光电智能识别与感知

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20260202003

基于三次样条插值与BiLSTM的FBG形状重构方法

尚秋峰[1,2,3]，华子昊[1*]，霍景壮[1]，郝登祥[1]

（华北电力大学 1. 电子与通信工程系；2. 河北省电力物联网技术重点实验室；
3. 保定市光纤传感与光通信技术重点实验室，河北 保定 071003）

摘　要： 针对光纤布拉格光栅（FBG）形状传感技术中因测点稀疏及Frenet积分法导致的误差累积严重、重构精度低等问题，文章提出一种基于三次样条插值与双向长短时记忆网络（BiLSTM）的端到端形状重构方法。该方法利用三次样条插值将稀疏的离散应变信号变为稠密的空间应变序列，以满足光纤变形的物理连续性约束；再通过BiLSTM模型构建光纤沿着轴向的应变传递特征与空间几何约束；实现从应变空间到三维坐标的直接映射。仿真与实验结果表明，该方法摒弃了传统几何重构的逐点推算过程，有效消除了累积误差，仿真结果的相对平均误差分别为0.28%和0.23%，末端误差分别为0.271 9 mm和0.463 9 mm，实验结果的相对平均误差分别为1.22%和1.03%，末端误差分别为7.10 mm和5.47 mm。

关键词： FBG；曲线形状重构；三次样条插值；双向长短时记忆网络；仿真模型

中图分类号： TN911.6　**文章编号：** 1001－5868(2026)05－0837－08

FBG Shape Reconstruction Method Based on Cubic Spline Interpolation and BiLSTM

SHANG Qiufeng[1,2,3], HUA Zihao[1], HUO Jinzhuang[1], HAO Dengxiang[1]

(1. Dept. of Electronic and Communication Engineering; 2. Hebei Key Lab. of Power Internet of Things Technol.;
3. Baoding Key Lab. of Optical Fiber Sensing and Optical Communication Technol.,
North China Electric Power University, Baoding 071003, CHN)

Abstract: To address the issues of severe error accumulation and low reconstruction accuracy in fiber Bragg grating shape sensing technology caused by sparse measurement points and the Frenet-Serret integration method, this study proposes an end-to-end shape reconstruction method based on cubic spline interpolation and Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). This method employs cubic spline interpolation to convert sparse discrete strain signals into dense spatial strain sequences, thereby satisfying the physical continuity constraints of optical fiber deformation. Subsequently, a BiLSTM model is used to capture the strain transfer characteristics along the fiber axis and the associated spatial geometric constraints, establishing a direct mapping from strain space to three-dimensional coordinates. Simulation and experimental results show that this method eliminates the point-by-point calculation process used in traditional geometric reconstruction, effectively eliminating cumulative errors. The average relative errors of the simulation results were 0.28% and 0.23%, and the endpoint errors were 0.271 9 mm and 0.463 9 mm, respectively. The average relative errors of the experimental results were 1.22% and 1.03%, and the endpoint errors were 7.10 mm and 5.47 mm, respectively.

Key words: fiber Bragg grating; shape reconstruction; cubic spline interpolation; bidirectional long short-term memory network; simulation model

收稿日期：2026－02－02.

*通信作者：华子昊

0 引言

近年来，柔性连续体结构的高精度形状检测已经成为研究热点[1-3]。光纤布拉格光栅（FBG）凭借其体积小、抗电磁干扰和多路复用等特性，被广泛应用于医疗[4]、工业机器人[5]等领域的形状监测[6-7]。传统的FBG形状传感器基于FBG中心波长漂移计算应变、推导曲率和弯曲方向，然后利用Frenet-Serret公式进行积分来构造三维形状[8]。而这种积分递推方式的测量噪声、光谱漂移及离散点的拟合误差，会随着积分路径逐点累积，最终导致传感器末端的定位误差增大[9]。

针对上述积分递推带来的误差累积问题，Lim等[10]采用材料坐标系和螺旋延伸法对局部基函数进行优化求解，解决Frenet标架在曲率消失处的不连续性问题。针对多芯光纤参数、温度串扰以及铺设误差，相关研究也建立了对应的标定、校正方法[11-13]。为了抑制离散曲率数据中所含噪声，移动平均、三次样条插值等平滑算法被应用于重构中[14-15]。虽然上述方法提升了重构精度，但本质上还是采用积分递推方法，仍存在累积误差问题。随着人工智能的兴起，数据驱动为补偿复杂的非线性误差提供了新思路[16-17]，这种方法可直接建立应变与曲率的映射关系[18]，省去了复杂的标定过程。王彦等[19]采用极限学习机提升了末端位置精度；Tan等[20]利用遗传算法跳过了曲率标定过程引入的非线性误差。

