【光电工程 / Optoelectronic Engineering】

基于光纤干涉仪和机器学习的智能脚步振动识别

林柏含[1,2]，刘国强[1,2]，陈宇徽[1,2]，王义平[1,2]

1）射频异质异构集成全国重点实验室(深圳大学)，光电子器件与系统教育部/广东省重点实验室，深圳大学物理与光电工程学院，广东深圳 518060；2）深圳市超快激光微纳制造重点实验室，光纤传感技术粤港联合研究中心，广东深圳 518060

摘　要：针对传统安防技术在周界防护和重要设施保卫等场景中存在误报率较高、隐蔽性不足及对微弱振动信号感知能力有限等问题，提出并构建一种基于光纤干涉仪与机器学习的智能脚步振动识别系统. 该系统基于马赫-曾德尔干涉原理，采用3×3光纤耦合器进行相位解调，实现脚步振动信号的采集与处理. 实验中采集塑料地板上走路、塑料地板上跑步及金属表面走路等多类脚步振动信号样本，并对采集信号进行预处理；随后从时域和频域两个角度提取多维特征参数，利用Fisher得分评估特征的区分能力，筛选出区分度较高的均方根值、峭度、零交叉率、频谱带宽及子频带能量分布比5个特征作为分类器输入，分别构建支持向量机、k近邻和决策树3种分类模型，并通过交叉验证对分类性能进行比较. 结果表明，系统在3类脚步振动信号的两两分类任务中识别准确率均达到94%以上，其中部分分类任务准确率达到98%和100%. 实验结果验证了光纤干涉传感技术与机器学习方法相结合用于脚步振动识别的可行性，为周界安防和重要设施入侵检测提供有效的技术方案.

关键词：光电子与激光技术；光纤传感；脚步振动；信号识别；3×3光纤耦合器；机器学习；支持向量机

中图分类号：TP212　　**文献标志码：**A　　**DOI：**10.3724/SP.J.1249.2026.05614

Intelligent footstep vibration recognition based on fiber-optic interferometric sensing and machine learning

Lin Baihan[1,2], Liu Guoqiang[1,2], Chen George Yuhui[1,2], and Wang Yiping[1,2]

1) State Key Laboratory of Radio Frequency Heterogeneous Integration (Shenzhen University), Key Laboratory of Optoelectronic Devices and Systems of Ministry of Education and Guangdong Province, College of Physics and Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, Guangdong Province, P. R. China

2) Shenzhen Key Laboratory of Ultrafast Laser Micro/Nano Manufacturing, Guangdong and Hong Kong Joint Research Centre for Optical Fibre Sensors, Shenzhen 518060, Guangdong Province, P. R. China

Abstract: Traditional security technologies suffer from high false alarm rates, insufficient concealment, and limited capability to detect weak vibration signals in scenarios such as perimeter protection and critical facility security. To

Received: 2025-07-09; **Revised:** 2025-09-08; **Accepted:** 2026-03-03; **Online** (CNKI)**:** 2026-07-19

Foundation: National Natural Science Foundation of China (W2532046, 62275172, U22A2088); Shenzhen Basic Research Foundation (JCYJ20241202124408012, JCYJ20220818095800001); Shenzhen Science and Technology Program (Shenzhen Key Laboratory of Ultrafast Laser Micro / Nano Manufacturing ZDSYS20220606100405013); Scientific Instrument Developing Program of Shenzhen University (2023YQ027)

Corresponding author: Professor Chen George Yuhui (gychen@szu.edu.cn)

Citation: Lin Baihan, Liu Guoqiang, Chen George Yuhui, et al. Intelligent footstep vibration recognition based on fiber-optic interferometric sensing and machine learning[J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2026, 43(5): 614-621. (in Chinese)

Open access: This article is licensed under the CC BY 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

https://journal.szu.edu.cn

中国知网 https://www.cnki.net

address these problems, this paper proposes an intelligent footstep vibration recognition system based on a fiber-optic interferometer and machine learning. Based on the Mach-Zehnder interference principle, the system employs a 3 × 3 fiber coupler for phase demodulation to acquire and process footstep-induced vibration signals. In the experiment, multiple types of footstep-induced vibration signals, including walking and running on plastic flooring and walking on metal surfaces, were collected and preprocessed. Multidimensional feature parameters were extracted in both the time and frequency domains. The Fisher score was used to evaluate the discriminative capability of the features, and five highly discriminative features, namely root mean square (RMS), kurtosis, zero-crossing rate, spectral bandwidth, and sub-band energy distribution ratio, were selected as inputs to the classifiers. Three classification models, namely support vector machine (SVM), *k*-nearest neighbors (*k*NN), and decision tree (DT), were then developed, and their classification performance was compared using cross-validation. Experimental results show that the proposed system achieves a recognition accuracy of over 94% in all pairwise classification tasks among the three types of footstep vibration signals, with accuracies reaching 98% and 100% for some pairwise classification tasks. These results demonstrate the feasibility of combining fiber-optic interferometric sensing technology with machine learning for footstep vibration recognition and provide an effective technical approach for perimeter security and intrusion detection at critical facilities.

