

引用格式: 陈天恬, 郭文阁, 刘文豪, 等. 基于神经网络的环形光学干涉仪倾斜误差补偿研究[J]. 时间频率学报, 2025, 48(4): 299-307.

基于神经网络的环形光学干涉仪倾斜误差补偿研究

陈天恬^{1,2}, 郭文阁^{1,2,†}, 刘文豪¹, 张立松^{2,3},

严文华^{2,3}, 高玉平^{2,3}, 张首刚^{2,3}

1. 西安石油大学 理学院, 西安 710065;

2. 中国科学院 国家授时中心, 西安 710600;

3. 时间基准及应用重点实验室(中国科学院), 西安 710600

摘要: 大型环形光学干涉仪在地球自转测量、旋转地震波监测等研究领域有重要应用。其测量精度受到多种环境因素的影响, 其中环形光学谐振腔法向与水平面倾角的微小变化会引入 Sagnac 频率偏差, 导致大型光学干涉仪的稳定性变差。提出了一种基于反向传播(back propagation, BP)神经网络的环形光学干涉仪倾斜误差补偿算法, 对临潼和蒲城两个实验室采集的倾角和大型光学干涉仪输出 Sagnac 频差数据处理, 建立了南北方向倾角与 Sagnac 频差的非线性关系。实验结果表明, BP 神经网络通过对倾角-Sagnac 频率数据的学习, 能够有效预测并补偿由于倾角变化引起的环形光学干涉仪的测量误差。该方法表现出良好的泛化能力和误差补偿效果, 为环形光学干涉仪地球自转角速度的精确测量提供了有力支持。

关键词: 环形光学干涉仪; 倾角误差; 反向传播神经网络; 误差补偿; Sagnac 频差

DOI: 10.13875/j.issn.1674-0637.2025-04-0299-09

The tilt error compensation method for ring optical interferometers based on neural networks

CHEN Tian-tian^{1,2}, GUO Wen-ge^{1,2,†}, LIU Wen-hao¹, ZHANG Li-song^{2,3},

YAN Wen-hua^{2,3}, GAO Yu-ping^{2,3}, ZHANG Shou-gang^{2,3}

1. School of Science, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China;

2. National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;

3. Key Laboratory of Time Reference and Applications, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China

Abstract: The large-scale ring optical interferometer has important applications in fields such as Earth

收稿日期: 2024-07-24; 接受日期: 2024-09-03; †: wguo@xsyu.edu.cn

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项(XDB1070102); 中国科学院修缮项目; 中国科学院“西部之光”人才培养计划(中国科学院人字[2018]6号文件); 中国科学院“十三五”科教基础设施建设项目; “空间科学与应用技术实验研究平台”项目(发改投资[2020]1394号文件); 西安石油大学研究生联合培养基地“中科—西石油光电检测研究生联合培养基地”项目(西石大研[2017]43号)

rotation measurement and rotating seismic wave monitoring. Its measurement accuracy is influenced by various environmental factors, among which small changes in the tilt angle between the normal of the ring optical resonator and the horizontal plane introduce a Sagnac frequency shift, leading to a degradation in the stability of large optical gyroscopes. This paper proposes a tilt error compensation algorithm for ring optical interferometers based on a back propagation (BP) neural network. The algorithm processes tilt angles and Sagnac frequency difference data collected from two laboratories in Lintong and Pucheng, establishing a nonlinear relationship between the north-south tilt angle and the Sagnac frequency difference. Experimental results show that the BP neural network, by learning from the tilt angle-Sagnac frequency data, can effectively predict and compensate for measurement errors caused by tilt angle changes. This method demonstrates good generalization ability and error compensation performance, providing strong support for the accurate measurement of the Earth's rotational angular velocity using ring optical interferometers.

Keywords: ring optical interferometer; tilt error; back propagation neural network; error compensation; Sagnac frequency deviation

大型光学干涉仪作为一种高精度的角速度传感器^[1-2],在世界时、大地测量、导航定位授时(PNT)等领域有着广泛的应用前景^[3-4]。环形光学干涉仪基于 Sagnac 效应,其测量方式因结构不同而有所区别。激光干涉仪通过监测和计算环形腔内沿顺时针与逆时针方向传播的两束激光所产生的频率差来测量地球自转角速度,而光纤干涉仪则通过检测两束光的相位差来进行解调,这两种结构的干涉仪测量精度都会受到多种因素影响^[5],温度、倾斜、湿度、气压、振动都会影响到环形光学干涉仪的测量精度,导致腔内两束激光的谐振频率出现差异,其中,环形干涉仪平面倾斜角度^[6]的变化会对环形光学干涉仪的输出产生显著的误差。环形干涉仪平面的倾斜原因复杂,其中周围人为活动引起的倾斜属于随机误差,缺乏周期性,而地球固体潮汐引起的倾斜则属于系统误差,具有明显的周期性。我们的研究方法主要旨在去除由人为活动引起的随机误差,而对于系统误差(如固体潮汐的影响),则需要通过干涉仪技术来进行滤除。为了提升环形光学干涉仪的测量精度,针对人为活动引起的倾角误差补偿技术研究变得尤为重要。