基于此，本文提出一种基于三次样条插值与双向长短时记忆网络（BiLSTM）的端到端的FBG形状重构方法。首先，利用三次样条插值构建稠密的应变阵列，在丰富应变特征的同时确保重构曲线具有二阶导数连续性；随后，利用BiLSTM独特的双向记忆机制，同时提取光纤应变传递过程中的前向依赖和反向的几何约束；最后，通过全连接层实现序列特征到三维坐标的全局映射。该方法摒弃了传统几何算法逐步积分的过程，有效消除了累积误差，为实现高精度柔性形态感知提供了一种有效的数据驱动解决方案。

1 FBG形状重构原理及误差分析

1.1 FBG形状重构原理

FBG通过紫外线曝光或相位掩膜等方法使光纤纤芯的折射率在轴向出现周期性变化，当入射光经过光栅时，仅满足布拉格反射条件的光被反射，其余光被透射。当FBG受到轴向应力或温度变化时会导致其中心波长发生漂移。光纤折射率、光栅周期以及中心波长之间的关系为：

$$\lambda_B = 2n_{eff}\Lambda \tag{1}$$

式中，λ_B是FBG反射光的中心波长，n_{eff}是光纤有效折射率，Λ是FBG的周期。

FBG形状传感器结构形变示意图如图1所示。设其被测长度为S，FBG检测点到中性轴距离为d，曲率半径为ρ，对应的圆弧中心角θ的表达式为：

$$\theta = \frac{S+\Delta S}{\rho + d} \tag{2}$$

应变ε与弯曲曲率k的关系为：

$$\varepsilon = \frac{\Delta S}{S} = kd \tag{3}$$

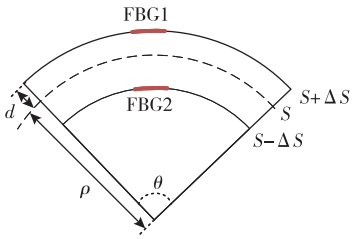


图1 形状传感器结构形变示意图

在恒温条件下，当FBG形状传感器受到外力发生弯曲时，其中心波长λ_B会因轴向应变ε发生中心波长偏移$\Delta\lambda$。中心波长漂移量与应变和曲率之间的关系为：

$$k = \frac{\Delta\lambda}{\lambda_B(1-P_e)d} = \frac{\varepsilon}{d} \tag{4}$$

常见的三阵列FBG传感器横截面如图2所示，三根FBG在基材表面呈现120°等间隔分布，在图2所建立的直角坐标系中，设每个FBG截面处的曲率为$k_i(i=1,2,3)$。

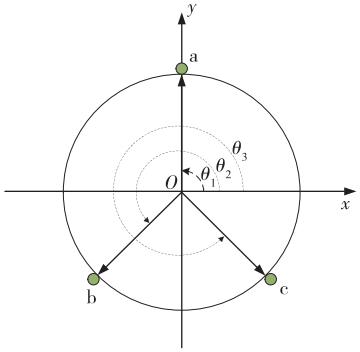


图2 三阵列FBG传感器横截面

对于在基材表面呈 120°间隔分布的 a，b，c 三根 FBG，各测点对应 FBG 的曲率为 k_i，FBG 和中性轴的连线与 x 轴形成的夹角为 θ_i，可表示为：

$$\begin{cases} \kappa = \sqrt{k_x^2 + k_y^2} \\ \beta = \arctan\left(\dfrac{\overrightarrow{k_y}}{\overrightarrow{k_x}}\right) \\ \overrightarrow{k_x} = \sum_{i=1}^{3} k_i \vec{x} \cos\theta_i \\ \overrightarrow{k_y} = \sum_{i=1}^{3} k_i \vec{y} \sin\theta_i \end{cases} \tag{5}$$

当 FBG 均匀铺设时，$\theta_1 = \pi/2$，$\theta_2 = 2\pi/3$，$\theta_3 = 3\pi/2$。可知：

$$\begin{cases} \kappa = \sqrt{\dfrac{(2k_1 - k_2 - k_3)^2 + 3(k_2 - k_3)^2}{9}} \\ \beta = \arctan\left[\dfrac{2k_1 - k_2 - k_3}{\sqrt{3}\,(k_2 - k_3)}\right] \end{cases} \tag{6}$$

