

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513682

# 遥感卫星视轴指向在轨测量数据去噪处理方法 与 BiLSTM-CNN 算法实现\*

高宇<sup>1,2</sup>, 张旭<sup>1,2</sup>, 李红<sup>1,2</sup>, 庄炜<sup>1,2</sup>, 祝连庆<sup>1,2,3</sup>

(1. 北京信息科技大学光电测试技术及仪器教育部重点实验室 北京 100192; 2. 北京信息科技大学光纤传感与系统北京实验室 北京 100016; 3. 广州南沙光子感知技术研究院 广州 511462)

**摘要:**针对遥感卫星视轴指向微角度测量系统在在轨运行过程中受到复杂扰动环境影响和噪声干扰的问题,提出一种融合双向长短期记忆网络(BiLSTM)与卷积神经网络(CNN)的视轴指向在轨测量数据去噪方法,以提升测量数据的精度与可靠性。该方法首先结合微角度测量物理建模与蒙特卡洛仿真,对测量数据中噪声的分布特性与时空关联性进行系统性分析与验证。在此基础上,利用现有在轨测量数据构建高质量标注样本集,保障模型训练的准确性与泛化能力。所提出的BiLSTM-CNN网络架构中,BiLSTM用于捕捉测量序列中的双向时序依赖关系,CNN用于提取局部空间特征;同时引入梯度平衡机制以缓解训练过程中可能出现的梯度消失与过拟合问题,从而提升模型在复杂输入下的稳定性与鲁棒性。实验在多个典型神经网络模型上开展对比评估,结果表明:在 $a1$ 轴向测量数据中,所提模型在均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)及平均绝对误差(MAE)指标上分别较表现最好的BiLSTM模型降低7.9%、4.3%和16.4%;在 $b1$ 轴向中,分别较表现最好的GRU模型分别降低4.6%、2.3%和6.4%。上述结果充分验证了本方法在多轴向测量数据处理中的稳健性与普适性,具备优异的噪声识别与抑制能力,为高精度遥感姿态测量任务提供了有效的数据处理手段,具有良好的工程实用价值和应用前景。

**关键词:** 微角度测量系统;双向长短期记忆网络;卷积神经网络;去噪算法;蒙特卡罗分析

**中图分类号:** TH712 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Denoising method for on-orbit line-of-sight measurement data of remote sensing satellites and its BiLSTM-CNN-based implementation

Gao Yu<sup>1,2</sup>, Zhang Xu<sup>1,2</sup>, Li Hong<sup>1,2</sup>, Zhuang Wei<sup>1,2</sup>, Zhu Lianqing<sup>1,2,3</sup>

(1. Key laboratory of the Ministry of Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing Laboratory of Optical Fiber Sensing and System, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100016, China; 3. Guangzhou Nansha Intelligent Photonic Sensing Research Institute, Guangzhou 511462, China)

**Abstract:** To address the challenges posed by complex perturbation environments and noise interference affecting line-of-sight (LOS) micro-angle measurement systems onboard remote sensing satellites during in-orbit operations, this study proposes a denoising method that integrates Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) and Convolutional Neural Networks (CNN) to enhance the accuracy and reliability of measurement data. By combining physical modeling of micro-angle measurement with Monte Carlo simulations, the noise distribution and spatiotemporal correlations in the data are systematically analyzed and validated. A high-quality labeled dataset is then constructed from existing in-orbit measurements to ensure robust and generalizable model training. In the proposed BiLSTM-CNN architecture, BiLSTM captures bidirectional temporal dependencies, while CNN extracts local spatial features. A gradient balancing mechanism is incorporated to mitigate issues such as gradient vanishing and overfitting, thereby improving model stability under complex conditions. Experimental comparisons with typical neural network models show that, on the  $a1$ -axis, the proposed model reduces MSE, RMSE, and MAE by 7.9%, 4.3%, and 16.4% respectively compared to the best-performing BiLSTM, and on the  $b1$ -axis, achieves

收稿日期:2025-01-13 Received Date: 2025-01-13

\* 基金项目:北京学者计划研究项目(BJXZ2021-012-00046)资助

respective reductions of 4.6%, 2.3%, and 6.4% compared to the best-performing GRU. These results demonstrate the robustness, generalizability, and effective noise suppression capability of the proposed method, offering a practical and promising solution for high-precision satellite attitude measurement.

