构精度高<sup>[2]</sup>。

模态法重构时需要应变传感器测量结构部分位置点的应变, 而光纤布拉格光栅 (Fiber Bragg Grating, FBG) 传感器由于其具有重量轻、测量精度高、抗电磁干扰等特点, 被广泛应用于结构重建研究中<sup>[3]</sup>。直观来看, 某一结构上布置的 FBG 传感器越多, 获得的信息就越全面, 但是当使用的 FBG 传感器过多时, 必然会导致 FBG 布置困难和传感信息冗余。张笑华等<sup>[4]</sup>从传感器位置候选群中不断删除对响应重构精度贡献最小的位置, 直到最大规则化重构误差方差或者平均规则化重构误差方差等于或者大于预设的阈值, 由此来确定传感器优化的位置, 但当传感器候选位置较多时, 方法计算量较大。PEI Xueyang 等<sup>[5]</sup>提出了一种基于刚度误差和条件熵结合的最佳传感位置选取方法, 但需要通过蒙特卡罗方法计算高维积分, 计算量大。基于快速和精英机制的非支配排序遗传算法 (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II) 是多目标优化算法的典型代表, 引入了快速非支配排序、精英策略和拥挤度算子, 在降低算法的计算复杂度的同时还

基金项目: 河北省自然科学基金 (No. E2019502179)

第一作者: 尚秋峰, lindashqf@126.com

通讯作者: 张晓旭, 18845155689@163.com

收稿日期: 2023-07-11; 录用日期: 2023-09-19

<http://www.photon.ac.cn>

可更好地将优秀的个体进行保留<sup>[6]</sup>。

利用模态法重构结构形状时,由于仿真模型与实际物体不完全匹配、应变测量不准确等原因,不免会产生误差,利用误差补偿重构结果,可以提高重构精度。GIUSEPPE R等<sup>[7]</sup>利用多项式拟合传感器随机误差,具有一定的补偿效果,然而,当误差呈现复杂的非线性特征时,多项式拟合方法需要更多高阶项,拟合效果不理想。神经网络具有强大的非线性函数拟合能力。面对复杂的非线性误差,基于神经网络的非参数辨识是一种更为有效的方法。反向传播(Back Propagation, BP)神经网络是常用的神经网络之一,其建模效果通常优于多项式拟合方法。但BP神经网络在训练过程中,由于初始权值和阈值的选择不当,通常无法达到局部最小值<sup>[8]</sup>。径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络是一种前馈型神经网络,网络结构简单、学习速度快、非线性拟合能力强,具有全局逼近能力,可从根本上解决局部最优问题,而粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法不依赖目标函数的梯度信息,能够解决复杂的非线性高维问题,很好地解决RBF神经网络泛化性能减弱的问题<sup>[9]</sup>,提高拟合精度。

为实现薄层合金板的高精度形状重构,本文以镍钛形状记忆合金板为例,在ANSYS workbench18建立有限元模型,依据模态理论,考虑模态置信度、模态信息冗余性和转换矩阵稳定性三个目标函数,利用NSGA-II算法实现最佳传感位置选取,利用粒子群优化径向基函数(PSO-RBF)神经网络算法拟合重构误差与重构位移的关系,通过误差补偿提高三维形状重构精度。

## 1 传感原理及重构算法

### 1.1 光纤光栅传感原理

FBG传感器原理如图1所示,当一定宽度频率的光入射FBG时,频率在 $\lambda_B$ 附近的光波被反射出来,而波长不是 $\lambda_B$ 的光波成功透射过FBG, $\lambda_B$ 被称为FBG中心波长<sup>[10]</sup>。满足公式

$$\lambda_B = 2n_{\text{eff}} \cdot \Lambda \quad (1)$$

式中, $n_{\text{eff}}$ 为光纤的有效折射率, $\Lambda$ 为光栅周期。 $n_{\text{eff}}$ 和 $\Lambda$ 会随着温度和应变而变化,当温度恒定时, $\lambda_B$ 的大小只与应变有关,当FBG受到轴向应变时, $\Lambda$ 会发生变化,而 $n_{\text{eff}}$ 变化较小,可忽略不计。此时中心波长偏移量 $\Delta\lambda_B$ 可表示为

