

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.12311075

基于 ELM 算法的柔性 FBG 形状重构末端分析*

王彦, 朱伟, 汪俊亮, 徐浩雨, 徐劭

(安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243000)

摘要:为了提高光纤光栅 (FBG) 柔性结构采用正交曲率三维重构方法的末端精度, 通过神经网络将重构后的曲率末端坐标与实际空间坐标建立映射关系。首先利用 COMSOL 仿真软件对聚氨酯胶棒建立模型, 将两根光纤光栅串共 8 支光栅正交排布, 采用递推角算法建立动态坐标系进行三维重构。对重构的末端点坐标利用误差逆传播 (BP) 神经网络算法与极限学习机 (ELM) 神经网络算法进行训练检测, 结果表明, BP 神经网络和 ELM 神经网络训练平均误差分别为 0.443 6 和 0.008 2。最后搭建实验平台, 对聚氨酯胶棒在受力情况下进行形状重构, 并代入 ELM 模型中进行训练, 训练结果相关系数 $R^2=0.985\ 8$, 均方根误差 (RMSE) 为 1.363 0, 相较于 BP 神经网络方法有效提高了形状重构的末端坐标精度。

关键词: 光纤光栅; COMSOL; BP 神经网络; ELM 神经网络; 三维重构

中图分类号: TN253 TH741 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Terminal analysis of flexible FBG shape reconstruction based on ELM algorithm

Wang Yan, Zhu Wei, Wang Junliang, Xu Haoyu, Xu Shao

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243000, China)

Abstract: To improve the end precision of fiber Bragg grating (FBG) flexible structure by using the orthogonal curvature 3D reconstruction method, a mapping relationship is established in the reconstructed curvature end coordinates and actual spatial coordinates through neural network. Firstly, the model of polyurethane glue rod is established by COMSOL simulation software. Two fiber Bragg grating strings are orthogonal arranged with 8 gratings, and a dynamic coordinate system is established by the recursive angle algorithm for three-dimensional reconstruction. The reconstructed end point coordinates are trained by back propagation (BP) neural network and extreme learning machine (ELM) neural network. The results show that the average training errors of BP neural network and ELM neural network are 0.443 6 and 0.008 2, respectively. Finally, an experimental platform is established to reconstruct the shape of the polyurethane glue stick under stress, and it is substituted into the ELM model for training. The correlation coefficient R^2 of the training results is 0.985 8, and the root mean square error is 1.363 0, which effectively improve the precision of the end coordinates of the shape reconstruction compared with the BP neural network.

Keywords: fiber Bragg grating; COMSOL; BP neural network; ELM neural network; three-dimensional reconstruction

0 引言

随着工业与科技的发展, 形状检测也受到了人们的广泛关注。形状检测的方式有基于视觉检测技术^[1], 基于图像处理技术^[2], 基于智能材料技术^[3]

等。上述方法大多以电信号为主, 易受到电磁干扰, 具有一定的局限性。光纤光栅 (fiber Bragg grating, FBG) 传感器体积小, 质量轻, 抗电磁干扰, 灵敏度高, 可以通过预埋、封装等方式对被测物体进行监测, 可用于软体机器人、航空航天、化工冶金、核工业等领域^[4]。

收稿日期: 2023-02-21 Received Date: 2023-02-21

* 基金项目: 国家自然科学基金 (61873002) 项目资助

FBG 的不同封装方式不仅能对其起到保护作用,还能够有效提高检测精度,章亚男等^[5]利用环氧树脂将 FBG 封装,推导出应变传递公式,得到了封装后的 FBG 平均应变在一定范围内随基材长度增加。王彦等^[6]使用 PDMS 柔性材料对 FBG 进行封装,研究发现此封装后的 FBG 对温度的敏感性是裸 FBG 传感器的 1.3 倍,对压力的敏感性与裸 FBG 传感器进行比较,性能提高了 3 倍。

殷礼鑫等^[7]针对由应变场变化和环境载荷等因素引起的结构变形问题,设计了一种基于光纤光栅传感网络的自由曲面结构状态感知系统,提出了基于 FBG 阵列测试数据的三维曲面重建算法,该系统平均误差约为 4.53%。娄小平等^[8]通过 3 根 FBG 阵列建立非正交 FBG 柔性杆状监测方法,该方法通过修正安装角,使得系统形状重构最大相对误差降为 0.25%,为高精度的三维形状感知系统提供了可靠的检测方法。王彦等^[9]利用 4 个 FBG 对铝板进行的二维形状重构,最小相对误差为 0.48%,该方法为软机器人形状重构领域提供了应用基础。