Key words: optoelectronics and laser technology; fiber-optic sensing; footstep vibration; signal recognition; 3 × 3 fiber coupler; machine learning; support vector machine

随着社会对安全需求的持续提升，传统安防监控技术在周界防护和重要设施保卫等关键领域面临诸多挑战. 脚步振动信号是入侵行为的重要表征之一，其识别技术正逐渐受到重视[1]. 然而，传统入侵监测技术存在明显局限，如红外对射误报率高，电子围栏安装复杂且可能造成人身伤害，视频监控存在死角且受天气影响较大[2]，导致误报与漏报频发，严重制约安防系统的可靠性.

与传统传感技术相比，光纤传感具有体积小、响应快、带宽大、灵敏度高及抗电磁干扰等优势[3]，在安防领域应用日益广泛. 用于脚步振动监测的分布式光纤传感技术主要包括基于前向光传输的干涉型系统和基于背向光传输的散射型系统. 与以相位敏感光时域反射仪(phase-sensitive optical time-domain reflectometry，φ-OTDR)为代表的光散射系统相比，基于前向光传输的干涉系统具有更高的灵敏度和信噪比[4]，能将外部干扰转化为相位变化和光强变化，通过光电转换进行解调[5]. 通过比较马赫-曾德尔干涉仪(Mach-Zehnder interferometer，MZI)两条光路的相位差可测量相位变化[6]，精确感知微应变量级的传感光纤相位变化，有效捕捉目标事件.

振动信号识别过程主要包括特征提取和分类器训练两个环节，其中，特征选取与模型优化直接影响识别性能. 机器学习算法的引入进一步提升了系统性能，如将信号处理方法与支持向量机相结合，在图像分类与识别等领域已取得较好的效果[7]. 在光纤振动信号特征提取方面，已有研究采用小波包变换[8]和 Mel 频率倒谱系数(Mel frequency cepstral coefficient，MFCC)[9]等方法获取特征信息. 然而，现有研究在脚步振动识别中仍面临挑战，传统单一时域或频域特征难以全面表征复杂非周期宽频信号，且模式识别算法对小样本非线性特征的处理能力有限，分类模型的选择与优化仍有待深入研究.

针对上述问题，本研究构建基于光纤干涉仪与机器学习的脚步振动识别系统，采用单模光纤作为传感单元，基于马赫-曾德尔干涉原理和3 × 3耦合器设计振动信号采集与解调系统，采用时频域结合的方法提取多维度特征参数，并引入Fisher得分评估筛选出区分度最高的5种特征作为分类模型输入. 构建支持向量机(support vector machine，SVM)、k近邻(k-nearest neighbors，kNN)和决策树(decision tree，DT)3种机器学习模型，通过性能评估选择最优策略，以提高复杂场景下的识别精度和系统泛化能力.

1　实验原理

1.1　振动信号采集与解调

本研究采用基于马赫-曾德尔干涉仪的传感结构采集信号，如图1. 当传感光纤接收到振动信号时，在弹光效应、泊松效应及应力应变效应的作用

https://journal.szu.edu.cn

中国知网　https://www.cnki.net

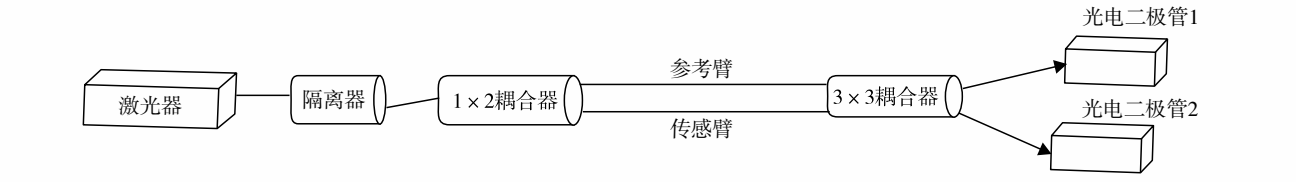


图1 振动信号采集结构示意

Fig. 1 Schematic of vibration sensing system.

下，光纤的折射率与长度等物理参数将随之改变[10]，引起振动信息的相位偏移，即实现外界振动信号对传输光相位的调制．激光光源发出的光经1×2耦合器分为两束，分别进入参考臂与传感臂[11]．传感臂光纤暴露于振动环境，当振动作用时产生相位信号$\phi_s(t)$，参考臂光纤相位保持相对恒定[12]．采用3×3光纤耦合器进行解调，输出3束相位差为120°的干涉光，对应光强为

$$I_n = A + B\cos\left[\phi(t) + \frac{2}{3}\pi(n-1)\right]$$
$$n = 0, 1, 2 \qquad (1)$$

