

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615252

基于随机森林和时频分析的激光自混合干涉微位移测量研究*

王秀琳¹, 肖 贺², 戴佳俊², 黄文财², 刘瞰东³

(1. 集美大学理学院物理系 厦门 361021; 2. 厦门大学电子科学与技术学院 厦门 361102;
3. 厦门大学萨本栋微米纳米科学技术研究院 厦门 361102)

摘 要:为解决激光自混合干涉(SMI)测量系统在弱光反馈下方向信息提取困难的问题,提出一种基于随机森林(RF)与时频协同处理的方向提取与位移重构方法。首先,通过奇异值分解(SVD)方法对由 L-K 模型生成的自混合信号进行去噪处理,对处理后的信号进行条纹谷值检测识别,并将信号分段成各单根条纹进行重采样。构建单个条纹的完整采样点作为特征集,利用随机森林模型学习条纹形态与运动方向的映射关系,稳健地获取目标运动的方向信息。训练好的模型对验证集和测试集的识别准确率分别为 97.99% 和 98.99%,具有良好的泛化性能和鲁棒性。在此基础上,利用短时傅里叶变换(STFT)获得自混合干涉信号的时频谱,并结合随机森林模型得到的方向信息,提取出带方向信息的时频脊线,进而通过瞬时速度积分实现对目标运动位移的精确重构。仿真验证了该方法在含噪以及极弱光反馈和变光反馈强度情况下的重构性能。最后,搭建实验系统进行测量,实验结果表明对于非合作振动目标的位移重构误差为 28.6 nm。该方法有效解决了传统算法中在弱光反馈下的方向判断难题,同时避免了需对系统参数进行精确估计的繁琐过程,尤其适用于弱光反馈以及真实可变光反馈情形下的微位移测量,对推进激光自混合干涉技术在纳米领域的非接触精密测量提供一种有效的技术路径。

关键词: 激光自混合干涉;微位移测量;随机森林;时频分析

中图分类号: TH741 TH822 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Research on laser self-mixing interference micro-displacement measurement based on random forest and time-frequency analysis

Wang Xiulin¹, Xiao He², Dai Jiajun², Huang Wencai², Liu Tundong³

(1. Department of Physics, School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China; 2. School of Electronic Science and Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China; 3. Pen-Tung Sah Institute of Micro-Nano Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

Abstract: To address the challenge of extracting directional information in laser self-mixing interference (SMI) systems under the weak optical feedback regime, this paper proposes a novel method that integrates a random forest (RF) model with time-frequency synergistic processing for direction extraction and displacement reconstruction. First, the SMI signal generated by the Lang-Kobayashi model is denoised using singular value decomposition (SVD). Subsequently, fringe valley detection and identification are performed, and the signal is segmented into individual fringes for resampling. The full set of sampling points of each resampled fringe is constructed as a feature set, and an RF model is trained to learn the mapping between fringe morphology and motion direction, thereby robustly acquiring directional information. The trained RF model achieves classification accuracies of 97.99% and 98.99% on the validation and test sets, respectively, demonstrating strong generalization and robustness. Subsequently, the short-time Fourier transform (STFT) is applied to obtain the time-frequency spectrum of the SMI signal. Combined with the directional information provided by the RF model, a direction-encoded time-frequency ridge is extracted. On this basis, the target displacement is precisely reconstructed via instantaneous velocity integration. Numerical simulations verify the reconstruction performance under noisy conditions, extremely weak optical feedback, and

收稿日期:2026-05-10 Received Date: 2026-05-10

* 基金项目:福建省自然科学基金(2025J01878)、厦门市产学研(2024CXY0112)项目资助

varying optical feedback conditions. Finally, an experimental system is established, and the measurement results show that a displacement reconstruction error of 28.6 nm is achieved for a non-cooperative vibrating target. The proposed method effectively resolves the direction ambiguity challenge under weak feedback that limits traditional algorithms, while also circumventing the need for precise estimation of system parameters. It is particularly suitable for micro-displacement measurement under weak and time-varying optical feedback conditions, providing an effective technical pathway for advancing nanoscale non-contact precision measurement using SMI technology.

Keywords: laser self-mixing interference; micro-displacement measurement; random forest; time-frequency analysis

0 引言

纳米级精度的非接触式光学测量技术在精密工业制造、结构健康监测及生物医学健康诊断等科学与工业领域是不可或缺的重要手段。近年来,激光自混合干涉(self-mixing interference, SMI)技术作为一种新兴的非接触式测量技术,凭借其结构紧凑、测量精度高、成本低廉的显著优势已成为非接触式、高精度振动传感的绝佳解决方案。激光 SMI 传感器通过激光二极管发射的光与待测目标反射或散射回激光腔的光之间的相互作用,对激光器输出功率和频率形成调制,进而产生可测量的扰动。激光 SMI 传感器的测量精度可与传统双光束干涉法相媲美,并且具有对运动方向的鉴别能力和漫射表面的宽适应性等显著优势,在振动^[1-4]、位移^[5-7]、距离^[8-10]、角度^[11-13]、速度^[14-16]、生物医学传感^[17-19]、成像^[20-21]等领域展示了其应用潜力。

经典的 Lang 和 Kobayashi 方程阐述了目标物体的位移与 SMI 信号的相位变化。在激光自混合干涉振动或位移测量研究中,条纹计数法^[22]和相位解卷法^[23-24]是两种最基本的重构方法。条纹计数方法简单但精度限于 $\lambda/2$,相位解卷法具有较高的精度,但算法更为复杂。至关重要,两种方法在重构位移过程中均需要从 SMI 条纹中提取出物体的运动方向。对于运动方向的提取,现有方法可归纳为条纹特征分析、单条纹形态判别、频谱或时频分析以及机器学习等几类。利用条纹特征分析,Donati 等^[22]利用中等反馈下的迟滞跃迁方向判别运动方向,但在弱反馈下不适用。Huang 等^[25]通过三包络提取后的中值符号判断方向,最大误差小于 $\lambda/10$,但步骤较繁杂。Ri 等^[26]利用导数组合特征及局部极值符号确定方向,同样存在算法链较长的不足。在单条纹形态方面,Magnani 等^[27]通过单条纹占空比判别方向,对弱信号和非合作目标有效,但是在速度变化快时稳定性下降。Liu 等^[28]借助双纵模 He-Ne 激光器单周期内两个不同高度交叉点判断方向,理论分辨率达 $\lambda/4$,但依赖于模式竞争、稳定性不足。Liu 等^[29]定义相位比并利用其符号判别方向,可同时估计光反馈因子和线宽展宽因子,但严重依赖于波形不对称性,对于弱反馈情况不适用。频谱或

