

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.06.016

复杂载荷激励源下斗轮堆取料机悬臂异常振动检测

丁会成¹, 吕景瑞², 陈红卫¹, 张亮³

- (1. 国能宁东第二发电有限公司, 宁夏回族自治区 灵武 751400;
2. 国能宁夏鸳鸯湖第一发电有限公司, 宁夏回族自治区 灵武 750409;
3. 南京国电环保科技有限公司, 江苏 南京 210031)

摘要:在斗轮机取料过程中悬臂梁的振动问题非常突出, 其中铲斗在挖掘散料时受到来自物料的动态复杂载荷是十分重要的激励源之一。为此, 提出一种复杂载荷激励源下斗轮堆取料机悬臂异常振动检测方法。采集斗轮堆取料机运行过程中悬臂振幅与复杂载荷的相关数据, 为消除复杂载荷与异常振动特性之间的量级耦合干扰, 对采集数据展开归一化处理并引入变分模态分解分析方法, 实现二者的振动与载荷的关联。利用果蝇优化算法设计一种关联约束下的振动离散元提纯模型, 对复杂载荷下悬臂的振动特征数据展开精炼强化。将强化后的振动特征数据输入支持向量机中, 实现异常振动特征识别。实验表明: 所提方法对斗轮堆取料机不同部位零件的异常振动皆能做到精准、高效识别。

关键词:斗轮机; 悬臂振动; 检测; 变分模态分解方法; 支持向量机

中图分类号:TU857 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)06-0090-06

Detection of Abnormal Cantilever Vibration of Bucket Wheel Stacker Reclaimer under Complex Load Excitation Sources

DING Huicheng¹, LYU Jingrui², CHEN Hongwei¹, ZHANG Liang³

- (1. Guoneng Ningdong No.2 Power Generation Co., Ltd., Lingwu 751400, China;
2. Guoneng Ningxia Yuanyanghu No.1 Power Generation Co., Ltd., Lingwu 750409, China;
3. Nanjing Guodian Environmental Protection Technology Co., Ltd., Nanjing 210031, China)

Abstract: As cantilever beam vibration is prominent during the material retrieval process of bucket wheel machine, of which the dynamic complex load from the material is one of the important excitation sources for the bucket when excavating loose materials, a detection method for abnormal cantilever vibration of bucket wheel stacker reclaimer under complex load excitation sources is proposed. Collecting relevant data on the cantilever amplitude and complex load during the operation of the bucket wheel stacker reclaimer is initiated. To eliminate the magnitude coupling interference between complex load and abnormal vibration characteristics, the collected data is normalized, and the VMD analysis method is introduced to achieve the correlation between the vibration and load of the two. A vibration discrete element purification model is designed under correlated constraints using the fruit fly optimization algorithm to refine and strengthen the vibration characteristic data of cantilevers under complex loads, and the strengthened vibration feature data is input into SVM to achieve recognition of abnormal vibration features. Experiments show that the proposed methods can identify abnormal vibrations in different parts of the bucket wheel stacker reclaimer with high accuracy and efficiency.

Keywords: bucket wheel machine; cantilever vibration; detection; VMD method; SVM

0 引言

随着信息化进程的不断推进, 电气设备的制造技术得到飞速发展。斗轮堆取料机作为港口、能源开采、电力等多领域高强度连续作业的最优工具选择, 在现代化物料装卸工作中发挥着不可替代的关键性作用。德国作为斗轮堆取料机设备研发最早的国家, 目前已研究出斗轮堆取料机的

连续性全自动堆料抓取技术, 近年来又将技术发展目标锁定在斗轮堆取料机的无人自动化运行以及轻量化结构优化方面^[1]。我国对于斗轮堆取料机的相关研究起步较晚, 相关技术仍处于发展阶段。由于斗轮堆取料机长时间处于高强度作业, 且其应用环境相对复杂恶劣, 在使用过程中容易出现电机过载、皮带偏移、抓取物料过重等问题。其中, 斗轮堆取料机悬臂的异常振动是一种常见

第一作者简介: 丁会成(1979—), 男, 宁夏回族自治区青铜峡人, 工程师, 本科, 研究方向为燃料智能化建设及系统优化, ddhhcc123123@163.com。