传统的误差补偿方法^[7]大多依赖于经验模型和线性校正技术,这些方法虽然在特定的环境和频段下有效,但在面对复杂、动态的环境变化时,往往表现出较为有限的适应性。随着大型环形光学干涉仪^[8]尺度因子的增大,误差的来源也日益复杂,传统

误差处理方法难以满足高精度环形光学干涉仪世界时测量的需求。因此,如何通过更智能的方式来实现复杂非线性误差的补偿成为研究的热点问题。近年来,越来越多人关注到神经网络在传感器^[9]误差补偿中的应用。反向传播(back propagation, BP)神经网络^[10],因其强大的非线性拟合能力^[11],可以有效学习倾角数据与光学干涉仪输出误差之间的复杂关系,从而实现误差的自适应补偿。与传统的基于线性模型的补偿方法相比,神经网络能够处理多维度、多样化的输入数据^[12],并适应不同环境下的动态变化^[13],使得误差补偿更加灵活和精确。

本研究旨在通过 BP 神经网络模型,分析并补偿大型环形光学干涉仪地球自转角速度测量在不同倾角环境下的误差。本文利用来自陕西临潼和陕西蒲城两个实验室的倾角数据和环形光学干涉仪输出 Sagnac 频率数据,构建了神经网络模型,以实现误差的非线性补偿。通过对倾角-Sagnac 频率数据的学习,神经网络能够有效预测并补偿环形光学干涉仪的测量误差。实验结果表明,该方法不仅能显著减少大幅度倾角引起的测量误差,而且在小幅度倾角变化中也能保持高精度的补偿效果。

1 倾斜变化对环形光学干涉仪的影响

目前,大部分大型环形光学干涉仪^[14]均水平安放在地球上。我们的环形干涉仪安放在临潼地下负

二层实验室，具有恒温恒湿的实验环境，虽然实验环境稳定，但环形光学干涉仪仍然会受到倾斜或其平面法向量相对于地球自转轴^[15]方向变化的影响。对于水平安装于地面的光学陀螺仪来说，陀螺仪测量输出的原始地球自转角速度值是瞬时地球自转角速度矢量在光纤环平面法线方向上的投影，该投影量与光纤环平面在地球赤道面上的投影面积大小成正比，与陀螺仪所在的纬度有关。测量平台的倾斜变化会引起光纤环平面在赤道面上的投影面积发生相应的改变，从而对陀螺仪的原始测量数据值产生影响。此外，在较大的倾斜角度下，干涉仪的响应可能会表现出非线性特征，这进一步影响系统的稳定性和测量结果的准确性。特别是，在这种情况下，干涉仪的旋转速率会发生变化，并表现出明显的纬度依赖性。

环形光学干涉仪的运行原理基于 Sagnac 效应^[16-17]，在旋转发生时，环形腔内沿顺时针与逆时针方向传播的两束激光会产生光程差，导致腔内两束激光的谐振频率出现差异 Δf_s ，根据 Sagnac 效应公式，如式 (1) 所示

$$\Delta f_s = \frac{4A}{\lambda L} \Omega_e \cos \theta。 \quad (1)$$

式 (1) 中： Δf_s 为拍频频差； $K = \frac{4A}{\lambda L}$ 为陀螺尺度因子； Ω_e 为地球自转角速率； θ 为旋转轴和环形光路法向矢量之间的夹角（对于测地陀螺来说， θ 为地球自转轴和环形光路法向矢量之间的夹角）； A 为陀螺面积； λ 为激光波长； L 为陀螺光路周长。

基于 Sagnac 效应方程式 (1)，当环形腔以角速度 Ω 绕几何中心顺时针旋转时，引入法向量 \mathbf{n} 后可进一步表示为

$$\Delta f_s = \frac{4A}{\lambda L} \mathbf{n} \cdot \Omega。 \quad (2)$$

假设在理想条件下光学干涉仪平面无任何倾斜，地球自转角速度满足：

$$\mathbf{n} \cdot \Omega = |\Omega| \cos \theta = |\Omega| \sin \beta。 \quad (3)$$

式 (3) 中： θ 为余纬角，表示干涉仪相对于地球自转轴的位置。在理想情况下， $\theta = \pi/2 - \beta$ ，其中 β 为干涉仪所在的纬度。此时， $\sin \beta$ 代表地球自

转角速度在干涉仪平面法向方向上的投影。

在干涉仪平面与水平面出现小倾斜情况下，法向量 \mathbf{n} 与南北方向、东西方向均可能有夹角，假设 \mathbf{n} 与水平法向量夹角为 δ ，其可分解为东西夹角 δ_{EW} 和南北夹角 δ_{NS} ，倾斜角对自转角速度的影响可表示为

$$\mathbf{n} \cdot \Omega = |\Omega| \cos(\theta - \delta_{NS}) \cos \delta_{EW}。 \quad (4)$$