针对传统的 FBG 测量形状传感远端位置估计不精确的问题,吕佳豪等^[10]提出了基于曲率与角度校正的多芯光纤三维重构,利用校正后的传感系统进行螺旋形变重构,得到重构精度提高了 10%。但是,在使用多芯光纤检测时,多芯缠绕与扭曲对于形状检测会带来不可避免的影响。Fka 等^[11]利用带有多个 FBG 的螺旋纤芯与直芯,进行扭曲实验,比较后发现螺旋芯的平均误差为 26.57°/m,直芯的平均误差 146.50°/m,发现螺旋芯光纤更适合扭曲检测。Zafeiropoulou 等^[12]通过比较 7 芯光纤的中心芯和 3 个外芯之间的相对布里渊频移,测量具有不同直径的各种线轴的曲率,发现与实际值的偏差在 9%~15%,为分布式 3D 形状检测提供理论基础。Lu 等^[13]引用一种增强移动平均方法,基于曲率迭代和扭曲估计的新型技术,通过多芯 FBG 集成应用于内窥镜手术中,实验研究发现该方法提高了估计精度,并且鲁棒性能也优于传统重构方法。

由于 FBG 三维重构方法是基于形状曲率变化进行的,所以重构距离越长,重构误差越大,因此通过曲率拟合提高三维重构精度的问题仍需要进一步解决。本文选取长度 30 cm 的聚氨酯胶棒,通过两串 FBG 正交分布,利用曲率标定确定中心波长偏移量与曲率之间的函数关系,通过递推角算法将其管状形变重构,读取重构末端点坐标,并结合神经网络算法确定重构坐标点与实际空间偏移量之间的映射关系,利用该方法有效提高了基于正交曲率末端重构精度。

1 FBG 工作原理

FBG 传感器主要工作方式是光信号在光纤内传输的过程中,经过光栅时特定的宽带光波会发生反射,其他光

波则不受影响。观察反射谱可以发现光栅中心波长存在峰值,研究中心波长峰值变化量。光纤折射率和光栅周期与中心波长之间的关系^[14]为:

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

式中: n_{eff} 为光纤折射率; Λ 为光栅周期; λ_B 为中心波长。

由式(1)可以得到波长偏移量 $\Delta\lambda_B$ 与曲率 k 之间的对应关系,即:

$$k = \frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B(1 - p_e)h} \quad (2)$$

式中: p_e 为弹性系数; h 为所测物体厚度。

2 三次 B 样条插值法及其递推角算法

三样 B 条插值的原理是将区间区分开,并在每个区间内插值,三次 B 样插值的函数在区间内为三次多项式,并要求一次导函数及其二次导函数满足一定条件。采用该算法可以将离散化的数据进行连续化。

在三维坐标系中固定任一坐标平面,利用 4×4 矩阵来表示在三维坐标平面内曲线上任一点与原点之间的表达式。空间变化三维坐标系方法主要分成 4 步,在初始坐标(0,0,0)坐标系中确定运动坐标系 τ_1 ,绕 τ_1 的轴旋转 $\bar{\omega}_1$ 度,得到变换矩阵 G_1 为:

$$G_1 = \begin{bmatrix} \cos \bar{\omega}_1 & -\sin \bar{\omega}_1 & 0 & 0 \\ \sin \bar{\omega}_1 & \cos \bar{\omega}_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

绕该运动坐标系的 y 轴旋转 $\bar{\omega}_2$ 度,变换矩阵记为 G_2 为:

$$G_2 = \begin{bmatrix} \cos \bar{\omega}_2 & 0 & -\sin \bar{\omega}_2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \bar{\omega}_2 & 0 & \cos \bar{\omega}_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

将旋转后得到的新坐标作为运动坐标系,绕该点坐标的 z 轴旋转 $-\bar{\omega}_3$ 度,变换矩阵记为 G_3 为:

$$G_3 = \begin{bmatrix} \cos \bar{\omega}_3 & \sin \bar{\omega}_3 & 0 & 0 \\ -\sin \bar{\omega}_3 & \cos \bar{\omega}_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

通过平移记平移量分别为 $\{da, db, dc\}$, 矩阵表达为 G_4 为:

$$G_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -da \\ 0 & 0 & 0 & -db \\ 0 & 0 & 0 & -dc \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

经过 3 次翻转 1 次平移的变换方式,运动坐标 τ_1 的表达式如下:

$$\tau_1 = G_4 G_3 G_2 G_1 [\tau(P)] \tag{7}$$

弯曲曲线如图 1 所示,利用递推角分析,先确定点 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $P_2(x_2, y_2, z_2)$ 。

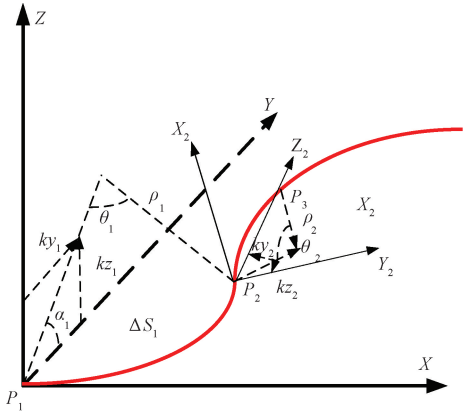


图 1 空间曲线坐标递推原理

Fig. 1 Recurrence formula of spatial curvilinear coordinates

由图 1 可知,坐标原点处的曲率 k_1 两正交方向曲率关系为:

$$k_1 = \sqrt{(k_{x1})^2 + (k_{y1})^2} \tag{8}$$

$$\begin{cases} \sin \alpha_1 = \frac{k_{x1}}{k_1} \\ \cos \alpha_1 = \frac{k_{y1}}{k_1} \end{cases} \tag{9}$$