时频分析方法中,Magnani 等^[30]利用前两次谐波相位组合判别方向,抗噪性强但于依赖傅里叶变换,其复杂度较高。Cheng 等^[31]从双频激光器功率谱中分离两个光频分量,通过其相对位置判别方向,具有方向判别能力但不可避免地增加了系统结构复杂性。Wang 等^[32]利用正负频能量不对称实现方向判别与直接重构,具有较高精度,但时频分析形式较固定。近年来学者探索将机器学习方法引入方向的判断上。Kou 等^[33]通过模型识别单条纹斜率,但在较低信噪比下准确率较低。Siddiqui 等^[34]采用复杂嵌套模型,先用神经网络将单条纹视为图像进行检测,再对带方向条纹进行训练以判断方向,从适度反馈到强反馈区间均适用,但弱反馈及低信噪比下泛化能力不足。总体而言,已报道方法在反馈强度、抗噪性、计算复杂度及泛化能力上各有优劣,机器学习作为一种新的方法展现出潜力,但仍受限于训练数据、反馈范围及结果可复现性等问题。此外,系统关键参数反馈强因子的估算同样影响着信号重构精度。现有光反馈强度因子的常用计算方法,如条纹特征分析法^[35]和迭代遍历算法^[23],均存在算法流程复杂且求解时间很长以及非常消耗计算资源的不足。2022 年,Ge 等^[36]提出将 SMI 信号引入到时频域进行研究,通过短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)捕捉其动态多普勒频率,进而依据多普勒原理逆推瞬时速度,最终通过积分运算重构待测目标位移轨迹。该方法避免了对反馈强度因子的依赖,对非简谐振动目标的位移重构误差为 22.8 nm。但由于实信号获得的时频谱为双边对称时频谱,提取与待测目标物运动对应的主频曲线时仍然需通过其他方向判断算法来引入方向信息。

基于此,本文提出了一种基于随机森林(random forest, RF)的时频协同分析方法,通过训练随机森林模型提取 SMI 信号的方向信息,并利用 STFT 获得 SMI 信号时频谱,进而从时频谱中提取出带方向的时频脊线,获得信号的瞬时频率,最终通过瞬时速度积分实现对待测目标振动的位移重构。相比于现有其他的位移重构方法,该方法解决了极弱反馈下的方向提取难题,且具有适用于时变光反馈情形的能力。此外,时频协同分析方法,有着良好的抗噪性能,还避免了在重构中需要对系统反馈强度因子的估算,适用于非合作目标的测量。

1 测量方案与实现原理

1.1 方案与整体流程

采用基于激光自混合干涉的非接触式位移测量方

法,通过信号获取和信号处理等系统化处理流程,实现对微位移振动的高精度测量与重构,整体研究方案如图1所示。

首先,采集待测目标振动的 SMI 信号,经过奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 提取信号的主要成

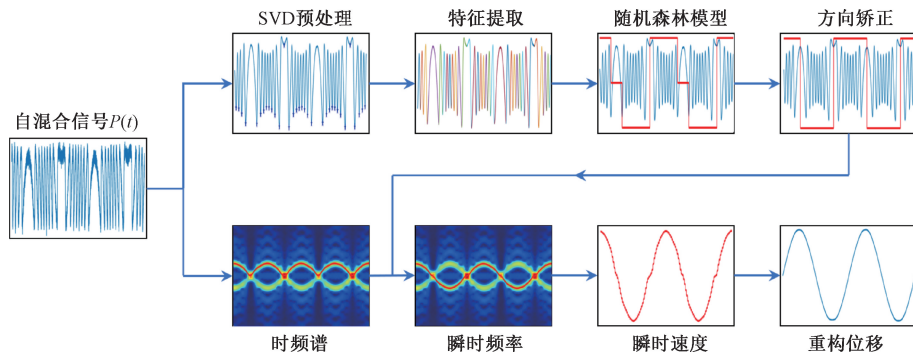


图1 测量方案流程

Fig. 1 Flowchart of the measurement scheme

分,实现对信号的预处理。对预处理后的信号进行准确的谷值检测识别,将信号分段成各单根条纹,并将每根干涉条纹进行重采样处理。重采样后的一根条纹全部采样点作为随机森林模型的输入特征。将右倾条纹、驼峰区条纹、左倾条纹分别赋予 1、0、-1 的方向信息,即输出结果。同时,利用 STFT 获得 SMI 信号的时频谱,并选择汉明窗作为 STFT 的窗函数。汉明窗能有效抑制频谱泄漏,避免谐波能量串扰污染主频的能量,确保时频图上主脊线的纯净度。进一步地,通过最大能量原则提取出时频脊线。然后结合随机森林模型得到的方向信息,从时频谱中获得带方向信息的时频脊线。最后通过瞬时速度积分重构得到待测目标的运动位移。

1.2 随机森林方向提取

1) 数据预处理

针对激光 SMI 信号受光强波动、电路噪声以及环境扰动的影响而伴随着较强的随机噪声和高频干扰,本文采用 SVD 对 SMI 信号进行去噪。具体流程为:对于一维的 SMI 信号,将其时间序列重构为 Hankel 矩阵。Hankel 矩阵通过延迟嵌入的方式将一维信号映射到高维空间,信号成分和噪声成分在其中分别呈现出低秩和高秩特性。对构造得到的 Hankel 矩阵进行奇异值分解,其表达式为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (1)$$

式中: $\mathbf{U}$ 为左奇异向量矩阵; $\mathbf{S}$ 为奇异值对角矩阵; $\mathbf{V}$ 为右奇异向量矩阵。

其中,奇异值反映矩阵各个分量的能量大小,左右奇异向量则描述了信号在高维空间中的结构特征。在 SVD

去噪过程中,仅需要对奇异值矩阵进行处理,矩阵的表达式可写为:

$$\mathbf{S} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r), \quad \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0 \quad (2)$$

式中: $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵算子; $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 为矩阵的奇异值。

信号的主要特征对应大的奇异值,噪声则对应于较小的奇异值。奇异值截断遵循低秩逼近原则,采用经典固定阶数方法。设置一个固定阶数 r ,保留信号前 r 个奇异值。对于 SMI 信号,其能量主要集中于主振荡部分。经验证, r 取 1~3 之间可很好地保留条纹形态和运动方向特征并抑制噪声。