**Keywords:** micro-angle measurement system; bidirectional long short-term memory network; convolutional neural network; denoising algorithm; monte carlo analysis

## 0 引 言

随着我国卫星事业不断发展进步,对卫星结构微形变监测的要求愈加严格。然而,在轨运行期间,卫星会受到微振动、空间热辐射和自身热效应<sup>[1]</sup>等因素影响,导致关键结构发生微小形变<sup>[2]</sup>,进而引起相机光轴指向偏移,影响遥感成像质量和定位精度<sup>[3]</sup>。

高精度多轴微角度测量通常采用自准直仪的技术<sup>[4]</sup>,以自准直技术为原理搭建微角度测量系统,可以进行空间角度反演计算,监测光轴指向变化<sup>[5]</sup>。但图像传感器受恶劣环境影响,成像缺陷会导致解算光斑质心发生偏差,从而导致微角度测量结果产生偏差。

部分学者采用去噪算法与神经网络相结合进行处理,先选取降噪算法对数据进行预处理,然后再用神经网络进行处理,如小波分解去噪<sup>[6]</sup>,经验模态分解<sup>[7]</sup>和多种算法融合去噪<sup>[8]</sup>。但去噪算法效果主要取决于与目标数据特性匹配程度,需要提前充分了解数据特性。

视轴指向微角度变化主要来自外界震动、热变形等因素,因此微角度变化数据具有强烈的时间依赖性,而神经网络能够捕捉数据的关键特征,被广泛应用到各个领域<sup>[9]</sup>。Jiang 等<sup>[10-11]</sup>利用自编码器对数据进行降噪处理,Shin 等<sup>[12]</sup>利用循环神经网络(recurrent neural network, RNN)对传感器数据进行去噪,然而单向神经网络只能捕捉数据的单向时间特征,不能充分处理数据的双向相关性。

双向神经网络能同时考虑正向和反向数据的时间相关性,学习到更多特征。李佳等<sup>[13]</sup>利用双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory network, BiLSTM)有效降低数据中的噪声,Novoselov 等<sup>[14]</sup>利用双向递归神经网络有效分离出原始信号和噪声信号,胡书正等<sup>[15]</sup>用 BiLSTM 对磁场信号进行去噪处理。Kumar 等将注意力机制与 BiLSTM 结合,提高模型的降噪能力<sup>[16]</sup>。

针对微角度测量系统数据降噪问题,提出了一种融合 BiLSTM 和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的去噪算法。该算法结合了 BiLSTM 对数据长期依赖性的捕获能力和 CNN 的特征提取能力,以提升模型的性能。为了分析噪声分布规律,采用了蒙特卡洛模拟方法。同时,结合当前积累的在轨测量数据以及对轨迹和工作规律的分析,生成了用于模型训练的数据集。实验结果

显示,与传统的长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)、RNN、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)及单独的 BiLSTM 模型相比,所提出的 BiLSTM-CNN 模型在噪声识别方面表现出显著的优越性。

## 1 数据特性分析及数据集生成

### 1.1 微角度测量系统噪声仿真验证

微角度测量系统原理如图 1 所示。J1~J3 为夹角测量仪,R1~R3 为反射镜,J1、J2、J3 这三台夹角测量仪的 CMOS(complementary metal-oxide-semiconductor)传感器采集到 3 组光斑质心坐标,记为  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2)$ 、 $(x_3, y_3)$ , A 和 B 相对于世界坐标系姿态变化分别表示为  $(a_1, b_1, c_1)$ 、 $(a_2, b_2, c_2)$ ,如式(1)~(3)所示。

