

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412783

基于 WOA-ELM 的空间分层结构 FBG 三维振动 加速度传感器非线性解耦*

孙世政, 武宇峰, 何江, 徐向阳, 陈仁祥
(重庆交通大学机电与车辆工程学院 重庆 400074)

摘要:针对三维振动加速度传感器存在的维间耦合干扰问题,以空间分层结构光纤布拉格光栅(FBG)三维振动加速度传感器为研究对象,阐述了三维振动加速度传感的基本原理。其次,构建了振动加速度动态标定实验平台,并分析了传感器的结构耦合特性。最后,提出一种基于鲸鱼算法优化极限学习机(WOA-ELM)的神经网络模型并进行了非线性解耦实验,其结果显示,在 x 、 y 、 z 三轴的平均测量误差分别降至1.58%、1.17%、0.95%,平均I类和II类误差最大值分别降至0.73%和0.37%。为验证解耦效果,将WOA-ELM与其他算法等进行解耦效果对比。结果表明,WOA-ELM更有效地降低三维振动加速度传感器的维间耦合干扰,提高测量精度。

关键词: 光纤布拉格光栅; 三维振动加速度传感器; 维间耦合; 鲸鱼优化算法; 极限学习机

中图分类号: TP212.9 TH823 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035

Nonlinear decoupling of spatially hierarchically structured FBG 3D vibration acceleration sensor based on WOA-ELM

Sun Shizheng, Wu Yufeng, He Jiang, Xu Xiangyang, Chen Renxiang

(School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: To address the issue of interdimensional coupling interference in three-dimensional vibration acceleration sensors, this paper focuses on the spatial layered structure fiber bragg grating (FBG) three-dimensional vibration acceleration sensor. It outlines the basic principle of three-dimensional vibration acceleration sensing. An experimental platform for dynamic calibration of the vibration acceleration is constructed, and the structural coupling characteristics of the sensor are analyzed. A neural network model based on the whale optimization algorithm and extreme learning machine (WOA-ELM) is proposed for non-linear decoupling experiments. The results show that the average measurement errors in the x , y , and z axes are reduced to 1.58%, 1.17%, and 0.17%, respectively. Additionally, the maximum values of the average class I and class II errors are reduced to 0.73% and 0.37%, respectively. The decoupling effect of the WOA-ELM is compared with other algorithms, and the results demonstrate that WOA-ELM is more effective in reducing inter-dimensional coupling interference in the three-dimensional vibration accelerometer sensor, thereby improving measurement accuracy.

Keywords: fiber Bragg grating; three-dimensional vibration acceleration sensor; interdimensional coupling; whale optimization algorithm; extreme learning machine

0 引言

多维振动加速度传感器具有测量振动加速度信息的

能力,可以提供直接的加速度反馈^[1]。由于机器人末端执行器腕关节在进行抓取、装配作业时负载的振动,会产生不可忽略的惯性力,影响接触力的辨识准确性,难以实现高精度、智能化控制,因此需利用振动加速度传感器进

收稿日期:2024-04-26 Received Date: 2024-04-26

* 基金项目:国家自然科学基金青年科学基金项目(52105542)、重庆市自然科学基金创新发展联合基金项目(CSTB2023NSCQ-LZX0081)、重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJZD-K202200705)、重庆市技术创新与应用发展专项重大项目(CSTB2023TIAD-STX0016)资助

行振动监测加速度信息为末端执行器提供反馈。随着振动加速度传感器的发展,以电阻,电压,电容,光纤布拉格光栅(fiber bragg grating, FBG)为传感单元的传感器相继问世^[2-6]。在实际应用工况下,基于FBG传感的三维振动加速度传感器易受环境温度、实际工况导致传感器的输入与输出呈非线性关系且各维度间存在耦合干扰,严重影响了传感器的测量精度。

针对多维振动加速度传感器的维间耦合干扰问题,目前的方法主要为结构解耦和算法解耦。国内外相关学者主要利用十字梁结构以及多个单维振动加速度传感器进行机械结构自解耦。郭永兴等^[7]以十字梁为弹性体结构,提出一种一体式三维振动加速度传感器,通过粘贴封装5根FBG实现低耦合测量及温度补偿,但在以 x 为主轴测量加速度时给 y 方向造成5.09%的误差,以 z 为主轴时会给 x 方向造成4.52%的误差,致使 x 、 y 方向测量精度较低。Kim等^[8]提出一种基于悬臂梁的新型惯性测量的FBG三维振动加速度/角加速度传感器,虽然灵敏度和测量范围广,但由于其结构过于精密,安装和制造条件及工艺要求较高,易造成较大的安装误差和制造误差。Xiong等^[9]以跨梁式弹性体复合结构提出一种三维振动加速度传感器,这样的结构设计具有低耦合性和温度补偿功能,但其 y 方向与 z 方向分别存在2.57%、4.03%的横向干扰,致使 y 、 z 方向测量精度较低。Wang等^[10]以柔性铰链结构设计提出一种三维振动加速度传感器,直接以光纤光栅作为弹性元件,能实现较高的灵敏度,但存在较大的安装误差,同时其以 z 为主轴测量加速度时会给 x 、 y 方向分别造成25.7%、29.7%的串扰,致使 z 方向测量精度较低。上述采用的结构解耦虽然能消除一定的线性干扰,但并未对维间耦合干扰进行深入的研究,导致传感器的测量精度较低。

针对多维振动加速度计算法解耦,传统的解耦算法,如最小二乘法(least square, LS)^[11]、极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[12]、BP神经网络^[13]等方法可以减少非线性解耦,因此国内外学者大多用该类算法实现多维加速度解耦。Song等^[14]提出了一种微机电系统(MEMS)三维振动加速度,利用DSF和PLSF两种分段曲面拟合算法进行维间解耦。虽然消除维间耦合的能力优于BP神经网络算法,但参数选取较困难,泛化性较差。Wang等^[15]利用3根光纤设计了一种新型三维振动加速度传感器,并采用遗传算法(genetic algorithm, GA)寻找最优解及配置,虽然能消除 x 、 y 方向的干扰,但遗传算法参数选取复杂,算法收敛速度较慢。Hong等^[16]利用差分优化算法(differential evolution, DE)对FBG振动加速度传感器结构参数进行优化,收敛速度快,能够解决非线性耦合干扰问题,但易陷入局部最优解。

