# 基于WOA-BiLSTM模型的光纤陀螺温度补偿研究

张 鹏 董雪明 航空工业北京长城计量测试技术研究所 北京 100095

摘 要:光纤陀螺作为一种高精度惯性传感器,在航空航天、国防军事以及民用领域具有重要应用。然而外部环境温度的变化会对其零偏产生显著影响,产生漂移误差,降低导航精度。为了有效补偿温度引起的零偏漂移,采用一种鲸鱼优化(WOA)双向长短期记忆(BiLSTM)神经网络模型,优化BiLSTM网络的初始参数,以增强模型对温度变化的适应性。通过在-40℃~40℃的温度实验对模型进行验证,结果表明,WOA-BiLSTM模型在温度补偿方面表现出优异性能,与LSTM、BiLSTM模型相比,其在全温范围内的补偿效果更好,对于提升光纤陀螺在复杂环境下的应用性能具有重要意义。

关键词:光纤陀螺;温度补偿;零偏;WOA-BiLSTM神经网络

#### 引言

光纤陀螺仪(FOG)是一种基于Sagnac效应的光纤传 感器,这种传感器因精度高、体积小、响应迅速、成本 低等优势在市场上备受推崇<sup>[1]</sup>。作为传感器的一种,光纤 陀螺仪可提供准确的方位、水平、位置、速度和加速度 等信息,被广泛应用于惯性导航的相关领域。并随着相 关技术的突破,光纤陀螺市场规模正逐步扩大,具有良 好的应用前景。

然而光纤陀螺仪固有的测量误差制约了其在特定应 用领域中的广泛使用,如光纤陀螺仪漂移误差是限制惯 性导航系统应用升级的关键因素。光纤陀螺仪的漂移误 差会导致速度、纬度以及方位的偏差,直接影响惯性导 航系统定位准确性<sup>[2]</sup>。并且这种误差会累积,使得系统的 整体精度逐渐下降。此外陀螺仪内部组件对环境温度敏 感,特性易发生改变。因此,温度变化是导致光纤陀螺 仪零偏漂移误差的关键因素之一。

为减小外部环境温度对光纤陀螺零偏的影响,常通 过在硬件层面优化结构、增加温控装置或在软件层面建 立温度误差模型进行补偿。相比基于底层硬件的方法, 进行软件层面的算法补偿具有成本低、精度高、通用性 好、易实现等优点,故被广泛使用<sup>[3,4]</sup>。

光纤陀螺的零偏存在明显非线性特征,同时拟合模型中参数与温度间存在耦合关系,导致线性模型的温度 补偿能力受到限制。为解决此问题,多种基于神经网络的补偿方法被应用在光纤陀螺温度补偿中。

周海波<sup>[5]</sup>采用BP神经网络进行系统辨识,有效拟合了 非线性函数,准确地捕捉到光纤陀螺的温度特性变化。 但BP神经网络的预测结果易受初始权重值的影响,增加 了结果的不确定性,且易出现局部极值的情况;罗全<sup>[6]</sup>提 出了利用多模型分段拟合的陀螺温度误差补偿方法,由 于陀螺零偏数据与温度间有较强非线性关系,补偿模型 精度较低。何昆鹏<sup>[7]</sup>在考虑避免局部极小值的基础上,强 化了时序特征的分析能力,基于长短期记忆(LSTM)神 经网络的光纤陀螺温度误差补偿模型实现了光纤陀螺零 偏的校正,提高了光纤陀螺的测量精度。

本文在长短期记忆神经网络(LSTM)的基础上,提 出一种基于鲸鱼优化算法(WOA)优化双向长短期记忆 神经网络(BiLSTM)的光纤陀螺温度补偿算法。相较于 LSTM模型,BiLSTM模型可以更好地捕捉时间序列数据 中的前后信息,并采用WOA优化算法对BiLSTM模型的 隐藏层神经元数、学习速率等参数进行智能优化,提高 BiLSTM模型的全局寻优能力,以较高精度实现温度参数 影响下的光纤陀螺的零偏补偿。

### 1 光纤陀螺温度漂移机理

作为光纤陀螺的核心部件,光纤环的性能好坏会对 光纤陀螺最终输出精度产生直接影响。在外界环境温度 的影响下,光纤环产生相位差(Shupe误差),该误差叠 加由于旋转产生的Sagnac相位差,引起光纤陀螺零偏漂 移,降低测量精度。

一光纤环的直径为*D*、长度为*L*,其实际产生的Shupe 误差为:

$$\Delta \varphi = \frac{n}{DL} \frac{dn}{dT} \int_0^{L/2} \frac{dT(z,t)}{dt} (L-2z) dz \qquad (1)$$

