

基于激光传感技术的烟草设备 运行故障诊断系统

杨丁成, 刘 昇, 刘晓宇, 潘朱良

(广东中烟工业有限责任公司 韶关卷烟厂, 广东 韶关 512026)

摘要: 随着全球经济的发展, 烟草行业在提升生产效率和产品质量方面扮演着重要角色; 研究提出了一种基于激光传感技术的烟草设备运行故障自动化监测系统, 旨在应对烟草设备运行故障监测的需求和挑战; 系统框架设计中, 利用物联网技术构建多层级数据采集网络, 实现多源信号的实时同步传输, 并在硬件层面采用防护设计以适应高粉尘和复杂电磁干扰环境; 在信号采集与优化方面, 系统运用激光多普勒测振技术精确测量三维振动信号, 并采用数据同步优化方案, 通过循环冗余校验和多线程并行处理技术减少大数据量处理延迟, 确保系统实时性和稳定性; 针对故障特征增强, 系统引入经验小波变换对振动信号进行分解, 提取故障相关频段并滤除噪声, 同时运用 Otsu 方法优化频段划分, 最小熵卷积技术进一步抑制环境噪声; 实验结果表明, 研究方法在测量精度上具有显著优势, 与标准振动信号测量值的平均差值为 0.02 mm; 在保持设备振动形态方面, 其振动幅度与无传感器状态的振动幅度相差不超过 0.15 mm; 并且研究方法在具体故障类型的检测中均表现出最高的准确率, 平均值达到 98.27%; 说明研究方法能够有效提高故障检测的准确性和响应速度, 降低维护成本, 对提升烟草行业的生产效率具有重要意义。

关键词: 激光传感; 自动化检测; 故障诊断; 烟草设备; 数据同步

Tobacco Equipment Operation Fault Diagnosis System Based on a Laser Sensing Technology

YANG Dingcheng, LIU Sheng, LIU Xiaoyu, PAN Zhuliang

(Guangdong China Tobacco Industry Co., Ltd., Shaoguan Cigarette Factory, Shaoguan 512026, China)

Abstract: With the development of the global economy, tobacco industry plays an important role in improving production efficiency and product quality. An automatic monitoring system for tobacco equipment operation faults based on laser sensing technology is proposed. The purpose is to address the needs and challenges of tobacco equipment operation fault monitoring. In the system framework design, the Internet of Things technology is used to build a multi-level data acquisition network to achieve the real-time synchronous transmission of multi-source signals, and the protective design of the system hardware is suitable for high dust and complex electromagnetic interference environments. In terms of signal acquisition and optimization, the system uses a laser Doppler vibration measurement technology to accurately measure three-dimensional vibration signals, selects data synchronization optimization scheme, and reduces the processing delay of large data volumes through cyclic redundancy check and multi-thread parallel processing technology, thus ensuring the real-time and stability of the system. In order to enhance the fault characteristics, the system introduces an empirical wavelet transform to decompose vibration signals, extract the frequency band related to the fault and filter out noise. Meanwhile, the Otsu method is used to optimize the division of frequency band, and a minimum entropy convolution technology is used to further suppress environmental noise. Experimental results show that the method has significant advantages in measurement accuracy, with an average difference of 0.02 mm from the measured values of standard vibration signals. In terms of maintaining the vibration mode of the equipment, the difference between its vibration amplitude and the vibration amplitude in the sensorless state does not exceed 0.15 mm. The method has a maximum accuracy in detecting specific types of faults, with an average of 98.27%. The research method can effectively improve the accuracy and response speed of fault detection, reduce maintenance costs, which is

收稿日期:2025-02-20; 修回日期:2025-04-13。

作者简介:杨丁成(1992-),男,大学本科,工程师。

引用格式:杨丁成,刘 昇,刘晓宇,等. 基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(9): 10-19.

of great significance to improve the production efficiency of the tobacco industry.

Keywords: laser sensing; automatic detection; fault diagnosis; tobacco equipment; data synchronization

0 引言

随着烟草行业的发展,对烟草设备运行的稳定性和效率要求越来越高^[1]。设备故障不仅影响生产效率,还可能导致产品质量问题和安全隐患^[2-3]。因此,实现烟草设备运行故障的自动化检测是提高生产管理和安全水平的关键^[4-6]。文献[7]针对烟草设备发生故障无法在第一时间对故障作出判断,对生产质量和效率造成较大的影响的问题,提出了一种基于单片机的烟草包装设备故障检测系统设计,通过建立烟草故障自动化检测系统,从而实现对故障检测的准确性和实时性。文献[8]针对卷烟设备故障分析与维护的问题,提出了一种结合系统分析和预防性维护的方法,通过自加速分解温度建模、故障模式、影响及危害性分析和帕累托图工具实现对生产系统的优化维护策略,从而提高了设备的可用性和降低了维护成本。传统的故障诊断技术在实际应用中面临多重瓶颈。首先,接触式传感器需直接安装于设备表面,易引入附加质量干扰被测对象的振动特性,导致测量精度受限,且难以适应高速旋转部件的三维振动特征捕捉需求^[9]。其次,传统信号处理方法受限于固定时频分辨率,在处理烟草设备非平稳振动信号时易产生频谱泄漏,导致故障特征提取不完整^[10]。此外,现有技术对复杂工况适应性不足,多源噪声会导致信号信噪比下降超过40%,严重制约轴承早期微弱故障的识别能力。最后,基于阈值判定的传统诊断模型泛化性较差,对新型复合故障的分类准确率不足85%,无法满足现代产线对多故障并发场景的实时诊断要求。这些技术短板导致现有系统难以适配烟草设备高速化、精密化的发展趋势。因此,如何改进烟草设备并优化故障诊断技术,成为烟草企业亟需探讨和解决的问题。

随着激光传感技术的发展,非接触式振动测量技术逐渐成为烟草设备故障检测的新方向。激光多普勒测振技术(LDV, laser doppler vibrometry)以其高精度、高效率、非接触式的特点,为烟草设备的故障检测提供了新的可能性。数据同步技术能够确保从不同传感器和设备收集的数据能够实时、准确地传输和处理,这对于实时监控和快速响应设备故障至关重要。经验小波变换能够有效地从信号中分离出噪声和有用的信息,提高信号处理的质量,尤其是在烟草设备振动信号的分析中。在烟草行业对设备运行稳定性和效率要求不断提升的背景下,研究着眼于开发一种基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统。通过采用LDV进行精确的信号采集,并巧妙融合数据同步技术与经验小波变换,设计出一套创新的自动化检测系统。旨在为烟草产品生产提