该点曲率确定以后,曲率半径 ρ 和中心角 θ 如下:

$$\rho = \frac{1}{k_1} \tag{10}$$

$$\theta_1 = \frac{\Delta s_1}{\rho_1} \tag{11}$$

式中: Δs_1 为该点对应的微圆弧长。

利用上述表示方法,将下一坐标点与初始坐标点建立关系,如下:

$$\begin{cases} x_2 = \rho_1 \sin \theta_1 \\ y_2 = (\rho_1 - \rho_1 \cos \theta_1) \cos \alpha_1 \\ z_2 = (\rho_1 - \rho_1 \sin \theta_1) \cos \alpha_1 \end{cases} \tag{12}$$

通过递推坐标法,可以将末端利用初始坐标点表示。

3 基于 COMSOL 的管状三维重构

3.1 COMSOL 建模

在 COMSOL 软件中添加相应的物理场,然后绘制出管状体和 FBG 串,将 FBG 串 1(FBGs-1)位置固定在圆柱体的上方,FBG 串 2(FBGs-2)固定在圆柱体的左侧。为

与实验相符,添加聚氨酯胶棒管状参数和 FBG 参数如表 1 所示。管子总长设为 30 cm 直径设为 0.6 cm。

表 1 材料模型参数

Table 1 Material model parameters

参数	光纤	聚氨酯胶棒
杨氏模量/Pa	72×10 ⁹	250×10 ⁹
泊松比	0.17	0.307
密度/(kg·m ³)	2 203	1 740

对建立好的模型添加相应的域点探针,再改变不同受力方式,发生的形变如图 2 所示。

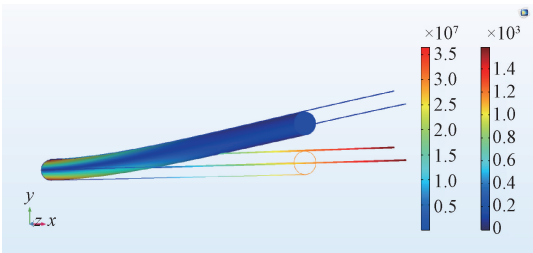


图 2 管状 C 型形变仿真

Fig. 2 Simulation diagram of tubular C-type deformation

图 2 为末端点受沿 Y 轴力发生的 C 型形变,图 3 所示为该模型受不同作用力所发生的 S 型形变状态。

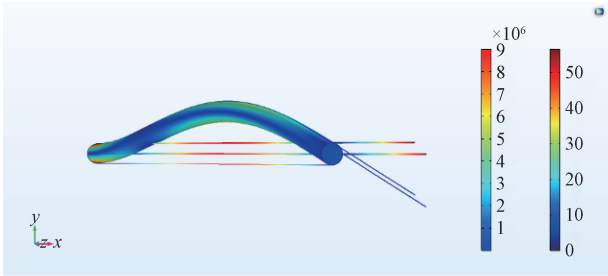


图 3 管状 S 型形变仿真

Fig. 3 Simulation diagram of tubular S-type deformation

3.2 COMSOL 模型分析

如图 2 所示,通过施加 5、10、15、20、25 N 作用力,将 FBGs-1 上的域点位置分别计为 1-0、1-10、1-20、1-30。同理 FBGs-2 上的域点探针位置为 2-0、2-10、2-20、2-30,各检测点受力情况如表 2 所示。

将不同受力情况代入算法处理以后进行对比如图 4 所示,研究发现相同长度情况下,末端位置根据正交曲率递推坐标算法重构,受力越大,末端位置的正交曲率值越大。

表 2 域点探针应力值
Table 2 Field point probe stress value

探针位置	5 N	10 N	15 N	20 N	25 N
1-0	1.04×10^7	2.08×10^7	3.13×10^7	4.17×10^7	5.21×10^7
1-10	4.63×10^6	9.27×10^6	1.39×10^7	1.86×10^7	2.32×10^7
1-20	1.17×10^6	2.35×10^6	3.52×10^6	4.69×10^6	5.86×10^6
1-30	561.59	1 122.6	1.70×10^3	2.27×10^3	2 829.4
2-0	1.57×10^6	3.15×10^6	4.72×10^6	6.29×10^6	7.86×10^6
2-10	86 430	1.73×10^5	2.59×10^5	3.46×10^5	4.32×10^5
2-20	29 153	58 306	87 460	1.17×10^5	1.48×10^5
2-30	229.72	458.74	6.98×10^2	9.31×10^2	1 146.62