问题,可能会导致整个设备的故障和电气事故,从而造成严重的人员伤亡和财产损失。因此,对斗轮堆取料机的悬臂异常振动进行准确识别和检测具有重要的意义。悬臂异常振动的及时检测可以帮助避免悬臂结构的破坏和设备故障的发生,从而提高工作安全性。

刘雁等^[2]在设备正常运行前提下采集振动信号,在完成信号去噪处理后,对正常运行模式下的设备振动信号波形展开分析。引入 BBA 算法计算不同幅值下的信号 Lyapunov 指数,并将 Lyapunov 指数计算结果按照从大到小顺序排列,选取 Lyapunov 指数中的最大值作为设备正常运行状态下振动特征,进而实现设备异常振动识别。该方法应用于斗轮堆取料机悬臂上存在的弊端是:通过 BBA 算法计算不同幅值下的信号 Lyapunov 指数,只选择 Lyapunov 指数最大值作为设备正常运行状态下的振动特征,忽略了其他可能与设备异常振动有关的重要特征,导致复杂载荷激励源下的振动识别不准确。王远涛等^[3]为实现设备异常振动的检测,引入自编码器算法,利用设备运行过程中振动信号作为信号数据样本,对自编码器展开训练,进而建立自编码器模型。通过自编码器内隐藏层数与样本数量之间相互影响关系的推导,实现模型参数的优化调整,进而实现设备异常振动的识别。此方法应用于斗轮堆取料机悬臂上,存在面对大数据样本时检测率整体偏低的问题。这可能是由于自编码器训练样本数量不足和模型参数优化调整方法的不合理导致的,并导致复杂载荷激励源下的振动识别不准确。孙兆光^[4]首先采集设备正常运行过程中的振动信号,通过小波包分解法实现无噪振动信号的重构,并提取振动信号频率特征。将提取的频率特征信息输入至最小二乘支持向量机中,实现特征数据的分类,构建设备异常振动识别模型,进而完成设备异常振动情况的识别。这个方法应用于斗轮堆取料机悬臂上存在连续异常点识别能力较差的问题,可能是由于振动信号重构和频率特征提取过程中的信号处理不完善,从而引起复杂载荷激励源下的振动识别不准确。

为了解决上述方法中存在的问题,本文提出一种复杂载荷激励源下斗轮堆取料机悬臂异常振动检测方法。

1 悬臂振幅与复杂载荷激励源的关联性建模

1.1 获取斗轮堆取料机振动特征采集与 VMD 分析

在实际运行中,斗轮堆取料机悬臂受到来自

多种载荷激励源的作用,如物料堆积、物料取料等^[5]。这些复杂的载荷激励源可能导致悬臂发生异常振动,进而影响设备的正常运行和安全性。建立悬臂振幅与复杂载荷激励源的关联性模型,找出悬臂振动与不同载荷激励源之间的关系。这样,当悬臂振动异常时,可以根据实时监测到的载荷激励源信息并预测悬臂振动的情况^[6],提高斗轮堆取料机悬臂异常振动的检测准确性和可靠性,为设备的维护和故障诊断提供有力支持。

选取夹轨装置、悬臂、行走结构、回转机构、皮带机等斗轮取料机关键零部件作为主要监测对象,采集相关数据,并对数据进行归一化处理,以消除复杂载荷与异常振动特性之间的量级耦合干扰。此外,为了更深入地研究振动与载荷之间的关联,引入变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)分析方法,通过对振动与载荷数据进行分解和关联分析,进一步探究其相互作用规律和影响因素。具体步骤如下。

采集斗轮堆取料机运行过程中悬臂振幅与复杂载荷的相关数据,构建原始振动数据集 $Y = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n\}$,为了消除复杂载荷和异常振动特性之间的耦合干扰,利用式(1)对采集的数据进行归一化处理:

$$Y^* = \frac{Y - \nu}{\zeta} \quad (1)$$

式中: ν 为振动数据的均值; ζ 为数据额标准差; Y^* 的取值范围通常为 0~1 之间。

原始数据中,不同部件的振动数据可能在同时段内存在最大值 $Y_{\max}$ 和最小值 $Y_{\min}$ ^[7]。为排除这些极值对整体数据分析结果的影响,需要进行二次处理,具体处理过程如式(2)所示。

$$\hat{Y} = \frac{n(Y^* - Y_{\min})}{Y_{\max} - Y_{\min}} \quad (2)$$

式中 n 为原始振动数据集内数据条数。

经过二次归一化处理后,振动数据在数量级方面的差异得到了显著优化,这有助于后续的数据分析处理。

假设归一化处理后的数据集 $\hat{Y} = \{\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \hat{Y}_3, \dots, \hat{Y}_n\}$ 中有 n 个不同种类的斗轮堆取料机零部件振动数据样本,引入 VMD 分解法对 $\hat{Y}$ 内数据展开分解。