供坚实的技术支持,确保设备的高效稳定运行。研究的主要创新性在于:1)采用三维激光多普勒测振仪进行非接触式和高精度的振动测量,克服传统接触式传感器可能对被测设备振动模式产生干扰的问题。2)采用傅里叶变换对采集的振动信号进行处理,增强故障检测的准确度和响应速度。3)将数据同步技术、经验小波变换和量子遗传算法等多项技术结合,进一步提升故障检测的效率和准确性。

1 故障诊断系统框架设计

在探讨基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统框架设计时,需关注烟草设备的机械结构和运行状态的方向性特征。这些特征,如切丝机和卷烟机中的旋转部件、轴承和传动装置在特定方向上的分布和运行,产生的振动特征蕴含着丰富的设备状态信息,对于故障诊断至关重要。研究提出了一个基于三维激光多普勒测振的自动化检测框架,旨在全面捕获烟草设备运行过程中的多方向、多层次振动数据。该框架充分利用三维激光多普勒测振仪的非接触式、高精度和多方向测量的优势,构建了一个覆盖烟草设备关键部件的多通道振动数据采集网络。通过物联网技术,系统能够将来自不同测振单元的数据集中传输至中央处理模块,实现数据的高效传输和实时分析。框架设计具体包括振动特征采集策略、数据增强与优化、自动化检测算法集成以及环境适应性设计。这些组成部分共同确保了系统的高效性和准确性,为烟草设备的稳定运行和故障诊断提供了强有力的技术支撑。通过这种综合技术的应用,系统能够深入分析和识别设备故障,从而提高烟草行业的生产效率和设备维护的响应速度。

在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统的框架设计中,振动特征采集策略的制定充分考虑了烟草加工设备的机械结构特性。该策略重点部署在切丝机的刀轴、刀盘及传动装置,以及卷烟机的输送系统和成型装置等关键部位,通过三维测振体系全面捕获 x 、 y 、 z 三个方向的振动特性,确保重要故障特征的全面记录。针对烟草加工环境的高粉尘和复杂电磁干扰,数据增强与优化环节引入了经验小波变换和最小熵卷积技术,对振动信号进行降噪处理,提取高质量的故障信息,有效降低环境因素对测量结果的影响。这一环节的优化,使得系统在复杂工业环境中仍能保持高精度的信号采集能力。自动化检测算法的集成则是基于烟草设备运行过程中的典型故障模式而设计的。通过多通道数据汇总和分布式处理技术,框架显著提高了故障分析的实时性和准确性,为快速响应设备故障提供了技术保障。

在环境适应性设计方面,系统考虑到烟草加工过程中可能遇到的极端环境条件。硬件层面采用防护设计,确保传感器在高粉尘、高湿度条件下的稳定运行;软件层面则采用基于循环冗余校验的数据同步机制,保证在复杂电磁环境下信号传输的完整性。研究建立激光测振硬件框架如图 1 所示。

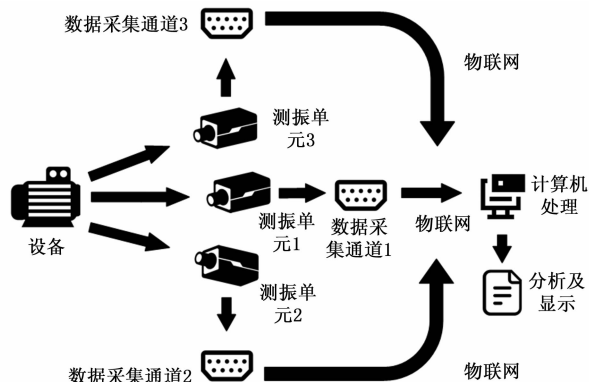


图 1 激光测振硬件框架

由图 1 可知,在激光测振系统中,光学组件和电子组件共同构成了其核心部分。光学组件包括精密的干涉仪和光学探测设备,负责捕捉和测量被测物体在各自正交方向上的振动数据。在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统中,每个测振单元均负责监测其正对方向物体的振动状况。检测到的数据通过传输线缆传输至数据采集模块,该模块负责收集来自各个测振单元的数据。随后,这些数据被进一步传输至计算机系统。在计算机端,对收集到的振动数据进行深入的信号处理,包括数据分析和特征提取,最终将处理结果以直观的形式呈现出来,便于进行后续的分析 and 查看。测振单元使用差动双光路结构,在光折变晶体中形成动态全息光栅,通过光折变效应改变晶体折射率,生成畸变参考光束。使信号光的微小相位变化转化为光强信号,由光电二极管检测,从而获得振动信号,提升系统灵敏度。差分处理减少了噪声,增强了信噪比和精度。

在针对切丝机进行振动采集时,主要关注部件为刀轴与刀盘、传动装置。在刀轴与刀盘的中心区域安装测振单元,检测径向和轴向振动分量,捕获切割过程中负载引起的动态变化。在传动装置的齿轮组和皮带轮周围安装测振单元,获取转动方向的频率特征和振动幅值。在对卷烟机进行振动采集时,主要关注部件为卷烟输送系统和成型装置。在卷烟输送系统的输送带驱动端、托盘支撑点安装测振单元,关注水平和垂直方向的振动特性。在成型装置的成型轴、导向装置安装测振单元,检测轴向和径向振动,并分析频率特性。在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统中,物联网系统采用树型拓扑结构构建多层次数据采集网络。核心层由中央

处理模块与边缘网关组成,边缘层通过 ZigBee 协议连接分布于切丝机、卷烟机等关键设备的测振单元,形成局部子网。测振节点以 10 ms 为周期采集三维振动数据,经数据封装后通过 LoRaWAN 协议上传至边缘网关,网关采用基于时间戳的数据对齐机制(精度 ± 1 ms)实现多源信号同步。针对高粉尘环境下的信号衰减问题,系统在物理层采用 RS-485 总线屏蔽电缆传输基带信号。中央处理模块与边缘网关间通过工业以太网进行通信,支持 1 Gbps 带宽与 μ s 级实时响应,满足多通道振动数据(单节点峰值速率 2.4 Mbps)的并发传输需求。为应对复杂电磁干扰,系统在教育层采用加密算法对数据进行端到端保护,并通过开放性生产控制和统一架构协议实现与系统的数据交互,确保故障诊断结果可实时推送至生产管理系统。

2 烟草设备故障诊断系统软件设计

2.1 基于激光多普勒测振技术的信号采集与优化方法

烟草设备的运行状态直接影响生产效率和产品质量,振动信号是反映设备状态的重要指标。传统的接触式传感器可能干扰设备振动,而 LDV 通过非接触式测量,能够精确捕捉烟草设备的多维度振动信号,确保信号的真实性和准确性。这一节利用 LDV 设计了诊断烟草设备故障时的信号采集与优化方法。