其中，A为平均光强；B为干涉条纹峰值；相位信号$\phi(t) = \phi_s(t) + \phi_n(t)$，$\phi_n(t)$为环境噪声，$n$为光纤耦合器输出的通道编号，分别对应3路相位差为2π/3的光信号．利用3路信号间的相位关系消除光源强度波动和损耗变化的影响，提高测量稳定性．对任意两路干涉光I_1与I_2，去除直流分量后，可以解调出$\phi(t)$为

$$\phi(t) = \arctan\left(\frac{-I_2 - \frac{1}{2}I_1}{\frac{\sqrt{3}}{2}I_1}\right) \qquad (2)$$

1.2 信号识别

本研究构建的信号识别系统包含信号采集、特征提取、分类器训练及信号识别4部分，通过多维特征协同提取和机器学习算法实现振动信号的准确识别．不同类型的振动信号在时域、频域和时频域呈现不同的特征分布模式，其中，时域特征反映信号的统计特性和能量分布；频域特征揭示频率成分和频谱特性；时频域特征则描述信号的局部化时频特性．多维度的特征提取可将复杂振动信号映射到判别性更强的低维特征空间，从时域和频域维度同时提取特征参数，能够较为全面地表征信号特征．

引入基于Fisher得分的特征评估方法，筛选出得分较高的特征作为分类依据．随后构建SVM、kNN和决策树模型，并通过性能评估选择最优分类策略，以提高系统的识别准确率和泛化能力．表1为3种分类器模型的性能对比．

表1 不同信号分类器模型性能对比

Table 1 Comparison of performance of different signal classifiers

算法	基本原理	优势	劣势
SVM	寻找最优分类超平面使不同类别数据间隔最大化	泛化能力强，边界清晰	参数敏感，训练复杂度高
kNN	计算特征空间新样本与k个最近邻样本的距离来度量相似性	简单直观，适应性强	依赖样本质量，k值敏感
决策树	递归式数据划分构建树状分类结构，树路径表示分类规则，叶节点预测类别	可解释性好，计算效率高	容易过拟合，噪声敏感

2 实验过程与结果

2.1 信号采集与解调

2.1.1 实验方案

本研究构建基于马赫-曾德尔光纤干涉仪的脚步振动信号采集与解调系统．光源采用中心波长为1 550 nm、线宽为50 kHz的激光器，其发出的相干光经过1个1×2光纤耦合器后，一路进入参考臂提供恒定相位基准，另一路进入传感臂；将传感光纤铺设于待测区域，用于感知脚步产生的微弱振动．两路光信号随后进入3×3光纤耦合器，输出相位相差为120°的3路信号，以避免传统2×2耦合器的相位衰落问题．干涉信号由光电探测器接收并转换为模拟电信号，再经采样频率为2.4 MHz的示波器采集，传输至计算机进行处理．从3路信号中任意选取两路电信号进行处理，从而从复杂环境中解调出微弱的脚步振动信号，为后续的特征提取和识别提供基础数据．

2.1.2 仿真模拟

采用1段正弦信号模拟脚步振动，验证解调方案的可行性．图2为锆钛酸铅(lead zirconate tita-

https://journal.szu.edu.cn
中国知网 https://www.cnki.net

nate，Pb-Zr-Ti，PZT)压电陶瓷产生的模拟脚步振动信号在解调前后的时频特性对比．其中，图2(a)是模拟光电探测器(photodiode，PD)采集得到的原始干涉信号，呈现高频密集的振荡特性，反映了PZT激励下光信号的调制特征；图2(b)为解调后的振动信号，表现为周期性正弦波，与模拟初始所使用的正弦波参数一致，表明解调算法有效；图2(c)为解调前的信号频谱，在约400、800、1 200及1 600 Hz处均呈现明显频率分量，可能由调制过程中的载波及边带效应产生；图2(d)为解调后的信号频谱，能量主要集中在400 Hz附近，其他频率成分被有效抑制，表明系统成功提取了模拟信号的特征频率．