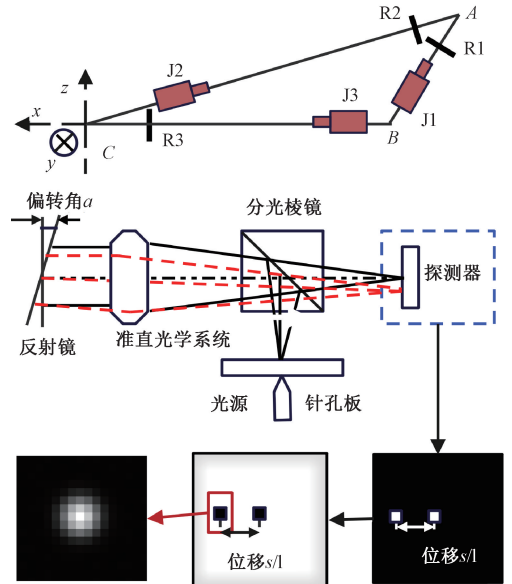


图 1 微角度测量系统原理

Fig. 1 Schematic diagram of the micro-angle measurement system

$$Ms = n \tag{1}$$

$$n = [x_1 \ y_1 \ x_2 \ y_2 \ x_3 \ y_3]^T \tag{2}$$

$$s = [a_1 \ b_1 \ c_1 \ a_2 \ b_2 \ c_2]^T \tag{3}$$

式中:  $M$  为  $6 \times 5$  的参数矩阵,秩为 5;  $n$  和  $s$  为大小  $6 \times 1$  的矩阵。J3 和 R3 用刚体固定,  $a_2$  视作 0,此时公式如式(4)所示。

$$s = (M^T M)^{-1} M^T n \quad (4)$$

经过计算得到  $A$  和  $B$  的姿态变化,进行融合计算后得到最终微角度变化值。

夹角测量仪 CMOS 图像传感器上产生光斑定位测量偏差,例如 J1 产生  $\Delta x_1$ , 根据推导公式,  $A$  和  $B$  每个姿态变化都会受到定位偏差的影响,且均为固定线性变化数值,  $\Delta x_1$  噪声分布特性体现在输出结果中。

因此从 CMOS 传感器的质心解算噪声分布特性能够推导出微角度测量数据噪声分布特性,而 CMOS 传感器中电阻随机热运动带来的热噪声以及散粒噪声等<sup>[17-18]</sup>都会引起质心解算偏差。质心解算偏差分布规律难以推导,因此采用蒙特卡罗仿真方法进行模拟分析。本实验选择向模拟正常光斑图像中加入增益为 5 的泊松噪声,模拟光子散粒噪声、光生电流散粒噪声与暗电流散粒噪声组成的噪声;加入均值为 2 000, 标准差为 0.1 的高斯噪声,模拟热电子随机运动产生的热噪声。

使用蒙特卡罗方法进行模拟仿真,生成 1 100 pixels×1 100 pixels 大小的仿真图像,采用高斯拟合法定位光斑并计算质心,并采用 D'Agostino-Pearson 正态性检验,若  $P$  值>0.05,则可以认为分布规律符合正态分布。蒙特卡罗仿真测试结果如表 1 所示。

表 1 蒙特卡洛仿真正态检验  $P$  值

Table 1  $P$ -values of normality tests from monte carlo simulations

仿真次数	$X$ 偏移 $P$ 值	$Y$ 偏移 $P$ 值
1 000	0.373 086	0.998 764
3 000	0.260 202	0.790 564
5 000	0.437 378	0.896 389
10 000	0.812 276	0.685 084

表 1 中  $P$  值均>0.05,由此得出 CMOS 成像误差映射到光斑质心解算上的偏差符合正态分布,因此用高斯噪声去建模仿真。

## 1.2 数据集生成

遥感卫星视轴指向测量数据具有明显的周期性特征和强烈的时间相关性,源于卫星在轨运行时,受地球自转与公转带来的轨道运动和热载荷变化影响,在轨变化会导致外热流周期性变化<sup>[19]</sup>,导致测量数据在日尺度和年尺度上均表现出规律性的变化趋势。

此外,由于热变形及机械响应的滞后效应,视轴指向数据在不同时间点之间存在紧密的关联性。这种双向关联性难以通过传统单向序列模型(如 RNN、LSTM、GRU)进行全面捕获。测量系统中除了模拟实验中的噪声,还存在机械振动等因素影响叠加在数据中,构成了非平稳的复杂混合特性,给传统的简单卷积网络带来了严峻挑战。

基于以上数据特征分析,构建了具有代表性的实验仿真数据集。仿真数据集按照每分钟两个角度数据的生成,模拟了 8 年持续的测量数据,以充分体现数据的长期周期性与局部动态特征。向原始数据集中添加标准差范围为 0.05~0.8(步长为 0.05)的高斯白噪声,以真实模拟实际在轨测量环境中可能存在的噪声干扰特征。数据集的前 5 年数据用于训练,第 6、7 年数据用于模型验证,第 8 年数据用于模型性能测试。