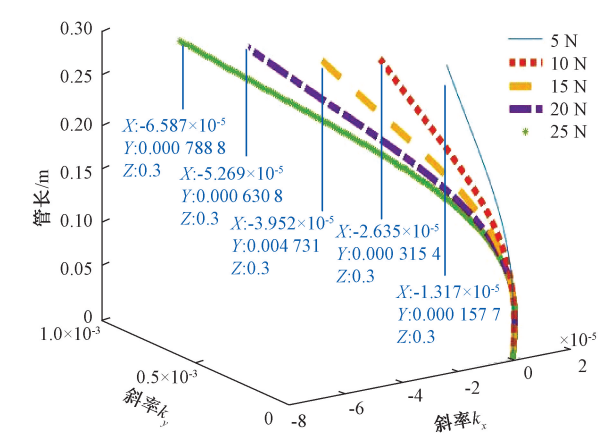


图 4 不同作用力空间拟合

Fig. 4 Space fitting diagram of different forces

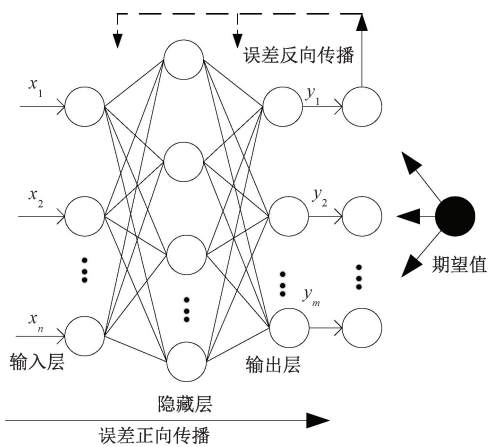


图 5 BP 神经网络模型

Fig. 5 BP neural network model

3.3 基于正交曲率形变的神经网络分析训练

1) ELM 和 BP 两种模型训练原理

反向传播(back propagation, BP)神经网络是一种按误差逆向传播算法训练的多层前馈网络^[15],该神经网络通过学习储存输入输出间的映射关系,通过反向传播来不断调整网络的权值与阈值,使网络误差平方和达到最小,该算法可以逼近任意连续函数,具有很强的非线性映射能力。

BP 网络工作原理如图 5 所示,输入信号 x_i 通过输入层节点依次传递至隐藏层,输出层节点处。如果输出 y_i 得不到期望输出,则转为反向传播,将误差信号沿原有通道返回,通过学习修正神经元权值,使误差信号最小。

极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一类前馈神经网络算法,该算法随机产生输入层与隐藏层间的连接权重及隐含层神经元的阈值^[16-17]。

如图 6 所示,ELM 神经网络工作原理类似单隐层神经网络,给定输入量,通过一些隐藏层的映射,来得到不同的输出,将得到的输出与期望进行对比,来实现 ELM 网络学习的功能。

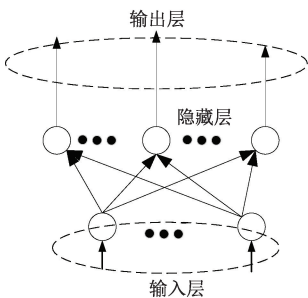


图 6 ELM 神经网络模型

Fig. 6 ELM neural network model

2) 仿真模型训练对比

由图 4 可知,受力越大,基于正交曲率递推角算法的末端点距离固定点空间坐标系越远。为了解决该形变算法与实际形变之间的误差关系,通过 BP 与 ELM 神经网络进行模型训练,训练方式如图 7 所示。

通过 COMSOL 建模对末端施加点载荷,施加力的变化范围[1 N,1 N,25 N];并以 15°范围作为角度变化量,

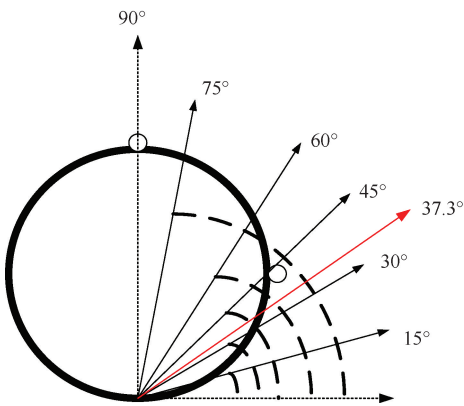


图 7 训练集与预测集的建立

Fig. 7 Establishment of training set and prediction set

在不同大小及其不同方向作用力共同影响的情况下,利用基于曲率递推角算法重构出形变状态。记录该 150 组数据情况下末端坐标值,及其 COMSOL 的末端中心点偏移量,以受力 1~25 N,方向变化量为[15°,15°,90°],共计 150 组训练集。将 37.3°方向 1~25 N 受力后的坐标点为预测,共计 25 组预测集,代入神经网络算法进行检测。

学习算法以正交方向的 8 个检测点的域点探针值,及其递推角算法处理后的末端坐标点作为输入值,共计 11 列输入。将仿真实际末端点空间偏移量 ($\Delta x, \Delta y, \Delta z$) 作为输出值,共计 3 列输入。训练结果如表 3 所示。

表 3 BP 与 ELM 训练结果对比

Table 3 Comparison of training results between BP and ELM

评估指标	BP	ELM
R^2	1	1
RMSE	2.678 4	3.200 5
平均误差	0.443 6	0.008 2

通过对比发现,ELM 神经网络训练平均误差比 BP 神经网络提高了 0.435 4,训练时间快,二者之间的均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 相差仅为 0.522 1。综上所述,ELM 模型训练结果优于 BP 神经网络,所以在实验过程中以 ELM 极限学习算法对其重构后末端点在不同作用力情况下进行模型训练及其识别。