传统的振动测量方法多采用接触式传感器,但会对被测物体产生影响,从而改变其原有的振动形态^[11-13]。为解决这一问题,研究采用了 LDV,其利用激光进行非接触式测量,具有高精度、高效率 and 携带方便的特点,尤其适用于烟草设备运行故障的自动化检测^[14-15]。研究的创新点在于引入三维激光多普勒测振仪,突破单点 LDV 仅能测量单方向振动的局限,实现对被测物体三维振动信号的全面采集。三维激光多普勒测振仪通过三组正交分布的测振单元,利用光干涉原理分别获取沿光轴(z 轴)、 x 轴和 y 轴方向的振动速度,进而计算出合成振动信号的总幅值和方向性振动特性。相比传统的接触式传感器,三维激光多普勒测振技术能够避免物理接触对振动模式的干扰,确保采集信号的真实准确性。同时还能捕获复杂工业环境中多方向的振动信息,为烟草设备运行状态提供多维度数据支持。并且可以通过精密光学干涉测量,提升信号采集精度。三维激光多普勒测振仪的两种角度光路如图 2 所示。

由图 2 可知,通过三组正交分布的单点式测振单元 1、2 和 3 来测量物体表面上某点的振动速度。光束从物体反射后产生干涉,控制器分析干涉信号,从而测量物体的三维振动。物体上某点的振动速度 V 可以分解为 V_x 、 V_y 和 V_z 。其中, V_z 是沿着光轴方向的振动分

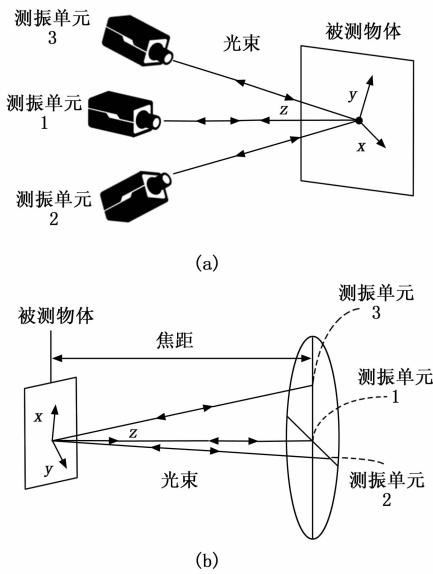


图 2 三维激光多普勒测振仪的光路示意图

量, 可以直接通过测振单元 1 测量得到, 即 $V_z = v'$ 。而 V_x 和 V_y 分别是沿 x 轴和 y 轴方向的振动分量, 则 v'' 和 v'' 的计算公式如式 (1) 所示:

$$\begin{cases} v'' = V_z \cos\alpha + V_y \sin\alpha, v'' = V_z \cos\kappa + V_x \sin\kappa \\ \kappa = \arctan\left(\frac{h'}{c}\right), \alpha = \arctan\left(\frac{h''}{c}\right) \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中, α 表示测动单元 1 和测动单元 2 光路的夹角, κ 表示测动单元 1 和测动单元 3 光路的夹角, c 表示焦距。则合成振动的计算如式 (2) 所示:

$$v_e = \sqrt{(V\cos\alpha)^2 + (V\cos\kappa)^2 + v_z^2} \quad (2)$$

式 (2) 中, v_e 表示合成振动, V 表示振动总幅度。将分量合并, 从多个角度捕捉物体的振动特性的方法, 能为研究提供更全面、更精确的振动分析。在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统中, 考虑到设备系统中各部件普遍存在的非线性特性, 其输入与输出之间的关系并非线性比例, 这一特性在系统运行过程中产生的大量数据中尤为明显。这种非线性特性可能导致数据交互延迟, 进而影响系统的实时性和稳定性。为了解决这一问题, 研究中设计了一种高效的物联网数据同步优化方案。该方案旨在提升烟草设备检测系统的可靠性和实时性能, 确保在面对非线性特性和大数据量时, 系统仍能保持高效稳定的运行。

优化方案的核心在于基于数据结构分解和并行处理的同步技术, 在物联网下行链路中, 首先对数据进行分段处理。利用循环冗余校验技术为每个数据段生成固定数值校验码, 以便在后续传输过程中快速检测和纠正数据错误, 确保传输数据的完整性。数据经发射机处理后, 通过无线传输进入接收器。在下行传输中, 采用蜂窝网络对数据进行多级划分, 并结合正交相移键控调制

技术, 以符号为单位进行分层传输, 确保传输的可靠性和抗干扰能力。数据到达接收器后, 首先通过预解码和解层映射完成初步处理, 然后与发射端的流程相反, 逐步恢复数据完整性。同步过程严格控制延迟, 确保高效的数据交互和实时响应。针对物联网环境下的多源数据, 研究引入多线程并行处理技术, 将数据按层级和类型进行分类处理。利用分布式同步算法, 显著减少了大数据量条件下的处理延迟, 提高了系统的整体性能。

在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统中, 针对烟草加工过程中可能遇到的复杂电磁干扰环境, 研究特别设计了优化方案。方案通过结合冗余校验和多通道动态调整策略, 有效增强了信号传输的稳定性。此外, 系统能够自适应地调节信号的同步窗口, 以有效应对突发的干扰和数据波动, 确保数据传输的连续性和可靠性。在进行正交相移键控调制的过程中, 数据同步操作是以逐个符号的形式细致执行的, 这一过程对于保持数据的完整性和准确性至关重要。正交相移键控调制发射的基带信号, 如式 (3) 所示:

$$s(k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N_u-1} c_n \exp\left(\frac{j2\pi kn}{N}\right) \quad (3)$$

式 (3) 中, $s(k)$ 代表基带信号; N 代表反傅里叶变换点数; N_u 代表子载波数; c_n 代表第 n 个子载波上的调指数数据; j 为虚数单位; k 代表时间变量。若进行数据同步交互时存在定时误差, 循环前缀长度大于定时误差时, 接收机接收到频域信号如式 (4) 所示:

$$\hat{S}(k) = \exp\left(\frac{2\pi j k \Delta\theta}{N}\right) S(k) H(k) + W(k) \quad (4)$$

式 (4) 中, $\hat{S}(k)$ 代表接收机接收频域信号; $H(k)$ 代表信道系统函数; $S(k)$ 代表频域基带信号; $W(k)$ 代表白噪声干扰; $\Delta\theta$ 代表定时误差。循环前缀长度小于定位误差时, 接收机接收到频域信号需要加入信号衰减, 如式 (5) 所示:

$$\alpha(\Delta\theta) = \sum_i |h_i(t)|^2 \frac{N - \Delta\theta}{N} \quad (5)$$