式中: T为光纤环温度; n为光纤的折射率; dn/dT为 折射率的温度系数; z为光纤中的某一位置点; dT/(z,t)dt 为光纤环在z处t时刻的温度变化率; (L-2z)为位置z的权 系数。

通过上式得出光纤陀螺Shupe误差主要受光纤环的

折射率、温度分布及位置权系数等影响。同时在实际工程中,光纤环的绕制过程并非理想状态,无法完全消除 Shupe误差,并在其他光纤陀螺温度敏感器件的影响下, 外界环境温度引起的光纤陀螺非互易相移误差仍然存 在,还需对其误差进行补偿。

#### 2 WOA-BiLSTM 模型构建

2.1 BiLSTM网络

BiLSTM神经网络由前向LSTM、后向LSTM双层神 经网络组合而成,同时连接输入层和输出层。相比于 LSTM神经网络,在模型数据处理过程中,使输出的值包 含的光纤陀螺数据更充分。

利用两次LSTM神经网络,模型的最终预测结果结合 了前向和后向LSTM层的输出,能够增强预测的精确度。 将前向LSTM层输出向量记为*h*,后向LSTM层输出向量记 为*h*,输出y的计算结果如下式所示:

$$ht = \alpha \vec{h} + \beta \vec{h} \tag{2}$$

$$y = \sigma(h_t) \tag{3}$$

2.2 WOA算法

鲸鱼优化算法(WOA)通过模拟座头鲸包围、攻击 和搜索猎物的行为来实现全局搜索,不断迭代BiLSTM神 经网络神经元数量、学习率等参数,最终得到最优解。

(1)包围:鲸鱼在捕食初期会确定一个局部最佳方向,并选定一个最优猎物位置进行围捕,计算公式如下:

$$\overrightarrow{D} = \left| \overrightarrow{C} \cdot \overrightarrow{X}^*(t) - \overrightarrow{X}(t) \right| \tag{4}$$

$$X(t+1) = X(t) - A \cdot D \tag{5}$$

其中, $\overline{X}^{*}(t)$ 代表猎物位置的向量, $\overline{X}(t)$ 代表鲸鱼 位置的向量,t为迭代轮数, $\overline{A}$ 和 $\overline{C}$ 为系数向量。计算 时,会对 $\overline{A}$ 和 $\overline{C}$ 进行调试,用来寻找 $\overline{X}(t)$ 在最优解周围 的位置 $\overline{A}$ 和 $\overline{C}$ 计算公式如下:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \times \vec{r_1} - \vec{a} \tag{6}$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \tag{7}$$

其中, $\vec{a}$ 从2到0的线性变化; $\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ 是[0,1]中的随机 向量。

(2) 攻击

鲸鱼在进行攻击的时候,主要采用收缩包围猎物和 螺旋更新位置两种方式。

1)收缩包围方式:新的个体位置可以设定在当前鲸 鱼个体和最佳鲸鱼个体间的任何位置,参考式(5)。

2) 螺旋更新位置方式: 计算鲸鱼和猎物之间的距离 D', 构建如下方程:

. .

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) - \vec{X}^*(t)$$
(8)

$$\vec{D} = \left| \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t) \right| \tag{9}$$

其中, b为常数, l为[-1,1]之间的随机数。

概率值p决定鲸鱼在攻击时采取何种方式,p = 0.5作 为判断阈值。若概率p < 0.5且|A| < 1,则采取收缩包围, 如式(5)所示;若概率p > 0.5且|A| < 1,则采取螺旋式 机制更新位置,如式(8)、(9)所示。

(3) 搜索

若|A|>1,则随机选取参考鲸鱼来进行位置的更新, 而非基于已有的最优鲸鱼个体。如果算法的迭代轮次已 经达到最大,则算法终止。

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_{rand} - \vec{X}(t) \right| \tag{10}$$

$$\overline{X}(t+1) = \overline{X}_{rand} - \overline{A}\overline{D} \tag{11}$$

其中, Xrand表示参考鲸鱼的位置向量。

2.3 WOA-BiLSTM补偿模型

BiLSTM模型的准确性很大程度上依赖于神经元数 量和学习率等参数的设定。手动调整这些参数不仅耗 时,且效果未必理想。因此,借助智能优化算法自动找 寻模型参数的最优值。具体来说,应用鲸鱼优化算法 (WOA)来优化BiLSTM网络参数,旨在增强模型的全 局搜索能力,并提升预测的准确性。