考虑到传统单向时序模型在捕获数据双向关联性方面的不足,以及纯卷积模型对长期趋势捕捉能力的有限性,选择融合双向长短期记忆网络(BiLSTM)与卷积神经网络(CNN)的模型结构。BiLSTM 可以有效捕获双向时序信息,CNN 则具有出色的局部特征提取能力,二者结合可全面捕捉遥感卫星视轴指向测量数据复杂的时序与空间特征,显著提高测量数据的去噪效果和模型稳定性。

## 2 BiLSTM-CNN 去噪算法与仿真分析

### 2.1 BiLSTM-CNN 算法模型构建

融合 BiLSTM 和 CNN 的微角度测量数据去噪算法模型如图 2 所示。BiLSTM 与 CNN 的结合突破了单一网络的局限,能够同时捕捉双向长期时序依赖关系和局部

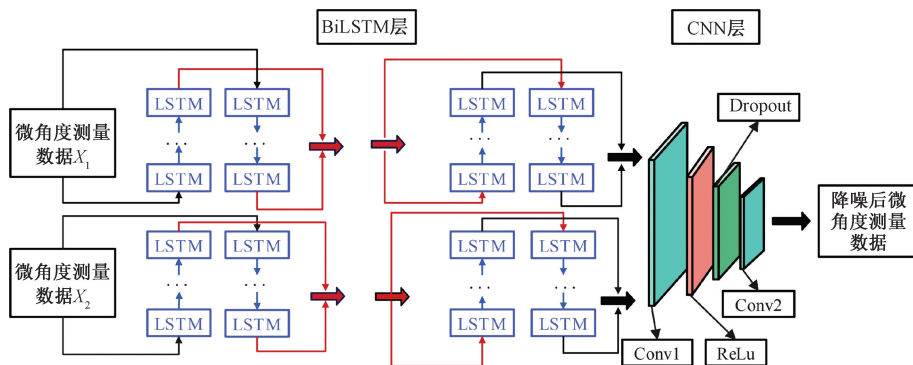


图 2 BiLSTM-CNN 模型结构

Fig. 2 BiLSTM-CNN model structure

空间噪声特征,有效提高了对遥感卫星视轴指向测量数据的特征表征能力。此外,引入梯度平衡算法,动态调整输入数据的损失权重,提升了模型的泛化稳定性。以均方误差(mean squared error, MSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean squared error, RMSE)作为评价指标,并引入贝叶斯优化方法对模型参数进行自动优化,从而在提高模型预测精度的同时确保其稳定性。

首先利用 BiLSTM 网络对测量数据进行初步时序特征提取。由于遥感卫星视轴数据中热变形响应与姿态调整等因素存在明显的时滞现象,这种双向结构能更有效地捕捉这种双向关联。对于任意一个测量数据点,结合前后多个时刻的数据,利用前向与后向 LSTM 同时提取信息,再将前向与后向特征连接,形成完整的时序特征向量。BiLSTM 原理如图 3 所示。

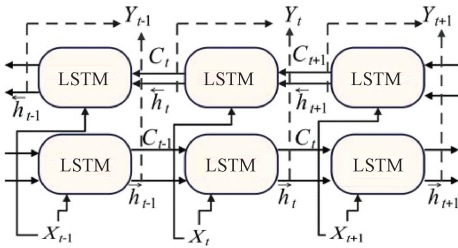


图 3 BiLSTM 结构

Fig. 3 BiLSTM structure diagram

在 BiLSTM 网络提取数据的双向长期时序特征后,进一步采用 CNN 网络对 BiLSTM 输出的序列数据进行处理,以有效地提取局部空间特征特征模式。CNN 利用多个卷积核对 BiLSTM 输出的特征序列进行卷积运算,并使用 RELU 激活函数进行非线性映射,以增强模型对遥感卫星视轴测量数据中局部噪声特征的识别与抑制能力。其计算公式如式(5)所示。

$$x_j^l = \sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \times k_j^l + b_j^l \quad (5)$$

式中:  $x_j^l$  为第  $J$  层第 1 个卷积特征;  $M_j$  为输入特征向量集合;  $k$  为卷积核;  $b$  为偏置。

模型结构确定之后,利用贝叶斯优化方法确定 BiLSTM-CNN 模型的关键参数组合。将已有遥感卫星视轴测量数据划分为训练集和验证集,以验证集的均方误差(MSE)作为目标函数,贝叶斯优化算法在预设参数范围内进行自动搜索。参数搜索包括 BiLSTM 隐藏层大小、CNN 卷积核尺寸、随机失活率、学习率与权重衰减系数等。调优流程如图 4 所示。