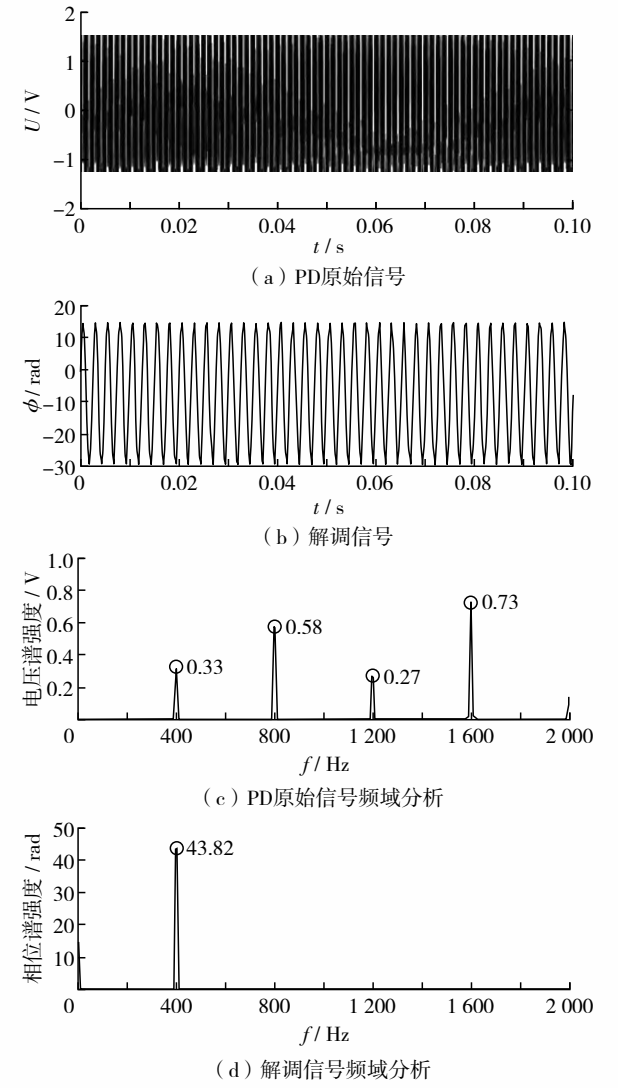


图2　压电陶瓷产生的模拟脚步振动信号在解调处理前后的时域与频域特性对比

Fig. 2　Comparison of the time-domain and frequency-domain characteristics of simulated footstep vibration signals generated by piezoelectric ceramics before and after demodulation processing. (a) raw PD signal, (b) demodulated signal, (c) frequency analysis of the raw PD signal, and (d) frequency analysis of the demodulated signal.

2.1.3　实际信号的采集与解调

3 × 3光纤耦合器的输出信号如图3(a)．可见，信号在时域上表现出高频、密集振荡，且在某些时段内存在明显的幅值变化与不规律尖峰，反映了脚步振动对光纤的初始冲击及后续复杂响应．信号同时包含未解调的相位信息与噪声．对图3(a)进行解调得到图3(b)，其中，正值对应光纤拉伸应变；负值对应压缩应变或松弛．当脚步作用施加压力时光纤拉长，光程增加，干涉信号产生正向相位偏移．

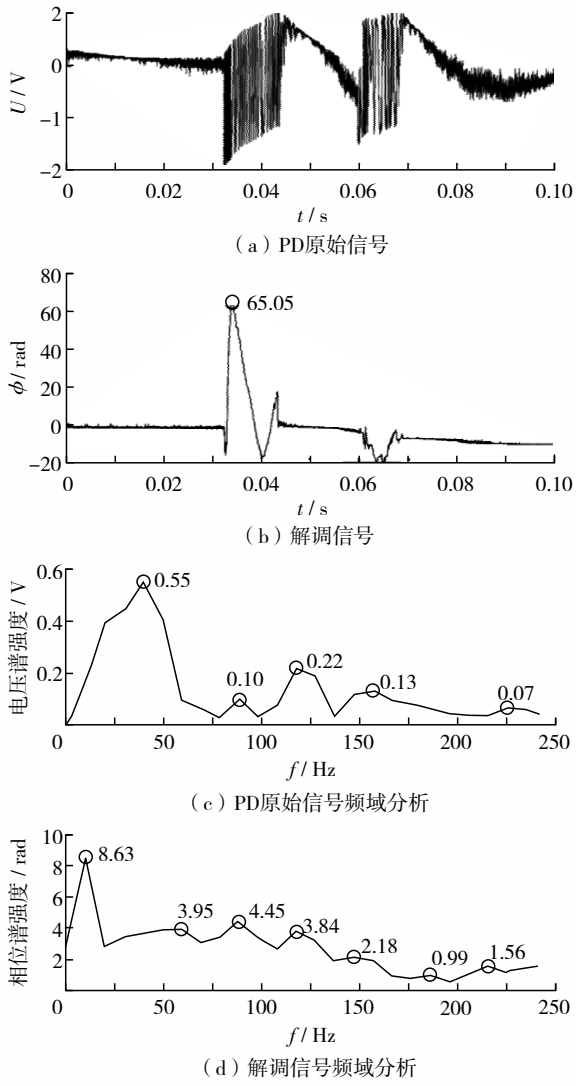


图3　PD采集与解调信号对比

Fig. 3　Comparison of PD-acquired and demodulated signals of (a) raw PD signal, (b) demodulated signal, (c) frequency analysis of the raw PD signal, and (d) frequency analysis of the demodulated signal.

https://journal.szu.edu.cn
中国知网　https://www.cnki.net

当脚步抬起时光纤回弹，短暂压缩可能超过其平衡状态，光程缩短，从而引起负向相位偏移．图3(b)中初始峰值代表脚步冲击时的最大拉伸应变，随后应变逐渐释放．信号持续时间短，符合脚步瞬态事件的特征．相较于理论仿真结果，实际信号解调虽引入噪声和基线偏移，但整体效果良好，验证了光纤干涉仪系统在实际振动监测中的可行性．