设定 VMD 分解法中的模态分解数为 L ,数据集内随机振动数据为 W_j ,此时 W_j 的 VMD 分解过程如式(3)所示。

$$W_{j,VMD} = L W_j \times \hat{Y} \quad (3)$$

利用式(3)对归一化处理后的数据集 $\hat{Y}$ 展开遍历,得到斗轮堆料机振动特征数据集,如式(4)所示。

$$Z = \{W_{1,VMD}, W_{2,VMD}, \dots, W_{n,VMD}\} \quad (4)$$

通过对振动特征数据集进行统计分析,比较不同载荷状态下振动特征的统计属性是否有显著差异来探索振动特征与载荷之间的潜在关系,以初步了解振动与载荷之间的关联情况。

1.2 复杂载荷激励源约束下的振动离散元提纯模型

为了更准确地分析斗轮堆取料机的异常振动问题,利用果蝇优化算法^[8-9]设计一种复杂载荷激励源约束下的振动离散元提纯模型,对复杂载荷下悬臂的振动特征数据展开精炼强化,可以更准确地理解和分析异常振动与载荷之间的非线性关系,为预测、诊断和维护斗轮堆取料机的异常振动问题提供有力支持。具体建模过程如下。

果蝇优化算法的寻优过程如图1所示。

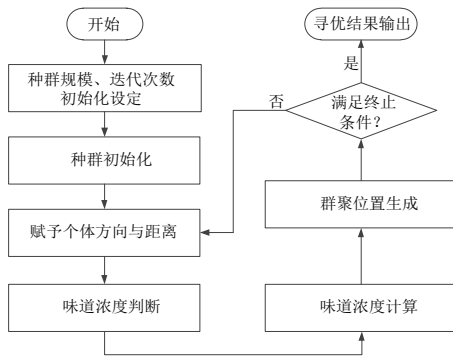


图1 果蝇优化算法特征强化流程

通常情况下,种群规模和迭代次数的设定会影响斗轮堆取料机振动特征优化结果的质量。较大的种群规模和迭代次数通常可以得到更高质量的优化解,但会增加计算量^[10]。为了在获得高质量振动特征结果的同时避免过大计算量,可以采用折中方法初始化种群规模和迭代次数。根据主要零件观测数量,采用随机生成的方式初始化果蝇种群,从而实现斗轮堆取料机振动特征的精炼和性能优化。

为了避免果蝇优化算法迭代过程中陷入局部最优,需要对种群搜索方向、步长展开设置,使种群在适当的范围内,实现全局寻优^[11]。所提方法根据斗轮堆取料机运行过程中的振动范围,令果蝇优化算法在 $[0, 20]$ 搜索步长范围内实施味道

浓度判断,设当前果蝇种群位置为 (x, y) ,令果蝇群体按照随机方向 u 实施嗅觉食物搜索,此时种群内随机果蝇个体 j 的搜索距离 x_j, y_j 可通过式(5)计算。

$$\begin{cases} x_j = x + u \\ y_j = y + u \end{cases} \quad (5)$$

由于果蝇种群在全局寻优过程中的目标位置为未知量,因此,需要对种群内果蝇个体寻优过程中相对于原点的飞行距离 D_j 实施计算,计算过程如式(6)所示。

$$D_j = \sqrt{x_j^2 + y_j^2} \quad (6)$$

由于斗轮堆料机振动特征数据集为 $Z = \{W_{1,VMD}, W_{2,VMD}, \dots, W_{n,VMD}\}$,在式(6)基础上,对数据集内特征参数展开寻优,引入适应度函数^[12] $\text{fitness}(\cdot)$ 构建果蝇种群味道浓度判定依据 $s_{\text{mell}} \circ s_{\text{mell}}$ 判定依据构建如式(7)所示。