式 (5) 中, $\alpha(\Delta\theta)$ 代表信道对信号的衰减; i 代表多径信道数量; $h_i(t)$ 代表信道冲激响应。在进行信号同步时, 设备需要先对主同步信号进行检测, 首先由数据生成信号序列, 进行资源映射后生成基带信号。生成主同步信号如式 (6) 所示:

$$d_l(n) = s(l) \cdot e^{-j n u(n+1)/11} \quad (6)$$

式 (6) 中, $d_l(n)$ 代表主同步信号; $s(l)$ 代表代码覆盖; l 为介于 3 和 13 之间的符号序号; u 代表根序号。在频域上的主信号资源映射编号从 0 开始, 到 11 结束, 与频域的子载波相对应。子载波编号每 7 个分为一个位置区域。主信号分布在无线帧 10 个子帧的 5 号子帧上。辅同步信号的生成函数与烟草设备位置有关, 如式 (7)

所示:

$$d(n) = \mathbf{b}_q(m) e^{-j \frac{2\pi f}{\theta_f} n} e^{-j \frac{2\pi f}{\theta_f} n n' (n'+1)/131} \quad (7)$$

式 (7) 中, $d(n)$ 代表辅同步信号; $\mathbf{b}_q(m)$ 代表哈达玛矩阵行; θ_f 代表循环位移量。辅同步信号在生成时, 由数据设备位置分别生成扰码序列和 Zadoff-chu 序列, 同时对 Zadoff-chu 序列进行长度拓展。将两条序列进行结合后加入帧定时进行循环位移, 将数据分成多条分别进行子载波映射、傅里叶逆变换和加循环前缀操作。烟草设备的数据同步交互由主同步信号和辅同步信号相结合完成。

2.2 故障特征前期增强技术

烟草设备在长期运行中易受机械磨损和负载变化的影响, 振动信号中常包含大量噪声, 直接用于故障诊断较为困难。这一节针对烟草设备老化带来的频段划分复杂性, 引入 Otsu 方法优化频段划分, 确保故障特征的精准提取, 为后续诊断提供高质量的信号基础。

在基于 LDV 采集振动信号并完成数据同步之后, 系统进入信号前期增强阶段, 这一步骤对于提升故障检测的准确性和鲁棒性至关重要。系统首先运用快速傅里叶变换将时域信号转换为频域信号, 随后对频谱数据执行归一化处理, 以消除设备运行状态波动带来的影响, 确保特征提取过程的一致性。接着, 系统采用优化的经验小波变换技术对信号进行分解, 精准地提取与故障相关的频段, 同时有效滤除环境噪声, 从而显著提高信噪比。归一化处理时, 以半道烟草加工工序作为一个完整处理区间, 将区间分割为连续的 N 段, 设置 ω_N 作为每个频段的中心, 则 ω_0 是区间上边界, ω_n 是区间下边界, 过渡带长度为 $2\tau_n$ 。对经验小波函数进行构建, 如式 (8) 所示:

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1; \text{if } (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega_n| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}[|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1}]\right)\right]; \\ \text{if } (1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega_n| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}[|\omega| - (1-\gamma)\omega_n]\right)\right]; \\ \text{if } (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega_n| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0; \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式 (8) 中, ω_n 表示第 n 个频段的下边界; γ 的取值小于 1。对经验尺度函数进行构建, 如式 (9) 所示:

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 1; \text{if } |\omega_n| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}[|\omega| - (1-\gamma)\omega_n]\right)\right]; \\ \text{if } (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega_n| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0; \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式 (9) 中, γ 小于频段上下边界差与上下边界和的比

值。模态分量的定义如式 (10) 所示:

$$\begin{cases} f_0(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) \\ f_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_k(t) \end{cases} \quad (10)$$

式 (10) 中, $W_f^e(n, t)$ 代表细节系数, 由小波函数和信号内积生成; $W_f^e(0, t)$ 是近似系数, 由尺度函数与信号内积生成; φ_1 表示经验尺度系数。对输出振动信号进行重构, 如式 (11) 所示:

$$f(t) = \left[\hat{W}_f^e(0, \omega) \hat{\varphi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^e(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega) \right]^V \quad (11)$$

式 (11) 中, $\hat{W}_f^e(0, \omega), \hat{W}_f^e(n, \omega)$ 分别是 $W_f^e(0, t), W_f^e(n, t)$ 的傅里叶变换。进行频谱区分时, 将频谱划为 N 个频段, 各频段独立存在, 排除区间两端点, 还需要确定 $N-1$ 个边界点。频谱在单个区间内的离散尺度空间由极小值点数量决定, 极小值点数量计算函数如式 (12) 所示:

$$L(x, t) = \sum_{n=-M}^M f(x-n) g(n; t) \quad (12)$$

式 (12) 中, x 为变量; t 是尺度参数; $g(n, t)$ 是高斯核函数。在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统中, 考虑到设备长期运行可能导致的老化问题, 以及随之增加的振动因素复杂性, 系统在处理振动信号时面临着频段划分的挑战。这些复杂性可能导致在频段划分时产生大量冗余且无意义的频段, 进而影响滚动轴承故障特征的提取效率。为了克服这一难题, 系统引入了 Otsu 方法对经验小波变换流程进行优化。优化后的经验小波变换首先对输入信号进行快速傅里叶变换, 分析得出 Fourier 谱, 然后通过 Otsu 方法确定尺度空间曲线阈值, 得出初始的分界点, 根据分量互信息和相邻分量的值决定分量是否合并, 依照合并处理后的分量更新 Fourier 谱, 输出优化后的分量信号。烟草设备运行环境复杂, 在进行提取时易被其他环境噪声干扰, 使用最小熵卷积达到降噪的目的, 并同时增强包含故障的振动信号。建立滚动轴承故障时的振动信号函数, 如式 (13) 所示:

$$y(n) = x(n) * h(n) + e(n) \quad (13)$$

式 (13) 中, $y(n)$ 代表输出信号; $x(n)$ 代表输入信号; $h(n)$ 是信号传递函数; $e(n)$ 代表环境噪声。 $y(n)$ 恢复到 $x(n)$ 的熵越小, 证明故障信息受干扰越少。 $x(n)$ 的取值如式 (14) 所示:

$$\begin{cases} x(n) = f(n) * y(n) = \sum_{l=1}^L f(n) y(n-l) \\ \frac{af(n)}{af(l)} = y(n-l) \end{cases} \quad (14)$$

式 (14) 中, l 代表逆滤波器长度。以 $x(n)$ 的目标范数衡量 $x(n)$ 熵值大小, 建立目标函数, 如式 (15) 所示:

$$o_2^4(f(n)) = \frac{\sum_{i=1}^N x^4(n)}{[\sum_{i=1}^N x^2(n)]^2} \quad (15)$$

式 (15) 中, $o_2^4(f(n))$ 是 $x(n)$ 的范数。将熵值和范数目标函数的偏导进行联立, 如式 (16) 所示:

$$\begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^N x^2(n)}{\sum_{i=1}^N x^4(n)} \sum_{i=1}^N x^3(n) y(n-l) = \\ \sum_{p=1}^L f(n) \cdot \sum_{n=1}^N y(n-l) * y(n-p) \\ \mathbf{B} = \mathbf{A} * \mathbf{F} \\ \mathbf{g} = \mathbf{A}^{-1} f \end{cases} \quad (16)$$