对滤除噪声后的 SMI 信号进行准确的谷值识别,将信号分段成各单根条纹,然后采用插值重采样方法将每根干涉条纹进行重采样处理,保证模型的输入特征维度一致。设某条纹的原始采样点数为 M ,其新的采样位置 t_k 计算公式为:

$$t_k = 1 + (M - 1) \frac{k - 1}{N - 1}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

式中: N 为重采样点个数取为 30。在原始信号上线性插值计算对应位置的信号值 V_k ,其表达式为:

$$V_k = V(t_k), \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

其中, t_1 和 t_N 分别为一根干涉条纹的起始点和终点,对应整段 SMI 信号两个谷值点。通过谷值点重复采样的方式,最大程度地保留了原始 SMI 干涉条纹的特征。

2) 随机森林方向判断

在对 SMI 信号预处理和重采样后,完成了信号的特征提取,即每根条纹的特征用 30 个点来表示,并将右倾

条纹、驼峰区条纹、左倾条纹赋予 1、0、-1 的方向标签。考虑到数据规模有限、特征维度较低以及问题本身复杂程度,并且需要有效抑制过拟合、泛化能力强以及对噪声具有较强鲁棒性,选用 RF 模型对 SMI 信号的方向进行判别。

RF 模型的输入为 1 根条纹重采样后的 30 个点,输出为 1、0、-1 的方向信息,即每根干涉条纹构成一个样本。其表达式为:

$$x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i30}\} \in \mathbf{R}^{30} \quad (5)$$

$$y_i \in \{-1, 0, 1\} \quad (6)$$

式中: x_i 表示第 i 个样本; y_i 表示第 i 个样本的输出。通过对大量光反馈因子处于 $[0, 2]$ 的 SMI 信号处理,最终获取样本集 $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{30}$, 总样本数为 995 个。

为了保证模型训练与评估的可靠性,按照 7:2:1 的比例将数据集划分为训练集 D_{train} 、验证集 D_{val} 、测试集 D_{tes} 。其中训练集用于模型训练,验证集用于性能评估和超参数调优,测试集用于检验模型的泛化能力。在对数据进行归一化处理以消除特征的量纲差异后,开始对模型进行训练。

采用 Bootstrap 采样的方式从训练集 D_{train} 中抽取其子训练集 D_s , 其表达式为:

$$D_s \subset D_{\text{train}}, \quad s = 1, 2, \dots, T \quad (7)$$

其中, T 为决策树的棵数,考虑到模型的性能收敛情况和计算开销,设定 $T=30$ 。通过这样有放回的随机抽样方法,为各棵决策树构建了差异化的子集,保障了各决策树之间的独立性。同时,在每棵决策树的节点划分时,引入随机特征选择机制,通常选取总特征数的平方根数作为随机选择的特征数。在本算法中,总特征数为 30,随机选取的特征数取为 6。Gini 指数(基尼指数)通常被用来作为节点划分的标准,其定义为:

$$\text{Gini}(D) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (8)$$

其中, P_k 表示样本属于第 k 类的概率, $k=3$ 为样本的总类数。Gini 指数反映了样本分布的混杂程度,即当节点中样本属于同一类别时, Gini 指数为 0, 纯度最高。通过选择最小的 Gini 指数,可以实现最优划分,提高模型性能。在决策树生成过程中,考虑到模型拟合能力和泛化能力的兼顾,将最小叶节点样本数设置为 3。

在模型构建完成后,对于输入样本 x ,各决策树输出为 $h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x)$, 采用多数投票方式对各决策树输出结果进行处理,其表达式为:

$$H(x) = \text{mode}\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_T(x)\} \quad (9)$$

式中: $H(x)$ 即为随机森林模型的最终结果输出。

模型性能的定量评估通常选取精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1-score 以及总体准确率(Accuracy)作

为评价指标。图 2 为随机森林模型训练集的混淆矩阵,主对角线上值为每组样本被正确预测方向的数量。

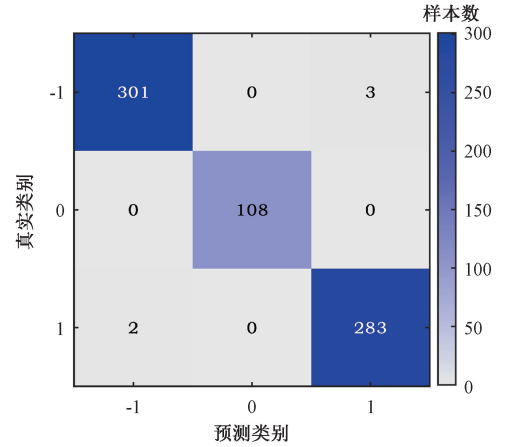


图 2 随机森林模型训练集训练结果

Fig. 2 Classification results on the random forest model training set

分析矩阵可知:对于类别为-1 的左倾条纹,其样本数为 304,精确率为 99.34%,召回率为 99.01%,F1-score 为 99.17%;对于类别为 0 的驼峰区条纹,其样本数为 108,各项指标均为 100%,说明该类样本完全正确分类;对于类别为 1 的右倾条纹,其样本数为 285,其精确率为 98.95%,召回率为 99.30%,F1-score 为 99.12%。整体准确率达到 99.28%。

图 3 为随机森林模型验证集的混淆矩阵。

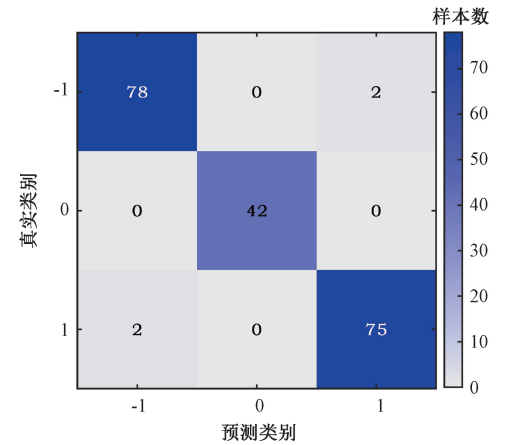


图 3 随机森林模型验证集训练结果

Fig. 3 Classification results on the random forest model test set

分析该矩阵可知:对于类别为-1 的左倾条纹,其样本数为 80,精确率为 97.50%,召回率为 97.50%,F1-score 为 97.50%;对于类别为 0 的驼峰区条纹,其样本数为 42,各项指标均为 100%,说明该类样本完全正确分类;对于类别为 1 的右倾条纹,其样本数为 77,精确率为