在实际训练过程中采用梯度平衡算法,通过实时计算各轴向损失函数的梯度大小,根据梯度范数动态调整

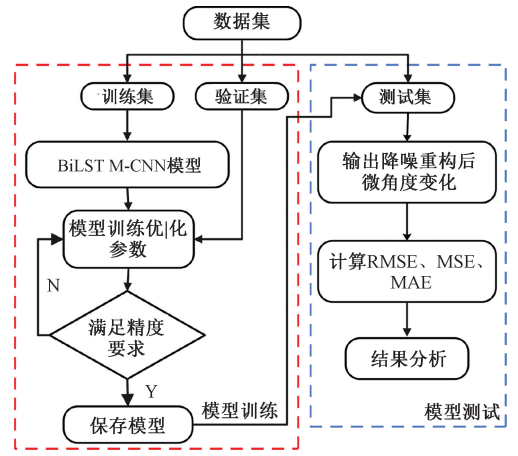


图 4 贝叶斯搜索流程

Fig. 4 Bayesian search flowchart

损失函数的权重,模型在实际数据处理上达到均衡稳定的表现,从而避免了单一通道数据主导训练的问题,具体计算如式(6)、(7)所示。

$$weight = \frac{grad2}{grad1 + grad2} \quad (6)$$

$$loss = weight \cdot loss1 + (1 - weight) \cdot loss2 \quad (7)$$

式中:  $loss1$  和  $loss2$  为模型计算损失;  $grad1$  和  $grad2$  为各自损失产生的梯度范数的平均值。动态调整两个微角度数据在模型中损失的权重,避免模型对其中一组数据过度学习。

### 2.2 评价指标

为了对微角度测量数据去噪算法进行一个全面的验证分析,采用 MSE、RMSE、MAE 对算法稳定性和准确度进行对比验证,如式(8)~(10)所示。

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|^2}{n} \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|^2}{n}} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (10)$$

式中:  $N$  是样本数量;  $y_i$  是实际目标值;  $\hat{y}_i$  是预测值;  $\bar{y}_i$  是目标值的平均值。

### 2.3 仿真平台和参数设置

实验平台基于 Windows11 系统, GPU 为 NVIDIA RTX3050Ti, CPU 为 Intel (R) Core i5-11400H。编程工具为 Python 3.1, 框架为 Pytorch 2.2.1。采用贝叶斯优化算法进行超参数调优,目标函数为均方误差。超参数范围及结果如表 2 所示。

表2 模型参数优化结果

Table 2 Model parameter optimization results

超参数	搜索范围	优化结果
隐藏层大小	1~100	56
隐藏层层数	1~5	4
随机失活率	0.0~0.5	0.1
学习率	0.000 1~0.01	0.002
权重衰减系数	0.000 1~0.01	0.003 5
卷积核尺寸	1~80	27

2.4 仿真结果与分析

将 BiLSTM-CNN 模型与 RNN、LSTM、GRU、BiLSTM 这4种方法进行对比。各模型不同评价指标的结果如图5所示。

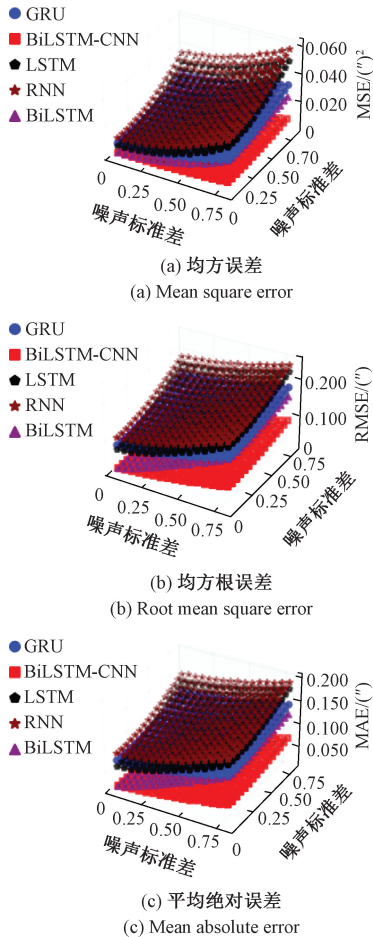


图5 各模型评价指标

Fig. 5 Evaluation metrics for different model

从图5可以看出,LSTM、RNN和GRU的整体性能较差,而BiLSTM的性能有所提升。然而,随输入误差增大,BiLSTM的性能迅速下降。相比之下,BiLSTM-CNN