## 3 WOA-BiLSTM 模型预测结果分析

3.1 光纤陀螺的实验设计与数据分析

如图1所示,将脉冲型光纤陀螺安装在带温箱的单轴转台上,通过控制温箱温度,改变光纤陀螺所处环境温度。采集不同环境温度下的光纤陀螺零偏输出数据,具体实验过程如下。





(a)单轴温箱转台

(b)光纤陀螺仪

**图1 实验设备** 将光纤陀螺固定在带温箱的单轴转台上,并保持静 止。首先,设定温箱温度从室温降至-40℃,直至温度恒 定。然后固定变温速率升至-20℃、0℃、20℃、40℃, 并在每个温度点进行保温相同时间,使光纤陀螺内部达 到热平衡状态。

实验中采集光纤陀螺的零偏及对应的温度、温度变 化率,光纤陀螺输出系统采样频率为1Hz。以上实验重 下,对实验数据采用100s平滑处理,平滑后采样点为450 个。如图2所示为经过100秒平滑处理后的曲线图,可较 好的反应光纤陀螺的数据特征。



图2 100s平滑零偏输出曲线

设定神经元个数、学习率等初始参数,分别运用 LSTM、BiLSTM、WOA-BiLSTM模型对零偏数据进行 温度补偿。打乱样本集顺序,保证覆盖不同温度特征数 据,其中训练集比例为0.7、测试集比例为0.3,三种模型 训练及测试数据集一致。如图3所示为三种模型应用在光 纤陀螺变温零偏数据训练集及测试集的效果对比,由图 可以看出,三种模型在整体趋势上均可反应光纤陀螺零 偏数据特征,但WOA优化后的BiLSTM模型的预测值与 真实值更接近,补偿效果更佳。



3.2 模型预测精度评价指标

为了衡量LSTM、BiLSTM、WOA-BiLSTM三种 模型预测值与实际值的偏差,本文采用绝对均值误差 (MAE)、以及相关系数(R<sup>2</sup>)作为评价指标<sup>[8]</sup>。如表 1所示,为三种模型对光纤陀螺输出零偏预测性能指标 对比。由表1可知,相比于未优化的LSTM模型,WOA-BiLSTM模型MAE值减小22.78%,R<sup>2</sup>值增大9.93%;相较 于BiLSTM模型,MAE值减小16.82%,R<sup>2</sup>值增大2.71%。 表明WOA-BiLSTM模型在预测指标上绝对误差更小,拟 合优度更好,可以较好实现光纤陀螺的温度补偿。

表1 三种方法预测指标效果对比

补偿模型	MAE	$R^2$
LSTM	0.0922	0.8219
BiLSTM	0.0856	0.8797
WOA-BiLSTM	0.0712	0.9035

#### 4 结语

本文对光纤陀螺的温度漂移机理进行了分析,并在 获取光纤陀螺零偏数据的基础上,利用WOA-BiLSTM温 度补偿模型进行训练、测试。仿真实验结果表明,相较 于LSTM和BiLSTM模型,采用WOA-BiLSTM模型补偿光 纤陀螺零偏精度更高,并有很好的一致性,能进一步提 高光纤陀螺的输出精度,具有一定的工程应用价值。

### 参考文献

[1]刘涵.光纤陀螺集成化关键技术研究[D].中国运载 火箭技术研究院.北京: 2023.

[2]齐兵.光纤陀螺仪温漂误差精密补偿方法研究[D]. 哈尔滨工程大学.哈尔滨: 2018.

[3]赵深,何巍,辛璟焘,等.基于CSAPSO-BP神经网络的 光纤陀螺温度补偿研究[J].压电与声光,2023,45(04):589-594.

[4]仇海涛,王开,石海洋,等.基于多模型集成算法的光 纤陀螺温度补偿及实现[J].半导体光电,2024,45(01):96-100.

[5]周海波,刘建业,熊智,等.基于BP神经网络的光纤陀 螺仪温度建模研究[J].光电工程,2006(06):135-138.

[6]罗全,秦琳琳,周全,等.闭环光纤陀螺温度误差分段 补偿方法实现[J].电光与控制,2018,25(12):73-76.

[7]何昆鹏,赵瑾玥,周琪,等.基于LSTM神经网络的 机载光纤陀螺温度冲击误差补偿技术[J].航空科学技 术,2024,35(02):31-38.

[8]裴莉莉,孙朝云,户媛姣,等.基于多特征因子的路用 集料粒径计算神经网络模型[J].华南理工大学学报(自然科 学版),2020,48(06):77-86.