图3(c)为PD原始信号的频域分析结果．可见，原始PD信号在40 Hz附近出现幅值约0.55 V的谱峰，并在约90、120 Hz等处出现多个次级谱峰，表明PD原始信号中包含多个频率分量．图3(d)为解调信号的频域分析结果．可见，解调相位信号在约10 Hz处出现8.63 rad的主要谱峰，并在约60、90 Hz等处保留幅值较小的次级谱峰．峰值包络总体随频率升高而减小，表明当前脚步事件的解调相位响应以低频分量为主，同时包含由瞬态冲击和后续应变释放产生的较弱高频成分．

2.2 信号识别

2.2.1 识别方案设计

本研究设置3种代表性的信号类型并采集样本．其中，信号1为在塑料地板上的走路振动；信号2为在塑料地板上的跑步振动；信号3为在金属表面的走路振动．3种信号均为实验室环境下采集的体重约62 kg成年男性的脚步振动信号，数据采样率为2.4 MHz，时长为0.1 s，每组采集100次样本．为全面评估系统的分类性能，对这3种信号进行两两组合，形成3个独立的二分类任务．

对采集信号进行预处理，并从时域与频域维度提取多组特征参数，采用Fisher得分进行评估与筛选，用于训练分类器．在选择分类器时，因深度学习方法对数据量需求更大，在小样本数据集上易发生过拟合[13]，本研究作为可行性验证，优先选用SVM、*k*NN和决策树这3种传统机器学习模型．

2.2.2 数据预处理

数据中的直流分量往往由设备偏置或信号传输过程中的电磁干扰引起[14]，在进行信号分析之前需将其去除．采用频域法对信号进行快速傅里叶变换后将零频分量置零，再做逆傅里叶变换，得到滤除直流分量的振动信号，如图4．去直流后信号的频域特征更为清晰，便于更好地分析信号特性．

以下对信号进行归一化处理．由于受到信号采集环境、传感器灵敏度及信号传输路径等因素影响，原始信号往往存在幅值不一致的问题，致使特征提取结果产生偏差，进而影响分类器性能[15]．归一化处理使特征提取更关注信号形态特征而非绝对幅值，从而提高模型的泛化能力和分类准确率．

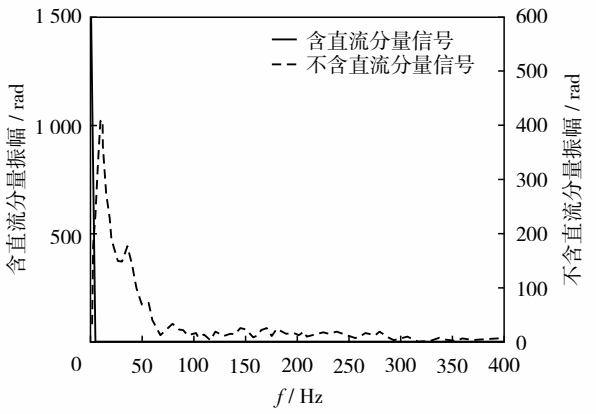


图4 信号预处理前后频谱图对比

Fig. 4 Comparison of the spectra before (solid line, left axis) and after (dashed line, right axis) signal preprocessing.

在完成特征提取后，对所提取的特征进行标准化处理．由于不同特征具有不同的量纲和数值尺度，直接用于训练分类器可能导致尺度较大的特征对模型产生较大影响，因此采用Z-score标准化方法[16]对特征数值处理，计算公式为

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \tag{3}$$

其中，X为特征的取值；μ和σ分别为该特征在训练集中的均值和标准差；Z为标准化后的特征值．

2.2.3 特征提取与筛选

分类器性能取决于所提取的特征参数对不同类别信号的表征能力和区分能力．为充分描述采集信号的特征信息，本研究对信号进行统计分析，从时域和频域角度提取多种特征参数，以描述不同种类信号的特征信息．

在特征选择上，使用的特征过少易导致欠拟合，模型过简，则无法捕捉足够的分类信息．本研究样本量较小，特征过多易导致特征空间维度过高进而过拟合，模型很可能学习到训练数据中的噪声和偶然相关性．本研究时域上提取4个特征：均方根值、峭度、零交叉率及偏度．频域中提取3个特征：频谱带宽、子频带能量分布比及小波变换能量熵．上述7个特征构成互补性强的特征集合，可全面描述非周期宽频振动信号的多维特性，为后续分类提供数据基础．表2为各特征参数的优势与作用．