由公式(6)计算得到形状传感器监测点的弯曲曲率和弯曲方向，对两者进行插值，就可以得到一组空间曲线离散点的曲率和弯曲方向。利用 Frenet-Serret 标架法即可还原出曲线传感器对应的形状。

1.2　误差建模与分析

基于 Frenet-Serret 标架法的曲线形状重构实际上是一个对局部坐标系的变化过程进行数值积分的过程，设曲线上正交存在切向量 $\boldsymbol{T}$、法向量 $\boldsymbol{N}$ 和副法向量 $\boldsymbol{B}$，其空间微分关系为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{T}' = \kappa \boldsymbol{N} \\ \boldsymbol{N}' = -\kappa \boldsymbol{T} + \tau \boldsymbol{B} \\ \boldsymbol{B}' = -\tau \boldsymbol{N} \end{cases} \tag{7}$$

在实际计算过程中，重构算法一般采用离散化的数值积分方法。由于积分步长 Δs 不为 0 且存在传感器测量噪声，每一步积分都会引入局部误差，该误差具有累积效应并且会沿光纤长度不断放大，从而造成重构形状偏离真实形状，最后在末端位置表现出明显偏差。末端累积位置误差 E_{end} 近似为：

$$E_{\text{end}} \propto \sum_{i=1}^{n} (\delta_{\kappa,i}^2 + \delta_{\tau,i}^2) \cdot \Delta s_i^2 \tag{8}$$

公式(8)表明，末端位置误差与曲率及挠率的测量噪声 $\delta_{\kappa,i}$，$\delta_{\tau,i}$ 方差成正相关，与步长的平方成正比，且随着积分步数呈二次增长，构成 Frenet-Serret 标架法在末端定位中的固有误差机制，其空间误差分布示意图如图 3 所示。

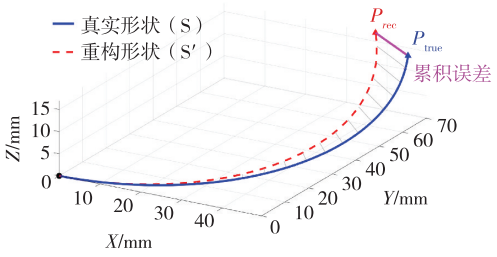


图 3　Frenet-Serret 标架法重构空间误差分布

2　三次样条插值与 BiLSTM 的形状重构原理

对于实际中使用的 FBG 曲线形状传感器，通常只能获取 3～5 组离散的中心波长漂移，计算轴向应变和曲率后再进行 Frenet 标架法积分重构时，会从根部开始累积插值带来的误差。实验采用三次样条插值，在满足光纤变形的连续性约束的同时，使用 BiLSTM 建立轴向应变矩阵与实际坐标的映射关系，通过学习大量仿真数据，实现从离散测点到实际形状的重构过程，具体实现步骤如图 4 所示。

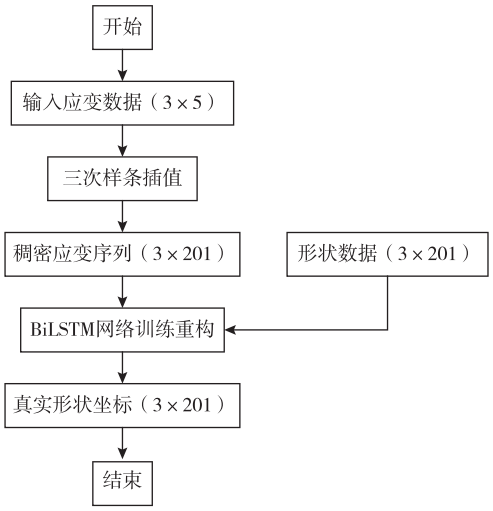


图 4　基于三次样条插值与 BiLSTM 的形状重构流程

2.1　数据预处理与三次样条插值

由于 FBG 在光纤上分布稀疏，一根曲线传感器上仅约 5 个测点，直接将应变阵列输入到神经网络中，特征维度有限，无法代表光纤的连续形变。形状传感器的形状变化具有连续性且宏观上较为光滑，因此实验采用三次样条插值，对测得的 5 个离散的应变信号进行空间上采样。设采集到的包含三个通道的稀疏轴向应变序列为：

$$S \in \mathbb{R}^{3\times 5} \tag{9}$$

对于光纤上有 $n+1$ 个光栅测点，对应的轴向

位置为$x_0, x_1, \cdots, x_n$，测得的应变值为$y_0, y_1, \cdots, y_n$。其核心是构建一个分段函数$S(x)$，使得在每个区间$[x_i, x_{i+1}]$上，$S(x)$均为一个三次多项式，即：