97.40%,召回率为 97.40%,F1-score 为 97.40%。整体准确率达到 97.99%。

图 4 为随机森林模型测试集的混淆矩阵。

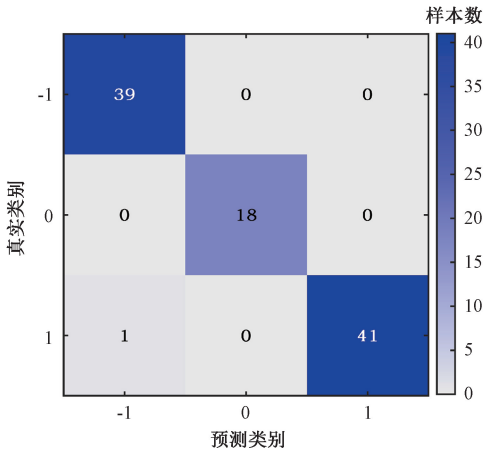


图 4 随机森林模型测试集训练结果

Fig.4 Results of random forest model test set

分析该矩阵可知:对于类别为-1 的左倾条纹,其样本数为 39,精确率为 97.50%,召回率为 100%,F1-score 为 98.73%;对于类别为 0 的驼峰区条纹,其样本数为 18,各项指标均为 100%,说明该类样本完全正确分类;对于类别为 1 的右倾条纹,其样本数为 42,其精确率为 100%,召回率为 97.62%,F1-score 为 98.80%。整体准确率达到 98.99%。

综上,训练集用于模型参数学习,其准确率为 99.28%,表征了模型较好的学习效果。验证集用于评估模型在未知数据上的预测能力,能够更真实地反映模型在实际应用中的表现,是模型性能的依据,其准确率为 97.99%。测试集通过对独立于训练集与验证集之外的数据测试,可以有效检验模型在不同数据下的适应能力,其准确率为 98.99%,体现模型较好的泛化性能,说明模型具有良好的鲁棒性和稳定性。此外,从分类指标来看,作为代表方向变化时刻的驼峰区条纹,在 3 类数据集中均实现 100%的精确率与召回率,这说明了模型对类正弦条纹的识别能力及对方向变化时刻的精准确定能力。对于类别为-1 和 1 的左倾与右倾条纹,在其相互变化的临界点,存在一定条纹特征相似性,这也是模型产生误判的主要原因。总体而言,各类别的 F1-score 均保持在较高水平,表明模型在不同类别之间取得了较好的平衡性能。

给定 SMI 信号,设其经过随机森林模型输出的原始方向序列为 $d(i), i = 1, 2, \dots, n$ 。对于实际目标运动过程,由于其运动方向只有正方向、负方向两种情况,因此需要对随机森林模型方向判断类别为 0 的驼峰区条纹进行方向矫正。驼峰区间定义为 $Z_k = [s_k, e_k]$,满足 $d(i) = 0, i \in Z_k$ 。

对于驼峰区条纹来说,其翻转点就是实际外部目标方向改变的时刻,在信号质量不是极端的情况下,翻转点通常为驼峰区条纹的时刻中点。故驼峰区条纹的方向修正算法表达式为:

$$d(i)' = \begin{cases} d_{\text{prev}}, & i \in [s_k, m_k] \\ d_{\text{next}}, & i \in [m_k + 1, e_k] \end{cases} \quad (10)$$

式中: $d(i)'$ 表示修正后的方向; m_k 表示驼峰区划分中点,即翻转点,计算方法为 $m_k = (s_k + e_k)/2$ 。 d_{prev} 和 d_{next} 为对应于驼峰区前后两个系统方向。

此外,上述随机森林模型是以完整条纹进行分类,而每根条纹由相邻两个谷值点界定。在实际测量中,对于信号的起始与末尾位置,其条纹往往是不完整的,这种情况不能直接用模型进行判别,而是将这类条纹方向预置为 0,然后对其进行方向修正。即,对于信号起始处的不完整条纹,其方向取后续第一个非零方向条纹的方向;而对于信号末尾的不完整条纹,其方向取前一个非零方向条纹的方向。

2 仿真实验与精度验证

表 1 为仿真实验的参数设置。

表 1 参数设置		
Table 1 Parameter settings		
符号	参数	值
C	光反馈因子	0.7
α	线宽展宽因子	4
N	采样点数	15 000
f_s	采样率	500 kHz
f	目标振动频率	100 Hz
A	目标振动幅度	1.3 μm
λ	激光波长	650 nm

图 5(a) 为简谐振动下,根据表 1 仿真参数得到的 SMI 信号。为了验证该方法的抗噪声干扰能力,仿真时加入 20 dB 的高斯白噪声。图 5(b) 为 SMI 信号经 SVD 算法预处理的结果,处理后的 SMI 信号相比于原始信号滤除了噪声成分,保证了含翻转点在内的全部谷值点能有效被识别(五角星标记)。图 5(c) 为 SMI 信号的重采样结果,通过重采样信号完成了条纹分段以及每段信号 30 个点的特征提取。图 5(d) 为 SMI 信号在随机森林模型中的输出方向(含方向判断类别为 0 的驼峰区),图 5(e) 为经矫正后其对应的方向信息。图 5(f) 为将方向信息输入 SMI 信号的时频域,并提取得到带方向信息的瞬时频率。图 5(g) 和(h) 给出