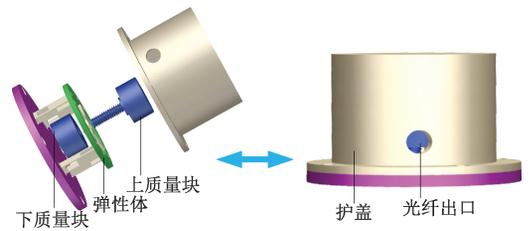
结合结构解耦和算法解耦等问题,本团队^[17]前期设

计了空间分层式三维力传感器,本文在此基础上提出一种基于FBG的空间分层式低耦合三维振动加速传感器,同时提出鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)优化ELM的解耦算法。结构方面,以空间分层式结构降低各方向的耦合干扰,揭示了三维振动加速度传感原理,为实现结构解耦提供一定思路;使用WOA优化ELM神经网络模型获取模型的最优初始权值与阈值,为实现三维振动加速度传感器维间耦合解耦提供一定参考价值。经实验结果证明,WOA-ELM算法具有显著的解耦效果并提高了传感器测量精度。

1 传感器结构设计及测量原理

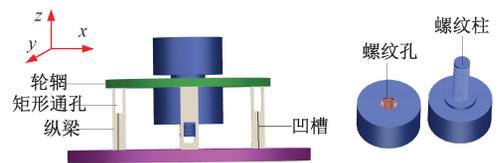
1.1 传感器结构设计

传感器整体结构如图1(a)所示,设计包括护盖、两个质量块和弹性体。两个质量块通过螺纹连接,其重量为30g;护盖预留有FBG通道口;弹性体底部预留有4个通孔用于安装。



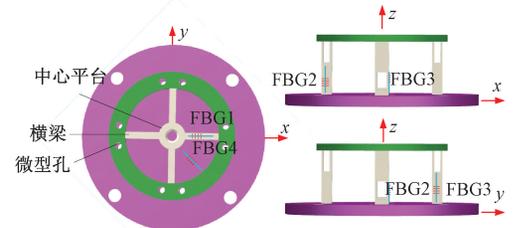
(a) 传感器结构示意图

(a) Schematic diagram of sensor structure



(b) 弹性体、质量块示意图

(b) Schematic diagram of elastic body and mass block



(c) 传感单元封装位置示意图

(c) Schematic diagram of sensor unit packaging location

图1 三维振动加速度传感结构

Fig. 1 Three-dimensional vibration acceleration sensing structure

传感器的弹性体结构如图1(b)所示,在空间中分为

上、中、下 3 层。上层用于测量 z 轴加速度, 由 4 根间隔 90° 的横梁组成, 其每根横梁的长、宽、厚分别为 10、2、1.6 mm, 同时横梁内部连接有中心平台, 外部与轮毂相连, 轮毂的表面预留有通孔以便安装 FBG; 中间层用于测量 x 轴和 y 轴的加速度, 由 4 根间隔 90° 的纵梁组成。其每根梁的长、宽、厚分别为 15、4、3 mm, 同时在每根纵梁留有凹槽, 以便安装 FBG 同时留有二个方形凹槽, 其开口方向间隔 90° , 其功能是将纵梁分为主要变形区域和次要变形区域; 底层部分用于安装温度补偿 FBG, 同时用于连接护盖与安装。

传感单元封装位置如图 1(c) 所示, 用于测量 z 轴加速度的 FBG1 封装在任意横梁上表面靠近中心平台处; FBG2 封装于纵梁的凹槽内并位于主要变形区域用于测量 x 轴的加速度方向; 同时 FBG3 安装在相邻纵梁的相同位置用于测量 y 轴的加速度; FBG4 则封装于底层部分任意上表面, 用于温度补偿。

1.2 基于 FBG 的振动传感原理

光纤光栅传感原理如图 2 所示, 基于光栅具有带阻滤波特性, 当入射光通过光纤遇到光栅时, 满足布拉格反射条件的光波会形成反射。

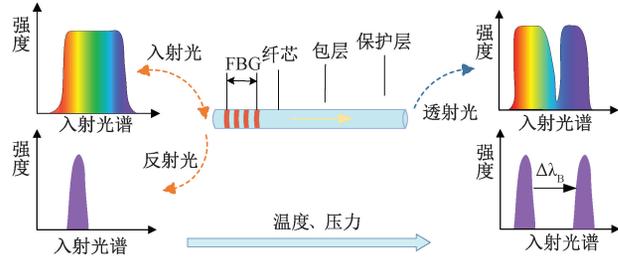


图 2 光纤光栅传感原理

Fig. 2 Sensing principle of FBG

FBG 的 Bragg 条件为^[18]:

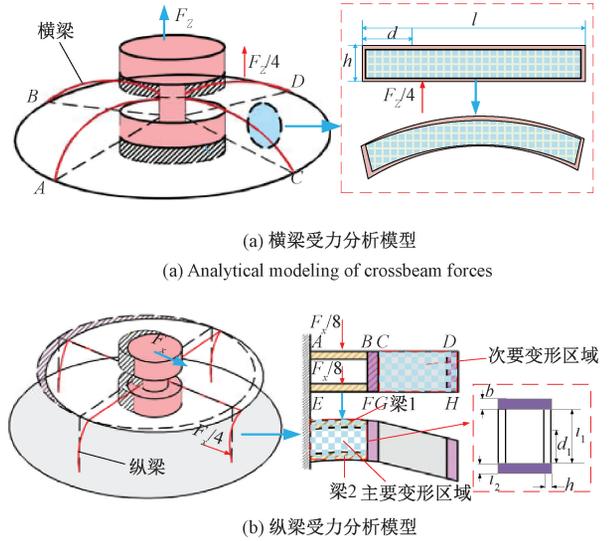
$$\lambda_B = 2n_{eff}A \quad (1)$$

式中: λ_B 为 FBG 中心波长; n_{eff} 为有效折射率; A 为光栅周期。由于中心波长在温度和力的作用下会发生漂移, 其关系为^[9]:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (1 - P_e)\varepsilon + (a_f + \xi)\Delta T \quad (2)$$