$$S_i(x)=a_i+b_i(x-x_i)+c_i(x-x_i)^2+d_i(x-x_i)^3, i=0,1,\cdots,n-1 \quad (10)$$

式中，a_i, b_i, c_i, d_i为待定系数，$S(x)$必须经过所有测点且满足二阶导数连续条件，以模拟光纤真实的物理弯曲特性。插值后应变序列表示为：

$$X\in\mathbb{R}^{3\times T} \quad (11)$$

式中，T为插值后的空间采样点数，设定为201，对应传感器沿轴向的位置坐标。

2.2 BiLSTM网络构建

长短时记忆网络(LSTM)通过引入“门控”机制(输入门i_t、遗忘门f_t、细胞状态C_t和输出门o_t)，控制忘记无关信息，记住重要的长期信息，同时更新相关新信息，从应变序列中提取需要的应变传递特征。

$$\begin{cases} i_t=\sigma\left[W_i\cdot(h_{t-1},\varepsilon_t)+\boldsymbol{b}_i\right] \\ f_t=\sigma\left[W_f\cdot(h_{t-1},\varepsilon_t)+\boldsymbol{b}_f\right] \\ \tilde{C}_t=\tanh\left[W_c\cdot(h_{t-1},\varepsilon_t)+\boldsymbol{b}_c\right] \\ C_t=f_t\times C_{t-1}+i_t\times\tilde{C}_t \\ o_t=\sigma\left[W_o\cdot(h_{t-1},\varepsilon_t)+\boldsymbol{b}_o\right] \\ h_t=o_t\cdot\tanh(C_t) \end{cases} \quad (12)$$

式中，$\boldsymbol{W}_o, \boldsymbol{W}_f, \boldsymbol{W}_i, \boldsymbol{W}_c$为各状态对应的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_o, \boldsymbol{b}_f, \boldsymbol{b}_i, \boldsymbol{b}_c$为各状态对应的偏置向量；$\sigma$与tanh分别为Sigmoid激活函数和双曲正切激活函数；h_t为隐藏状态；ε_t为输入的应变序列。

传统的单向LSTM仅能利用当前位置之前的历史信息，而在光纤形状重构中，光纤上任意一点的空间位置不仅取决于根部的累积形变，还受到末端边界条件及整体几何结构的约束。因此，本文构建了双向长短时记忆网络模型来进行形状重构。

网络结构如图5所示：序列输入层接收尺寸为3×201的稠密应变序列，BiLSTM包含前向和后向两个独立的处理方向，分别捕捉应变序列的正向演化与反向依赖的特征。前向层的更新机制与普通LSTM相同，按照$t=1$到$t=T$处理输入序列，负责捕捉历史信息，得到前向隐藏状态$\vec{h}_t$；后向层的状态更新与LSTM网络相似，只是将序列从$t=T$到$t=1$逆序处理输入，负责捕捉后续时刻的反馈信息，得到后向隐藏状态$\overleftarrow{h}_t$。对于序列输入的每一个时刻，BiLSTM同时处理正向信息与反向依赖关系。形成包含全局信息的特征向量为$\boldsymbol{H}$：

$$\boldsymbol{H}_t=[\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t] \quad (13)$$

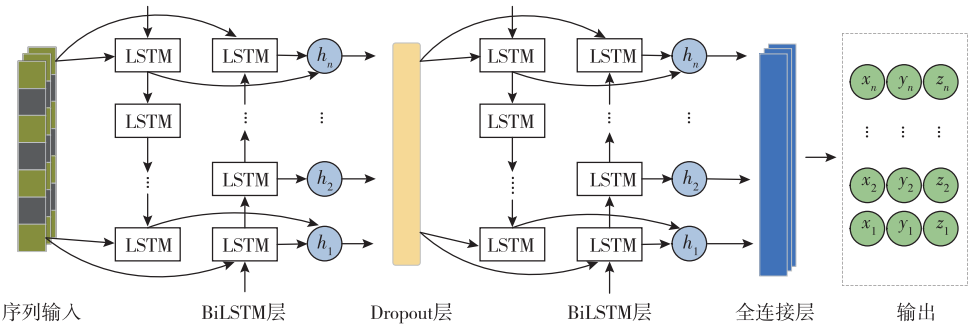


图5 BiLSTM重构原理示意图

为了最小化预测坐标与真实坐标之间的欧氏距离，采用均方误差作为损失函数：

$$L=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\left\| P_{i,t}^{\text{true}}-P_{i,t}^{\text{pred}}\right\|_2^2 \quad (14)$$