在所有评估指标上表现出色,且在输入误差增加时,输出误差增长速度更缓慢,表明该模型在稳定性和准确性方面更为优越。

3 实验与结果分析

3.1 微角度测量数据采集系统搭建

微角度测量数据采集系统如图6所示,受实验设备条件限制,采用二维转台进行旋转运动分析。

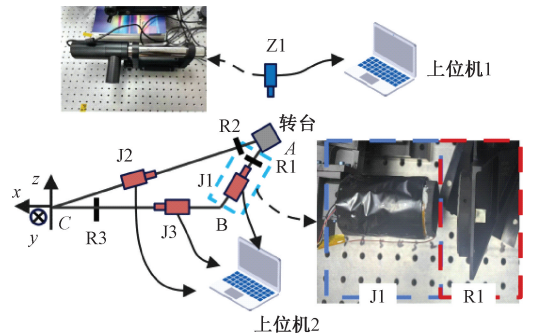


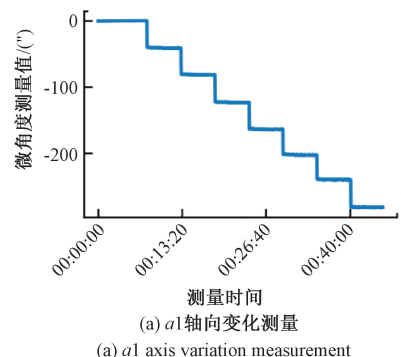
图6 微角度测量数据采集系统

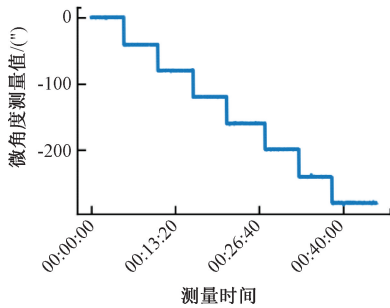
Fig. 6 Micro-angle measurement data system acquisition

由于测量装置仅能安装于A点,因此实验以A点旋转角度作为主要测量对象,B点作为固定参考基准。实验在恒温恒湿的1000级超净环境中进行,温度为20.5℃,湿度为34.0%。实验室转台为两轴旋转转台,且点B处Z1为光学自准直仪,经过上位机1解算后设为标定值。微角度测量系统数据上传到上位机2后解算值为测量值。实验系统放置在气浮式光学平台上,使用防风罩避免空气流动的影响,采集速率均为2s。通过转台使A点a1和b1轴向从0到-280"转动,步长40",每次转动后测量5min再转动。

3.2 算法去噪效果分析

采集到的光斑质心数据解算后得到测量数据,微角度测量数据如图7所示。





(b)  $b_1$ 轴向变化测量  
(b)  $b_1$  axis variation measurement

图 7 微角度测量数据

Fig. 7 Micro-angle measurement data

由图 7 可以看出,微角度测量系统能够对 A 点轴向动态变化进行测量,但是在静态测量的时候仍然有一定的波动,这是因为在地面实验期间,微小的环境变化也会对微角度测量系统产生干扰。将角度偏转数据送入算法模型后评价指标如表 3 和 4 所示。

表 3  $a_1$  轴向变化去噪效果指标

**Table 3 Denoising performance metrics for  $a_1$  axial variation** (")

评价指标	测量值	RNN	LSTM	GRU	BiLSTM	BiLSTM-CNN
<i>MSE</i>	0.252 9	0.224 0	0.200 4	0.198 5	0.185 0	0.170 4
<i>RMSE</i>	0.502 9	0.473 2	0.447 7	0.445 5	0.430 2	0.412 8
<i>MAE</i>	0.403 4	0.332 2	0.326 2	0.349 2	0.339 1	0.283 2

表 4  $b_1$  轴向变化去噪效果指标

**Table 4 Denoising performance metrics for  $b_1$  axial variation** (")

评价指标	测量值	RNN	LSTM	GRU	BiLSTM	BiLSTM-CNN
<i>MSE</i>	0.200 6	0.165 5	0.178 4	0.161 6	0.168 0	0.154 0
<i>RMSE</i>	0.447 9	0.406 8	0.422 4	0.402 0	0.409 9	0.392 5
<i>MAE</i>	0.355 4	0.272 0	0.294 2	0.292 3	0.336 8	0.254 7