考虑南北、东西方向对自转角速度的影响，以 δ_{NS} 和 δ_{EW} 为变量分别对式 (4) 求偏导：

$$\begin{cases} \frac{\partial(\mathbf{n} \cdot \Omega)}{\partial \delta_{NS}} = |\Omega| \cos(\delta_{EW}) \sin(\theta - \delta_{NS}) \\ \frac{\partial(\mathbf{n} \cdot \Omega)}{\partial \delta_{EW}} = -|\Omega| \cos(\theta - \delta_{NS}) \sin(\delta_{EW}) \end{cases}。 \quad (5)$$

假定倾斜角 (δ_{NS} 和 δ_{EW}) 为小倾斜：

$$\begin{cases} \lim_{\delta_{NS} \rightarrow 0, \delta_{EW} \rightarrow 0} \frac{\partial(\mathbf{n} \cdot \Omega)}{\partial \delta_{NS}} = |\Omega| \sin \theta \\ \lim_{\delta_{NS} \rightarrow 0, \delta_{EW} \rightarrow 0} \frac{\partial(\mathbf{n} \cdot \Omega)}{\partial \delta_{EW}} = -|\Omega| \cos \theta \sin 0 \end{cases}。 \quad (6)$$

由公式 (6) 可知，在小倾斜量的情况下，东西方向的倾斜对 Sagnac 频差影响较小，而南北方向影响较大。忽略东西倾斜的影响，地球自转角速度可表示为

$$\mathbf{n} \cdot \Omega = |\Omega| \sin(\beta + \delta_{NS})。 \quad (7)$$

Sagnac 频率差为

$$\Delta f_s = \frac{4A}{\lambda L} \mathbf{n} \cdot \Omega = \frac{4A}{\lambda L} |\Omega| \sin(\beta + \delta_{NS})。 \quad (8)$$

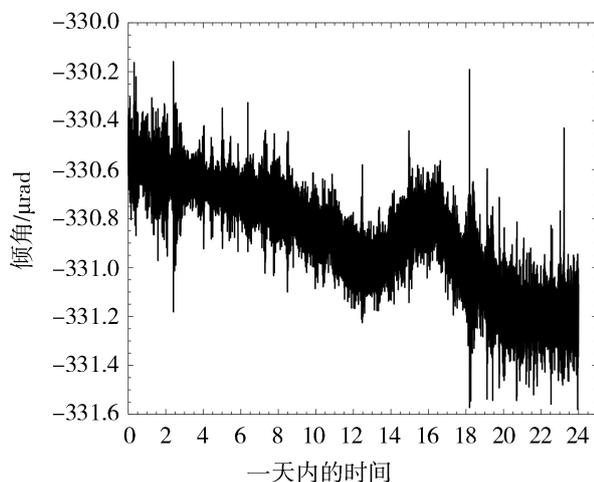
方程 (7) 和 (8) 揭示了地球自转角速度、Sagnac 频差与南北倾角之间的关系。其中，临潼实验室的纬度值为 34.37° ，蒲城实验室的纬度值为 35.02° 。以临潼实验室为例，其环形干涉仪的腔长为 $1.8 \text{ m} \times 1.9 \text{ m}$ ，激光波长为 $632.8 \times 10^{-9} \text{ m}$ ，假设南北夹角 δ_{NS} 变化 $1 \mu\text{rad}$ (即 10^{-6} rad)，根据式 (8) 计算，其引起的 Sagnac 频差误差约为 0.0063 Hz 。对于高精度环形光学干涉仪，由地球自转引起的 Sagnac 频差通常在百 Hz 级别，因此南北夹角每变化 $1 \mu\text{rad}$ ，就会引起 10^{-5} 量级的误差。虽然这一数值看似较小，但在超高精度测量中，任何细微误差

的累积都可能导致显著的测量偏差。在测量地球自转角速度时, 环形光学干涉仪的分辨率通常需要达到 10^{-9} rad/s 级别, 而倾斜误差如果不加以补偿, 可能会导致测量偏差超过地球自转角速度的 0.01%, 影响最终结果的可靠性。同样的, 世界时的测量也直接依赖于地球自转角速度的测量, 当我们将测量数据在较短时间内进行积分运算时, 噪声对积分后产生的角误差贡献最为突出, 因此在利用光学陀螺仪测量数据实现高时间分辨率 UT1 参数解算时, 测量数据中包含的噪声对最终解算结果的影响是不可忽略的。由于倾斜误差导致的 Sagnac 频差误差会引入 UT1 偏差, 使 UT1 计算误差累积, 影响全球时间基准的稳定性。因此, 倾角误差的补偿对于提高环形光学干涉仪的测量稳定性至关重要, 尤其是在精密测量地球自转、地震活动或惯性导航等应用中。