$$s_{\text{mell}} = \text{fitness}(Z) = \log \frac{T(f_z)}{B(f_z)} \quad (7)$$

式中: $T(f_z)$ 为斗轮堆料机振动信号输出功率; $B(f_z)$ 为斗轮堆料机振动信号中的噪声功率。

在寻优过程中,根据式(7)对味道浓度展开判断,通过味道浓度判断值的缩放,寻找到果蝇群体中最高味道浓度果蝇个体并极端该个体所在位置,利用该点位置特征参数对全局寻优结果实施更新。此过程中迭代终止的判断条件有两个,其一为迭代次数达到初始化设置上限;其二为已搜索到斗轮堆料机最佳振动特征参数,即味道浓度达到最大值。

为避免果蝇优化算法在全局寻优过程中过早陷入局部最优的情况,所提方法在全局寻优过程中新增一个扰动项,扰动项的添加步骤如下。

1) 当果蝇优化算法迭代过程中,当前种群味道浓度获取结果 $s_{\text{mell},k}$ 与上一代味道浓度获取结果 $s_{\text{mell},k-1}$ 之间的差值满足式(8)条件时,记录当前种群内味道浓度的获取极值 $s_{\text{mell},\text{exl}}$,并向搜索步长中加入扰动项。

$$|s_{\text{mell},k} - s_{\text{mell},k-1}| < \tau \quad (8)$$

若 $s_{\text{mell},k}$ 与 $s_{\text{mell},k-1}$ 差值不满足式(8)条件,则按照原寻优步骤继续进行。

2) 设 s 为扰动累计阶^[13],在满足式(8)条件下, k 代与 $k+1$ 代果蝇种群搜索步中 R_{andom} 扰动项计算过程如式(9)所示。

$$\begin{cases} R_{\text{andom},k+1}^1 = \sum_{j=k-r}^k R_{\text{andom},j}^1 \\ R_{\text{andom},k+1}^2 = \sum_{j=k-r}^k R_{\text{andom},j}^2 \end{cases} \quad (9)$$

3) 利用算法的迭代展开持续寻优,直至完成新的味道浓度极值点搜索,并对原始味道浓度极值点实施更新。

通过精炼和优化振动特征数据,可以获得更准确、更具区分度的振动特征,这些特征反映了悬臂在复杂载荷激励下的振动情况,为后续斗轮堆取料机异常振动的识别提供便利。

2 异常振动识别

将强化后的振动特征数据输入支持向量机(support vector machine, SVM)中,能够充分利用特征提取的结果,将振动数据与不同振动状态建立联系。同时,通过模型的训练和测试,可以对新的振动数据进行预测和分类,实现复杂载荷激励源下斗轮堆取料机悬臂异常振动的检测和诊断。具体步骤如下。

将增强后的斗轮堆料机多部位振动特征值输入 SVM 分类机中^[14],设样本数量为 M ,振动特征数据输入维数为 e ,特征空间内输入数据 $x \in R^e$ 的前提下,训练振动特征数据集可表示为 $A = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)\}$,其中 y 为 SVM 数据分类标志。当 y 取值为-1 时,可判定对应的特征空间输入斗轮堆取料机振动数据为异常振动数据。

SVM 的异常振动特征数据识别主要依赖于图 2 所示的超平面结构,图中黑色加粗实线部分即为分类超平面。待识别斗轮堆取料机振动特征数据输入 SVM 分类机后,被划分为上半部分与下半部分分布的两类样本,通过样本数据的分类^[15],可实现异常振动特征数据的筛选。

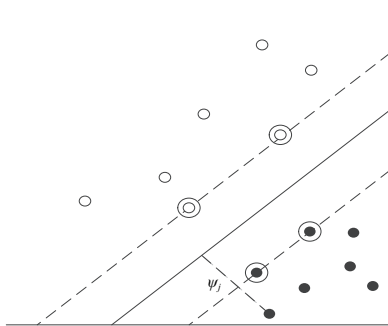


图 2 支持向量机超平面分类结构

超平面的分类问题如式(10)所示。

$$\begin{cases} \min \frac{\|v\|^2}{2} + D\left(\sum_{j=1}^M \Psi_j\right) \\ \text{s.t. } z_j(xv + b) \geq 1 - \Psi_j, \quad j = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (10)$$