$$\Delta\lambda_B = \lambda_B \cdot (1 - P_e) \cdot \epsilon \quad (2)$$

式中, $P_e$ 为光纤的弹光系数, $\epsilon$ 为FBG的应变。

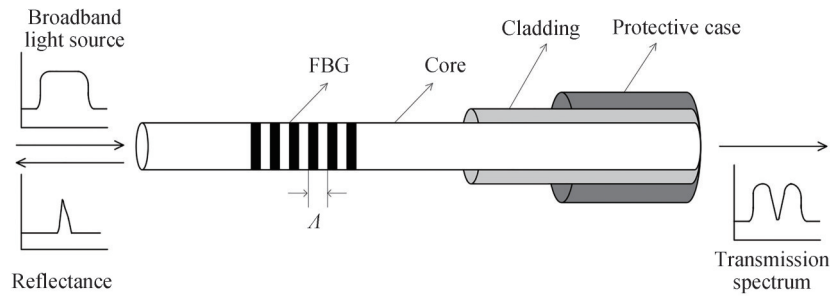


图1 FBG传感原理

Fig. 1 Principle of FGB sensing

### 1.2 模态法重构原理

根据模态叠加原理<sup>[11]</sup>, $M$ 个传感位置点的应变为

$$\epsilon_M = \Psi_M(d) q_m \quad (3)$$

式中, $\epsilon_M$ 为传感位置点的应变, $\Psi_M(d)$ 为传感位置点的应变模态振型,模态坐标 $q_m$ 可以由最小二乘法求解,即

$$q_m = (\Psi_M^T(d) \Psi_M^T(d))^{-1} \Psi_M^+(d) \epsilon_M \quad (4)$$

式中, $\Psi_M^+(d)$ 表示为 $\Psi_M(d)$ 的伪逆,表示为

$$\Psi_M^+(d) = (\Psi_M^T(d) \Psi_M(d))^{-1} \Psi_M^T(d) \quad (5)$$

形变位移为

$$\hat{q} = \Phi_s \Psi_M^+(d) \epsilon_M = T(d) \epsilon_M \quad (6)$$

式中,  $\hat{q}$  为重构的位移向量,  $\Phi_s$  为位移模态振型矩阵,  $T(d)$  是转换矩阵。因此, 通过转换矩阵  $T(d)$ , 可由少量应变测点数据推出全部位置的形变数据。

## 2 结构建模及FBG应变标定

### 2.1 镍钛合金仿真建模

由于镍钛合金具有形状记忆功能, 因此采用镍钛合金板作为形变结构模型。基于 ANSYS workbench18 软件平台, 建立如图 2 所示长为 150 mm、宽为 150 mm、高为 0.5 mm 的镍钛合金板的有限元模型, 在镍钛合金板中间位置施加固定约束。

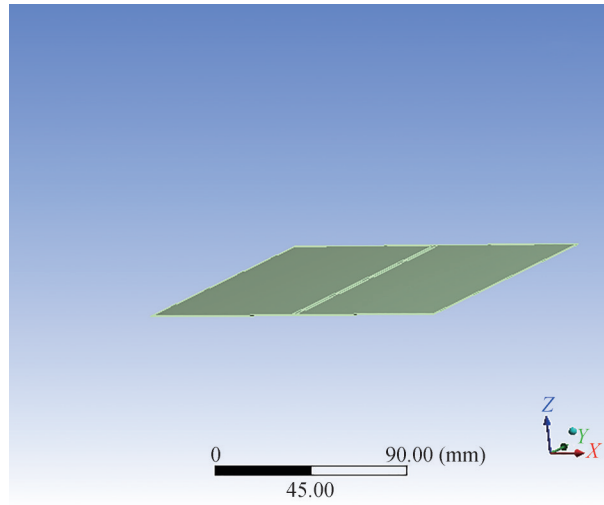


图 2 有限元仿真模型

Fig. 2 Finite element simulation model

在进行 ANSYS 有限元模态分析时, 截取模态的有效模态质量参与比大于 0.8<sup>[12]</sup>。通过对金属板进行模态分析, 得到其前  $n$  阶模态的有效参与质量如表 1 所示。

表 1 有效参与质量累加表

Table 1 Participate effectively in the quality accumulation table

Number of orders	Effective participation quality in the $x$ direction	Effective participation quality in the $y$ direction	Effective participation quality in the $z$ direction
2	0.450	0.693	0.604
4	0.613	0.705	0.665
6	0.754	0.801	0.795
8	0.813	0.855	0.853

表 1 结果显示: 当截取阶数为 8 时,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向的有效参与质量均达到了 0.8 以上, 因此使用 8 个 FBG 传感器即可实现曲面形状重构。提取前 8 阶位移模态振型及应变模态振型作为重构算法的输入信息。

### 2.2 FBG 应变标定

物体弯曲时, 其中间位置的长度不会改变, 仍为  $L$ , 下表面长度为  $L - \Delta L$ , 上表面长度为  $L + \Delta L$ , 如图 3 所示, 有<sup>[13]</sup>

$$L + \Delta L = \theta \left( r + \frac{h}{2} \right) \quad (7)$$

$$L - \Delta L = \theta \left( r - \frac{h}{2} \right) \quad (8)$$

$$L = \theta r \quad (9)$$

用式(7)减去式(8),即可得到  $\Delta L = \frac{\theta h}{2}$ ,  $\theta$ 表示圆弧所对应的圆心角,可由式(9)替换,即可得到

$$\Delta L = \frac{Lh}{2r} \quad (10)$$

式中, $L$ 为标定板板长度, $h$ 为其厚度, $r$ 为圆弧曲率半径。

由于FBG的形变量与栅区长度之比和标定板形变量与长度之比相等,因此FBG的应变为

$$\epsilon = \frac{\Delta L}{L} = \frac{h}{2r} \quad (11)$$

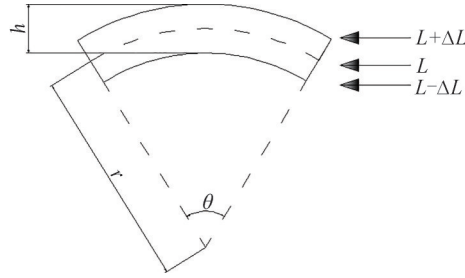


图3 弯曲条件下FBG形变

Fig. 3 FBG deformation diagram under bending conditions

实验采用曲率半径分别为150 mm、160 mm、170 mm、180 mm、190 mm、200 mm的圆弧作为应变标定及测量装置,用环氧树脂胶将FBG粘贴至镍钛合金板,将镍钛合金板固定在3D打印好的弧形上,如图4所示。