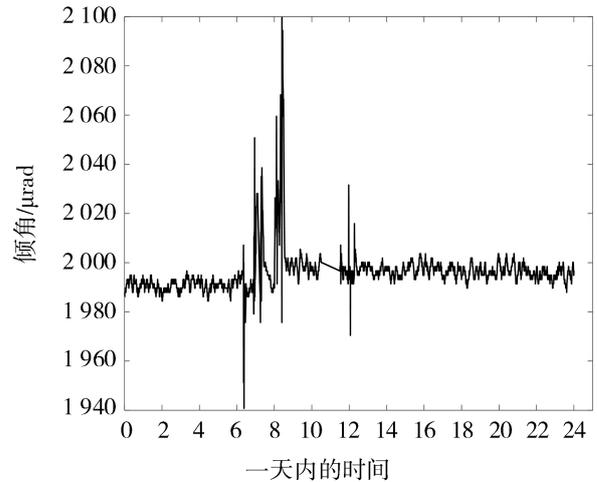
2 倾角数据与 Sagnac 频率数据采集和结果分析

2.1 倾角数据采集

为更深入分析倾斜角变化与环形干涉仪拍频数据相对误差之间的关系, 本文对比了蒲城和临潼两个实验室的相对误差。分别采用精度为 $1 \mu\text{rad}$ 的倾角传感器和精度为 $17.4533 \mu\text{rad}$ 的倾角传感器对蒲城实验室和临潼实验室的南北方向倾斜角度变化进行测试, 一天的倾斜南北方向测量结果如图 1 所示。



(a) 蒲城实验室



(b) 临潼实验室

图 1 蒲城实验室和临潼实验室的倾角数据

需要说明的是, 环形光学干涉仪用于测量地球自转运动, 其测量误差的主要来源是观测环境。不同实验室的环境条件对测量精度的影响至关重要。

蒲城实验室安装的是大型光纤干涉仪, 该实验室位于地下 30 m 深处, 远离地面环境干扰。其干涉仪的放置位置远离大型湖泊和海洋, 因此几乎不受海洋潮汐影响。此外, 该区域地质条件稳定, 周围没有工厂、工地, 也远离公路等人类活动密集区域, 环境极为安静, 没有任何形式的外部干扰。因此, 从实验数据来看, 蒲城实验室的倾角变化极小, 起伏幅度始终控制在 $2 \mu\text{rad}$ 以内, 测量环境相对理想。

临潼实验室则安装的是大型激光干涉仪, 其位置较浅, 位于地下 4~5 m 处, 相较于蒲城实验室更容易受到外部环境的干扰。实验室的上方是停车场, 附近有道路, 且人员活动频繁, 车辆进出也较多, 因此其测量环境较为复杂。从图 1(b) 可以看出, 临潼实验室的倾角波动较大, 尤其是在早上 8 时和中午 12 时附近, 数据波动显著。这可能与实验室内部人员活动以及外界交通流动密切相关。早上 8 时是人员上班、进入实验室的高峰期, 同时也是车辆进出的繁忙时段; 中午 12 时则是实验人员休息、就餐的时间, 其间的走动和车辆流动可能会导致光学平台的倾斜变化。实验数据表明, 实验环境中的这些因素会对测量精度造成不可忽略的影响。

综上, 蒲城实验室凭借其优越的环境条件, 提供了更稳定的测量数据, 而临潼实验室由于受外部环境干扰较多, 倾角变化幅度更大, 可能对干涉仪

的测量精度产生影响。这也进一步说明，在精密测量地球自转角速度的实验研究中，良好的实验环境对于提高测量稳定性至关重要。

2.2 Allan 方差与自身误差处理

Allan 方差是一种在时间域内分析数据序列的有效方法，常用于评估环形光学干涉仪的稳定性，并可用于确定系统噪声与平均时间的函数关系。本文将该方法应用于高精度水平仪的倾斜测量误差分析中，以更好地了解水平仪本身的测量误差。

为了对地球自转角速度数据中的倾斜误差进行处理，需对水平仪数据进行去噪处理。首先对两组实验数据进行傅里叶变换，如图 2 所示。

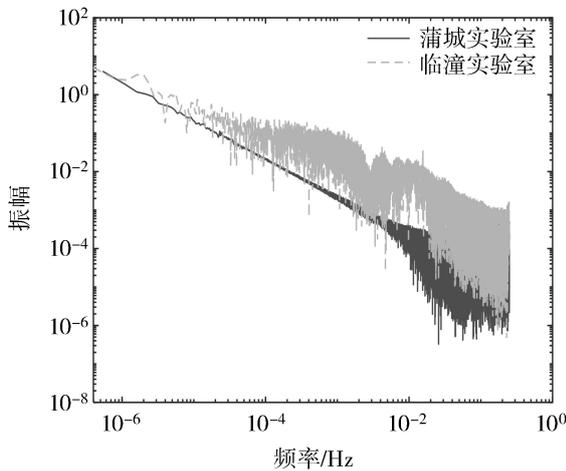
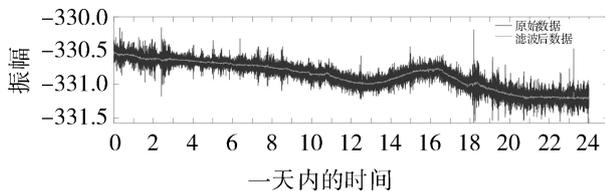
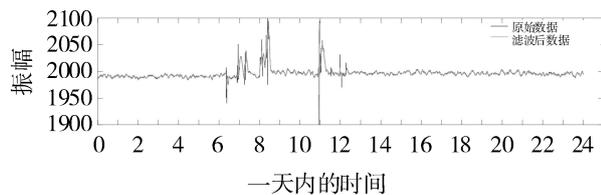