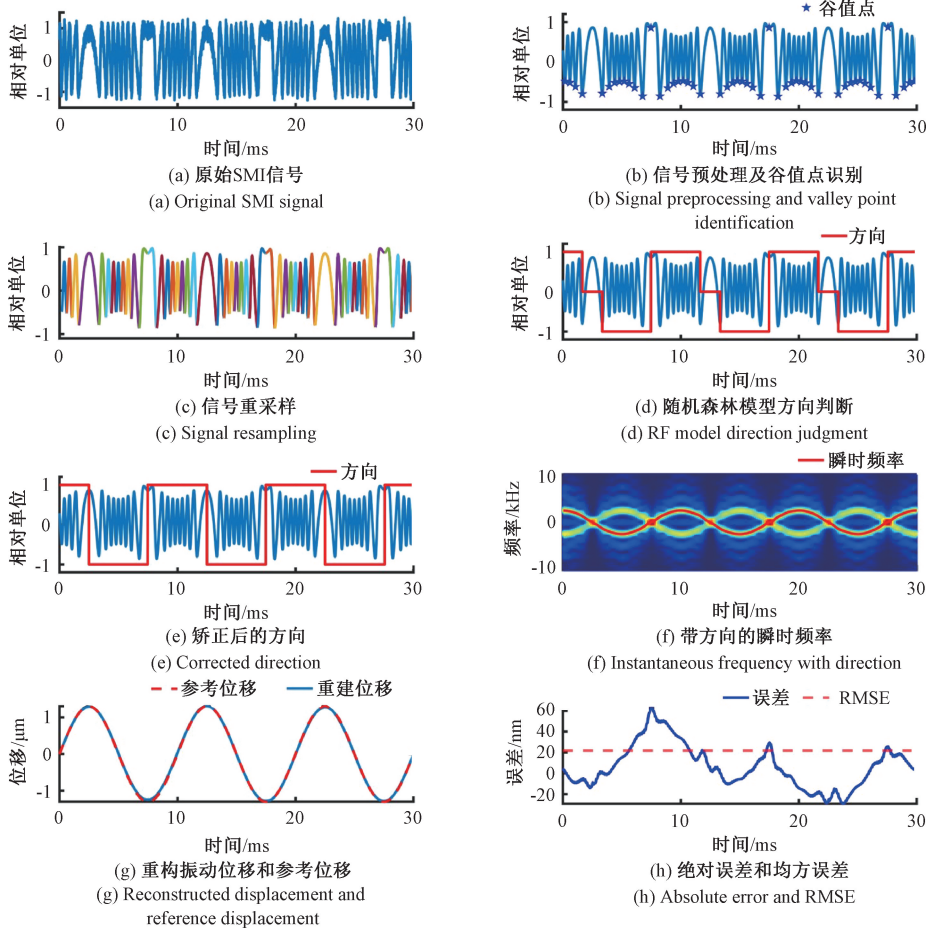


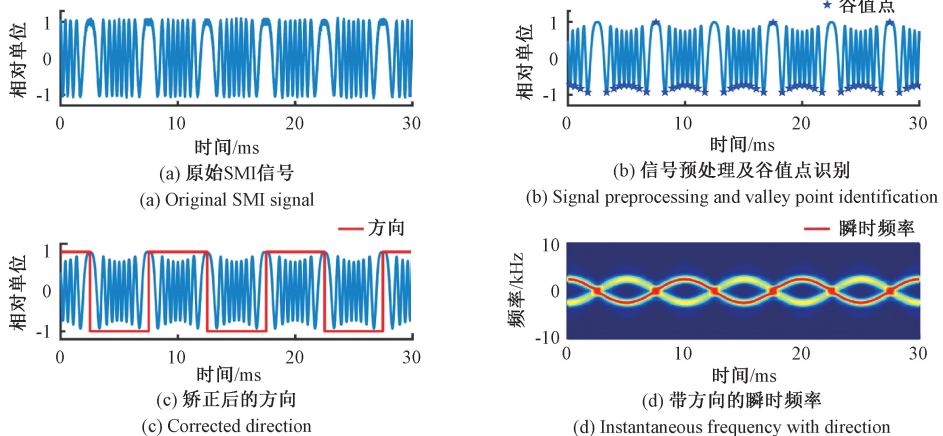
图 5 简谐振动的重构结果

Fig. 5 Reconstruction results of harmonic vibration

了重构位移与参考位移的对比以及重构误差,重构的均方根误差(root mean square error, RMSE)为21.7 nm,仿真结果表明该算法的有效性和具有较强的抗噪能力。

根据 SMI 理论的 Lang 和 Kobayashi 方程,当系统处于极弱反馈区域时,获得的 SMI 条纹将接近正弦条纹,其

倾斜程度很微小,导致方向信息提取变得异常困难。为了评估随机森林模型在极弱光反馈下的方向提取能力,将上述仿真中的参数 C 设置为 0.1,保持其他参数不变。结果显示,该方法依然能有效地提取出正确的方向信息并完成目标振动位移的重构,位移均方根误差为 22.5 nm,重构过程如图 6 所示。



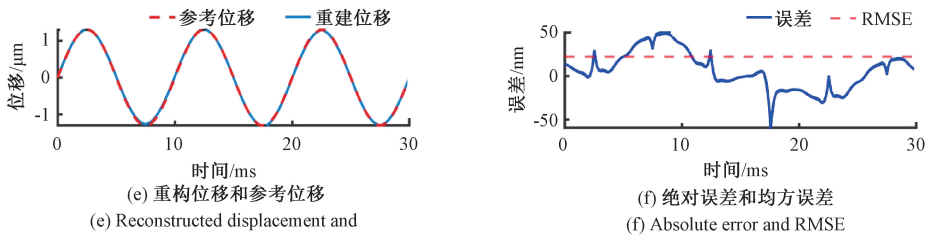


图 6 极弱光反馈下的重构结果

Fig. 6 Reconstruction results under extremely weak light feedback

进一步验证所提方法在变光反馈环境下的重构能力,同时为了更好模拟真实实验环境,将待测振动目标设为正弦调制的非简谐振动,调制的振幅设定为 0.857λ , 光反馈因子 C 在 $0.8 \sim 1.2$ 之间波动,对应的原始 SMI 信号如图 7(a) 所示。SMI 信号显示,在变光反馈环境下,信号存在轻微的包络成分,与理论分析相符。信号通过

SVD 及重采样处理后,经训练好的随机森林模型获得方向信息,矫正后的方向信息如图 7(c) 所示。图 7(d) 为带方向信息的时频脊线提取结果。图 7(e) 和(f) 给出了重构振动位移与参考位移的对比以及重构误差,重构的均方根误差为 24.8 nm , 该结果表明所提方法在变光反馈环境下的有效性。