图4 FBG应变标定图

Fig. 4 Calibration diagram of FBG strain

采用的光栅解调设备是微光解调仪sm125,解调波长精度为1 pm,解调波长动态范围是1 510~1 590 nm。采用的FBG的工作温度均为常温20℃,环氧树脂的工作温度范围是-50~+180℃,在常温20℃时,15 h左右固化,应变传递率达到98.4%<sup>[14]</sup>。FBG#1~FBG#8的初始中心波长分别为1 560.600 1 nm、1 561.055 3 nm、1 539.819 2 nm、1 561.205 2 nm、1 554.811 5 nm、1 538.037 9 nm、1 561.027 3 nm、1 539.896 6 nm。FBG#1~FBG#8的中心波长最大变化范围分别为±1.508 6 nm、±1.519 6 nm、±2.267 3 nm、±1.620 3 nm、±2.178 7 nm、±1.803 8 nm、±1.526 8 nm、±2.293 2 nm。拟合出应变与中心波长的线性关系,如图5所示。

可以看出波长漂移随应变线性变化,依据此线性关系的斜率及截距,即可根据波长漂移量计算出相应的应变。分别采集每个FBG在不同弯曲状态下及卸载载荷时的中心波长,每次形变卸载载荷时与初始状态时的中心波长差距在1 pm左右,可视为镍钛合金板在卸载载荷后恢复了初始形状。

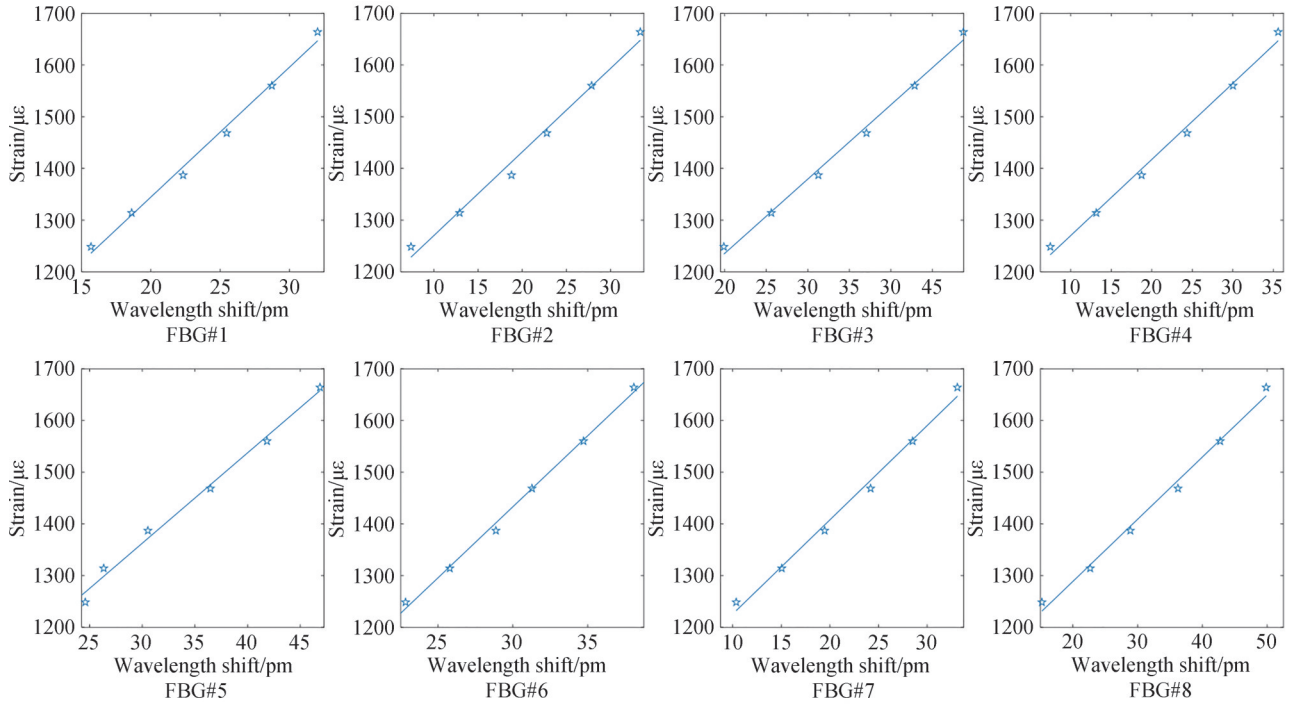


图5 FBG 波长漂移随应变的变化关系  
Fig. 5 Variation of wavelength shift of FBG with strain

### 3 基于NSGA-II算法的最佳传感点位置选取

#### 3.1 NSGA-II算法流程

NSGA-II通过基于非支配排序的方法保留了种群中的优良个体,并且利用适应度共享函数保持了群体的多样性<sup>[15]</sup>。其算法流程如图6所示。其算法步骤为:

- 1)初始化目标变量个数、目标函数等遗传算法相关参数。
- 2)根据应变模态振型,判断是否可以生成初始种群,若不能则需对种群进行非支配排序、选择、交叉、变异,直至生成初始种群。
- 3)利用混合交叉算子、变异算子生成子代种群。
- 4)合并子代种群与父代种群,对超出约束部分进行再处理。
- 5)判断是否可以生成子代,若不能则需要拥挤度计算选取合适的个体作为新父群。
- 6)计算适应度值,保留策略生成下一代种群。
- 7)判断是否满足目标函数最小,若满足则输出最优解,若不满足则继续迭代。

#### 3.2 目标函数设置

高精度模态坐标是进行应变重构的前提,模态置信(Modal Assurance Criterion, MAC)矩阵的非对角线元素越小,模态振型向量独立性越高,所对应的模态坐

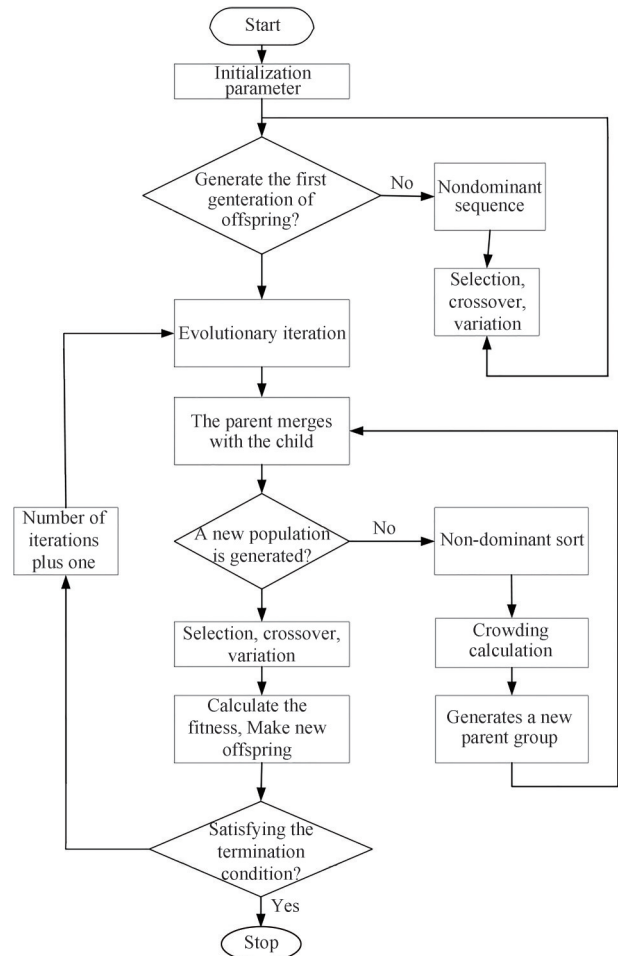


图6 NSGA-II算法流程  
Fig. 6 Flow chart of NSGA-II algorithm

标的精度就越高。MAC矩阵可表示为

$$M_{ij} = \frac{(\phi_i^T \cdot \phi_j)^2}{(\phi_i^T \cdot \phi_i)(\phi_j^T \cdot \phi_j)} \quad (12)$$

式中,  $\phi_i$  和  $\phi_j$  分别为第  $i$  和第  $j$  个应变模态振型。据此设置第一个目标函数<sup>[16]</sup>, 即

$$f_1(X) = \min_{i \neq j} \{M_{ij}\} \quad (13)$$

矩阵的稳定性可以用其条件数来表示, 条件数越小, 矩阵越稳定。应变-位移转换矩阵越稳定, 则其抗干扰能力越强, 因此第二个目标函数为

$$f_2 = \min(T(d)) \quad (14)$$

在 ANSYS workbench 有限元仿真中, 由于网格划分较小, 导致某些网格的模态振型具有相似的模态特性, 在相同载荷下会产生形同的响应, 因此选取模态相关性小的位置点<sup>[17]</sup>, 即较小的协方差。用  $c$  表示应变模态振型的相关系数, 因此第三个目标函数为

$$f_3 = \min(c) \quad (15)$$

依据此三个目标函数, 输出最优传感位置点。

### 3.3 利用最优位置点重构结果

将 FBG 粘贴至镍钛合金板最优位置上, 将镍钛合金板分别固定在曲率半径为 200 mm、180 mm、160 mm 的圆弧上。根据测得的中心波长拟合得到 FBG 应变, 代入到应变-位移转换矩阵中得到重构位移, 并与 K-means++ 聚类方法重构结果做对比, 结果如图 7 所示。