式中: b 表示偏置量; Ψ_j 为松弛变量; D 为惩罚因子,通常情况下可根据实际样本惩罚程度的控制需求,对 D 的取值实施为人为设定。

利用对偶问题求解原理^[16],对式(10)展开如下转化:

$$\begin{cases} \max_{\alpha} L(\alpha) = \sum_{j=1}^M \alpha_j - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M \alpha_j \alpha_k y_j y_k L(x_j, x_k) \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^M \alpha_j y_j = 0, \quad 0 \leq \alpha_j \leq D, \quad j = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (11)$$

式中: α 为拉格朗日因子; L 为转置矩阵^[17]; (x_j, x_k) 为核函数。将式(11)应用至 SVM 中,可实现分类模型的生成。异常振动分类模型的决策函数如式(12)所示。

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{j=1}^M \alpha_j y_j L(x_j, x_k) + b \right] \quad (12)$$

分析式(12)可发现,决策函数的构建只与 SVM 内积求和以及待分类振动特征样本之间存在相互联系^[18-19],利用支持向量机对斗轮堆取料机异常振动识别的效率只取决于样本数据复杂程度。

通过以上方法可完成斗轮堆取料机异常振动特征与正常振动特征的分类,进而达到斗轮堆取料机异常振动识别目的。

3 实验与分析

在复杂载荷激励源下斗轮堆取料机悬臂异常振动检测实验中,选择 RTG 型号的悬臂式斗轮堆取料机作为研究对象。设定连续监测的时间段为 24 h。随机选择 10 个悬臂零件作为关键观测对象,安装采样频率为 1 000 Hz 的加速度传感器在悬臂杆前端位置上,以获取振动信号。

在 SolidWorks 软件中,建立斗轮堆取料机的三维实体模型,包括主体结构和悬臂部分。将加速度传感器的几何模型或定位标记添加到悬臂模型中并绘制连接导线路径。利用 SolidWorks 模拟不同物料堆积状况和进料速度等参数来复现复杂载荷激励源。工况 1 设定物料堆积 2 000 t,进料速度为 1 500 t/h;工况 2 设定物料堆积 3 500 t,进料速度为 1 800 t/h。将传感器采集的振动数据与 SolidWorks 模型分析结果进行关联,进一步提取振动特征,进行异常振动检测以及其他相关分析。

采用加速度传感器采集 RTG 型号的悬臂式斗轮堆取料机在工况 1 和工况 2 下的振动信号,

并对采集到的振动信号进行提纯处理。不同工况下提纯信号图像如图 3 和图 4 所示(本刊黑白印刷,如有疑问请咨询作者)。

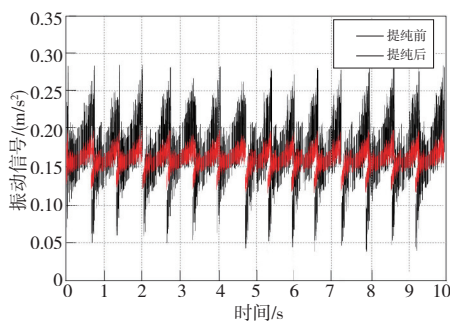


图 3 工况 1 提纯处理后的振动信号图

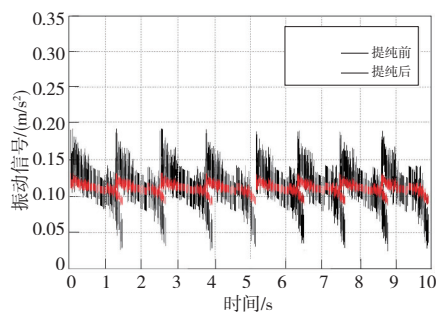


图 4 工况 2 提纯处理后的振动信号图

分析图 3 和图 4 可以看出,原始振动信号的频域谱存在一定的杂乱成分,通过对采集到的振动信号进行提纯处理,提纯处理后的振动信号呈现出较低的噪声水平,噪声成分得到有效去除。提纯处理后的振动信号图像的幅值变化较小,表现出更为稳定的振动行为。这些结果证明了振动信号提纯的有效性,能够提高信号的质量和可靠性。

通过对提纯后的振动信号图像进行分析,可以识别出异常振动现象。异常振动表现为图像中突增或突降的幅值,在时域或频域图像中可能呈现出明显的峰值或异常频点。这些异常振动现象是对悬臂式斗轮堆取料机运行不正常或存在故障的指示。