式 (16) 中, $\mathbf{B}$ 是联立所得输入输出数据的互相关矩阵; $\mathbf{g}$ 是进行迭代计算后所得到的逆滤波器矩阵; $\mathbf{A}$ 是信号 $y(n)$ 的 $L \times L$ 自相关矩阵。经过计算后完成对烟草设备故障振动信号的前期处理和分析。

2.3 烟草设备故障诊断方法实现

烟草设备的故障诊断对生产连续性和产品质量至关重要, 这一节将支持向量机算法用于分类和识别烟草设备故障模式, 通过最优分类平面区分不同故障类型。量子遗传算法的引入优化了参数选择, 确保系统在复杂工况下的高效运行, 为烟草设备的故障诊断提供了可靠的技术支持。

在基于激光传感技术的烟草设备运行故障诊断系统中, 为了增强振动信号处理和故障检测的精度与效率, 对故障检测流程进行了细致的优化设计, 并据此开发了一套改进的自动检测算法。该算法首先对振动信号进行分解, 有效分离噪声和脉冲成分, 同时提取出故障特征信号的模态分量。接着, 通过峭度和互信息准则进行筛选, 剔除互信息最大的干扰分量以及峭度过小的非故障分量, 确保保留与故障相关性最强的模态信号。针对复杂工况中的信号干扰问题, 采用最小熵卷积技术进一步降低噪声, 强化关键特征, 使得故障信号在噪声背景中更加明显, 为深入分析提供了坚实的基础。此外, 引入支持向量机算法对信号进行分类和故障模式识别, 通过构建最优分类平面, 在特征空间中有效区分不同类别的故障信号, 从而提升分类的精度。最优超平面的定义如式 (17) 所示:

$$\begin{cases} \omega \cdot x + b = 0 \\ y_i [\omega \cdot x_i + b] - 1 \geq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式 (17) 中, x_i 代表输入特征向量; y_i 代表样本类别; ω 是权重向量; b 是偏置向量。分类间隔如式 (18) 所示:

$$\text{margin} = \min_{(x_i, y_i)=1} D(\omega, b, x_i) + \min_{(x_i, y_i)=-1} D(\omega, b, x_i) = \frac{2}{\omega} \quad (18)$$

式 (18) 中, margin 代表分类间隔值。分类间隔越大, 数据点分类效果越好, 最优分类平面选取转为二次凸

化, 如式 (19) 所示:

$$\begin{cases} \min \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 \right) \\ s. t. y_i (\omega x_i + b) \geq 1; i = 1, 2, \dots, n \\ L(\omega, b, a) = \frac{1}{2} \omega^2 - \sum_{i=1}^n a_i \{y_i [(\omega \cdot x_i) + b] - 1\} \end{cases} \quad (19)$$

式 (19) 中, a_i 是引入的 Lagrange 乘子。最优分类平面的决策函数如式 (20) 所示:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j (x_i \cdot x_j) \\ s. t. a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \\ f(x) = \text{sgn}\{(\omega \cdot x) + b\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n a_i * y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\} \end{cases} \quad (20)$$

式 (20) 中, $f(x)$ 代表最优分类平面决策函数, 由最优分类平面解进行二次寻优求解得出。涉及非线性数据时, 引入核函数可以将特征映射到高维空间, 从而将非线性不可分的数据转为高维空间中线性可分的数据。Lagrange 对偶问题发生转变, 如式 (21) 所示:

$$\begin{cases} \min_{\alpha} Q(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n y_k y_i \alpha_k \alpha_i K(x_k \cdot x_i) \\ s. t. \sum_{i=1}^n \alpha_k \alpha_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_k \leq c, k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (21)$$

式 (21) 中, c 为常数。非线性支持向量机的决策函数发生转变, 如式 (22) 所示:

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}\{(\omega \cdot x) + b\} = \\ &\text{sgn}\left\{\sum_{k=1}^n \alpha_k * y_k K(x_k, x) + b^*\right\} \end{aligned} \quad (22)$$

式 (22) 中, y_k 代表样本类别; sgn 是符号函数。使用高斯径向基核函数作为核函数, 如式 (23) 所示:

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (23)$$

式 (23) 中, σ 是核参数, 核参数越小, 支持向量机的学习能力越强。排列熵能够综合数据点之间的时间联系分析信号的动态变化, 计算熵值时不需要对信号的概率分布进行提前设置。排列熵的定义如式 (24) 所示:

$$\begin{cases} H_p(m) = -\sum_{i=1}^k p_i \ln p_i \\ H_p = h p(m) / \ln(m!) \end{cases} \quad (24)$$

式 (24) 中, $H_p(m)$ 是排列熵根据香浓熵设置的定义; k 代表重构向量数量; $\ln(m!)$ 是 $H_p(m)$ 在 $p_i = 1/m!$ 条件下所得到的最大值; H_p 的取值范围是 $0 \leq H_p \leq 1$,

值越小则表明时间序列随机性越弱，序列复杂度越低。为了改善烟草设备检测技术的整体运行效率，研究引入量子遗传算法进行最优参数选择，过程如图 3 所示。

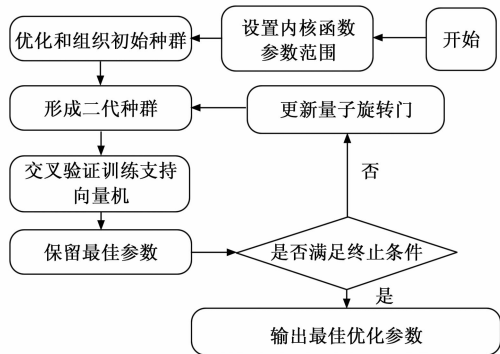


图 3 结合量子遗传算法的最优参数选择流程

由图 3 可见，在进行参数选择时，首先需要对种群数量、最大化代数、惩罚系数范围等进行确定，之后将种群初始化并进行二进制测量转化为二进制串编码。随机产生的参数组合输入支持向量机进行处理，进行交叉验证训练，保留所得的最佳参数组合。使用量子旋转门不断进行搜索验证，直到适应度函数满足终止条件，输出所得的最佳优化参数。故障诊断算法优化体系通过多技术协同构建完整的信号处理与分类流程。首先，经验小波变换对三维激光多普勒测振仪采集的振动信号进行分解，有效分离噪声与脉冲干扰，并提取与故障相关的模态分量。此步骤解决了传统固定时频分辨率方法在非平稳信号处理中的频谱泄漏问题，显著提升信噪比。随后，Otsu 方法优化经验小波变换的频段划分逻辑，通过动态阈值判定合并冗余频段，克服设备老化导致的频段划分复杂性，确保故障特征的精准提取。在特征增强阶段，最小熵卷积技术进一步抑制环境噪声，强化关键故障信号的显著性。完成特征提取后，支持向量机基于高斯径向基核函数对特征空间进行非线性映射，构建最优分类平面以区分不同故障类型。量子遗传算法通过量子旋转门迭代搜索最优核参数与惩罚系数，避免人工调参的主观性与低效性，从而在复杂工况下实现高精度分类。各算法依次解决信号降噪、特征提取、参数优化与模式识别等关键问题，形成“信号预处理—特征增强—参数优化—分类决策”的闭环优化体系，确保故障诊断的高效性与鲁棒性。