图 2 蒲城与临潼实验室傅里叶变换示意图

接着，我们对傅里叶变换后的频域数据进行低通滤波处理，本文使用巴特沃斯低通滤波器，并对数据进行双向滤波去除噪声。滤波结果如图 3 所示。



(a) 蒲城实验室



(b) 临潼实验室

图 3 低通滤波前后数据对比

图 3 展示了低通滤波前后数据对比图，其中图 3(a) 是蒲城实验室低通滤波前后的数据，图 3(b) 是临潼实验室低通滤波前后的数据。通过滤波处理，噪声水平显著降低。

计算倾斜数据的 Allan 方差，绘制双对数曲线如图 4 所示。

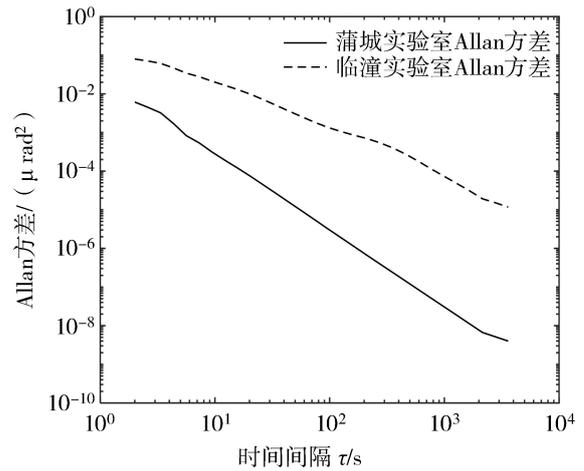


图 4 Allan 方差示意图

从图 4 可以看出，两条曲线均呈现明显的下降趋势，表明在较短时间间隔下系统的噪声较大，而随着时间间隔的增加，噪声逐渐减小，这种趋势通常反映了系统在较长时间尺度下的噪声特性趋于稳定。然而，对比两条曲线可以发现，虚线代表的临潼实验室起点较高，说明其在较短时间尺度下的噪声更为显著，倾斜角度测量的短期稳定性相对较差；随着时间尺度的增加，噪声逐渐减小，稳定性有所提升。相比之下，蒲城实验室的 Allan 方差曲线整体较低，尤其是在较长时间尺度下表现出更好的稳定性，表明其倾斜角度测量的长期稳定性优于临潼实验室。

2.3 大型环形光学干涉仪数据采集

为了进一步分析倾角变化对大型环形光学干涉仪测量数据的影响，在蒲城和临潼两个实验室中分别采集了大型光纤和激光干涉仪的数据，采集时间和倾斜数据相同。图 5 给出了两地实验室测得的环形干涉仪输出的 Sagnac 频差数据，其中图 5(a) 为临潼实验室数据，图 5(b) 为蒲城实验室数据。需要说明的是，临潼实验室运行的大型激光干涉仪开环数据，蒲城实验室运行的大型光纤干涉仪闭环数据。

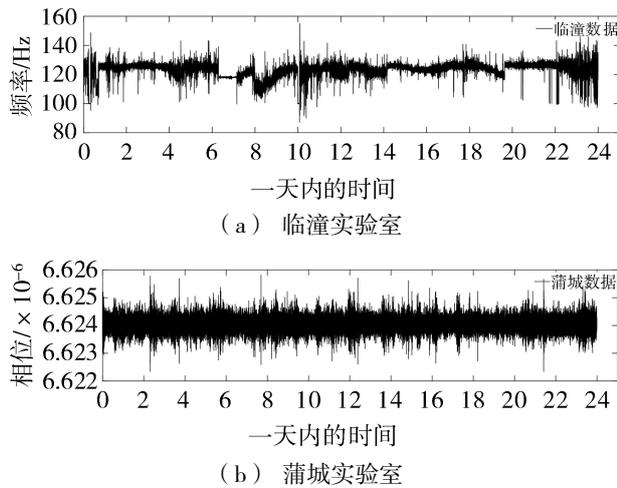


图 5 环形干涉仪原始数据

临潼实验室位于地下 5 m，正上方是停车场，距离主干道约 30 多米，振动噪声较大。蒲城实验室位于地下 30 m，远离交通干道，环境干扰小。采用不同环境实验室数据更有利于探讨 BP 神经网络处理的有效性和鲁棒性，为后续误差补偿的设计提供有价值的参考。

3 基于神经网络的误差补偿

环形光学干涉仪在精密测量地球自转角速度中，受环境倾斜角度、温度等多种因素的影响，这些误差直接影响测量的精度。为了解决这一问题，本文首次将 BP 神经网络应用于误差补偿分析。利用神经网络通过训练倾斜数据与光学干涉仪输出误差之间的关系，可以有效地预测和补偿测量误差，从而提高光学干涉仪测量的精度。