为了验证所提方法的可行性,选取工况 1 下相同斗轮堆取料机运行过程中的振动数据,分别利用所提方法、文献[3]方法、文献[4]方法对振动数据展开异常检测,通过 3 种方法检测率的对比,实现不同方法的可行性判断,对比结果如图 5 所示。

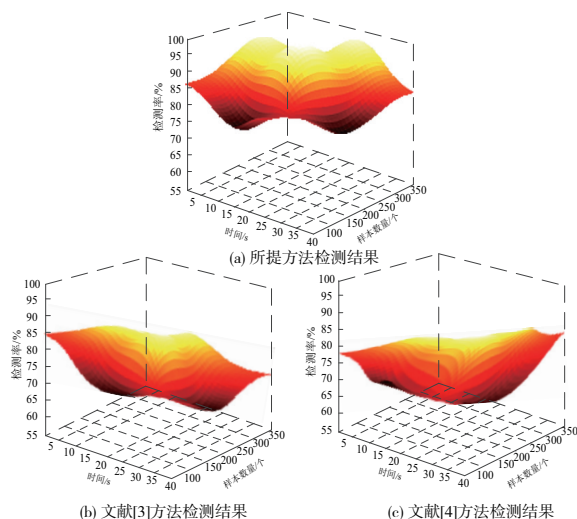


图 5 检测率对比

观察图 5 可发现,在检测样本数量不断增加的环境下,所提方法和文献[4]方法的检测率波动性较小。所提方法的检测率稳定在 85% 上下,而文献[3]方法的检测率保持在 75% 上下。相比于这两种方法,文献[3]方法的检测率整体呈现出不断下降的趋势,其检测率由 85% 下降至 73%。整体来看,所提方法的检测率明显高于文献[3]方法以及文献[4]方法,这归因于所提方法在实现斗轮堆取料机异常振动特征的提取后,利用果蝇优化算法对特征提取结果实施了提纯处理,在振动信号提纯之后,所提方法能够更好地提取出振动信号中的异常特征,从而对异常振动进行更准确的检测和识别。相比之下,其他两种方法可能没有充分考虑振动信号提纯的影响,导致无法有效地识别异常振动信号。

为了验证所提出方法的有效性,进一步针对工况 1 的情况选择了斗轮堆取料机悬臂前端、中端、尾端这 3 处不同结构异常振动数据作为实验样本,分别利用所提方法、文献[3]方法以及文献[4]方法对这 3 处不同位置的斗轮堆取料机异常振动情况展开检测。为了评价不同方法的异常振动识别准确性,引入混淆矩阵作评价方法。具体对比结果如图 6 所示。

观察图 6 可以看出,所提方法在斗轮堆取料机不同位置的异常振动检测方面具有显著的有效性。针对构件的正常状态、前端/中端/尾端异常振动状态,所提方法均可以实现有效、准确的识别。而文献[3]方法针对前端和中端异常振动状态的识别准确率仅为 0.6,文献[4]方法存在将正常状态误识别为异常状态的情况。由此可以看

出,所提方法的识别效果更好。这是因为所提方法通过充分考虑特定位置上的结构差异,并将果蝇优化算法引入特征提取过程。这些对比结果验证并支持了所提方法在实际应用中的可行性和优越性。

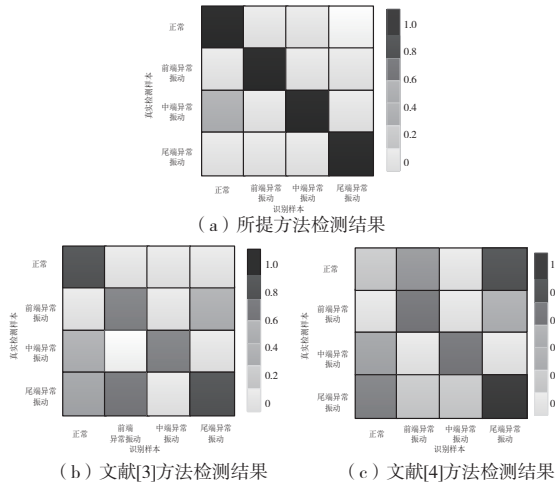


图6 构件异常振动识别的准确性

选取工况2条件下,斗轮堆取料机运行过程中悬臂振动数据作为实验样本,并向其中加入定量的异常振动数据,分别采用所提方法、文献[3]方法、文献[4]方法对样本数据中的异常振动数据展开识别,通过不同方法的识别效果,实现3种方法的可靠性对比。对比结果如表1所示。