由表 3 和 4 可得,数据经过模型处理后,均能够有效减小数据波动所带来的误差。BiLSTM-CNN 模型在  $a_1$  轴向变化测量数据中,相比于表现最好的 BiLSTM 模型,*MSE* 降低 7.9%,*RMSE* 降低 4.3%,*MAE* 降低 16.4%。在  $b_1$  轴向变化测量数据中,相比于其相比于表现最好的 GRU 模型,*MSE* 降低 4.6%,*RMSE* 降低 2.3%,*MAE* 降低 6.4%。

综合两个轴向分析,虽然在  $b_1$  轴提升幅度较小,但是所提出的 BiLSTM-CNN 模型在两个轴向测量值去噪效果表现均为最佳。因此该模型可以更为准确有效地识别并且去除微角度测量数据中的噪声,从而更好的为卫星提供可靠的数据支持。

## 4 结 论

针对遥感卫星视轴指向微角度测量系统中存在的噪声干扰问题,提出了一种融合 BiLSTM 和 CNN 的去噪算法。该算法通过 BiLSTM-CNN 模型有效地学习微角度测量数据中的特征规律,从而实现对噪声的识别与去除。BiLSTM 网络能够捕捉数据序列中的时序依赖关系,而 CNN 则擅长提取数据的局部空间特征,二者结合可以充分发挥各自的优势,从而提升噪声去除的效果。实验结果表明,BiLSTM-CNN 与 RNN、GRU、LSTM 和 BiLSTM 相比,在 *MSE*、*RMSE* 和 *MAE* 这 3 种评价指标上,相较于对比模型的最佳表现,最低降低 2.3%,最高降低 16.4%。实验结果验证了 BiLSTM-CNN 模型在遥感卫星视轴指向微角度测量数据噪声去除的有效性,从而为高精度的遥感卫星指向测量提供了可靠的数据支持。未来将进一步研究注意力机制对去噪算法的影响,并探索结合生成对抗网络(GANs)等先进深度学习技术,以提升模型的去噪效果与准确性。

## 参考文献

[ 1 ] CHEN SH B, DUAN SH W, ZHANG B, et al. A novel variable-stiffness structure for microvibration suppression of high-resolution optical microsatellites[J]. Acta Astronautica, 2024, 218: 137-146.

[ 2 ] DOJODIHARDJO H. Structural integrity of spacecraft structures subject to motion, thermo-structural dynamics and environmental effects-an overview[J]. Acta Astronautica, 2024,2022:219-243.

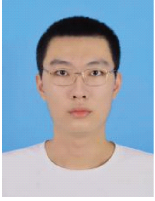
[ 3 ] 孙广开,李红,吴越,等. 遥感航天器在轨结构微变形光纤监测技术发展综述[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 1-14.

SUN G K, LI H, WU Y, et al. Development of optical fiber monitoring technology for micro deformation of remote sensing spacecraft on-orbit structure: A review [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 1-14.