本文使用 BP 神经网络建立了南北方向倾斜角度与 Sagnac 频差误差之间的非线性映射关系。该神经网络模型包含输入层、隐藏层和输出层，核心在于通过输入层输入数据，经隐藏层进行非线性映射，最终在输出层得到预测结果。通过计算预测结果与真实值之间的差异（即误差），反向调整网络权重，从而逐步优化模型。具体的数据处理流程如图 6 所示。

输入层：输入层包含 4 个神经元，分别对应临潼和蒲城的南北方向倾角数据以及大型环形光学干涉仪的数据。具体来说，前两个神经元对应临潼和蒲城的倾角数据，而接下来的两个神经元对应临潼

和蒲城的干涉仪数据。干涉仪数据作为输入之一，反映了干涉仪误差与倾角数据之间的复杂关系，有助于网络准确学习和预测误差补偿。

隐藏层：为了平衡计算复杂度和模型精度，我们进行了多次实验，尝试了 5、10、15、20 个隐藏神经元的结构，最终选择 10 个隐藏神经元，以保证较强的非线性拟合能力，同时避免过拟合。隐藏层神经元数量的选取经过试验调优，能够在计算复杂性和训练时间之间达到较好的平衡。采用 Sigmoid 激活函数，以确保非线性映射能力可以更好地捕捉到输入数据与输出之间的复杂关系。

输出层：输出层包含 2 个神经元，分别对应临潼和蒲城的光学干涉仪误差补偿后的输出数据。通过神经网络的训练，模型学习到了输入倾角数据与光学干涉仪误差之间的非线性关系，从而能够有效地对光学干涉仪误差进行补偿。

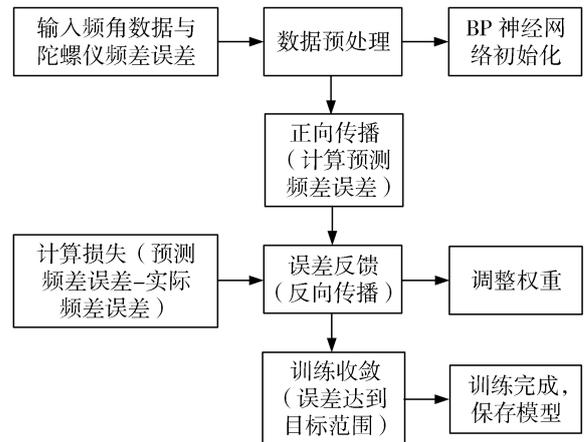


图 6 神经网络数据处理流程图

模型训练参量设置如表 1。

表 1 模型训练参量

Parameter	Value
Training Epochs	1 000
Goal Error	1×10^{-5}
Training Algorithm	Levenberg-Marquardt Algorithm
Loss Function	mean squared error (MSE)

在 BP 神经网络的训练过程中，我们选用了 Levenberg-Marquardt (LM) 算法进行权重更新。相比于标准梯度下降 (SGD) 和动量梯度下降 (momentum)，该算法在小型数据集上具有更快

的收敛速度，并能有效避免局部最优问题。

为了优化 BP 神经网络的训练过程，我们调整了以下超参数。

学习率 (learning rate)：设定为 0.01，以确保权重更新的稳定性，避免收敛过快或陷入局部最优。

训练轮数 (epochs)：设定为 1 000，确保神经网络能够充分学习输入数据中的误差模式。

误差目标 (goal error)：设定为 1×10^{-5} ，确保误差收敛至较低水平。

通过上述结构设置和参量调整，神经网络在训练过程中逐步优化了各层的权重参量，使得网络能够从倾角数据中有效学习光学干涉仪误差的模式，最终达到误差补偿的目标。

3.1 误差补偿实验结果分析

为了验证 BP 神经网络的误差补偿效果，本文使用了临潼和蒲城两个实验室的倾角数据和光学干涉仪数据进行分析。补偿前后的 Allan 方差对比清晰地展示了神经网络模型在误差校正中的有效性。

如图 7 所示，本文选取了临潼实验室环形光学干涉仪在 19.65 时到 21.65 时之间的数据，根据图 5 可见，该时间段的数据波动较小，且更加接近理论计算值，因此，我们进一步对该段数据进行了奇异点去除，使数据更加平稳，噪声水平明显降低。通过去除奇异点和数据平滑处理，为后续的 Allan 方差分析提供了可靠的数据基础。而蒲城实验室的数据本身较为稳定，因此无需进行奇异点去除等预处理，可直接进行后续分析。