式中: P_e 、 ε 、 a_f 、 ξ 和 ΔT 分别代表弹性光学系数、应变大小、热膨胀系数、热光学系数和温度变化量。为揭示三维振动加速度传感器波长漂移量与加速度之间的映射关系, 分别构建横梁受力分析与纵梁受力分析模型, 如图 3 所示。

在外界振动作用下, 质量块在惯性作用下会产生力 F 。横梁和纵梁在力的作用下会发生形变, 而粘贴在梁表面的 FBG 会感知这种形变而引起波长的漂移。根据应变与波长漂移的关系并结合牛顿第二定律, 就能实现振



(a) 横梁受力分析模型
(a) Analytical modeling of crossbeam forces

(b) 纵梁受力分析模型
(b) Longitudinal beam force analysis model

图 3 受力分析模型

Fig. 3 Force analysis model

动加速度测量。具体而言, 当施加 $a_z(F_z)$ 时, 仅横梁会发生形变, 而当施加 $a_x(F_x)$ 或 $a_y(F_y)$ 时, 因双质量块的设计, 仅纵梁会发生形变。考虑到结构的对称性, 仅需分析 a_z 、 a_x 下的力学性能。

当 a_z 作用于质量块时, 横梁的力学简化模型如图 3(a) 所示。梁在力的作用下, 只发生弯曲变形。由于结构的对称性, 每根梁的受力相同。根据铁木辛柯梁理论^[19]可得 a_z 与波长漂移之间的关系如下:

$$\frac{\Delta\lambda_1}{\lambda_{B1}} - K_{T1} \frac{\Delta\lambda_4}{\lambda_{B4}} = (1 - P_c) \frac{ma_z(l-d)h}{4EI \times 2} \quad (3)$$

式中: h 为横梁厚度; l 为横梁长度; d 为横梁任意一点到横梁端点的距离; K_{T1} 是 FBG1 和 FBG4 的温度敏感系数的比率; E 为弹性模量; I 为惯性矩。当 a_x 作用在质量块上时, 纵梁力学的简化模型如图 3(b) 所示。由于切口的设计, 纵梁的受力区域可以分为主要变形区域 $ABEF$ 和次要变形区域 $CDGH$ 。由于结构的对称性, 每个纵梁都受到 $F_x/4$ 的应力。当力作用在纵梁的间隔 $ABEF$ 中时, 它对应于 $F_x/8$ 在 B 和 F 所在的梁上的同时作用。它可以简化为一侧固定、一侧受力的静定结构, 可得 a_x 与波长漂移之间为:

$$\frac{\Delta\lambda_2}{\lambda_{B2}} - K_{T2} \frac{\Delta\lambda_4}{\lambda_{B4}} = \frac{3ma_x(l_1 - d_1)}{8Eb^2n^2} + \frac{3ma_xl_2}{4Ebn^2} \quad (4)$$

其中 K_{T2} 是 FBG2 和 FBG4 的温度敏感系数的比率, 由于结构的对称性可得 y 轴加速度与波长漂移之间的关系为:

$$\frac{\Delta\lambda_3}{\lambda_{B3}} - K_{T3} \frac{\Delta\lambda_4}{\lambda_{B4}} = \frac{3ma_y(l_1 - d_1)}{8Eb^2n^2} + \frac{3ma_yl_2}{4Ebn^2} \quad (5)$$

其中 K_{T3} 是 FBG2 和 FBG4 的温度敏感系数的比率,

同时该结构在间歇激励下做受迫振动,因此结合振动原理,可的该传感器的灵敏度 S 为:

$$S = \frac{\Delta\lambda_B}{a} = \frac{\lambda_B(1 - P_e)}{l\omega_n^2 \sqrt{(1 - \lambda^2)^2 + 4\xi^2\lambda^2}} \quad (6)$$

式中: a 、 l 、 ω_n 、 ξ 和 λ 分别是振动系统所受的加速度、梁的原始长度、固有频率、阻尼比和激励频率与固有频率之比。

1.3 传感器结构耦合分析

为了能更加清晰的了解传感器结构耦合特性,搭建振动加速度标定实验平台,如图4所示。该系统由FBG三维振动加速度传感器、加速度标定传感器、Micon Optics生产的Si-255解调仪,采样频率为1 kHz,精度为 1×10^{-12} 、激振器(最大激振力为20 N)、功率放大器、信号发生器组成。将采用相位掩膜技术制备的4根光纤光栅粘附于1.1节所述的位置。其初始波长分别为1 549.972、1 549.963、1 549.004、1 549.156 7 nm。并将FBG三维振动加速度传感器安装在工作台上,通过调整安装位置实现测量不同方向主轴振动加速度大小;同时将加速度标定传感器固定在工作台内部。调解激振器振动频率为300 Hz,在加速度大小0~10 g区间内,以步长0.5 g进行调节,待每次加速度保持恒定后再记录波长数据。当加速度达到10 g时,以同样的步长减小加速度大小直至为0,重复3次实验,以3次实验的平均值作为最终实验数据。在实验过程中,温度和振动带来的加速度都引起FBG波长漂移,其中FBG4只受温度影响,且FBG在同一环境下由温度带来的波长漂移量的大小是一样的,因此通过FBG4的波长漂移量消除温度变化带来的影响,以实现温度补偿。