3 有限元仿真结果分析

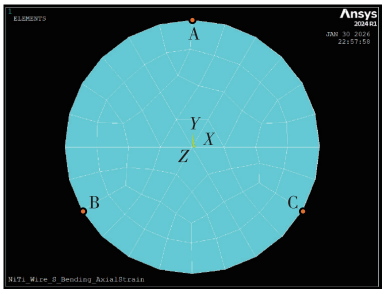
3.1 有限元仿真

为验证所提方法的有效性，本文基于ANSYS APDL平台构建了三阵列形状传感器有限元模型。模型基材选用具有超弹性特性的镍钛合金丝，其几何尺寸为：直径$D=1$ mm、长度$L=50$ mm；其材料参数设置为：弹性模量为80 GPa，泊松比为0.3，密度为6 450 kg/m^3。采用六边形策略划分横向网格，轴向采用扫掠方式进行网络划分。

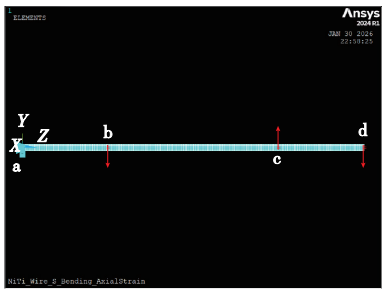
传感器的结构如图6所示，由于光纤的直径远小于基材的直径，在有限元仿真中将光纤简化成在基材表面沿着轴向分布的三条路径A，B，C，每条路径间隔120°均匀分布，以此模拟实际铺设情况。

为了获取实际的应变和弯曲数据，在模型中设置4个力学约束点。其中，a为固定支撑端，选取为传感器的一端表面，限制其所有自由度，然后沿着传感器轴向设置三个关键节点b，c，d(分别位于

0.25L,0.75L,L 处)。在关键节点上施加力 F_X,F_Y 来控制合力的大小与方向,F_X 和 F_Y 由随机数产生,从而获得如图 7 所示的 4 000 组曲率不均匀情况下的弧形与 S 形,并导出表面三条路径上的轴向应变和中心轴路径的位置坐标。

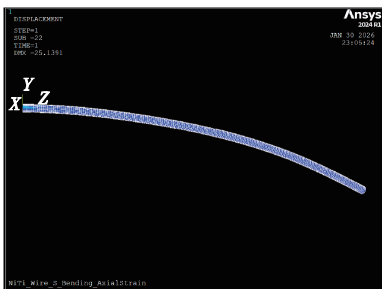


(a) 三阵列 FBG 横截面

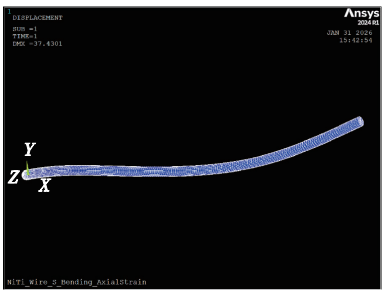


(b) 三阵列 FBG 俯视图

图 6　三阵列 FBG 传感器模型



(a) 弧形弯曲

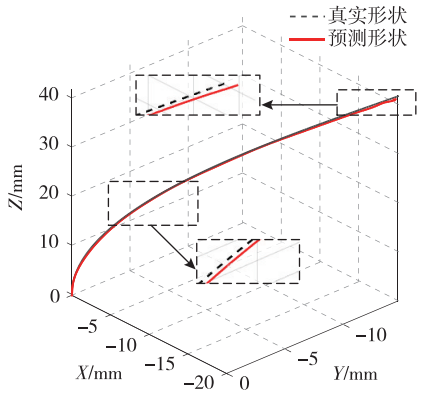


(b) S 形弯曲

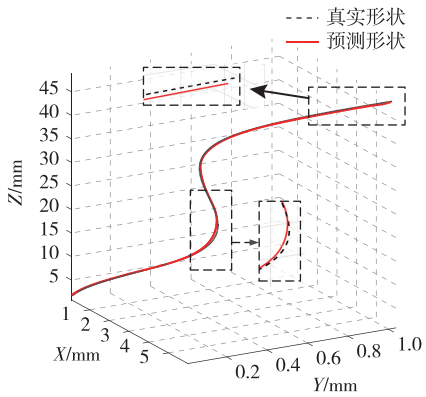
图 7　弧形弯曲与 S 形弯曲

3.2　重构结果与对比分析

为了全面评估所提方法的性能,将 4 000 组仿真数据按照 8∶1∶1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。训练数据包含了不同曲率半径的弧形弯曲与 S 形弯曲。如图 8 展示了模型在测试集中随机抽取的弧形和 S 形重构结果,图中虚线表示有限元仿真导出的真实形状,实线为所提方法的预测结果,并对末端位置及拐点进行放大展示。