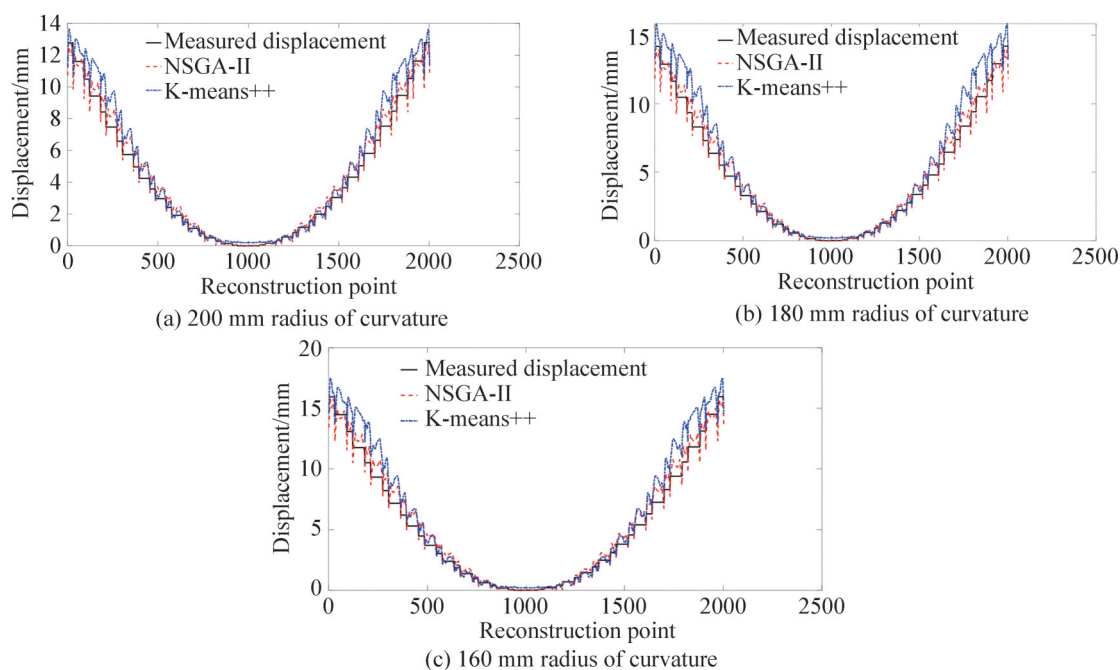


图 7 不同曲率半径圆弧情况下重构结果

Fig. 7 Deconstruction results in the case of circular arcs with different curvature radii

误差大小通过计算均方根误差和最大误差来体现。均方根误差公式为

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^N (S_r - S_e)^2}{N}} \quad (16)$$

式中,  $N$  为重构位置点个数,  $S_r$  为物体的测量位移,  $S_e$  为物体的计算位移。最大误差公式为

$$\text{ME} = \text{MAX}(|S_r - S_e|) \quad (17)$$

式中, MAX 为求取最大值函数。

两种方法的均方根误差和最大误差如表 2 所示。

表2 不同方法重构误差对比  
Table 2 Reconstruction errors of different methods

Radius of circle/mm	Methods	Root mean square error/mm	Maximum error/mm
200	NSGA-II	0.500	2.102
	K-means++	0.695	2.481
180	NSGA-II	0.561	2.315
	K-means++	0.731	2.561
160	NSGA-II	0.636	2.561
	K-means++	0.834	2.920

传统单目标优化算法中,利用K-means++算法重构误差最小,而利用NSGA-II算法所选取的传感点进行重构,相较于传统单目标优化算法均方根误差减小了30%,最大误差减小了15%。实验结果表明使用NSGA-II算法能在一定程度上提高重构精度。

## 4 基于PSO-RBF的三维重构误差补偿

### 4.1 PSO-RBF算法

RBF神经网络的原理是利用径向基函数作为隐含层单元的“基”构成隐含层空间,隐含层对输入向量进行变换,将低维空间的输入数据映射到高维空间,使得在低维空间线性不可分的问题在高维空间得以解决,图8为RBF神经网络模型结构。

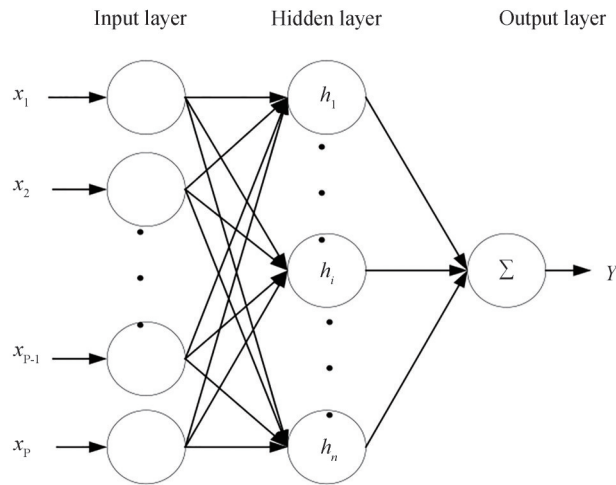


图8 RBF神经网络模型结构

Fig. 8 RBF neural network model structure

在径向基神经网络中,高斯中心的位置必然位于输入样本之间,高斯宽度的最大值也要尽量小于样本的最大差值,径向基神经网络的权值和阈一般不超过输出理想值<sup>[18]</sup>。粒子群优化RBF神经网络算法的主要方法是用粒子群算法搜索RBF神经网络算法中关键参数的全局最优值。在粒子群优化径向基神经网络中,径向基神经网络的参数直接对应粒子群的位置向量,因而对粒子群的位置向量提出策略

$$\min(P) \leq W(j) \leq \max(P), \quad 1 \leq j \leq n \quad (18)$$

$$-\max(Q) \leq W(j) \leq \max(Q), \quad n \leq j \leq K \quad (19)$$

式中, $P$ 、 $Q$ 分别为输入数据和理想输出数据, $W(j)$ 为粒子群的位置向量, $n$ 为样本长度, $K$ 为粒子数。图9为PSO优化RBF神经网络算法流程。