4 柔性管状形状检测实验

4.1 FBG 曲率标定

为确定各 FBG 曲率系数,本文采用图 8 所示的实验方式进行曲率系数标定。首先在标定台上固定三维升降台将 21 cm 直尺水平放置于升降台上,FBG 固定在直尺上,调

节螺旋测微器,使直尺弯曲,通过弧长与弦长对应公式计算弧长半径,这里选取了 5 组曲率,3.612 7,5.127 7,6.303 6,7.305 7,8.198 7 m⁻¹。采用 PDMS 材料,得到各 FBG 中心波长偏移量及其曲率之间线性关系。表 4 为该实验所选用的 8 个光栅的拟和关系。图 9 所示为 FBGs-1 中初始中心波长 1 549 nm 的标定中心波长偏移图,图 10 所示为 FBGs-2 中初始中心波长 1 543 nm 的标定中心波长偏移图。

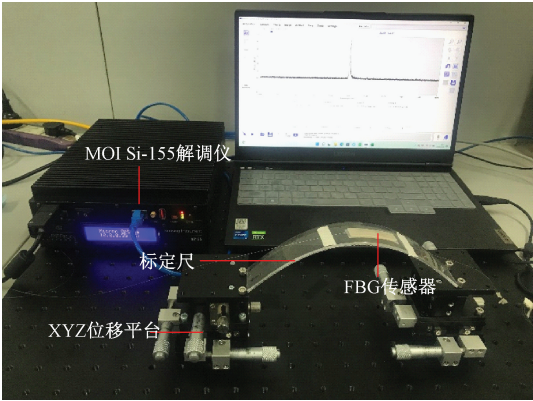


图 8 FBG 曲率标定实验平台

Fig. 8 FBG curvature calibration experimental platform

表 4 FBG 线性拟合关系

Table 4 FBG linear fitting relationship

传感器	中心波长/nm	拟合方程	R^2
FBGs-1	1 530.001 28	$y = 13.31x - 2.7$	0.997 0
	1 535.208 12	$y = 7.195x + 12.36$	0.998 1
	1 539.939 03	$y = 13.71x + 4.923$	0.993 2
	1 549.018 35	$y = 14.44x - 5.538$	0.995 5
FBGs-2	1 543.072 98	$y = 18.46x - 8.05$	0.993 1
	1 549.632 96	$y = 6.945x + 33.96$	0.992 9
	1 554.830 47	$y = 11.58x - 3.186$	0.999 4
	1 560.102 19	$y = 14.71x - 13.75$	0.994 6

4.2 形变检测实验

将聚氨酯胶棒固定,选择上端及其正交方向铺设封装后的 FBG,根据 COMSOL 仿真得到的 30 cm 柔性材料的合适布点位置,利用空分复用技术将其 FBG 进行串联,串联后的 FBGs 连接到 MOI si-155 解调仪并进行光电信号转化,通过 PC 端处输出显示。如图 11 所示。

采用 LABVIEW 软件对其形状进行监测。对聚氨酯胶棒进行单端受力的 C 形形变及多重力作用的 S 型形状,如图 12、13 所示。将解调后的光谱与初始状态进行对比,可发现中心波长有明显的偏移,如图 14、15 所示。受力过程中胶棒只发生弯曲形变,并未对其进行扭曲,所以研究过程中忽略扭转角对其形变的影响。