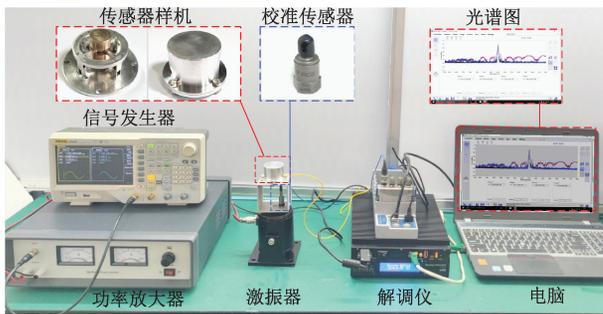
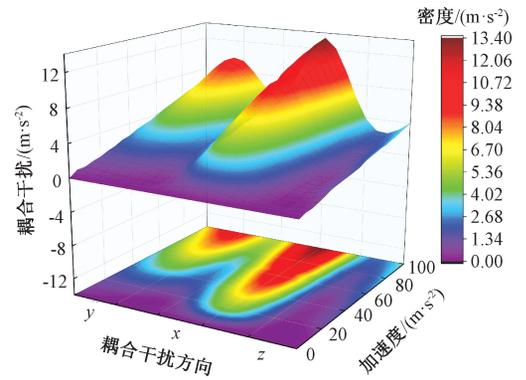


图4 加速度标定实验平台

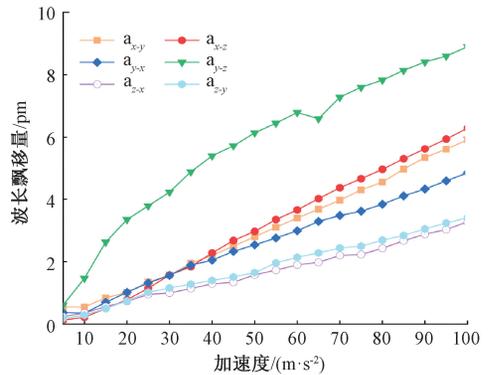
Fig. 4 Acceleration calibration experiment platform

维间耦合干扰如图5所示,由图5(a)可知,存在这样的误差是由于传感器受 x 方向的加速度载荷 a_x 时,测 z 方向加速度的FBG1粘贴于 xoz 平面,导致FBG1会受到惯性力的挤压,而 y 方向由于处于同一平面使FBG2也会收到影响;由于结构的对称性,施加 y 方向的加速度载荷与 a_x 相同;当对 z 方向施加加速度载荷 a_z 时,横梁会被拉伸,因此FBG2、FBG3会受到拉伸的影响,致使传



(a) 耦合干扰误差

(a) Coupling interference error



(b) 耦合干扰细节

(b) Coupling interference details

图5 传感器维间耦合干扰情况

Fig. 5 Interdimensional coupling interference situation of sensors

感器测量精度受损。同时,传感器的维间耦合误差存在于每个方向。对 x 方向施加振动加速度 a_x 时, y 、 z 方向的FBG中心波长漂移量最大为5.92和6.29 pm,对应的耦合干扰分别为6.92和9.45 m/s^2 ,其平均耦合误差分别为6.77%、8.06%。对 y 方向施加振动加速度 a_y 时, x 、 z 方向的FBG中心波长漂移量最大为4.85和8.90 pm,对应的耦合干扰分别为5.66和13.37 m/s^2 ,其平均耦合误差分别为6.24%、18.26%。对 z 方向施加振动加速度 a_z 时, x 、 y 方向的FBG中心波长漂移量最大为3.28和3.41 pm,对应的耦合干扰分别为3.83和3.99 m/s^2 ,其平均耦合误差分别为3.91%、4.15%。由结构的对称可知 x 方向与 y 方向所产生的耦合干扰应相似,造成这样的结果可能是传感器实际加工造成的误差以及FBG封装时胶粘剂的应变效率损失。

干扰细节如图5(b)所示,施加 z 方向振动加速度 a_z 时,该传感器 x 、 y 方向的耦合干扰较低,精度损失较低。但由于传感器弹性体为一体式结构,导致该FBG三维振动加速度传感器径向振动加速度(a_x 、 a_y)对 z 方向的耦合干扰较大,径向振动加速度 a_x 、 a_y 之间同样存在耦合

干扰。施加轴向振动加速度 a_z 时 x, y 方向所受耦合曲线线性较好, 而施加径向振动加速度 a_y 时 z 方向所受耦合曲线线性较差。

FBG 三维振动加速度传感器灵敏度对比结果如表 1 所示。将实测结果代入式(6)得到传感器实测灵敏度传感器。 x, y 方向灵敏度理论值与仿真值相近, 相差 2.09%, 与标定实验值均相差约 15% 以内。传感器 z 方向灵敏度理论值与仿真值相近, 相差 1.96%, 与标定实验值均相差约 6%。传感器理论值、仿真值与标定实验值相差较大, 这是由于结构实际材料属性与仿真材料属性设置的差异、传感器实际加工造成的误差以及 FBG 封装胶粘剂的应变效率损失。由于传感器结构的对称性, x, y 方向的灵敏度基本一致, 但仍存在细微误差, 这是由于 FBG2 和 FBG3 的封装位置加工精度影响及粘贴工艺差异导致的。综上所述, 仍需开展非线性解耦研究以寻找最佳解耦方法, 进一步提高 FBG 三维振动加速度传感器测量精度。

表 1 三维振动加速度传感器灵敏度对比结果

Table 1 Comparison results of sensitivity of three-dimensional vibration acceleration sensors (pm/g)

方向	理论	仿真	实测	理论误差	仿真误差
x	9.56	9.36	7.97	1.59	1.39
y	9.56	9.36	8.17	1.39	1.11
z	7.15	7.01	6.62	0.53	0.39

2 WOA-ELM 算法描述

2.1 极限学习机

极限学习机^[12]的核心思想是将神经网络的训练过程简化为一个线性系统求解问题。传统神经网络如 BP 神经网络, 多层感知机等通常需要反向传播算法进行权重调整和参数优化。而 ELM 则采用一种随机选择权重和阈值的方式, 仅需一次训练即可得到网络的最优解。其网络模型如图 6 所示。