表1 异常振动检测对比

样本数据数量	漏检率/%			连续异常点检出量		
	所提方法	文献[3]方法	文献[4]方法	所提方法	文献[3]方法	文献[4]方法
500	1.12	3.67	2.65	4	0	0
1 000	0.83	4.36	3.64	6	0	0
1 500	1.28	3.54	2.98	7	2	0
2 000	1.56	3.95	2.81	6	8	2
2 500	1.44	4.68	3.35	12	7	5
3 000	0.73	3.74	6.35	17	10	8
3 500	1.21	4.92	3.24	11	9	2
4 000	1.30	5.03	4.39	18	6	4
4 500	0.88	4.52	3.65	16	5	6
5 000	1.52	3.85	3.02	15	8	4

分析表1可发现,所提方法在面对大容量数据样本的前提下对于样本数据中连续异常点的检

测效果较好,其漏检率的最大值仅为1.56%,连续异常点检出量也更高。而文献[3]、文献[4]方法的漏检率均超过了2.5%,明显高于所提方法。这是因为所提方法对斗轮堆取料机不同结构处零部件的振动特征炸开强化处理后,将其输入SVM支持向量机中,通过支持向量机内的超平面分类结构,实现异常振动数据的识别,因此具备较好的连续异常点检测性能,且漏检率低于文献[3]方法以及文献[4]方法。

4 结语

随着自动化器械水平的不断提高,斗轮堆取料机的结构越发复杂,制造更加精密,然而斗轮堆取料机的故障发生率也随之增加。为了解决斗轮堆取料机在取料过程中悬臂梁振动问题,本文提出了一种复杂载荷激励源下斗轮堆取料机悬臂异常振动检测方法。采集斗轮堆取料机运行过程中悬臂振幅与复杂载荷的相关数据。进一步对振动特征展开精炼强化;将振动特征输入SVM中,成功实现了异常振动特征的识别。实验表明,所提方法在识别不同工况下斗轮堆取料机悬臂的异常振动方面具有精准且高效的特点。这种方法为提高斗轮堆取料机的工作效率、预防结构失效和整机坍塌事故等问题提供了有力支持。

参考文献:

- [1] 高月仕,余琼,杨宗能,等.斗轮堆取料机前臂结构轻量化可靠性优化研究[J].机床与液压,2023,51(6):194-200.
- [2] 刘雁,高宽,黄炎,等. Lyapunov 指数在异步电动机机械振动识别中的应用[J].振动与冲击,2022,41(13):142-151.
- [3] 王远涛,冯涛,孙恰,等.基于自编码器的制冷压缩机异常振动检测方法[J].食品与机械,2021,37(4):120-123,128.
- [4] 孙兆光.农田水利设备中抽水泵机械振动故障检测方法[J].机械与电子,2022,40(8):66-70.
- [5] 刘军,乔晓澍,刘明昊,等.基于立体感知技术的港口堆取料机碰撞回避实时优化[J].机械设计与制造工程,2025,54(8):43-48.
- [7] 刘燕燕,赵峰,付博宣,等.基于数字孪生的矿山散料堆场堆取料机智能监测系统[J].金属矿山,2024(1):132-138.
- [8] 何育民,韩莹,周晶.基于改进果蝇优化算法的塔机自适应滑模控制研究[J].工程设计学报,2023,30(3):271-280.

(下转第206页)

倒角加工误差包括刀具的刚性形变和磨损、点云配准算法的精度以及平面与斜齿拼接点的误差。尽管存在这些误差因素,自动倒角加工的精度仍然可以控制在 0.3 mm 以内。另外,从表 4 中可以看出加工效率相比于人工加工而言提高了 60% 以上,这满足了实际生产的要求。