在进行具体的故障诊断时，使用三维 LDV 进行多方向振动信号的非接触式采集。利用物联网技术传输数据，结合循环冗余校验确保数据的完整性。使用正交相移键控调制生成主同步信号和辅同步信号，保证数据在复杂环境下的传输稳定性。经过归一化处理、经验小波变换优化、最小熵卷积降噪完成信号处理与增强。将振动信号分解为不同的模态分量，通过峭度和互信息准则

筛选出故障相关的关键特征信号。对信号进行频谱划分，排除冗余频段。使用支持向量机分类算法，在特征空间中识别不同故障模式。故障检测系统根据历史数据和故障特征识别结果，向使用人员输出诊断报告，包括故障类别、位置以及建议处理措施。其中具体的分类诊断需要先对采集的振动信号进行模态分量分解，提取与故障相关的特征信号，利用峭度和互信息准则去除无关分量。通过最优分类平面将不同类别的故障信号分离，选择高斯径向基核函数，处理非线性数据。基于支持向量机模型对分类后的特征信号进行模式匹配，将故障分类为特定类型。使用排列熵计算信号动态变化，确保分类模型对高噪声和复杂工况的适应能力。

3 技术及系统的性能测试

为验证研究提出的基于激光传感技术的烟草设备运行故障自动化检测系统的有效性和优越性，研究对该系统进行详细的性能验证并进行分析。在进行性能测试时，使用真实的烟草加工场景进行应用测试，避免使用数据集进行测试时可能导致的结果偏向性。实验环境如图 4 所示。



图 4 实验环境图

实验开始之前，首先进行实验环境设置与参数配置，具体如表 1 所示。

表 1 实验环境设置与参数配置

环境配置	
处理器型号	Intel Core i7-13400
内存	Corsair Vengeance LPX 16GB
显卡	NVIDIA GeForce GTX 1660 Super
操作系统	Windows 10 Pro 64-bi
编程语言	Python 3.8.5
实验环境温度	25 ℃
实验环境湿度	50 %RH

实验测试中，系统采集的振动信号采样频率设置为 10 kHz，单次测试持续时长为 30 分钟，覆盖烟草设备完整加工周期。针对轴承故障、传动装置故障及刀盘偏心故障 3 类典型故障，每种故障类型分别采集 200 组数据样本，其中每组包含 10 秒连续振动信号，共计 600 组实验数据。测试过程中，设备负载工况分为三档，分

别为轻载、额定负载、过载 20%，转速范围为 800~1 500 rpm，以模拟实际生产中的动态变化。数据预处理阶段，每帧信号长度为 1 024 点，重叠率为 50%，共生成约 1.2×10^6 个数据片段用于后续分析。研究基于表 1 首先验证激光传感技术在非接触式测量中的优越性，研究设计接触式传感器作为实验对比，实验如图 5 所示。

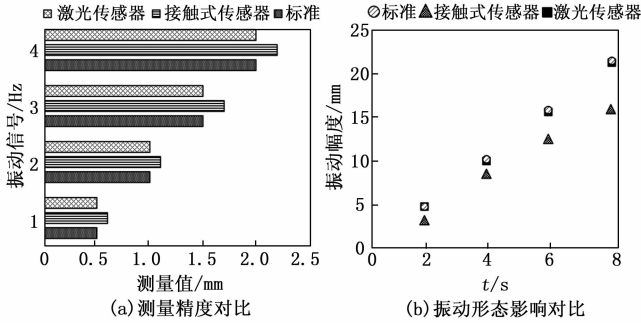


图 5 激光传感技术与传统接触式传感器的对比图

由图 5 (a) 可知，激光传感器在测量精度方面显著优于接触式传感器。激光传感器的测量值与标准振动信号的测量值之间的平均差值仅为 0.02 mm，这一精度水平远高于接触式传感器，后者的平均差值达到了 0.2 mm。这表明激光传感器在测量精度上具有明显的优势，能提供更为精确的振动数据。由图 5 (b) 可知，激光传感器在保持设备振动形态方面也优于接触式传感器。在所有测试时间点，激光传感器的振动幅度与无传感器的振动幅度非常接近，相值不超过 0.15 mm。结果表明激光传感器对设备振动的影响极小，能准确反映设备的真实振动状态，这对于精确检测和分析设备状态至关重要。综上所述，激光传感技术的有效性和稳定性得到了充分的证明。其不仅在测量精度上超越了传统的接触式传感器，而且在保持设备振动形态的真实性方面也展现出了卓越的性能。使激光传感技术成为高精度振动测量的理想选择，为设备的故障诊断和预测性维护提供了强有力的技术支持。然后，研究进一步对烟草设备故障自动化检测系统的性能进行了测试。设置基于射频识别 (RFID, radio frequency identification) 技术的烟草在线检测系统和烟气连续排放监测系统 (CEMS, continuous emissions monitoring system) 烟气在线检测系统作为对比模型，并分别命名为 M1、M2。实验如图 6 所示。

由图 6 (a) 可知，研究提出的基于激光传感技术的烟草设备运行故障自动化检测系统在性能上表现卓越，其诊断的平均故障频率为 0.092 m/s^{-2} ，与实际平均故障特征频率 0.089 m/s^{-2} 的差值仅为 0.003 m/s^{-2} ，显示了检测系统极高的准确性。由图 6 (b) 可知，传