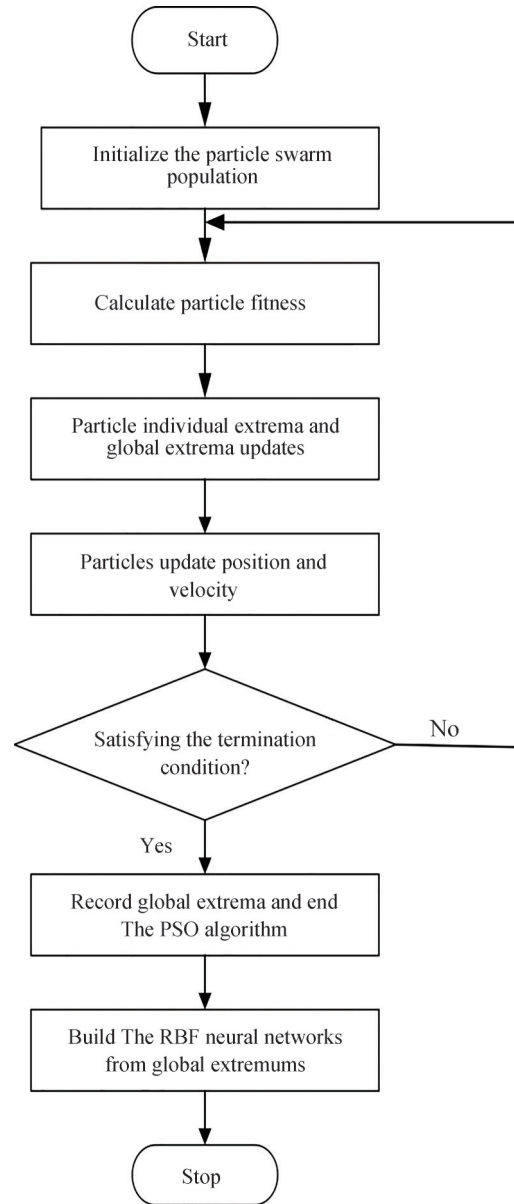


图9 PSO-RBF 流程  
Fig. 9 PSO-RBF flow chart

#### 4.2 误差补偿结果

将镍钛合金板弯曲成曲率半径为 200 mm 的圆弧时得到的重构位移数据和重构误差数据作为数据集输入神经网络,其训练集、验证集和测试集的划分比例为 6:2:2,由此得到重构误差与重构位移的拟合关系,实现对重构误差的预测。利用训练的网络对弯曲曲率半径为 180 mm 和 160 mm 两种情况误差补偿,并与实际测量结果和无补偿重构结果做对比,如图 10 所示。形状重构结果如图 11 所示。均方根误差与最大误差如表 3 所示。

PSO-RBF 神经网络算法对误差补偿后的重构效果有了很大的改善,均方根误差减小了 90%,最大误差减小了 70%,最大相对百分比误差仅为 5%。实验结果表明采用 PSO-RBF 神经网络算法拟合模态法误差可以实现高精度三维形状传感,对结构形状监测具有重要意义。



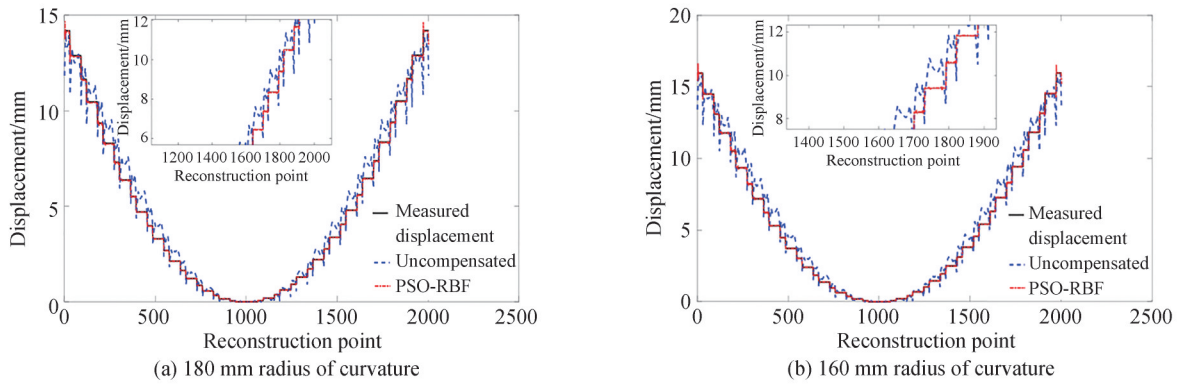


图 10 不同曲率半径圆弧情况下位移重构结果

Fig. 10 Displacement reconstruction results in the case of arcs with different curvature radii

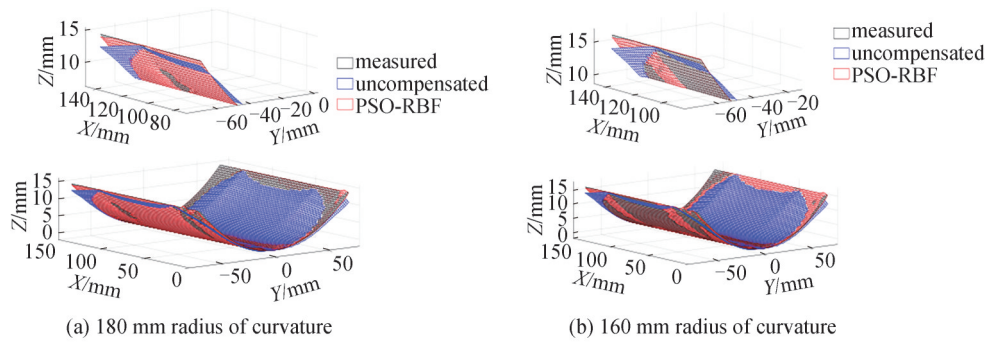


图 11 不同曲率半径圆弧情况下形状重构结果

Fig. 11 Shape reconstruction results in the case of circular arcs with different curvature radii