采用Fisher得分对信号特征进行评估，选择得分高的特征作为信号分类依据．Fisher得分的核心

https://journal.szu.edu.cn
中国知网 https://www.cnki.net

表2　所提取的不同特征参数对比

Table 2　Comparison of different extracted feature parameters

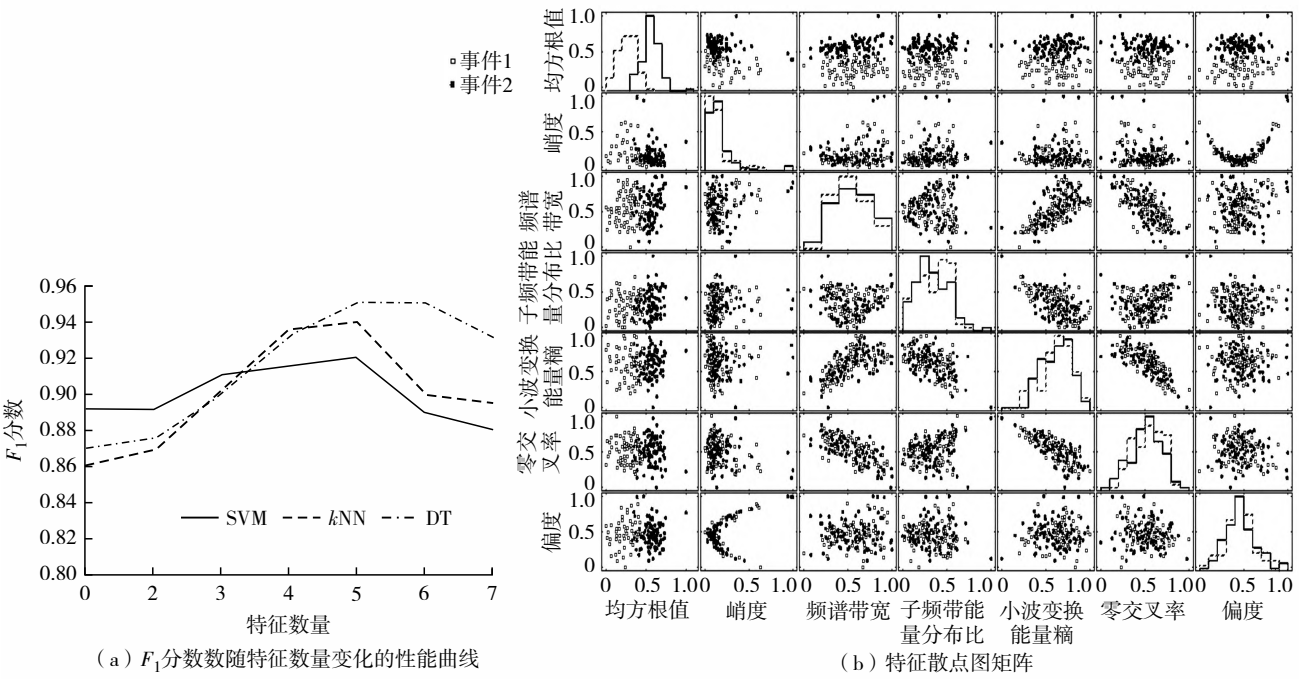
特征参数	优势	作用
均方根值	直接反映信号能量水平，对不同振动源强度差异敏感	能提供振动强度基本信息，与各类振动源的物理属性紧密相关
峭度	对信号中的冲击成分极为敏感，能捕捉异常振动特征	峭度值高表明信号包含尖峰，适合检测间歇性冲击振动
频谱带宽	描述频率分布宽度，与频谱质心配合刻画频谱整体形态	不同振动源产生的频率分布宽度差异明显，是区分信号类型的关键指标
子频带能量分布比	捕捉频谱细节特征，对频率分布模式敏感	不同振动类型在特定频带的能量集中程度不同，提供高区分性特征
小波变换能量熵	结合时频域信息，特别适合非平稳宽频振动信号	能同时捕捉信号的时变特性和频率特性，是传统特征的有力补充
零交叉率	单位时间内信号穿过零值的次数	不同类型振动源的零交叉率模式存在显著差异，计算简单但区分能力强
偏度	描述信号振幅分布的不对称性，反映振动的方向偏好性	某些振动源会产生具有正或负偏度的特征信号，提供额外的区分维度

思想是好的特征应该使相同类别样本尽可能接近，同时使不同类别的样本尽可能分开，其数学表达式为

$$F = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \tag{4}$$

其中，F为候选特征Fisher得分；μ_1和μ_2表示两个类别在指定特征上的均值；σ_1和σ_2表示两个类别在指定特征上的标准差.

按照Fisher得分从高到低选取特征作为分类器输入，并通过F_1分数评价不同特征数量下的分类器预测性能，结果见图5(a). 可见，当特征个数为1或2时，模型F_1分数较低，表明特征过少导致了欠拟合；随着特征数量增加，模型性能显著提升，并在特征个数为5时达到峰值. 此时，决策树的F_1分数最高，kNN次之，SVM最低(0.92)；当特征个数增加到6或7时，由于引入Fisher得分较低、含噪



(a) F_1分数数随特征数量变化的性能曲线　　(b) 特征散点图矩阵

图5　特征选择与可视化分析

Fig. 5　Feature selection and visualization analysis. (a) Performance curve of F_1-score versus feature number. (b) Scatter plot matrix of all features.

https://journal.szu.edu.cn
中国知网　https://www.cnki.net

声较多的特征，3种模型性能均明显下降.

图5(b)为不同特征组合的散点图矩阵. 其中，事件1和事件2分别表示塑料地板上的走路振动和跑步振动；非对角线子图表示任意两个特征组合下两类样本的散点分布；对角线子图表示两类样本在单个特征上的重叠直方图，有助于衡量单个特征对两类不同事件的区分能力.