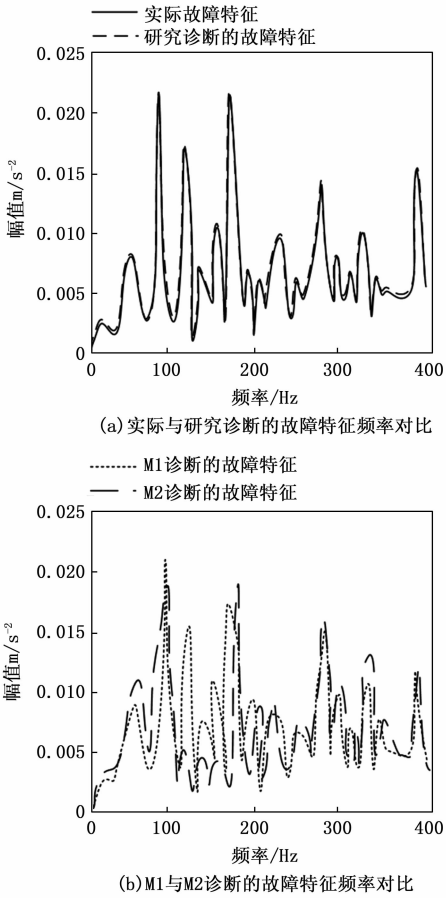


图 6 系统故障自动化检测性能对比图

统的 M1 和 M2 方法与实际平均故障特征频率的差值分别为 0.12 和 0.26 m/s^{-2} ，相比之下，激光传感技术的优势更为明显。此外，激光传感器在保持设备振动形态方面的优越性也得到了验证，在所有测试时间点，激光传感器的振动幅度与无传感器的振动幅度非常接近，差值不超过 0.15 mm，表明激光传感器对设备振动的影响极小，能准确反映设备的真实振动状态。综上所述，证明了研究提出的基于激光传感技术的烟草设备运行故障自动化检测系统的优越性。能有效地进行故障检测和预测，为烟草设备的稳定运行和维护提供了有力的技术支持。在最优参数设置条件下，设置 3 种样本标签对研究方法的检测准确率进行分析，并引入混合神经网络遗传算法和加权模糊聚类粒子群算法进行对比。混合神经网络遗传算法通过遗传算法优化神经网络权值，利用 0.85 交叉概率和 0.05 变异概率实现全局搜索，避免局部最优；加权模糊聚类粒子群算法结合 0.6 模糊隶属度权重与 0.8 粒子群惯性因子，动态调整聚类中心，提升噪声环境下故障特征的区分能力。两算法均设置种群规模为 100，迭代次数为 200 次，以保障对比公平性。检测准确率对比如图 7 所示。

由图 7 (a) 可见，混合神经网络遗传算法进行分

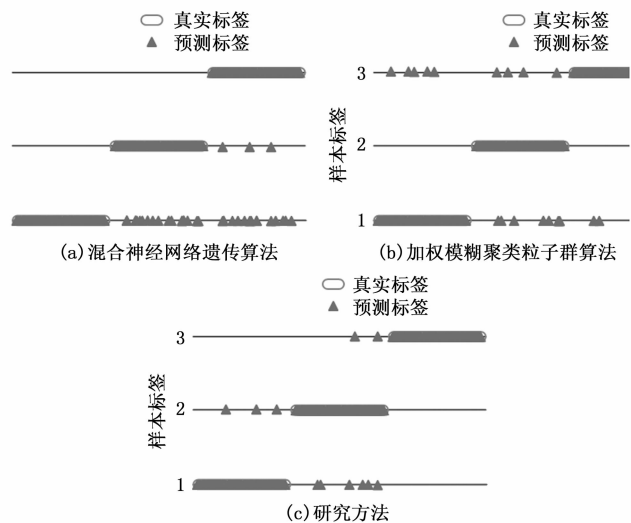


图 7 研究方法检测准确率

量诊断时，对于本属于第 1 类标签结果的分类没有出现误判，但将部分第 2 类标签和第 3 类标签的样本误分入第 1 类标签中，整体判断准确率为 90.33%。由图 7 (b) 可见，加权模糊聚类粒子群算法进行分量诊断时，各类标签样本结果都出现了一定量误判，但整体数量少于混合神经网络遗传算法，整体判断准确率为 94.33%。由图 7 (c) 可见，研究方法在进行分量判断时，将少量属于第 1 类标签的样本误分入第 3 类标签中，将少量属于第 2 类标签的样本误分入第 1 类和第 3 类标签中，本属于第 3 类标签结果的分类没有出现误判，整体判断准确率为 98.12%。说明研究方法在进行故障检测时具有更优秀的检测准确性，误判概率更低。为全面验证系统的普适性，实验选取了 3 种不同型号的烟草加工设备，包括 XG-3000 型切丝机、YJ27-A 型卷烟机及 ZB48 型包装机，覆盖烟草生产线的关键环节。测试故障类型在原有轴承故障、传动装置故障及刀盘偏心故障基础上，新增电机绕组短路故障、齿轮齿面磨损故障及传送带松弛故障，共计 6 种典型故障模式。对有代表性的具体故障类型进行检测，如表 2 所示。

表 2 具体故障类型检测 %

故障类型	研究方法	混合神经网络遗传算法	加权模糊聚类粒子群算法
轴承故障	98.90	90.60	94.70
传动装置故障	97.60	88.20	92.30
刀盘偏心故障	98.30	91.30	93.80
电机绕组短路故障	97.20	86.50	90.40
齿轮齿面磨损故障	96.80	85.70	89.60
传送带松弛故障	96.50	84.30	88.90
平均准确率	97.72	87.77	91.47

由表 2 可见，在轴承故障检测方面，研究方法检测准确率达到 98.9%，主要得益于三维激光传感器在高

频振动信号捕捉中的高精度表现。混合神经网络遗传算法准确率为 90.6%，主要受限于神经网络在高频数据处理时容易受噪声干扰，导致部分误判。在传动装置故障检测方面，研究方法准确率为 97.6%，通过数据同步和优化的小波变换，在复杂波动环境下精准捕捉振动幅值异常。研究方法在 3 种故障类型的检测中均表现出最高的准确率，平均值达到 97.72%。说明研究方法对于具体的故障类型具有更高的检测准确率。为了确保软件算法优化内容的有效性，对研究方法进行消融实验，消融实验过程中所有参数设置与完整研究方法的设置一致，消融实验结果如表 3 所示。

表 3 消融实验

方法	平均判断准确率/%	平均检测耗时/ms	平均 CPU 占用率/%	平均内存占用率/%
研究方法	98.12	114	56	63
数据同步—经验小波变换-Otsu-支持向量机	93.45	221	54	60
经验小波变换-Otsu-支持向量机—量子遗传算法	94.93	573	51	61
数据同步—经验小波变换—支持向量机—量子遗传算法	96.73	147	53	59
数据同步-Otsu-支持向量机—量子遗传算法	92.85	197	52	60