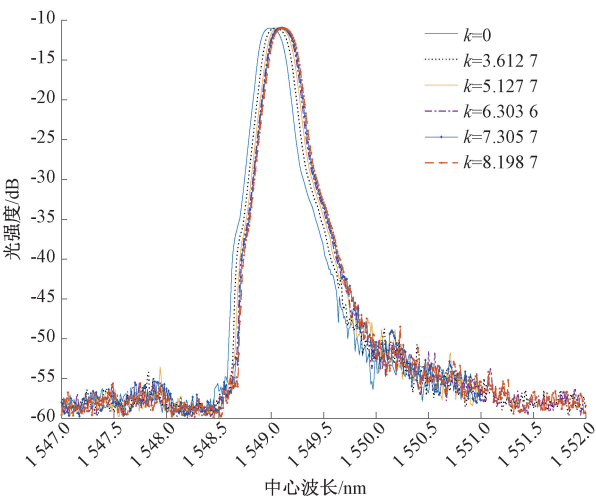


图9 FBGs-1-1549 中心波长偏移

Fig. 9 Central wavelength shift of FBGs-1-1549

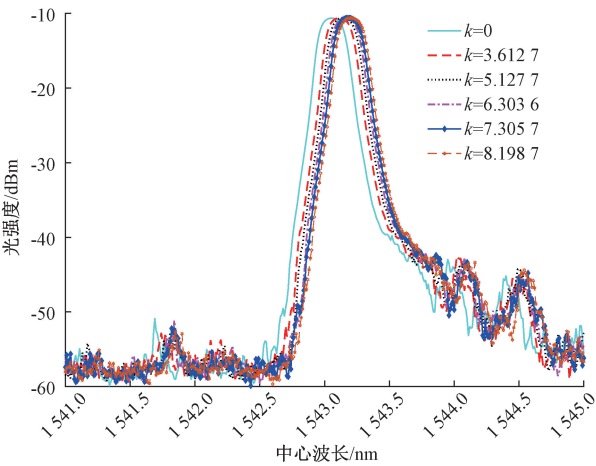


图10 FBGs-2-1543 中心波长偏移

Fig. 10 Central wavelength shift of FBGs-2-1543

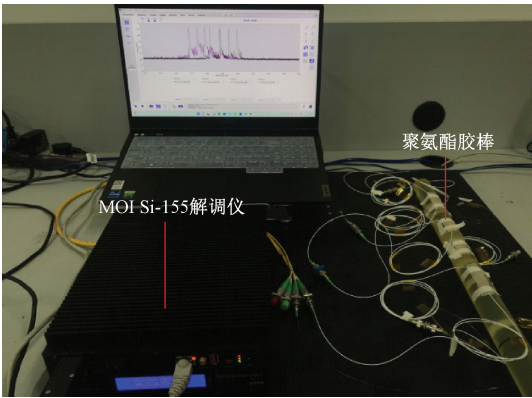


图11 实验平台搭建

Fig. 11 Establishment of experimental platform

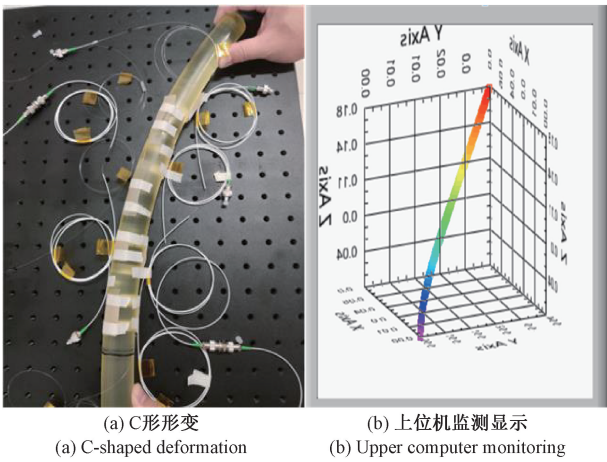


图12 单端力 C 形变

Fig. 12 C-shaped deformation detection diagram

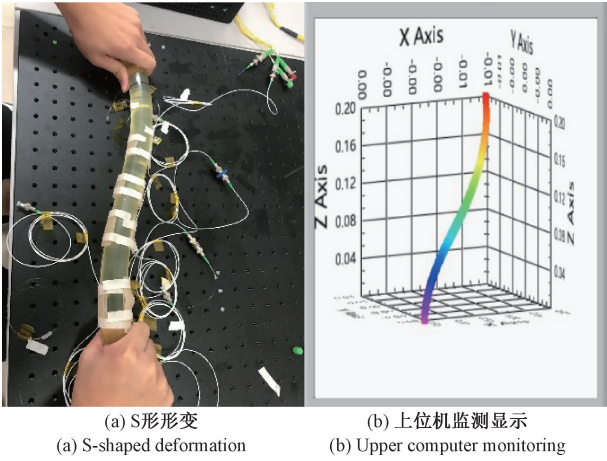


图13 多重力 S 形变

Fig. 13 Multi-gravity S-shape deformation

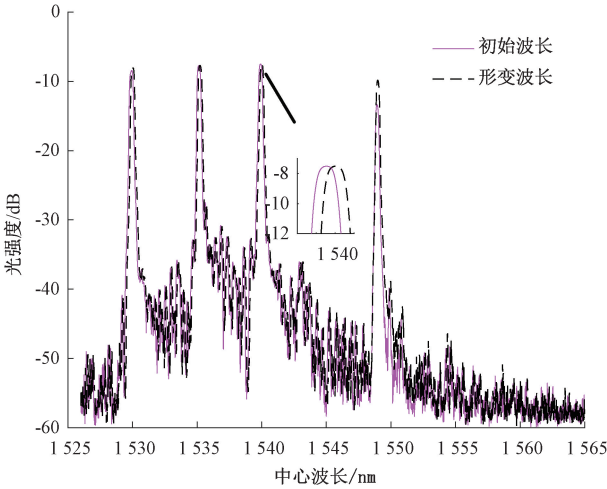


图14 FBGs-1 中心波长偏移

Fig. 14 FBGs-1 center wavelength shift diagram

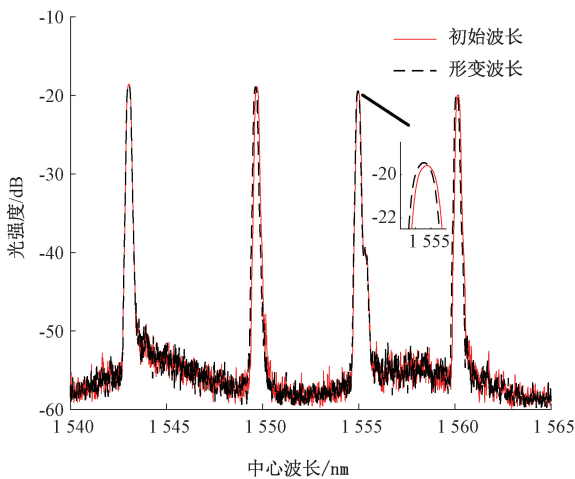


图 15 FBGs-2 中心波长偏移

Fig. 15 FBGs-2 center wavelength shift diagram

4.3 ELM 模型训练实验

首先以步长为 2.5 cm 左右平移,再以步长为 2 cm 垂直移动,以此建立 186 组数据作为训练集。将 MOI 解调的中心波长值与基于正交曲率递推角算法计算的末端坐标点作为输入量。记录末端点底端实际坐标值,分别记为 (x,y,z) ,作为输出量。预测集如图 16 所示,将半径 $R=7\text{ cm}$, $R=10\text{ cm}$ 的挡板划分以 15° 为间隔点的偏移位置,确定不同角度的坐标值后,建立 20 组预测集。