[ 4 ] WANG SH T, MA R, CAO F F, et al. A review: High-

- precision angle measurement technologies[J]. *Sensors*, 2024, 24(6): 1755.
- [5] 李悦昕, 祝连庆, 张旭, 等. 高轨遥感卫星光轴指向误差夹角测量系统标定方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(5): 160-166.
- LI Y X, ZHU L Q, ZHANG X, et al. Research of calibration method for optical axis pointing error included angle measuring system on high orbit remote sensing satellite[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(5): 160-166.
- [6] 王江, 史元浩, 郭正玉, 等. 融合小波分解和 LSTM 的目标轨迹预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(1): 204-211.
- WANG J, SHI Y H, GUO ZH Y, et al. Target trajectory prediction by fusing wavelet decomposition and LSTM[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(1): 204-211.
- [7] 李鹏, 杨山山, 徐文校, 等. 基于改进 CEEMD 和多域特征融合的 1D-CNN 降雹量级识别算法[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(17): 134-143.
- LI P, YANG SH SH, XU W X, et al. Hail magnitude recognition algorithm based on improved CEEMD and 1D-CNN of multi-domain feature fusion[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(17): 134-143.
- [8] ZHANG C Y, FU SH Y, OU B, et al. Prediction of dam deformation using SSA-LSTM model based on empirical mode decomposition method and wavelet threshold noise reduction[J]. *Water*, 2022, 14(21): 3380.
- [9] SHIRI F M, PERUMAL T, MUSTAPHA N, et al. A comprehensive overview and comparative analysis on deep learning models; CNN, RNN, LSTM, GRU[J]. *ArXiv preprint arXiv:230517473*, 2023.
- [10] JIANG J SH, REN H R, ZHANG M. A convolutional autoencoder method for simultaneous seismic data reconstruction and denoising[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 1-5.
- [11] TIWARI S, KUMARASWAMIDHAS L A, GAUTAM C, et al. An auto-encoder based LSTM model for prediction of ambient noise levels[J]. *Applied Acoustics*, 2022, 195: 108849.
- [12] SHIN Y S, KIM J. Sensor data reconstruction for dynamic responses of structures using external feedback of recurrent neural network[J]. *Sensors*, 2023, 23(5): 2737.
- [13] 李佳, 王维波, 盛立, 等. 应用双向长短时记忆神经网络的微地震信号降噪方法[J]. *石油地球物理勘探*, 2023, 58(2): 285-294.
- LI J, WANG W B, SHENG L, et al. Denoising of microseismic signal based on bidirectional long short-term memory neural network[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2023, 58(2): 285-294.
- [14] NOVOSELOV A, BALAZS P, BOKELMANN G. Separating and denoising seismic signals with dual-path recurrent neural network architecture [J]. *Authorea Preprints*, 2022.
- [15] 胡书正, 王骁贤, 宋俊材, 等. 基于辅助传感器阵列与 NECNN-BiLSTM 深度神经网络的磁场信号去噪方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(7): 227-238.
- HU SH ZH, WANG X X, SONG J C, et al. Magnetic field signal denoising based on auxiliary sensor array and NECNN-BiLSTM deep neural networks[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(7): 227-238.
- [16] KUMAR V, MUDULI P R. Attentive Bi-LSTM-based method for noise suppression in ambulatory ECG measurements[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 2532409.
- [17] MICHAELIDIS A, NOULIS T, SIOZIOS K. CMOS noise analysis and simulation from low frequency and baseband to rf and millimeter wave[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 39807-39823.
- [18] 陈静远, 刘晓, 杜丽丽, 等. 面阵 CMOS 传感器图像噪声仿真与验证[J]. *光学学报*, 2024, 44(12): 375-383.
- CHEN J Y, LIU X, DU L L, et al. Image noise simulation and verification of area array CMOS sensor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2024, 44(12): 375-383.
- [19] ZHANG H, ZHAO X M, MEI Q, et al. On-orbit thermal deformation prediction for a high-resolution satellite camera[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2021, 195: 117152.

## 作者简介



高宇,2022年于北京工业大学获得学士学位,现为北京信息科技大学仪器科学与光电工程学院硕士研究生,主要研究方向为光纤传感与光电器件。

E-mail:lxgaoyu@126.com

**Gao Yu** received his B. Sc. degree from Beijing University of Technology in 2022. Now he is a master student in the School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include optical fiber sensing and optoelectronic devices.



张旭(通信作者),2016年于北京工业大学获得学士学位,2020年于北京信息科技大学获得硕士学位,现为天津大学精密仪器与光电子工程学院博士研究生,主要研究方向为光纤传感与光电器件。

Email:zhangxuBISTU@outlook.com

**Zhang Xu** (Corresponding author) received the B. Sc. degree from the Beijing University of Technology in 2016 and the M. Sc. degree from the Beijing Information Science & Technology University in 2020. He is currently a doctoral candidate at the School of Precision Instruments and Optoelectronics Engineering, Tianjin University. His primary research focus is on optical fiber sensing and photoelectric devices.



祝连庆,分别在1982年和1989年于合肥工业大学获得学士学位和硕士学位,2013年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为北京信息科技大学教授,主要研究方向为光纤传感技术、光纤激光器、光电精密测试技术等。

E-mail: lqzhu\_bistu@sina.com

**Zhu Lianqing** received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Hefei University of Technology in 1982 and 1989, and received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2013. He is currently a professor at Beijing Information Science and Technology University. His main research interest includes fiber sensing technology, fiber laser, and opto-electrical precision measurement technology.