本研究选择Fisher得分前5的特征作为最终分类依据，该组合在所有模型上均表现出最佳性能，是平衡模型复杂度与性能的最佳折中.

2.2.4 分类器训练

*k*NN算法中设置$k=3$. SVM采用高斯核函数以处理数据的非线性特征. 同时，为消除不同特征间量纲的影响，对数据进行标准化处理. 惩罚系数$C=1$，核尺度参数γ由Matlab自动计算. 决策树采用不剪枝策略，叶节点最小样本量设为1，不限制最大分裂次数，使决策树充分生长以拟合训练数据. 本研究旨在对比3种模型在常用设置下的基础性能，未对超参数进行精细调优.

鉴于每类仅100组样本，采用重复K折交叉验证(K-fold cross-validation)策略，以降低模型评估偶然性，提高泛化能力评估的可靠性. 该方法将每个二分类任务的总样本随机分为10个互斥的子集，轮流选取其中9个子集作为训练数据，剩下1个子集作为测试数据，进行10次训练和测试；上述过程重复50次. 最终模型性能指标以多次测试结果的平均值及标准差来衡量.

经计算，SVM的准确率为93.32% ± 0.90%，*k*NN为93.68% ± 0.98%，决策树为94.06% ± 0.97%. 结果表明，尽管样本量较小，但通过重复K折交叉验证，3种模型均展现出了良好的泛化能力和较高的稳定性.

2.2.5 识别结果

不同分类器在准确率、查准率、查全率及F_1分数评价指标下的得分如图6. 以“塑料地板上走路与跑步”(信号1与信号2)的分类任务为例，决策树的识别准确率为94.0%，高于*k*NN的93.5%和SVM的93.0%，在另外两个分类任务（塑料地板上走路与金属地板上走路、塑料地板上跑步与金属地板上走路）中，决策树也取得了最高的准确率，分别为98.0%和100.0%.

当特征数量较少时，SVM的F_1分数高于其余两种分类方法，原因在于其核函数能将数据映射到高维空间，从而在特征信息不足的低维空间中找到复杂的非线性边界. 当特征个数增至5时，决策树获得足够信息，使其能够构建简单、明确且鲁棒的划分规则. 在这种情况下，决策树的轴向划分策略比SVM复杂的非线性映射更不容易受噪声干扰，表现出了最佳性能.

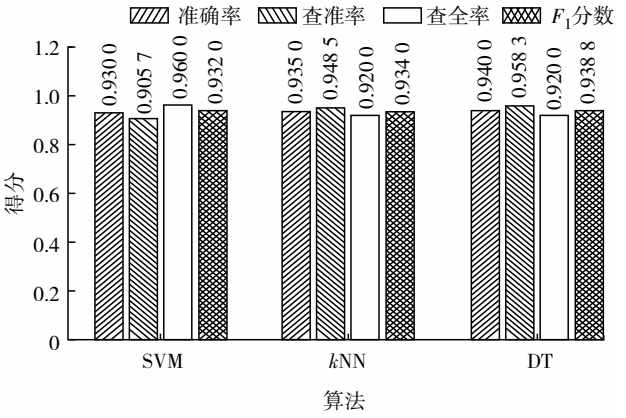


图6 三种分类器对塑料地板上走路与跑步信号性能对比

Fig. 6 Performance comparison of three classifiers for walking and running signals on plastic flooring.

结 语

基于光纤干涉仪与机器学习方法，构建智能脚步振动信号识别系统，通过理论建模、仿真分析与实验验证，实现了脚步振动信号的采集、解调及分类. 结果表明，基于马赫-曾德尔干涉仪的传感系统结合3×3光纤耦合器解调技术，在实验室环境下能稳定工作. 通过Fisher得分筛选和10折交叉验证，实验证明了选取均方根值、峭度、零交叉率、频谱带宽和子频带能量分布比这5个得分最高的特征是平衡欠拟合与过拟合的最佳策略. 在最优特征集上，决策树分类器表现出最佳性能，对“塑料地板上走路与塑料地板上跑步”任务的识别准确率达到94.0%，并在其他二分类任务中取得了98.0%和100.0%的准确率.

本研究将光纤传感技术与机器学习结合，突破了红外、视频监控等传统技术的局限性，在智能建筑安防、边境防护等领域具有重要应用价值. 未来研究将引入深度学习模型，如卷积神经网络、循环神经网络等，以挖掘更复杂的信号时频特征；此外，应采集更多类型、更多场景下的事件数据，并探索多传感器融合策略，进一步增强系统对未知入侵事件的识别鲁棒性.

https://journal.szu.edu.cn
中国知网 https://www.cnki.net

基金项目：国家自然科学基金资助项目（W2532046，62275172，U22A2088）；深圳市基础研究计划资助项目（JCYJ20241202124408012，JCYJ20220818095800001）；深圳市科技计划资助项目（深圳市超快激光微纳制造重点实验室ZDSYS20220606100405013）；深圳大学科研仪器研制培育资助项目（2023YQ027）

作者简介：林柏含（2022270156@email.szu.edu.cn），深圳大学硕士研究生．研究方向：分布式振动传感．
刘国强（2600232013@mails.szu.edu.cn），深圳大学博士研究生．研究方向：分布式振动传感、三维空间振动定位．
林柏含和刘国强为共同第一作者．

引　　文：林柏含，刘国强，陈宇徽，等．基于光纤干涉仪和机器学习的智能脚步振动识别[J]．深圳大学学报理工版，2026，43(5)：614-621.