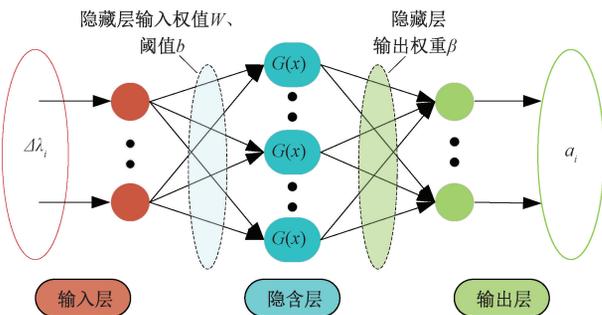


图 6 极限学习机网络结构

Fig. 6 Extreme learning machine network structure

该网络模型的结构为输入层, 输出层, 隐藏层, 其中输入层为 x, y, z 三轴波长漂移量。

$\Delta\lambda_{n \times 3}$ 经过隐藏层 $\omega_{3 \times j}$, 并结合隐藏层的输出矩阵 $\beta_{j \times 3}$ 得到输出层为最 x, y, z 三轴的加速度值 $a_{n \times 3}$ 。输出的结果可以表示为:

$$a = H \cdot \beta \quad (7)$$

式中: β 为权重矩阵, H 为输出矩阵。 H 可以表示为:

$$H = G(\Delta\lambda_{n \times 1} \cdot w_{1 \times 1} + b_{n \times 1}) \quad (8)$$

由式(6)可知, 仅需确定输入权重 w 和隐含层阈值 b , 即可唯一确定输出矩阵 H 。因此寻找最优的阈值和权重即可获得最优的输出结果。

2.2 WOA-ELM 算法

WOA 算法的灵感来自于自然界座头鲸的气泡网觅食行为^[20]。通过模仿鲸鱼的捕食过程寻找最优解, 局部开发、全局探索能力强, 且该具有快速收敛、多目标优化能力强、鲁棒性强等特点。因此针对寻找 ELM 网络模型训练过程中阈值和权重, 采用 WOA 算法优化 ELM 神经网络的阈值和权重, 得到更为稳定的 WOA-ELM 神经网络模型。在训练过程中, WOA-ELM 会通过鲸鱼优化算法不断地调整隐藏层神经元的权重和偏置, 以最小化预测误差。在测试过程中, WOA-ELM 会利用训练得到的最优权重和偏置来对新的三维数据样本进行预测, 并输出相应的预测结果。

在优化迭代过程中, 鲸鱼(权重和阈值)的位置更新公式为:

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot |C \cdot X(t) - X(t)| \quad (9)$$

式中: $X(t)$ 表示第 t 次迭代中鲸鱼所处位置的解向量; $X^*(t)$ 表示第 t 次迭代中猎物的可能位置; A, C 是每维计算的参数向量。在对猎物进行包围时, 鲸鱼可以出现在任意位置对猎物发出攻击, 通过随机位置的优化, 鲸鱼的攻击方式可以分为两种, 一种为式(9)所示及收缩包围方式, 另外一种则是采用螺旋收缩的方式, 如图 7 所示, 其等式为:

$$X(t+1) = D' e^{bl} \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (10)$$

式中: D' 为当前解与猎物所处位置的距离。鲸鱼的两种攻击方式在具体实行时其概率保持一致。

鲸鱼在寻找猎物时会根据彼此的位置进行随机搜索。使用随机向量 A 来表示, 其具体的数学模型如下:

$$X(t+1) = X_{rand} - A |C \cdot X_{rand} - X| \quad (11)$$

式中: X_{rand} 为从当前种群中选择的任意一只鲸鱼。当向量 A 的值小于 1 时, 会选择距离猎物最近的鲸鱼。当向量 A 的值大于 1 时则会随机选择任意一只鲸鱼, 虽然会原理最终目标, 但增加了对全局搜索的能力。

并通过均方误差 (MSE) 来呈现优化效果, 表达式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2 \quad (12)$$

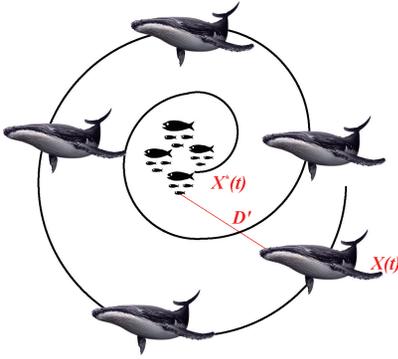


图7 螺旋收缩

Fig. 7 Spiral contraction

式中: \hat{x}_i 表示第 i 个样本的输出值; x_i 表示第 i 个样本的真实值; n 为样本个数。

2.3 算法实现

基于鲸鱼优化极限学习机算法实现过程共分为如下6步: 1) 将实验所得数据按 5:1 划分为训练集与测试集, 并进行归一化处理; 2) 配置 ELM 网络模型的参数并初始化鲸鱼种群; 3) 由式 (9) 和 (10) 来寻找最优个体; 4) 用 ELM 对实验数据进行训练并计算适应度值, 判断是否满足终止条件, 满足则输出当前适应度值和最优输入权值和阈值, 否则继续执行步骤 3); 5) 将获得的最优值带入计算得到输出矩阵 H , 输出权值 β ; 6) 根据新建立的网络模型进行模型运算, 获得预测的三维振动加速度传感器的输出值与均方误差 MSE。

3 非线性解耦实验

将加速度标定实验整理后得到的 360 组波长漂移量数据按 5:1 划分为训练集与测试集并进行归一化处理。将训练集导入 WOA-ELM 模型中进行预测, 其输出值为三轴的加速度大小。WOA-ELM 模型中 ELM 神经网络模型的输入值为三轴的波长漂移量, 输出层为三轴的加速度大小, 初始输入层和输出层神经元个数为 3。WOA-ELM 神经网络模型中 WOA 种群数量设置为 30; 将输出值与真实值的 MSE 与解耦时间 T 作为评估结果。

3.1 算法参数设置

通过训练集对网络模型进行解算后, 确定神经元个数为 23~50 时评估结果最优。取 10 次计算结果的平均值。其结果如图 8 所示, 10 次的平均时间基本在 1.3~1.65 s, 其中当神经元个数设置为 44 时结算时间较少; 10 次计算的平均 MSE 在 0.17~0.8, 当神经元个数为 30 时达到最小 MSE, 因此综合考虑解耦效果与解耦时间, 将神经元设置为 30 为最优。