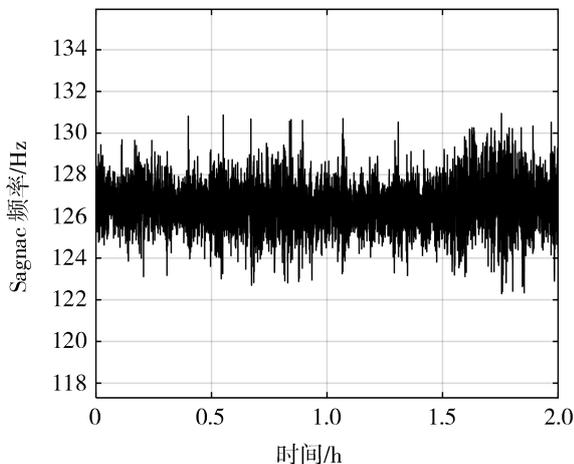


图 7 临潼实验室环形干涉仪 19.65 时到 21.65 时数据接着，我们将临潼和蒲城实验室的南北方向倾

角数据以及光学干涉仪数据输入到 BP 神经网络中，并绘制该时间段内神经网络输出的误差补偿结果的 Allan 方差以进行对比，结果如图 8 所示。

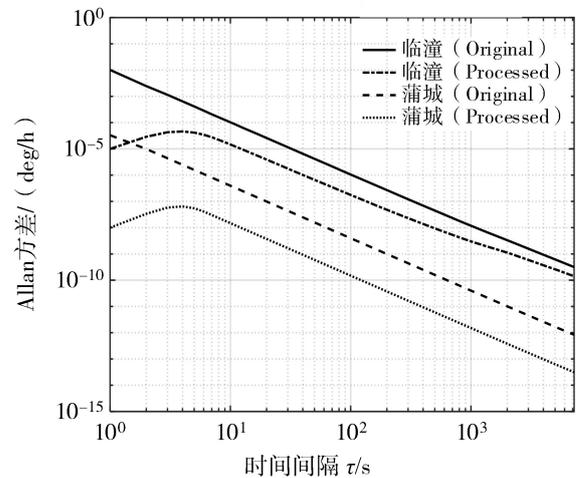


图 8 临潼实验室和蒲城实验室环形干涉仪 Allan 方差对比

从图 8 中可以看出，临潼实验室的 Allan 方差在所有时间尺度上均显著降低，尤其是在较短时间尺度 ($\tau < 100$ s) 内，倾斜误差补偿结果的改善尤为显著。具体来看：在 $\tau \approx 1$ s 时，补偿后的 Allan 方差相较于原始数据降低了约 3 个数量级；在 $\tau > 5$ s 后，误差水平下降幅度稳定在 1 个数量级左右，这一结果表明，BP 神经网络能够在短时间尺度内有效补偿倾角误差，捕捉倾角数据与测量误差之间的非线性关系，显著降低误差水平，并提升测量结果的稳定性。

对于蒲城实验室，尽管其原始数据波动较小且误差水平较低，BP 神经网络的误差补偿依然表现出显著效果，具体来看：在 $\tau \approx 1$ s 时，补偿后的 Allan 方差相比于原始数据降低了约 3~4 个数量级；在 $\tau > 5$ s 后，误差水平下降幅度保持在 1~2 个数量级之间，进一步降低了 Allan 方差，验证了 BP 神经网络在稳定环境下的补偿能力。这表明，该模型不仅适用于复杂环境中的误差补偿需求，在稳定性较高的实验条件下同样能有效提升测量精度。

然而，图 8 中的 Allan 方差曲线在某些时间尺度 ($\tau < 10$ s) 上出现了非单调下降的现象，可能源于以下因素。

① 误差成分的变化：神经网络对倾角误差进行补偿时，可能会引入新的误差成分或改变原有误差的分布。使其在某些时间尺度上出现波动或极值。

② 神经网络调优过度：如果神经网络在训练过程中过度导出了数据中的一些误差或特定的特征，可能引起模型对时间刻度上的误差反应过于敏感，尤其是在较短的时间尺度上，从而在 Allan 方差曲线上产生局部波动。为了避免这种情况，可考虑在训练过程中优化网络结构或增加训练次数。

3.2 神经网络与传统方法的对比分析

在本节中，我们通过对神经网络与传统方法（包括线性拟合和多项式拟合）在均方误差（MSE）、信噪比（SNR）以及拟合效果等方面的表现，评估了不同方法在数据处理和误差修正中的优劣。表 2 为具体的对比分析内容。

表 2 神经网络与传统方法的对比

方法	线性拟合法		多项式拟合法		神经网络处理	
	均方误差 (MSE)	信噪比 (SNR)	均方误差 (MSE)	信噪比 (SNR)	均方误差 (MSE)	信噪比 (SNR)
临潼实验室 (处理前)	19.098 9	-10.821 6	19.098 9	-10.821 6	19.098 9	-10.821 6
临潼实验室 (处理后)	19.081 2	-4.002 6	18.627 3	-5.709 8	0.420 2	1.383 1
蒲城实验室 (处理前)	2.457 3	-4.377 1	2.457 3	-4.377 1	2.457 3	-4.377 1
蒲城实验室 (处理后)	2.320 8	-1.171 8	2.320 8	-2.107 9	0.320 8	-1.010 9

从表 2 可以看出，神经网络在误差补偿方面表现最为出色，尤其是在处理临潼实验室这样的复杂、非线性数据时，显著提升了数据的质量。对于蒲城实验室，虽然数据本身已经相对稳定，但神经网络仍然对其数据进行了有效的优化，进一步改善了信噪比和降低了误差。