由表 3 可见，研究方法的平均检测耗时为 114 ms，平均 CPU 占用率为 56%，平均内存占用率为 63%。在不加入量子遗传算法时，平均判断准确率下降到 93.45%，平均检测耗时上升到 221 ms。在不加入数据同步时，平均判断准确率下降到 94.93%，平均检测耗时上升到 573 ms。在不加入 Otsu 时，平均判断准确率下降到 96.73%，平均检测耗时上升到 147 ms。在不加入经验小波变换时，平均判断准确率下降到 92.85%，平均检测耗时上升到 197 ms。研究方法相比之下平均 CPU 占用率和平均内存占用率增加量保持在 5% 以内。说明研究所加入的优化技术能够起到作用且不会造成明显的计算量上升。

4 结束语

研究设计了一种利用计算机技术和激光技术的烟草设备故障检测系统，以改善烟草设备的运行质量。过程中不同设备、部件所采集到的数据均通过物联网进行传输，将数据分解为多个部分，然后分别进行处理。采用 Otsu 对经验小波变换流程进行优化，引入核函数将特征映射到高维空间，引入量子遗传算法进行最优参数选择，根据历史数据和故障模式进行自动检测。实验结果表明，研究方法诊断的平均故障频率为 0.092 m/s^{-2} ，与实际平均故障特征频率 0.089 m/s^{-2} 的差值仅为

0.003 m/s⁻²; 研究方法的整体判断准确率为 97.72%, 平均检测耗时为 114 ms, 平均 CPU 占用率为 56%。说明研究方法具有更强的故障检测准确率和效率, 且引入的优化技术都起到了作用。然而, 所提系统在实际应用中可能面临数据质量和可靠性的挑战, 未来的工作将集中在进一步优化系统性能、扩展应用范围以及集成更多先进技术, 以实现更全面的设备检测和更精准的故障预测。

参考文献:

[1] 侯晓音. 工业自动化中 PLC 实时监测技术与故障诊断方法的研究 [J]. 造纸装备及材料, 2023, 52 (11): 121 - 123.

[2] 周光祥, 李 鹏, 江德业. 基于多传感数据融合的变速运行齿轮异常振动故障诊断 [J]. 机床与液压, 2024, 52 (7): 220 - 225.

[3] 王 瑾, 闫 攀. 基于线性可分 SVM 的自动化机床在线故障监测系统设计 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (18): 183 - 188.

[4] 何红丽. 机电设备自动化监控技术在冶金机械制造业中的应用——评《设备健康监测与故障诊断》[J]. 中国有色冶金, 2021, 50 (5): 106.

[5] 吴寒江, 赵志山, 史 鑫, 等. 基于无线传感技术的变电站开关柜故障自动化监测系统 [J]. 自动化与仪表, 2024, 39 (7): 79 - 83.

[6] 吴英刚. 以可靠性为中心的卷烟机械设备针对性维修策略研究 [J]. 建筑工程技术与设计, 2021 (33): 3054

(上接第 9 页)

[7] 李 飞, 葛 飞, 胡继飞. 一种非 PWM 制式司控器电压输出异常故障分析 [J]. 郑州铁路职业技术学院学报, 2023, 35 (1): 38 - 40.

[8] 毛 骏. 基于组态的机车司控器故障检测仪设计与实现 [J]. 新型工业化, 2020, 10 (11): 22 - 23.

[9] 王韶力. 动车组司控器编码故障优化策略 [J]. 铁道车辆, 2024, 62 (4): 149 - 153.

[10] PARK S B, JO H J, LEE D H. Flooding attack mitigator for in-vehicle CAN using fault confinement in CAN protocol [J]. Computers & Security, 2023, 126: 103091.

[11] SAITEJA P, ASHOK B, MASON B, et al. Assessment of adaptive self-learning-based BLDC motor energy management controller in electric vehicles under real-world driving conditions for performance characteristics [J]. IEEE Access, 2024, 12: 4032 - 4034.

[12] 陈 屹. 新型轨道交通电阻测试法接触轨冷滑方案研究 [J]. 交通世界, 2024 (13): 51 - 54.

[13] 陈 谦. 辅助保护等电位联结误解剖析 [J]. 建筑电气, 2024, 43 (7): 19 - 23.

- 3055.

[7] 杨 露, 张 程, 陈 圣, 等. 基于单片机的烟草卷包设备故障检测系统设计 [J]. 造纸装备及材料, 2023, 52 (6): 18 - 20

[8] LAKHOUA M N. Application of system analysis and preventive maintenance on cigarette packer line [J]. Independent Journal of Management & Production, 2021, 12 (2): 439 - 449.

[9] 严 斌, 林星星, 田文静, 等. 一种基于噪声功率检测的机械设备故障预测方法 [J]. 制造业自动化, 2021, 43 (8): 8 - 11.

[10] 李云豪. 人工智能在线监测技术在烟草机械故障诊断中的应用 [J]. 科技资讯, 2022, 20 (20): 9 - 12.

[11] 王 昱, 孙 超, 林焕楚, 等. 烟草行业大功率电机在线状态监测技术与维修应用 [J]. 中国设备工程, 2022 (18): 18 - 20.

[12] 韦炳佐. 烟草行业卷包设备的状态监测技术研究 [J]. 机电信息, 2022 (10): 65 - 67.

[13] 蒋一翔, 张青松, 高雪峰, 等. 基于物联感知的卷烟工艺数据融合与统计分析研究 [J]. 自动化仪表, 2020, 41 (3): 107 - 110.

[14] 罗 毅, 黄毅文. 电气自动化系统中状态监测与故障诊断的实现方法研究 [J]. 中国新技术新产品, 2024 (6): 31 - 34.

[15] 卢志敏, 李文灿, 余根丽, 等. 烟丝库自动化箱式存储物流系统设计与实现 [J]. 自动化仪表, 2023, 44 (1): 81 - 87.

[14] 王亚京, 赵 凯, 古雅倩, 等. 基于 DSP 的多通路小电阻测试系统设计 [J]. 电子设计工程, 2023, 31 (23): 68 - 71.

[15] 黄智华, 谭 光. 基于模型预测控制的实时视觉检测框架 [J]. 计算机工程与设计, 2025, 46 (1): 152 - 158.

[16] HUAI J, SHAO Y, JOZKOW G, et al. Geometric Wide-Angle camera calibration: a review and comparative study [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2024, 24 (20): 6595.

[17] HUANG W, PENG X, LI L, et al. Review of camera calibration methods and their progress [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60 (16): 1600001 - 1600011.

[18] 王泽发, 唐兴国. 基于灰度变换的图像增强方法研究 [J]. 科技创新导报, 2011 (1): 119.

[19] DING F. Least squares parameter estimation and multi-innovation least squares methods for linear fitting problems from noisy data [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2023, 426: 115107.

[20] 周启虎. 地铁车辆司控器故障整改探讨 [J]. 轻工科技, 2016, 32 (5): 61 - 62.