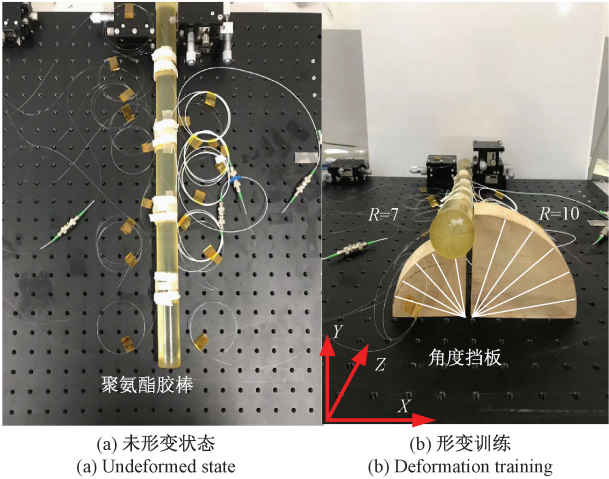


图 16 预测集模型建立

Fig. 16 Prediction set modeling

利用 ELM 算法进行处理后,将预测集的真实值与预测值的空间坐标点进行对比,如图 17 所示。将 20 组样本的空间坐标点进行标准差计算,记录每点的空间位移误差,如图 18 所示。

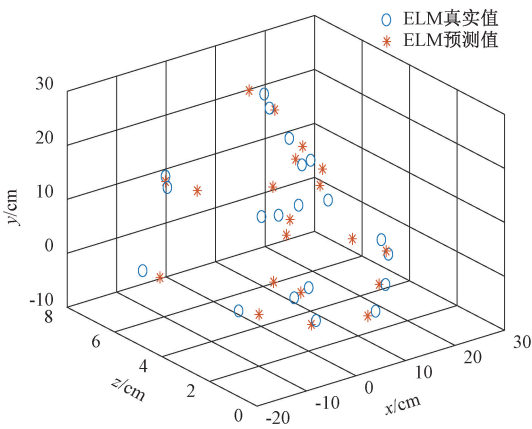


图 17 末端点空间实际位移与预测对比

Fig. 17 Comparison of actual displacement and prediction of end point space

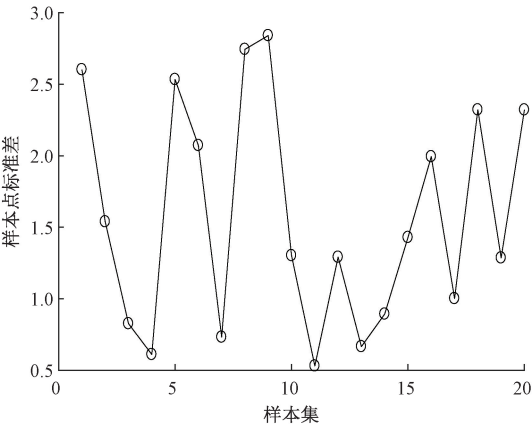


图 18 预测样本标准差

Fig. 18 Predicted sample standard deviation

根据上述 ELM 算法处理,记录该处理方法的性能指标,如表 5 所示,可以得出该预测模型相关系数 $R^2=0.985\ 8$, $RMSE=1.363\ 0$,将每个预测点与实际样本点空间坐标进行对比,计算该系统 20 个样本集平均误差约为 0.081。

表 5 ELM 神经网络性能指标		
Table 5 Performance indicators of ELM neural network		
R^2	RMSE	平均误差
0.985 8	1.363 0	0.081

5 结 论

为了进一步提高基于曲率重构方法的末端实际空间位置的精度,本文利用神经网络将重构后的曲率末端坐标系与实际位置建立映射关系。利用 COMSOL 软件对

聚氨酯胶棒建立模型,设计两根光纤光栅串正交排布,计算得到相应的应力值及其末端点坐标值。将仿真得到的应力值通过三样条 B 插值法进行曲率连续化处理,确定最佳检测位置为 0、10、20、30 cm。利用递推角算法,进行三维重构。采用 BP 神经网络算法与 ELM 神经网络算法对其进行训练预测。搭建实验平台,采用 ELM 算法对聚氨酯胶棒在受力情况下进行形状监测。结果表明相关系数 $R^2=0.985\ 8$, 平均误差为 0.081, $RMSE=1.363\ 0$ 。可见 ELM 网络训练真实值与预测值空间坐标值的比较,该种网络训练为基于递推角正交曲率重构与实际坐标偏移提供了很好的映射关系。有效提高了基于正交曲率三维重构的精度,为后续三维重构精度的提高提供了实验基础。此外,实验是在室温条件下进行,由于 FBG 传感器的温度-应变交叉敏感特性,测量末端位置存在的误差,后续仍需通过大量实验对不同材料进行空间拟合,去除其影响。