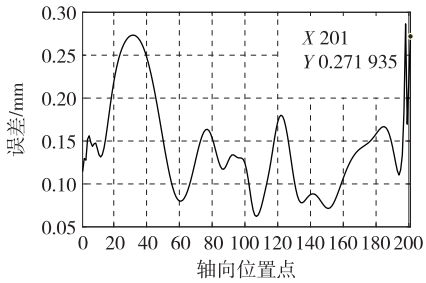
(a) 弧形弯曲重构形状



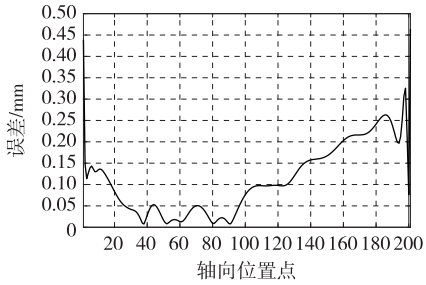
(b) S 形弯曲重构形状

图 8　弧形和 S 形弯曲重构形状对比

结果表明,无论是对于曲率变化单一的弧形还是对于 S 形曲线,实验重构出的曲线均能与真实形状保持基本一致。对于 S 形弯曲即使出现反向拐点,BiLSTM 网络也可以凭借其对于前后向序列特征的记忆性,捕捉到具体的弯曲方向,未出现明显的形状畸变。FBG 形状传感器沿着光纤轴向分布的误差曲线如图 9 所示,误差值由此处重构形状坐标与原始形状的欧氏距离表示。可以看出,其克服了传统积分过程中出现的误差累积问题,弧形的平均误差为 0.143 0 mm,末端误差为 0.271 9 mm,S 形曲线的平均误差为 0.113 7 mm,末端误差为 0.463 9 mm。



（a）弧形弯曲误差分布



（b）S形弯曲误差分布

图9 弧形和S形弯曲轴向误差分布图

将本文方法与单向LSTM以及经典的Frenet-Serret积分重构方法进行对比，均采用三次样条插值后的稠密应变阵列作为基础。表1展示了三种方法在同一弯曲条件下沿着光纤轴向分布的平均误差和末端位置误差。

表1 平均误差与末端误差比较

形状	方法	平均误差/mm	相对平均误差/%	末端误差/mm
弧形1	Frenet-Serret	2.640 0	5.28	9.800 0
	BiLSTM	0.240 5	0.48	0.672 3
	LSTM	0.468 3	0.93	0.770 2
弧形2	Frenet-Serret	1.300 0	2.60	4.620 0
	BiLSTM	0.143 0	0.28	0.271 9
	LSTM	0.173 2	0.34	0.343 6
S形1	Frenet-Serret	4.250 0	8.50	14.480 0
	BiLSTM	0.113 7	0.23	0.463 9
	LSTM	0.468 3	0.94	0.588 9
S形2	Frenet-Serret	3.650 0	7.30	13.360 0
	BiLSTM	0.053 5	0.11	0.241 5
	LSTM	0.173 2	0.35	0.343 6

对比结果表明，在不同的工况下，基于三次样条插值和BiLSTM的曲线重构方法在平均误差及末端误差上明显优于传统Frenet-Serret积分的重构方式，而对于传统LSTM网络，其末端误差优于传统Frenet-Serret积分方法，但是平均误差仍逊色于BiLSTM网络。

4 实验

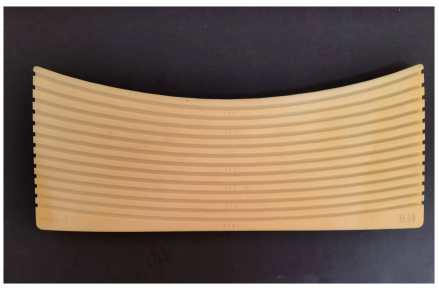
FBG形状传感器如图10(a)所示，采用直径为1.5 mm，长为250 mm的镍钛合金丝作为形状传感器的基材，等间隔120°粘贴3根FBG传感阵列，FBG阵列上有等间距分布的5个栅区，长为10 mm，间隔为20 mm。图10(b)和(c)为曲率板的正反面，曲率板上刻有曲率半径为400～1 000 mm的13种标准圆弧凹槽。