参考文献 / References：

[1] 孙文达，郑晶，孙远．基于相位敏感光时域反射计的语音与脚步振动信号监测系统研究[J]．激光与光电子学进展，2023，60(23)：101-107.
Sun Wenda, Zheng Jing, Sun Yuan. Voice and footstep signal monitoring system based on phase sensitive optical time domain reflectometer[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(23): 101-107. (in Chinese)

[2] 申永旭．基于分布式光纤周界安防入侵信号迁移场景的识别研究[D]．济南：齐鲁工业大学，2025.
Shen Yongxu. Research on the identification of intrusion signal migration scenarios based on distributed fiber optic perimeter security[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2025. (in Chinese)

[3] Wang Haojie, Guo Jinkun, Mo Han, et al. Fiber optic sensing technology and vision sensing technology for structural health monitoring[J]. Sensors, 2023, 23(9): 4334.

[4] Liu Kun, Jin Xibo, Jiang Junfeng, et al. Interferometer-based distributed optical fiber sensors in long-distance vibration detection: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(22): 21428-21444.

[5] Yu Zhihua, Dai Haolong, Zhang Mingyu, et al. High stability and low harmonic distortion PGC demodulation technique for interferometric optical fiber sensors[J]. Optics & Laser Technology, 2019, 109: 8-13.

[6] 毕晓彬．基于马赫曾德尔干涉仪的光纤传感器的研究[D]．杭州：浙江工商大学，2024.
Bi Xiaobin. Research on fiber optic sensors based on Mach Zehnder interferometer[D]. Hangzhou: Zhejiang Gongshang University, 2024. (in Chinese)

[7] 吴明埝，沈一春，陈青青，等．基于多分类高斯SVM的光纤信号的模式识别方法[J]．激光技术，2025，49(1)：128-134.
Wu Mingnian, Shen Yichun, Chen Qingqing, et al. Pattern recognition method of distributed optical fiber sensing signal based on multi-classification Gaussian SVM [J]. Laser Technology, 2025, 49(1): 128-134. (in Chinese)

[8] 曲志刚．分布式光纤油气长输管道泄漏检测及预警技术研究[D]．天津：天津大学，2007.
Qu Zhigang. Study on the leakage detection and pre-warning techniques based on the distributed optical fiber for the long-distance oil and gas pipelines[D]. Tianjin: Tianjin University, 2007. (in Chinese)

[9] 宋培培，万遂人．分布式光纤传感信号特征提取方法研究[J]．世界科技研究与发展，2009，31(5)：820-823.
Song Peipei, Wan Suiren. The research on the feature extraction of the distributed fiber sensing signal[J]. World Sci-Tech R&D, 2009, 31(5): 820-823. (in Chinese)

[10] 华东师范大学光学教材编写组．光学教程[M]．4版．北京：高等教育出版社，2008.
East China Normal University Optical Textbook Compilation Team. Optics tutorial[M]. 4th ed. Beijing: Higher Education Press, 2008. (in Chinese)

[11] 张旭苹，张益昕，王亮，等．分布式光纤传感技术研究和应用的现状及未来[J]．光学学报，2024，44(1)：0106001.
Zhang Xuping, Zhang Yixin, Wang Liang, et al. Current status and future of research and applications for distributed fiber optic sensing technology[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(1): 0106001. (in Chinese)

[12] 孙韦．基于光纤振动系统相位解调方法的改进研究[D]．长春：吉林大学，2019.
Sun Wei. Research on the improvement of phase demodulation method based on optical fiber vibration system[D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)

[13] 孙抒曼．基于小样本学习的Φ-OTDR扰动信号识别研究[D]．北京：北京交通大学，2023.
Sun Shuman. Research on disturbance signal recognition of Φ-OTDR based on few shot learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023. (in Chinese)

[14] 张辉，曹丽娜．现代通信原理与技术[M]．西安：西安电子科技大学出版社，2002.
Zhang Hui, Cao Lina. Modern communication principles and technologies[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2002. (in Chinese)

[15] Sola J, Sevilla J. Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1997, 44(3): 1464-1468.

[16] 李懿．φ-OTDR复杂扰动信号的融合特征提取及模式识别研究[D]．兰州：兰州大学，2024.
Li Yi. Fusion features extraction and pattern recognition of complex disturbance signals from φ-OTDR system[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2024. (in Chinese)

【中文责编：方圆；英文责编：溯心】

https://journal.szu.edu.cn
中国知网　https://www.cnki.net