参考文献

- [1] JIANG Y, WANG H T, CHEN S, et al. Visual quantitative detection of rail surface crack based on laser ultrasonic technology[J]. Optik, 2021, 237:166732.
- [2] SHANG H B, SUN C, LIU J X, et al. Deep learning-based borescope image processing for aero-engine blade in-situ damage detection [J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 123:107473.
- [3] WEI X, LI H, YUE W J, et al. A high-accuracy, real-time, intelligent material perception system with a machine-learning-motivated pressure-sensitive electronic skin[J]. Matter, 2022, 5(5):1481-1501.
- [4] 张旭苹, 武剑灵, 单媛媛, 等. 基于分布式光纤传感技术的智能电网输电线路在线监测[J]. 光电子技术, 2017, 37(4):221-229.
ZHANG X P, WU J L, SHAN Y Y, et al. On-line monitoring of power transmission lines in smart grid based on distributed optical fiber sensing technology [J]. Optoelectronic Technology, 2017, 37(4): 221-229.
- [5] 章亚男, 范迪, 沈林勇, 等. FBG 细径形状传感器的应变传递和精度实验[J]. 光学 精密工程, 2019, 27(7): 1481-1491.
ZHANG Y N, FAN D, SHEN L Y, et al. Strain transmission and accuracy experiment on fiber Bragg grating small-diameter shape sensors [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(7): 1481-1491.
- [6] 王彦, 秦楠, 刘吉虹, 等. 基于光纤光栅的温度与压力柔性传感性能测试[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 93-98.
WANG Y, QIN N, LIU J H, et al. Performance test of temperature and pressure flexible sensor based on optical fiber bragg grating [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 93-98.
- [7] 殷礼鑫, 刘智超, 刘春辉. 基于 FBG 阵列的曲面结构状态感知系统[J]. 中国激光, 2021, 48(24): 121-130.
YIN L X, LIU ZH CH, LIU CH H. Surface structure state perception system based on FBG array[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(24): 121-130.
- [8] 娄小平, 陈仲卿, 庄炜, 等. 非正交 FBG 柔杆空间形状重构误差分析及标定[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 386-393.
LOU X P, CHEN ZH Q, ZHUANG W, et al. Error analysis and calibration for FBG shape reconstruction based on non-orthogonal curvatures[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2): 386-393.
- [9] 王彦, 金萍, 赵慧, 等. 基于 FBG 柔性传感器的形状重构[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(12): 83-91.
WANG Y, JIN P, ZHAO H, et al. Shape reconstruction based on the FBG flexible sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(12): 83-91.
- [10] 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.
LYU J H, DONG M L, HE Y L, et al. Three-dimensional shape multi-core fiber reconstruction method of flexible mechanism by introducing curvature and angle correction[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(5): 120-126.
- [11] FKA B, DB C, SS D, et al. Curvature, twist and pose measurements using fiber Bragg gratings in multi-core fiber: A comparative study between helical and straight

- core fibers [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2020, 317: 112442.
- [12] ZAFEIROPOULOU A, MASOUDI A, ZDAGKAS A, et al. Curvature sensing with a D-shaped multicore fibre and Brillouin optical time-domain reflectometry [J]. *Optics Express*, 2019, 28(2): 1291-1299.
- [13] LU Y, LU B, LI B, et al. Robust three-dimensional shape sensing for flexible endoscopic surgery using multicore FBG sensors [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3): 4835-4842.
- [14] LI J, HUANG X, CHENG G, et al. Integration of a micro fabry-perot cavity and a fiber Bragg grating sensor for simultaneous measurement of stress and temperature [J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 2013, 55(10): 2440-2444.
- [15] LIU T, MEI H, SUN Q, et al. Application of neural network in fault location of optical transport network [J]. *China Communications*, 2019, 16(10): 214-225.
- [16] LIANG Q K, LONG J Y, COPPOLA G, et al. Novel decoupling algorithm based on parallel volt-age extreme learning machine (PV-ELM) for six-axis F/M sensors [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2019, 57: 303-314.
- [17] 孙世政, 于竞童, 韩宇, 等. 基于 SSA-ELM 的双层十字梁结构光纤布拉格光栅传感器三维力解耦 [J]. *光学精密工程*, 2022, 30(3): 274-285.
- SUN SH ZH, YU J T, HAN Y, et al. FBG sensor of double-layer cross beam structure based on SSA-ELM three-dimensional force decoupling [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(3): 274-285.

作者简介



王彦(通信作者), 2008 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现任安徽工业大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能监测与控制、光电测试技术、结构健康监测。

E-mail: wangyan@ahut.edu.cn

Wang Yan (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2008. She is currently a professor and M. Sc. supervisor at Anhui University of Technology. Her main research interests include intelligent monitoring and control, photoelectric testing technology and structural health monitoring.