6 结语

针对多型号小批量齿轮轮廓的自动倒角加工的行业难题,本文研制了视觉辅助下的机器人齿廓自动倒角系统,基于活动式托盘与气动锥销相结合的自适应齿轮快速机械定位系统,实现了齿廓倒角的初定位;基于理论齿廓模型与视觉测量齿廓的配准融合,完成了轮廓的三维位姿动态测量和缺少轮廓的补偿,同时实现了相机坐标系下齿廓的精定位;针对倒角面的角度和宽度的加工指标要求,推导了锥形铣刀的刀补模型,实现了加工轨迹的精确定位。实验证明,对于直径为 600~700 mm 的齿轮,系统最大加工误差小于 0.2 mm;对于直径为 700~800 mm 的齿轮,系统最大加工误差小于 0.3 mm。这可以满足齿廓的自动化倒角加工的精度要求。

参考文献:

- [1] 周宝华,姬惠勇,盛显涛,等. 浅谈现代机械制造技术的新发展[J]. 煤矿机械,2006,27(3):366-368.
- [2] 于少龙. 机器人磨削用于高硬度弧齿锥齿轮倒角[J]. 机械制造与自动化,2021,50(5):175-177.

- [3] HU J, KABIR A M, HARTFORD S M, et al. Robotic deburring and chamfering of complex geometries in high-mix/low-volume production applications [C]//2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Hong Kong, China: IEEE, 2020.
- [4] 杨丹. 基于机器视觉的齿轮测量技术研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2015.
- [5] 张景辉. 基于机器视觉的直齿圆柱齿轮测量系统的设计与实现[D]. 天津: 天津大学, 2006.
- [6] 郝孝其. 基于机器视觉的大型外齿轮倒角关键技术研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2021.
- [7] LIU H, WANG S L, ZHAO D H. Initial alignment for point cloud registration by improved differential evolution algorithm[J]. Optik, 2021, 243:166856.
- [8] 楚慧娟, 李薇. 利用邻域特征点相关性的点云配准算法[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(12):189-191.
- [9] 谭国威, 伍吉仓. 基于 FPFH 特征的三维点云配准方法研究[J]. 工程勘察, 2022, 50(4):52-56.
- [10] 陈学伟, 朱耀麟, 武桐, 等. 基于 SAC-IA 和改进 ICP 算法的点云配准技术[J]. 西安工程大学学报, 2017, 31(3):395-401.
- [11] SHI X Y, PENG J J, LI J P, et al. The iterative closest point registration algorithm based on the normal distribution transformation [J]. Procedia Computer Science, 2019, 147:181-190.

收稿日期:2023-10-24

(上接第 95 页)

- [9] 吴萍, 田亮. 基于均值学习策略果蝇算法的工业机器人轨迹规划[J]. 机械设计, 2023, 40(2):126-133.
- [10] 张晓茹, 王丹, 周锦程. 求解高维函数的果蝇免疫协同优化算法[J]. 计算机与数字工程, 2024, 52(1):105-110.
- [11] 吴迎晨, 肖彪, 赵正彩, 等. 柔性作业车间调度多策略果蝇优化算法研究[J]. 现代制造工程, 2023(5):22-30, 44.
- [12] 李光, 谭薪兴, 肖帆, 等. 基于改进适应度函数组合法的机器人逆运动学求解[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10):436-445.
- [13] 刘承婷, 陈甜, 于振国, 等. 基于小扰动理论的低频脉冲压力波在井筒内传播规律分析[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(4):1424-1431.
- [14] 梁旭, 张朝阳, 吉卫喜, 等. 基于 KPCA-ISSA-SVM 的控制图模式识别[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(7):128-134, 140.

- [15] 阚学达, 桂琼, 张攀峰. 基于决策边界的倾斜森林分类算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(2):391-398.
- [16] 周玉, 刘虹瑜, 李京京, 等. 局部密度最小不确定性的 SVM 样本选择算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2025, 57(8):45-56.
- [17] 裴向东, 王庆林, 廖林玉, 等. 多核数字信号处理器并行矩阵转置算法优化[J]. 国防科技大学学报, 2023, 45(1):57-66.
- [18] 孙子文, 袁广林, 李从利, 等. 基于 DIoU 损失与平滑约束的结构化 SVM 目标跟踪方法[J]. 计算机科学, 2024, 51(增刊 1):401-408.
- [19] 赵小强, 绿文霞. 基于改进乌燕鸥算法同步优化 SVM 的特征选择[J]. 兰州理工大学学报, 2025, 51(3):195-204.

收稿日期:2023-11-27