（a）FBG形状传感器



（b）曲率板正面



（c）曲率板反面

图10 FBG形状传感器及标定板

将传感器固定在不同曲率的凹槽中可以获得不同的弯曲形状。共采集26组不同形态的实验样本，其中24组用于模型的微调训练，2组作为验证集来测试模型性能。对解调仪采集到的中心波长数据进行处理，获得中心波长漂移量$\Delta\lambda$。利用公式(4)可以计算出此处的轴向应变值。实验采用的整体装置如图11所示。

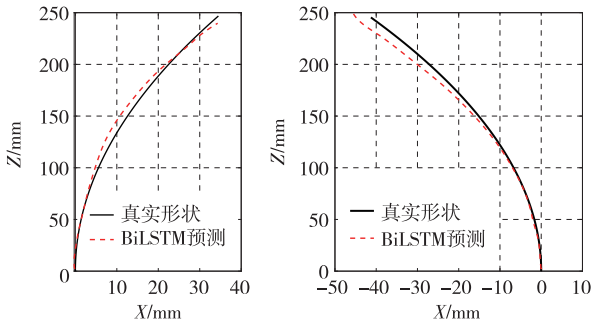
有限元仿真模型与实际传感器之间存在长度

差异，在实验中通过将仿真与实验的形状坐标均映射至[0,1]的无量纲空间，从而消除长度带来的偏移，使网络专注于学习形状的几何特征。



图 11　实验装置实物照片

图 12 展示了基于迁移学习的 BiLSTM 网络的实验数据重构结果。为了直观展示 250 mm 长传感器的微小形变细节，图中采用了横向拉伸的视觉增强视图。可以看出，即使存在铺设角误差、环境参数影响等非线性误差的情况，重构形状与实际形状仍基本一致。



（a）弧形 1 重构结果　　（b）弧形 2 重构结果

图 12　实验形状重构结果

由表 2 可知，两组随机样本的重构中，平均误差分别为 3.04 mm 和 2.58 mm，相对于 250 mm 的总长度，相对误差分别为 1.22% 和 1.03%。

表 2　误差分析

样本	平均误差/mm	相对平均误差/%	光栅覆盖区末端误差/mm	物理末端误差/mm
弧形 1	3.04	1.22	2.65	7.10
弧形 2	2.58	1.03	2.58	5.47

通过对比光栅覆盖区末端误差和实际末端误差可以看出，在覆盖区域的误差较小，分别为 2.65 mm 和 2.58 mm，而对于 165～250 mm 的无光栅覆盖区，由于缺乏直接的测量数据，重构完全依赖于网络对曲线形状的外推，最大末端误差为 7.10 mm，但是整体末端偏差仍控制在 3% 以内，证明了该方法仍然有效。

5　结论

针对 FBG 形状传感技术中因测点稀疏及 Frenet-Serret 积分法导致的重构精度低、误差累积严重等问题，本文提出一种基于三次样条插值与 BiLSTM 的端到端形状重构方法。有限元仿真结果表明，在随机抽取的测试集中，弧形与 S 形曲线的平均重构误差分别为 0.143 0 mm 和 0.113 7 mm，末端位置误差分别为 0.271 9 mm 和 0.463 9 mm。与传统 Frenet-Serret 标架法及单向 LSTM 网络相比，本文方法在平均误差及末端定位精度上均有显著提升，且能有效应对反向拐点处的形状畸变。实验结果显示，在存在铺设误差及环境干扰等非线性因素的实际工况下，该方法仍保持了较高的重构精度。两组随机样本的相对平均误差分别为 1.22% 和 1.03%，尽管在无传感覆盖区存在一定的外推误差，但整体末端偏差仍控制在 3% 以内。未来工作将进一步探究该模型在外推曲率和多模态复杂形变条件下的重构能力提升。

参考文献：

[1] 杨　洋，孔令宇，蔡伟康，等. 光纤形态传感器研究进展[J]. 半导体光电，2022，43(4)：642-654.
Yang Yang，Kong Lingyu，Cai Weikang，et al. Research progress of fiber optic shape sensor [J]. Semiconductor Optoelectronics，2022，43(4)：642-654.

[2] Ha X T，Wu D，Ourak M，et al. Shape sensing of flexible robots based on deep learning [J]. IEEE Transactions on Robotics，2023，39(2)：1580-1593.

[3] 李天梁，宋珍珍，陈发银，等. 光纤光栅与人工智能融合的形状自感知穿刺针[J]. 光学 精密工程，2023，31(2)：160-167.
Li Tianliang，Song Zhenzhen，Chen Fayin，et al. Fiber Bragg grating and artificial intelligence fusion for shape self-sensing puncture needle[J]. Optics and Precision Engineering，2023，31(2)：160-167.