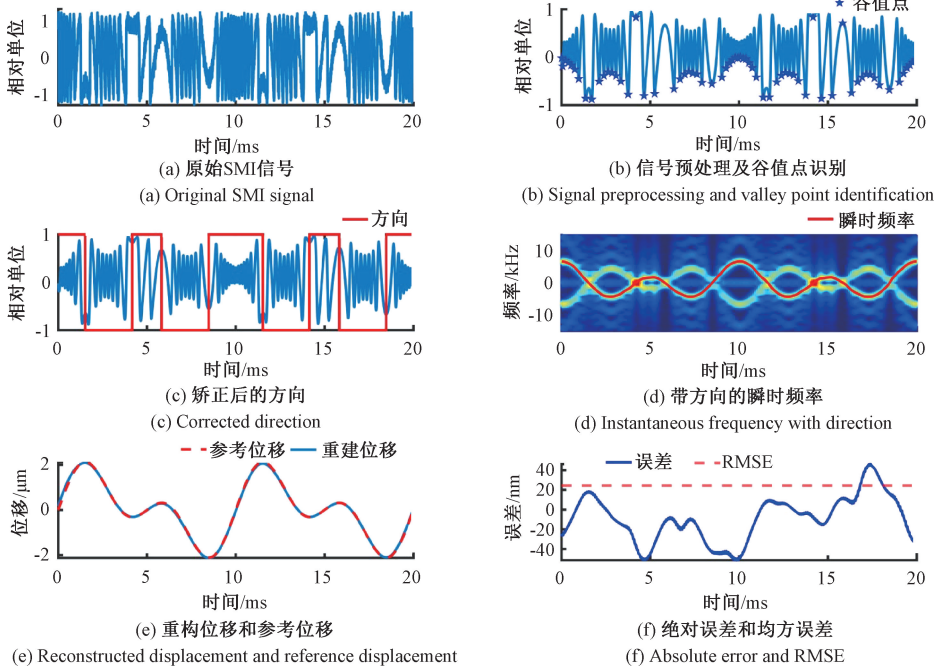


图 7 变光反馈下的重构结果

Fig. 7 Reconstruction results under variable light feedback

3 实际测量结果

图 8 为实验测量系统装置实物图。实验中,光源采用多纵模半导体激光二极管 (LD, 650P007, Thorlabs), 其输出波长为 650 nm , 由恒流源 (LD1255R, Thorlabs) 驱动, 工作电流为 20 mA , 输出功率为 7 mW 。信号函数发生器 (DG1022U, RIGOL) 驱动的扬声器作为振动目标, 将其放置在距离激光器输出端约 30 cm 处。实验中可通

过放置在激光器与被测目标间的可变光衰减器 (variable attenuator, VA), 调节目标物反馈回激光谐振腔的光反馈强度。激光自混合干涉效应引起的激光器功率变化由集成在激光器内部的光电探测器 (photodetector, PD) 探测, 并将光功率变化转化为电流信号。该信号经自制的处理电路进行隔直、放大及低通滤波处理后, 由数据采集卡 (data acquisition card, DAC) 采集, 导入计算机经上述算法处理, 实现对待测目标振动位移的重构。实验中用示波器 (TBS 2000B, Tektronix) 实时地观察 SMI 波形的变化。

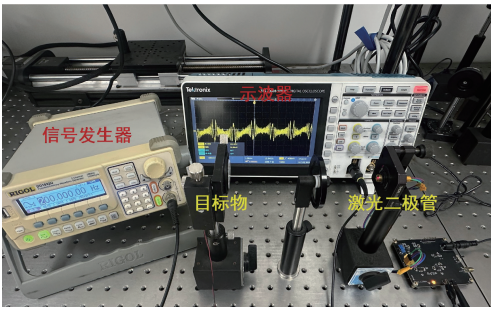
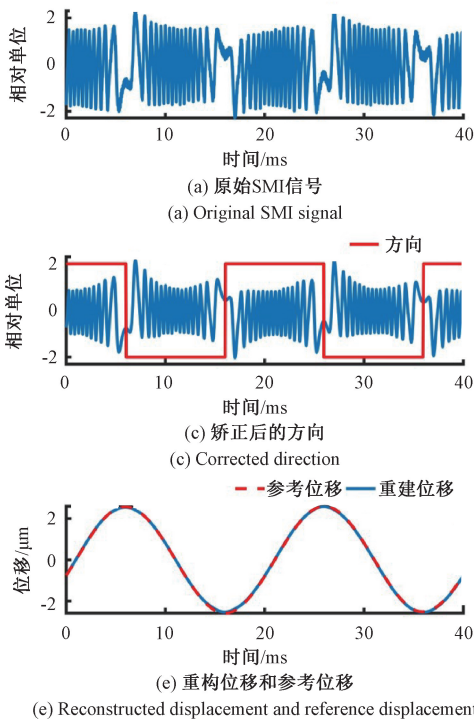


图 8 测量系统实物

Fig. 8 Picture of the measurement system

首先,进行简谐振动实验测量,信号采样率设置为



$f_s = 500$ kHz,图 9(a)为采集到的原始 SMI 信号。从 SMI 信号条纹呈现出的特征,该信号受到一定的散斑噪声影响。采集到的原始 SMI 信号经过 SVD 算法信号预处理后,可准确获得信号所有的谷值点和翻转点,如图 9(b)五角星所示。如前述算法所述,进行信号分段重采样特征提取,并输入训练好的随机森林模型进行方向判别,再经过矫正后得到的方向信息如图 9(c)所示。图 9(d)为 SMI 信号时频图及带方向信息的时频脊线提取结果。通过速度积分重构得到的待测目标位移曲线如图 9(e)所示,位移重构的均方根误差为 28.9 nm,如图 9(f)所示,该实验验证了所提算法在对简谐振动目标进行位移重构时的有效性。

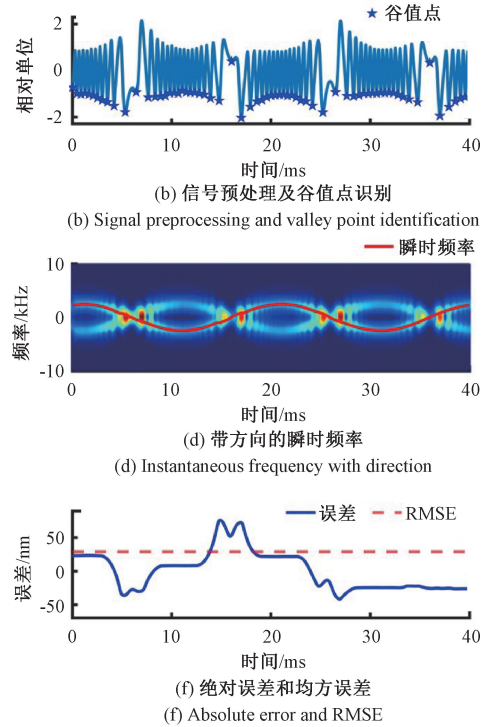


图 9 正弦振动实验信号重构结果

Fig. 9 Reconstruction results of sinusoidal vibration experiment

进一步地,将外部目标设置为非简谐波振动并保持采样率不变,图 10(a)为采集到的原始 SMI 信号,由于非简谐波振动其信号条纹呈现出疏密分布不均匀的特征。采用 SVD 算法进行处理后,能够有效地对条纹进行正确的识别。在进一步的信号重采样过程中,完成了信号的准确分段和特征识别,表明该算法具有较强的鲁棒性。通过随机森林模型获得的方向信息如

图 10(c)所示。图 10(d)为信号时频图及带方向信息的时频脊线提取结果,时频脊线的各峰值点数值为时变的,体现了非简谐波振动的运动特性。通过速度积分重构得到的待测目标位移曲线如图 10(e)所示,位移重构的均方根误差为 28.6 nm,如图 10(f)所示。该实验进一步验证了所提算法在测量非简谐波振动目标时同样具有高精度的位移重构能力。