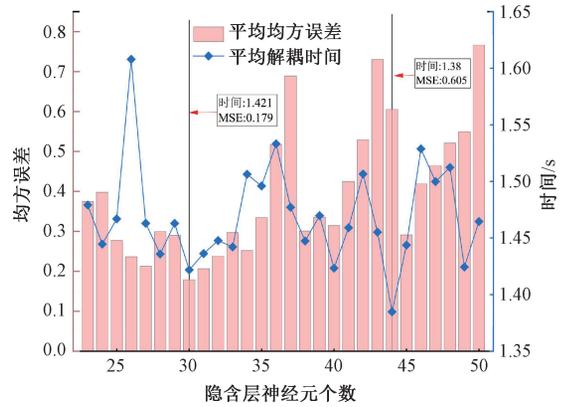


图8 平均 MSE 与解耦时间关系

Fig. 8 Relationship between average MSE and decoupling time

3.2 耦合结果分析

将实验所得数据代入式 (3)~(5) 得到的实测数据与理论数据在 x 、 y 、 z 三轴的平均误差分别为 4.92%、3.95%、2.61%。并使用 WOA-ELM 神经网络模型对实验数据完成训练预测, 结果如图 9 所示, 解耦效果如表 2 所示。单轴加速度解耦前后的结果如图 9(a) 所示, 并结合表 2 可得解耦前 x 、 y 、 z 三轴的平均测量误差分别为 4.92%、3.95%、2.61%, 经 WOA-ELM 算法解耦后, 其平均误差分别降至 1.58%、1.17%、0.95%。

维间耦合解耦前后对比如图 9(b) 所示, 解耦前后的数值存有较大的差距, 结合表 2 可知, 当对 x 轴施加加速度 a_x 时, 解耦前 x 方向给 y 、 z 方向造成的平均误差分别为 6.77% 和 8.06%, 经算法解耦后分别降至 0.49% 与 0.37%。当对 y 轴施加加速度 a_y 时, y 方向给 x 、 z 方向造成的平均误差分别为 6.24% 和 18.62%, 经算法解耦后分别降至 0.79% 与 0.62%。当对 z 轴施加加速度 a_z 时, z 方向给 x 、 y 方向造成的平均误差分别为 3.91%、4.15%, 经算法解耦后分别降至 0.28% 与 1.24%。结果表明 WOA-ELM 算法对三维振动加速度传感器的非线性解耦具有良好的解耦效果。

3.3 解耦精度与误差分析

为了进一步确定传感器测量加速度的解耦精度, 需要定义 I、II^[21] 类误差, 分别代表线性误差和耦合误差。其定义为:

$$\begin{cases} E_I = \left| \frac{e_{o(\max)}}{x_{o(a,s)}} \right| \\ E_{II} = \sqrt{\frac{|x_{po(\max)}|^2 + |x_{qo(\max)}|^2}{x_{o(a,s)}^2}} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $x_{o(a,s)}$ 表示 o 方向上加速度测量总量程; $e_{o(\max)}$ 表示施加单轴加速度时在 o 方向上的输出预测值与真实值的最大偏差; $x_{po(\max)}$ 与 $x_{qo(\max)}$ 表示单独在 p 方向与 q 方向上

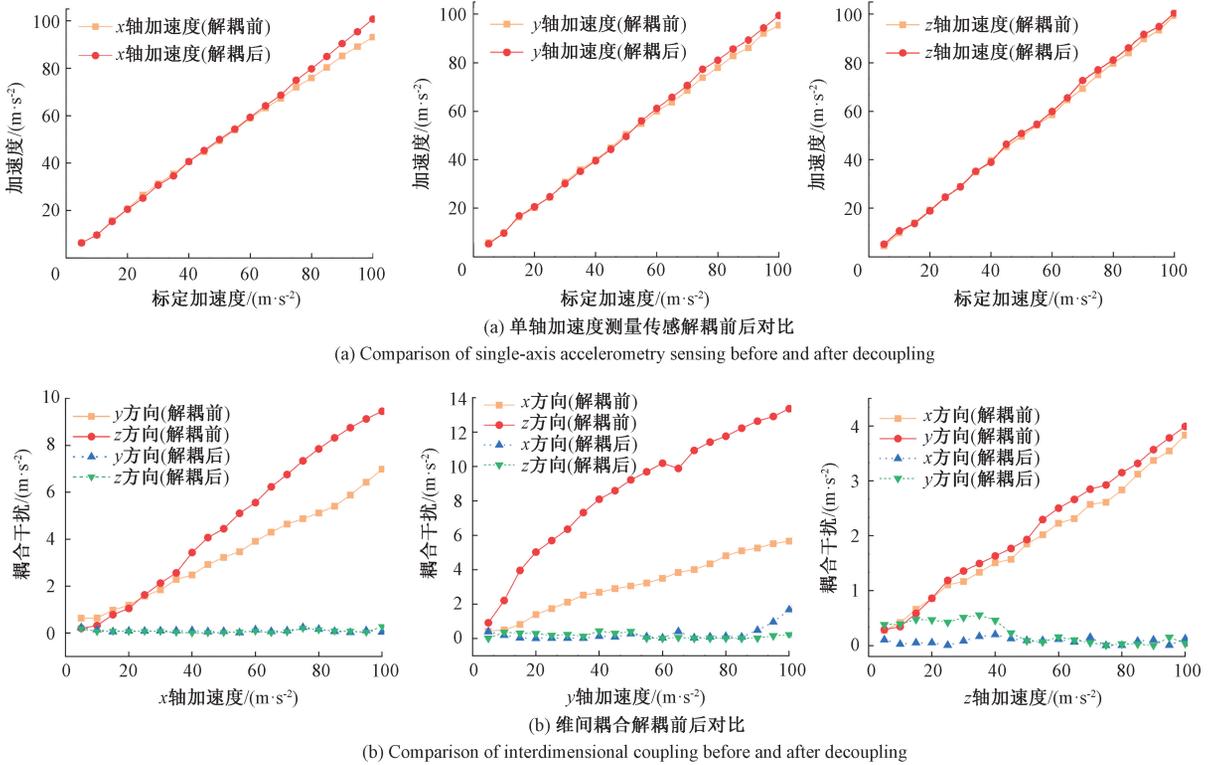


图 9 WOA-ELM 解耦效果

Fig. 9 WOA-ELM decoupling effect diagram

表 2 单轴测量平均误差与维间耦合平均误差解耦效果

Table 2 Effect of decoupling the mean error of single-axis measurements from the mean error of inter-dimensional coupling (%)