表 3 误差补偿后重构误差对比

Table 3 Reconstruction errors after error compensation

Radius of circle/mm	Methods	Root mean square error/mm	Maximum error/mm
180	Uncompensation	0.561	2.315
	PSO-RBF	0.038	0.686
160	Uncompensation	0.637	2.561
	PSO-RBF	0.046	0.778

## 5 结论

本文提出了基于NSGA-II算法的结构重构方法,通过设计目标函数实现应变点测量位置的优化,在镍钛合金板弯曲不同曲率情况下,通过测量应变实现结构形状重构,相比于单目标优化算法均方根误差减小30%,最大误差减小15%。利用PSO-RBF神经网络算法拟合误差及重构位移的关系,补偿重构结果,相比于无补偿时均方根误差减小90%,最大误差减小70%,最大相对百分比误差为5%。通过优化传感位置点,合理配置传感点资源,可以在较低成本内实现高精度测量。此外,由于仿真建模与实际结构的物理参数有所差别,导致重构算法存在固有误差,可通过优化仿真模型进一步减小误差。该方法有望对模态法实现结构高精度监测提供理论依据和设计参考。本算法没有考虑温度影响,不能实现温度与应变的解耦,后续研究可将温度作为一个变量分析其对重构结果的影响。

### 参考文献

[1] ABDOLLAHZADEH M A, ALI H Q, YILDIZ M, et al. Experimental and numerical investigation on large deformation reconstruction of thin laminated composite structures using inverse finite element method [J]. Thin-Walled Structures, 2022, 178:273-285.

[2] WAND X J, SI C Y, WANG Z L, et al. Displacement field reconstruction of structures under thermal and mechanical loading environment[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 117:106914.

- [3] IGNAZIO F, ADAM J M, CALDERON P A, et al. Fiber optic shape sensors: a comprehensive review[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 139:1-17.
- [4] ZHANG Xiaohua, REN Weixin, FANG Shengen. Position optimization of two sensors and reconstruction of multiple responses of structures[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(18):26-30.  
张笑华,任伟新,方圣恩.两种传感器的位置优化及结构多种响应重构[J].*振动与冲击*, 2014, 33(18):26-30.
- [5] PEI X Y, YI T H, QU C X, et al. Conditional information entropy based sensor placement method considering separated model error and measurement noise[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 449:389-404.
- [6] DING Can, LI Jiang, YUAN Shao, et al. Optimal design of cup-shaped longitudinal magnetic contact structure based on NSGA-II and BP neural network[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(23):6074-6082.  
丁璨,李江,袁召,等.基于NSGA-II和BP神经网络的杯状纵磁触头结构优化设计[J].*电工技术学报*, 2022, 37(23):6074-6082.
- [7] GIUSEPPE R, LUIGI G, PAOLA R, et al. Thermal compensation of low-cost MEMS accelerometers for tilt measurements[J]. *Sensors*, 2018, 18(8):2536.
- [8] ZHU R, ZHANG Y H, BAO Q L. A novel intelligent strategy for improving measurement precision of FOG[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2000, 49(6):1183-1188.
- [9] WANG Huan, ZENG Qinghua, ZHANG Zongyu, et al. Research on temperature compensation of pressure scanning valve based on improved PSO optimization RBF[J]. *Journal of Sensing Technology*, 2023, 36(3):449-455.  
王欢,曾庆华,张宗宇,等.基于改进PSO优化RBF的压力扫描阀温度补偿研究[J].*传感技术学报*, 2023, 36(3):449-455.
- [10] LV Jiahao, DONG Mingli, HE Yanlin, et al. A three-dimensional shape multi-core fiber reconstruction method for flexible mechanism with curvature and angle correction is introduced[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(5):120-126.  
吕佳豪,董明利,何彦霖,等.引入曲率与角度校正的柔性机构三维形状多芯光纤重构方法[J].*红外与激光工程*, 2021, 50(5):120-126.
- [11] LI L, ZHONG B S, LI W Q, et al. Structural shape reconstruction of fiber Bragg grating flexible plate based on strain modes using finite element method[J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2018, 29(4):463-478.
- [12] ZHOU J Z, CAI Z H, ZHAO P B, et al. Efficient sensor placement optimization for shape deformation sensing of antenna structures with fiber Bragg grating strain sensors[J]. *Sensors*, 2018, 18(8):2481.
- [13] QU Daoming, SUN Guangkai, LI Hong, et al. Optical fiber sensing and reconstruction method of deformed wing flexible skin shape[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(1):144-151.  
曲道明,孙广开,李红,等.变形机翼柔性蒙皮形状光纤传感及重构方法[J].*仪器仪表学报*, 2018, 39(1):144-151.
- [14] ZHANG Zhe, GAI Guanghong, LI Wei. Based on the strain analysis of grating on the surface of the column sensor[J]. *Journal of Sensing Technology*, 2022, 35(2):179-183.  
张哲,盖广洪,李炜.基于柱式传感器表面光栅应变分析[J].*传感技术学报*, 2022, 35(2):179-183.
- [15] BI Wenhao, ZHOU Jiuli, DUAN Xiaobo, et al. The optimal fire distribution method of NSGA-II small-diameter guided bomb air-surface attack was improved based on multiple elements[J]. *Journal of Aeronautics*, 2023, 44(17):202-217.  
毕文豪,周久力,段晓波,等.基于多要素改进NSGA-II的小直径制导炸弹空面打击最优火力分配方法[J].*航空学报*, 2023, 44(17):202-217.
- [16] ZHANG Z F, PENG C, WANG G J, et al. Optimal sensor placement for strain sensing of a beam of high-speed EMU [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2023, 542(1):1-23.
- [17] CAI Zhiheng, ZHOU Jinzhu, TANG Baofu, et al. Optimized layout of strain sensors for structural deformation reconstruction[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(14):83-88,124.  
蔡智恒,周金柱,唐宝富,等.面向结构形变重构的应变传感器优化布局[J].*振动与冲击*, 2019, 38(14):83-88,124.
- [18] ZHENG X G. GPNRBNN: a robot image edge detection method based on gaussian positive-negative radial basis neural network[J]. *Sensing and Imaging*, 2021, 22(1):1-15.