[4] 张兴硕，赵　昊，刘金方，等. 术中小变温环境下多芯光纤三维位形测量误差研究[J]. 传感器与微系统，2025，44(1)：44-46，50.
Zhang Xingshuo，Zhao Hao，Liu Jinfang，et al. Research on error of MCF 3D configuration measurement in surgery environment of small temperature changes[J]. Transducer and Microsystem Technologies，2025，44(1)：44-46，50.

[5] 李美丽，崔卫星，牛　亮，等. 基于菱形敏化结构的膜片式 FBG 土压力传感器[J]. 光通信技术，2026，50(2)：48-53.
Li Meili，Cui Weixing，Niu Liang，et al. Diaphragm-type FBG earth pressure sensor based on rhombic sensitized structure[J]. Optical Communication Technology，2026，50(2)：48-53.

[6] Meng Y，Bi Y，Xie C，et al. Application of fiber optic sensing

system for predicting structural displacement of a joined-wing aircraft[J]. Aerospace, 2022, 9(11): 661.

[7] Lu Y, Lu B, Li B, et al. Robust three-dimensional shape sensing for flexible endoscopic surgery using multi-core FBG sensors[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3): 4835-4842.

[8] Moore J P, Rogge M D. Shape sensing using multi-core fiber optic cable and parametric curve solutions[J]. Optics Express, 2012, 20(3): 2967.

[9] 周 勇, 胡文彬, 程 普, 等. 多芯光纤光栅形状传感性能与重构误差研究[J]. 红外与激光工程, 2023, 52(3): 281-289.
Zhou Yong, Hu Wenbin, Cheng Pu, et al. Research on shape sensing performance and reconstruction error of multi-core fiber grating[J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(3): 281-289.

[10] Lim S, Han S. Helical extension method for solving the natural equation of a space curve[J]. Surface Topography: Metrology and Properties, 2017, 5(3): 035002.

[11] 王春霞, 刘云朋. 基于角度偏差自校正的光纤形状传感结构设计[J]. 半导体光电, 2024, 45(1): 130-136.
Wang Chunxia, Liu Yunpeng. Design of fiber shape sensing structure and angle deviation self-correction algorithm [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2024, 45(1): 130-136.

[12] 尚秋峰, 刘 峰. FBG形状传感器的曲率和弯曲方向误差修正模型[J]. 光学学报, 2023, 43(22): 299-309.
Shang Qiufeng, Liu Feng. Curvature and bending direction error correction model of FBG shape sensor[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(22): 299-309.

[13] 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.
Lü Jiahao, Dong Mingli, He Yanlin, 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.

[14] Lou X, Chen Z, 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: 386-393.

[15] 肖 海, 章亚男, 沈林勇, 等. 光纤光栅曲线重建算法中的曲率连续化研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(5): 993-999.
Xiao Hai, Zhang Yanan, Shen Linyong, et al. Research on curvature serialization in the curve reconstruction algorithm based on fiber Bragg gratings[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(5): 993-999.

[16] Manavi Roodsari S, Freund S, Angelmahr M, et al. Deep learning-based approach for high spatial resolution fibre shape sensing[J]. Communications Engineering, 2024, 3: 19.

[17] Sefati S, Gao C, Iordachita I, et al. Data-driven shape sensing of a surgical continuum manipulator using an uncalibrated fiber Bragg grating sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(3): 3066-3076.

[18] 王健健, 汤 锐. 基于CNN-LSTM和注意力机制的多芯光纤形状坐标预测[J]. 光学学报, 2025, 45(1): 37-44.
Wang Jianjian, Tang Rui. Shape coordinate prediction of multi-core optical fiber based on CNN-LSTM network and attention mechanism[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(1): 37-44.

[19] 王 彦, 朱 伟, 汪俊亮, 等. 基于ELM算法的柔性FBG形状重构末端分析[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 81-89.
Wang Yan, Zhu Wei, Wang Junliang, et al. Terminal analysis of flexible FBG shape reconstruction based on ELM algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 81-89.

[20] Tan T, Xie Y, Duan C, et al. Self-calibration method of optical fiber shape sensor placement angle deviation based on GA[J]. Measurement, 2022, 202: 111844.

作者简介：

尚秋峰(1968—)，女，博士，教授，主要研究方向为光电子与光传感；

华子昊(1999—)，男，硕士研究生，主要研究方向为光电子与光传感。