解耦方法	单轴平均测量误差				维间耦合平均误差				
	x	y	y-z	x-y	x-z	y-x	y-z	z-x	z-y
解耦前	4.92	3.95	2.61	6.77	8.06	6.24	18.26	3.91	4.15
WOA-ELM	1.58	1.17	0.95	0.49	0.37	0.79	0.62	0.28	1.24

施加单轴加速度时, o 方向耦合干扰的最大值。基于加速度标定实验数据和两类误差的定义, 本文对三维振动加速度传感器在解耦前后测量精度进行了深入分

析。研究比较了 WOA-ELM 算法、BP 算法和 ELM 算法在三维振动传感器上的平均两类误差, 如图 10 所示, 其结果如表 3 所示。

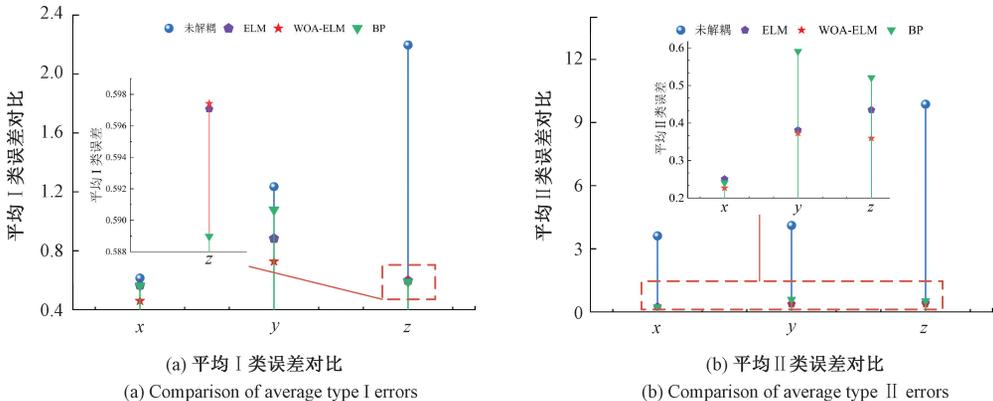


图 10 各算法误差对比图

Fig. 10 Comparison of errors across different algorithms

表3 各算法平均 I、II 类误差对比

Table 3 Comparison of average class I and class II errors across various algorithms

解耦方法	平均 I 类误差/%			平均 II 类误差/%			解耦时间/s
	a_x	a_y	a_z	a_x	a_y	a_z	
解耦前	1.24	2.20	0.62	3.62	4.11	9.81	—
ELM	0.57	0.88	0.60	0.25	0.38	0.43	0.10
BP	1.33	1.72	1.30	0.24	0.59	0.52	0.10
WOA-ELM	0.46	0.73	0.60	0.23	0.37	0.36	1.42

结合图 10 与表 3 可知,在未解耦前 x 、 y 、 z 的平均 I 类误差为 0.62%、2.20%、1.23%;在经过 ELM 神经网络模型解耦得到的平均 I 类误差为 0.57%、0.88%、0.60%;经过 BP 神经网络模型解耦平均 I 类误差为 0.56%、1.08%、0.59%;经过 WOA-ELM 神经网络模型解耦平均 I 类误差为 0.46%、0.73%、0.60%;通过平均 I 类误差结果分析可得 WOA-ELM 在三轴上的解耦效果均优于传统算法。解耦前, x 、 y 、 z 的平均 II 类误差为 3.62%、4.11%、9.87%;经过 ELM 神经网络模型解耦得到的平均 II 类误差为 0.25%、0.38%、0.43%;经过 BP 神经网络模型解耦得到的平均 II 类误差为 0.24%、0.59%、0.52%;经过 WOA-ELM 神经网络模型解耦得到的平均 II 类误差为 0.23%、0.37%、0.36%;通过平均 II 类误差结果分析可得 WOA-ELM 在三轴上的解耦效果均优于传统算法。

在解决三维振动加速度传感器维间耦合干扰问题方面,本文相对于其他研究具有显著优势。如表 4 所示,DSF+PLSF 算法虽然能有效降低 I、II 类平均误差,且效果良好,但该算法复杂且难以实施。相比之下,DE 和 GA 算法容易实现且被广泛用于优化传感器的结构参数,能有效降低线性误差(I 类误差),但在改善 II 类误差方面效果有限。本文采用的 WOA-ELM 算法不仅容易实施且能有效降低线性误差(最大 I 类平均误差为 0.73%),还表现出较强的非线性解耦能力(最大 II 类平均误差为 0.37%)。综上所述,WOA-ELM 算法在解耦效果上优于传统算法,相较于现有文献研究具有明显优势,并能显著提高传感器的测量精度。

4 结 论

针对三维振动加速度传感器维间耦合高等难题,本文以一种空间分层式光纤光栅三维振动加速度传感器为研究对象,阐明了三维振动加速度传感器的传感原理并分析了该结构的结构耦合特性,结果表明,该传感器以 x 为主要测量方向时会给 y 、 z 轴带来 6.77%、8.06% 的平均耦合误差;以 y 为主要测量方向时会给 x 、 z 轴带来 6.24%、18.26% 平均的耦合误差;以 z 为主要测量方向时会给 x 、 y 轴带来 3.91%、4.15% 平均的耦合误差同时 x 、 y 方向灵敏度理论值与仿真值相近,相差 2.09%,与标定实验值均相差约 15%。传感器 z 方向灵敏度理论值与仿真值相近,相差 1.96%,与标定实验值均相差约 6%。验证了维间耦合严重影响了传感器的测量精度,需开展非线性解耦研究以寻找最佳解耦方法消除维间耦合提高测量精度。