相比之下，线性拟合法和多项式拟合法在数据处理中的表现较为有限，尽管它们在一定程度上能够改善数据质量，但无法有效应对数据中的非线性关系和复杂噪声。线性拟合方法主要适用于简单的线性关系，而多项式拟合则能在一定程度上捕捉非线性趋势，但仍然无法完全解决复杂环境下的数据噪声问题。

因此，神经网络算法是处理复杂实验数据的最佳选择，能够有效去除噪声、提高信号的稳定性，且适用于各种环境条件下的数据修正和误差补偿。未来的研究中，可以尝试将神经网络与其他传统方法结合，进一步优化数据处理流程，提升实验数据分析的精度和可靠性。

4 结论

本文提出了一种基于 BP 神经网络的环形光学干涉仪误差补偿方法，并通过训练与实验验证了其有效性。研究表明，该模型能够精准捕捉倾角变化与光学干涉仪误差之间的非线性关系，有效减少测量误差，并在不同环境条件下展现出良好的泛化能力，适用于多种误差补偿需求。

实验结果显示，在短时间尺度（ $\tau < 5$ s）内，尽管补偿后数据存在局部波动，但整体误差水平显著降低，幅度达到 3~4 个数量级，测量精度明显提升。而在 $\tau < 5$ s 后，误差水平的下降幅度趋于稳定，保持在 1~2 个数量级。从补偿幅度来看，蒲城实验室的补偿效果最为显著，而临潼实验室虽略小于蒲城，但由于其环境干扰较大，补偿后数据的稳定性提升更加明显，进一步证明了 BP 神经网络的适应性与鲁棒性。

综上所述，BP 神经网络不仅能在稳定环境下有效降低误差，在复杂环境中同样展现出强大的误

差补偿能力,使测量精度大幅提升。经过补偿,环形光学干涉误差显著降低,验证了该方法在大型环形光学干涉仪地球自转角速度精密测量中的实际应用潜力。

参考文献:

- [1] IGEL H, SCHREIBER K U, GEBAUER A, et al. ROMY: a multicomponent ring laser for geodesy and geophysics[J]. *Geophysical Journal International*, 2021, 225(1): 684-698.
- [2] GEBAUER A, TERCJAK M, SCHREIBER K U, et al. Reconstruction of the instantaneous earth rotation vector with sub-arcsecond resolution using a large scale ring laser array[J]. *Physical Review Letters*, 2020, 125(3): 033605(1-5).
- [3] 翟二江, 郭文阁, 徐学东, 等. 大型激光陀螺仪的研究进展[J]. *激光与红外*, 2021, 51(6): 705-709.
- [4] 张旭, 郭文阁, 王飞, 等. 环境对大型激光陀螺仪的影响研究综述[J]. *激光与红外*, 2024, 54(4): 495-502.
- [5] 武威, 郭文阁, 江兴涛, 等. 测地激光陀螺仪的倾斜角误差分析[J]. *光电子·激光*, 2024, 35(5): 544-551.
- [6] 曹建伟. 基于 ARM Cortex-M4 的激光陀螺温度补偿系统设计[D]. 西安: 西北大学, 2021.
- [7] 王青青, 牛振中. 全反射棱镜式激光陀螺温度误差标定及参数辨识方法研究[J]. *机械科学与技术*, 2019, 38(2): 265-270.
- [8] LIU K, ZHANG F L, LI Z, et al. Large-scale passive laser gyroscope for earth rotation sensing[J]. *Optics Letters*, 2019, 44(11): 2732-2735.
- [9] 李涵, 胡少兵, 程为彬. CPSO 优化 BP 网络的 MEMS 陀螺随机误差补偿[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(11): 228-234.
- [10] LI J Y, JING S W, CAI J F, et al. A method for optimizing different geometric shields of D-T neutron generators by combining BP neural network and analytic hierarchy process[J]. *Computer Physics Communications*, 2025, 307: 109397(1-12).
- [11] ZHAO Y, DU W, WANG H, et al. New shape optimization method for tree structures based on BP neural network[J]. *Journal of Constructional Steel Research*, 2024, 223: 109059(1-13).
- [12] 杨哲, 郭文阁, 张立松, 等. 基于温度变化的测地激光陀螺相对误差分析[J]. *光电子·激光*, 2023, 34(10): 1084-1090.
- [13] 王惜康, 高玉平. 一种基于大型光纤陀螺仪的世界时解算方法[J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 317-322.
- [14] BOSI F, DI VIRGILIO A D V, GIACOMELLI U, et al. Sagnac gyroscopes, GINGERINO, and GINGER[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1468(1): 12243.
- [15] 翟二江. 环形激光陀螺光路结构系统研究[D]. 西安: 西安石油大学, 2021.
- [16] 赵洪常, 汪之国. 热传递对异面腔四频差动激光陀螺温度漂移补偿的影响[J]. *红外与激光工程*, 2019, 48(9): 105-111.
- [17] 王惜康, 高玉平, 孙中苗. 用于测量世界时的大型光纤陀螺仪的噪声分析[J]. *天文学报*, 2019, 60(6): 19-27.