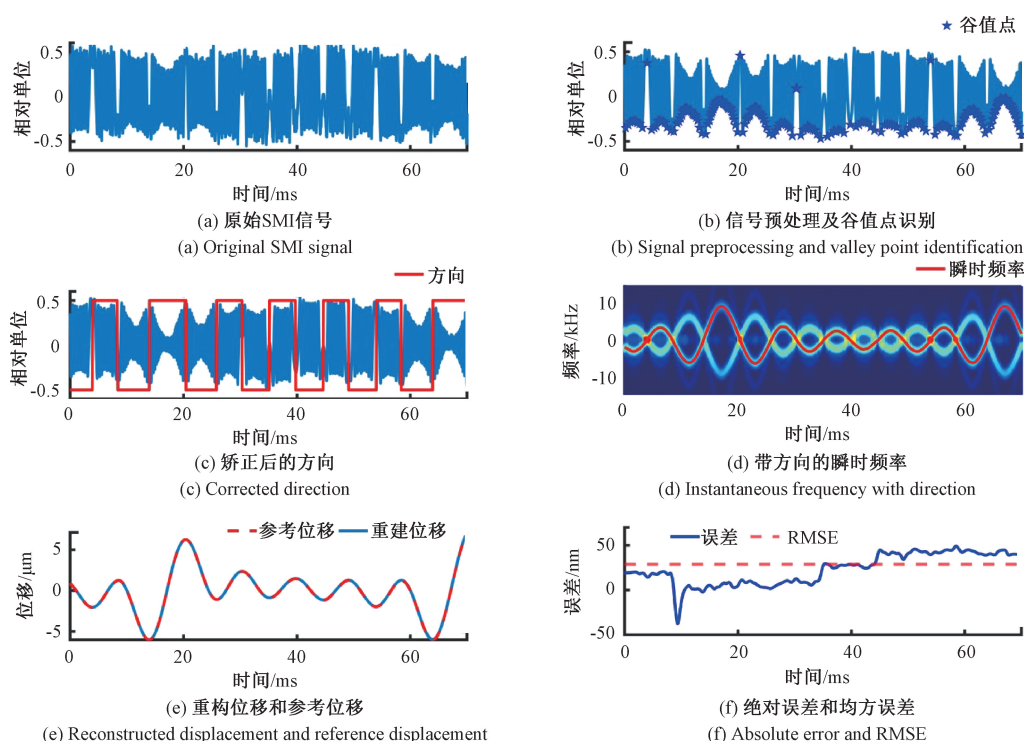


图10 随机振动实验信号重构结果

Fig. 10 Reconstruction results of the random vibration experiment signal

4 结 论

本文基于激光自混合干涉原理构建一种微位移测量系统,将随机森林模型引入对 SMI 信号的方向判断中,基于 SMI 信号时频分析结合速度积分方法,重构得到待测振动目标的位移。训练后的随机森林模型具有很好的泛化性能和鲁棒性,验证集和测试集的准确率分别为 97.99% 和 98.99%。在仿真验证中,对于具有 20 dB 信噪比、时变光反馈下的非简谐振动目标,振动重构的误差为 24.8 nm。最后搭建了实验进行真实位移测量,对于弱反馈区域下的非简谐波振动目标,振动重构的误差为 28.6 nm。该测量系统保持了激光自混合干涉光路简单的优点,在无需增加任何额外光学元件下,有效解决了传统算法中在弱反馈区域下的方向判断的难题,同时避免了现有方法重构位移时需要对系统光反馈因子的估算,为拓展激光自混合干涉传感器运用于高精密工业测量和生物医学等微振动测量领域奠定基础。

参考文献

- [1] Giuliani G, Bozzi-Pietra S, Donati S. Self-mixing laser diode vibrometer [J]. Measurement Science and Technology, 2003, 14(1): 24-32.
- [2] Siddiqui A A, Zabiti U, Bernal O D, et al. All analog

processing of speckle affected self-mixing interferometric signals [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(18): 5892-5899.

- [3] Girardeau V, Jacquin O, Hugon O, et al. Ultrasound vibration measurements based on laser optical feedback imaging [J]. Applied Optics, 2018, 57(26): 7634-7643.
 - [4] Bhardwaj V K, Maini S. Measurement of micro-harmonic vibration frequency from the modulated self-mixed interferometric signal using dynamic time warping method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108712.
 - [5] Zhang S H, Zhang S L, Sun L Q, et al. Fiber self-mixing interferometer with orthogonally polarized light compensation [J]. Optics Express, 2016, 24(23): 26558-26564.
 - [6] Huang Z, Xu H Z, Wang X H, et al. Self-mixing interference signal analysis based on Lissajous figure convergence algorithm for vibration measurement [J]. Measurement, 2024, 229: 114407.
 - [7] 樊毓臻, 寇科, 王晔, 等. 线性调频激光自混合干涉双通道微位移测量方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 22-29.
- Fan Yuzhen, Kou Ke, Wang Xian, et al. Study on the