建立 WOA-ELM 神经网络模型,利用 WOA 算法优化 ELM 的权重和阈值。解耦实验结果表明,该算法显著降低了传感器在 x 、 y 、 z 三轴的平均测量误差,分别从原来的 4.92%、3.95%、2.61% 降至 1.58%、1.17%、0.95%。与传统算法对比,WOA-ELM 算法的最大平均 I 类误差为 0.73%,最大平均 II 类误差为 0.37%,均优于传统解耦方法(ELM、BP)。相较于 DSF+PLSF、DE 和 GA 算法,它们的最大平均 I 类误差分别为 1.12%、0.85%、1.26%,最大平均 II 类误差分别为 1.47%、4.26%、5.84%。本文所提的 WOA-ELM 算法相比上述算法在非线性的解耦能力上具有明显优势,能显著提高传感器的测量精度。

参考文献

- [1] 余龙煊,邱志成,张宪民. 基于加速度反馈的平面 3-RRR 柔性并联机器人自激振动控制[J]. 机械工程学报, 2019, 55(21): 40-50.
YU L H, QIU ZH CH, ZHANG X M. Self-excited vibration control of a planar 3-RRR flexible parallel robot based on acceleration feedback [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(21): 40-50.
- [2] WANG P, YANG Y J, CHEN M L, et al. Design of a

表4 不同传感器方案和解耦方法的最大平均误差

Table 4 Maximum average error for different sensor schemes and decoupling methods (%)

解耦方法	I 类误差	II 类误差
解耦前	2.20	9.81
DSF+PLSF ^[14]	1.12	1.47
DE ^[15]	0.85	4.26
GA ^[16]	1.26	5.84
WOA-ELM	0.73	0.37

- biaxial high-g piezoresistive accelerometer with a tension-compression structure [J]. *Micromachines*, 2023, 14(8):1492.
- [3] WU T Q, YOU D, GAO H Y, et al. Research status and development trend of piezoelectric accelerometer [J]. *Crystals*, 2023, 13: 13091363.
- [4] AYDEMIR A, TERZIOGLU Y, AKIN T. A new design and a fabrication approach to realize a high performance three axes capacitive MEMS accelerometer [J]. *Sensors and Actuators, A. Physical*, 2016, 244: 324-333.
- [5] 甘维兵, 张艺璇, 张寅杰, 等. 基于 F 型梁的光纤光栅加速度传感器 [J]. *光子学报*, 2023, 52(6): 145-156.
- GAN W B, ZHANG Y X, ZHANG Y J, et al. Fiber grating acceleration sensor based on F-beam [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2023, 52(6): 145-156.
- [6] 宋颖, 张浩然, 李剑芝, 等. 基于轴承和柔性铰链的布拉格光纤光栅加速度计 [J]. *中国光学 (中英文)*, 2023, 16(5): 1109-1120.
- SONG Y, ZHANG H R, LI J ZH, et al. Bragg fiber grating accelerometer based on bearing and flexible hinge [J]. *Chinese Optics (Chinese and English)*, 2023, 16(5): 1109-1120.
- [7] 郭永兴, 陈敏, 熊丽, 等. 一体式光纤光栅三维加速度传感器 [J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(21): 1-10.
- GUO Y X, CHEN M, XIONG L, et al. Integrated fiber grating three-dimensional acceleration sensor [J]. *Advances in Lasers and Optoelectronics*, 2021, 58(21): 1-10.
- [8] KIM B K, JANG M, KIM J S, et al. Investigation of FBG linear/angular acceleration sensor for novel type inertial measurement [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 70(6): 6377-6385.
- [9] XIONG L, GUO Y X, ZHOU W H, et al. Fiber bragg grating-based three-axis vibration sensor [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(22): 25749-25757.
- [10] WANG H, YAN B, LIANG L. A 3D FBG accelerometer based on two pairs of flexible hinges [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(19): 21586-21593.
- [11] LIN C Y, AHMAD A R, KEBEDE G A. Novel mechanically fully decoupled six-axis force-moment sensor [J]. *Sensors*, 2020, 20(2): S20020395.
- [12] LIANG Q K, WU W N, COPPOLA G, et al. Calibration and decoupling of multi-axis robotic force/moment sensors [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2018, 49: 301-308.
- [13] LI X H, GAO L F, LI X H, et al. Fault restoration of six-axis force/torque sensor based on optimized back propagation networks [J]. *Sensors*. 2022, 22 (17): s22176691.
- [14] SONG J L, GUO L K, DONG K F, et al. A decoupling method of multiaxis accelerometers based on segmentation surface fitting [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(5): 4748-4756.
- [15] WANG Y, ZHAO J, XIA Y, et al. An isogeometric analysis based design of highly sensitive and precise omnidirectional piezoelectric-fiber accelerometer [J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2021, 32(6): 599-613.
- [16] HONG L, ZHANG Y F, LI L X, et al. Low-frequency FBG vibration sensors for micro-seismic monitoring [J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(10): 105120.
- [17] SUN SH ZH, YU J T, PANG K, et al. High-precision FBG 3-D force sensor based on spatial hierarchical sensing structure [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(5): 4833-4842.
- [18] HAN R Y M, ULAH R, FAISAL M. Design and development of cost-effective fiber bragg grating temperature sensor package [J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(8): 085122.
- [19] ESEN I. Dynamics of size-dependant timoshenko micro beams subjected to moving loads [J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2020, 175: 105501.
- [20] MIEJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [21] 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



孙世政(通信作者), 2015 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为重庆交通大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为精密仪器与机械、智能传感技术。

E-mail:ssz091011@163.com

Sun Shizheng (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2015. He is currently a professor and a M. Sc. supervisor at Chongqing Jiaotong University. His main research interests include precision instruments and machinery and smart sensor technology.