## Surface Reconstruction and Error Compensation Method Based on NSGA-II Sensing Position Optimization

SHANG Qiufeng<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Xiaoxu<sup>1</sup>

(1 Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

(2 Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology, Baoding 071003, China)

(3 Baoding Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technology, Baoding 071003, China)

**Abstract:** In order to improve the accuracy of shape sensing, this paper optimizes the sensing position based

on the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II (NSGA-II), and uses the Radial Basis Function-Particle Swarm Optimization (PSO-RBF) neural network algorithm to improve the accuracy of structural reconstruction. In this study, the goal was to reconstruct the shape of a  $150\text{ mm} \times 150\text{ mm} \times 0.5\text{ mm}$  nitinol version. Firstly, the finite element model of the nitinol version was established by using ANSYS workbench software. After a series of operations such as meshing, adding constraints, adding materials, and modal analysis, the surface strain modal matrix and displacement modal matrix of the model were extracted. According to the modal analysis results and the principle of modal reconstruction, 8 sensing points can be selected to realize the shape reconstruction of the model. The strain mode matrix is used as the input matrix of the NSGA-II algorithm. According to the modal confidence criterion, the conditional number criterion and the modal mode shape similarity criterion, three objective functions were obtained. The NSGA-II multi-objective optimization algorithm, which introduces fast non-dominance sequences, business strategies and congestion operators, was used to select the best sensing location. It not only reduces the computational complexity of the algorithm, but also better retains the excellent individuals. Then, the wavelength of the center of the Fiber Bragg Grating (FBG) was demodulated by the SM125 interrogator, and the linear relationship between the wavelength change and curvature of the eight FBG centers was obtained by linear fitting. Since epoxy resin has a high strain transfer rate, the FBG was glued to the selected optimal sensing position. The nitinol plate was bent into different arcs to obtain FBG strain data. The displacement and shape of the nitinol plate at this time were recorded. The strain-mode mode shape, displacement mode mode and FBG strain data were input into the reconstruction algorithm. According to the modal reconstruction algorithm, the shape reconstruction was preliminarily realized, and the best sensing position point reconstruction results obtained by the K-means++ algorithm were compared. Finally, the PSO-RBF neural network algorithm was used to fit the nonlinear relationship between the reconstruction error and the reconstruction displacement. The PSO-RBF neural network algorithm has strong nonlinear fitting ability, which can avoid falling into local optimum. The ratio of the training, validation, and test sets is 6:2:2. In this way, the prediction of the reconstruction error can be realized, and the accuracy of the shape reconstruction can be improved. The NSGA-II algorithm was used to optimize the sensing position, and the FBG strain information was collected to reconstruct the structure shape, and the reconstruction effect was better than that of the K-means++ algorithm, and the root mean square error was reduced by 30% and the maximum error was reduced by 15% compared with the K-means++ algorithm. After fitting the nonlinear relationship between the reconstruction error and the reconstruction displacement by PSO-RBF, the root mean square error and the maximum error are reduced by 90% and 70% respectively compared with the non-error compensation, and the reconstruction shape is almost the same as the structural shape, which can achieve high-precision reconstruction of the structural shape. This paper successfully realizes the high-precision shape reconstruction of the nitinol version. By optimizing the optimal sensing position, the root mean square errors are 0.500 mm, 0.561 mm and 0.636 mm, and the maximum errors are 2.102 mm, 2.315 mm and 2.561 mm, respectively, when the bending curvature radius of the nitinol plate is 200 mm, 180 mm and 160 mm, respectively. When the bending curvature radius is 180 mm and 160 mm, the root mean square error is 0.038 mm and 0.046 mm, and the maximum error is 0.686 mm and 0.778 mm, respectively.

**Key words:** Optical fiber sensing; Fiber Bragg grating; Particle swarm optimization-radial basis function; Shape reconstruction; Modal method; Multi-objective optimization; Error compensation

**OCIS Codes:** 060.2370; 150.1135; 280.4788; 200.4260