- dual-channel displacement measurement method using linearly tuned laser self-mixing interference[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 22-29.
- [8] Gouaux F, Servagent N, Bosch T. Absolute distance measurement with an optical feedback interferometer[J]. Applied Optics, 1998, 37(28): 6684-6689.
- [9] Kou K, Li X F, Li L, et al. Absolute distance estimation with improved genetic algorithm in laser self-mixing scheme[J]. Optics & Laser Technology, 2015, 68: 113-119.
- [10] Duan Z W, Yu Y Y, Gao B K, et al. Absolute distance measurement based on multiple self-mixing interferometry[J]. Optics Communications, 2017, 389: 270-274.
- [11] Yang B, Wang D H, Zhou L, et al. A ultra-small-angle self-mixing sensor system with high detection resolution and wide measurement range [J]. Optics & Laser Technology, 2017, 91: 92-97.
- [12] Wang C C, Fan X W, Guo Y, et al. Full-circle range and microradian resolution angle measurement using the orthogonal mirror self-mixing interferometry [J]. Optics Express, 2018, 26(8): 10371-10381.
- [13] Zhao Y, Zhang H W. Angle measurement method based on speckle affected laser self-mixing interference signal[J]. Optics Communications, 2021, 482: 126569.
- [14] Magnani A, Norgia M. Spectral analysis for velocity measurement through self-mixing interferometry [J]. IEEE Journal of Quantum Electronics, 2013, 49(9): 765-769.
- [15] Wu S, Wang D H, Xiang R, et al. All-fiber configuration laser self-mixing Doppler velocimeter based on distributed feedback fiber laser[J]. Sensors, 2016, 16(8): 1179.
- [16] 吴军, 陈杨, 赵君伟, 等. 基于激光自混合原理的涡轮叶片转速与叶尖间隙动态同步测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 13-21.
Wu Jun, Chen Yang, Zhao Junwei, et al. Dynamic synchronous measurement method of turbine blade speed and blade tip clearance based on laser self-mixing principle[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 13-21.
- [17] Ozdemir S K, Takamiya S, Ito S, et al. Self-mixing laser speckle velocimeter for blood flow measurement [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(5): 1029-1035.
- [18] Donati S, Norgia M. Self-mixing interferometry for biomedical signals sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2014, 20(2): 6900108.
- [19] Liang H W, Wang Y Y, Kan L L, et al. Wearable and multifunctional self-mixing microfiber sensor for human health monitoring [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 23(3): 2122-2127.
- [20] Jacquin O, Glastre W, Lacot E, et al. Acousto-optic laser optical feedback imaging[J]. Optics Letters, 2012, 37(13): 2514-2516.
- [21] Dean P, Leng L Y, Valavanis A, et al. Terahertz imaging through self-mixing in a quantum cascade laser[J]. Optics Letters, 2011, 36(13): 2587-2589.
- [22] Donati S, Giuliani G, Merlo S. Laser diode feedback interferometer for measurement of displacements without ambiguity[J]. IEEE Journal of Quantum Electronics, 1995, 31(1): 113-119.
- [23] Amin S. Implementation of Hilbert transform based high-resolution phase unwrapping method for displacement retrieval using laser self mixing interferometry sensor[J]. Optics Laser Technology, 2022, 149: 107887.
- [24] Bernal O D, Zabit U, Bosch T. Study of laser feedback phase under self-mixing leading to improved phase unwrapping for vibration sensing [J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(12): 4962-4971.
- [25] Huang Z, Li C W, Li S Q, et al. Speckle affected fringe detection based on three envelope extraction for self-mixing displacement measurement [J]. Optics Communications, 2017, 392: 100-108.
- [26] Ri C Y, Choe J H, Ri H R, et al. Vibration reconstruction and optical feedback parameter evaluation based on the direction discrimination in self-mixing interferometry[J]. Applied Optics, 2021, 60(13): 3801-3810.
- [27] Magnani A, Pesatori A, Norgia M. Novel displacement reconstruction method for vibration measurements [C]// 2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2011: 1-4.
- [28] Liu G, Zhang S L, Zhu J, et al. Modes competition in a dual modes HeNe laser with optical feedback[J]. Optics & Laser Technology, 2007, 39(3): 593-597.
- [29] Liu B, Ruan Y X, Yu Y G. Determining system parameters and target movement directions in a laser self-mixing interferometry sensor [J]. Photonics, 2022, 9(9): 612.
- [30] Magnani A, Pesatori A, Norgia M. Real-time self-mixing interferometer for long distances[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(7): 1511-1518.

1804-1809.

- [31] Cheng C H, Lin L C, Lin F Y. Self-mixing dual-frequency laser Doppler velocimeter[J]. Optics Express, 2014, 22(3): 3600-3610.
- [32] Wang X L, Huang Y T, Chen H Q, et al. Direct integral displacement reconstruction based on complex exponential transformation and spectral analysis for laser SMI sensors[J]. Optics & Laser Technology, 2026, 194: 114493.
- [33] Kou K, Wang C, Lian T H, et al. Fringe slope discrimination in laser self-mixing interferometry using artificial neural network[J]. Optics & Laser Technology, 2020, 132: 106499.
- [34] Siddiqui A A, Zabit U, Bernal O D. Fringe detection and displacement sensing for variable optical feedback-based self-mixing interferometry by using deep neural networks[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9831.
- [35] Bernal O D, Seat H C, Zabit U, et al. Direct estimation of the optical feedback factor C from the amplitude of the optical feedback interferometric signal [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 7006207.
- [36] Ge S Z, Kong X Y, Zhu D S, et al. Robust signal extraction based on time-frequency joint analysis and GRNN for a laser SMI system[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(22): 7229-7235.

作者简介



王秀琳 (通信作者), 2000 年于福建师范大学获得硕士学位, 2009 年于厦门大学获得博士学位, 现为集美大学教授, 主要研究方向为激光传感与精密测量。

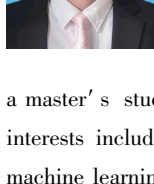
E-mail: wanxl@jmu.edu.cn

Wang Xiulin (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Fujian Normal University in 2000, and her Ph. D. degree from Xiamen University in 2009. She is currently a professor at Jimei University. Her main research interests include laser sensing and precision measurement.



肖贺, 2023 年于南昌大学获得学士学位, 现为厦门大学硕士研究生, 主要研究方向为激光自混合干涉技术与机器学习。

E-mail: hxiao31@163.com

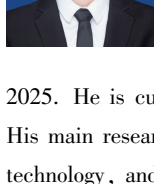


Xiao He received his B. Sc. degree from Nanchang University in 2023. He is currently a master's student at Xiamen University. His main research interests include laser self-mixing interference technology, and machine learning.



戴佳俊, 2025 年于中国矿业大学获得学士学位, 现为厦门大学硕士研究生, 主要研究方向为激光自混合干涉技术与机器学习。

E-mail: ahnnn73@gmail.com

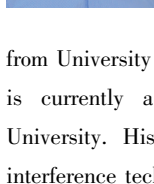


Dai Jiajun received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2025. He is currently a master's student at Xiamen University. His main research interests include laser self-mixing interference technology, and machine learning.



黄文财, 2003 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为厦门大学教授、博士生导师, 主要研究方向为激光自混合干涉技术、新型光纤激光器。

E-mail: huangwc@xmu.edu.cn

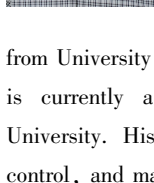


Huang Wencai received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2003. He is currently a professor and Ph. D. supervisor at Xiamen University. His main research interests include laser self-mixing interference technology, and new types of fiber lasers.



刘墩东, 2003 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为厦门大学教授、博士生导师, 主要研究方向为工业机器人与机器视觉技术。

E-mail: ltd@xmu.edu.cn



Liu Tundong received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2003. He is currently a professor and Ph. D. supervisor at Xiamen University. His main research interests include industrial robot control, and machine vision.