

# 磨粉机磨辊表面磨损特征提取与识别

## Extraction and identification of wear features on grinding roller surface of grinding mill

王雪峰<sup>1,2</sup> 武文斌<sup>1</sup> 赵保伟<sup>2</sup> 贾华坡<sup>1,2</sup>

WANG Xuefeng<sup>1,2</sup> WU Wenbin<sup>1</sup> ZHAO Baowei<sup>2</sup> JIA Huaipo<sup>1,2</sup>

(1. 河南工业大学机电工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州科技学院机械工程学院, 河南 郑州 450064)

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China; 2. College of Mechanical Engineering, Zhengzhou University of Science and Technology, Zhengzhou, Henan 450064, China)

**摘要:**目的: 预测磨粉机喷砂辊使用寿命。方法: 通过搭建的图像采集系统对磨辊表面的磨损图像进行采集, 基于灰度共生矩阵算法, 获得磨辊磨损周期内的二阶矩、熵值、对比度和相关性等纹理参数, 将获得的纹理特征参数输入构建的基于粒子群算法(PSO)的 LS-SVM 模型, 最终对喷砂辊的磨损寿命进行预测。结果: 粒子群算法可以很好地优化 LS-SVM 的惩罚因子和核参数, PSO-LS-SVM 算法要远远优于 LS-SVM 算法模型, 采用 PSO-LS-SVM 算法可以准确地识别磨粉机喷砂辊表面的磨损状态。结论: 该系统可以准确地预测喷砂辊的使用寿命。

**关键词:** 磨粉机; 喷砂辊; 磨损; 灰度共生矩阵; 粒子群算法

**Abstract:** **Objective:** To achieve surface wear life prediction of abrasive blast rollers of grinding machines. **Methods:** The wear images of the grinding roller surface were acquired by the built image acquisition system, and the texture parameters such as second order moments, entropy value, contrast and correlation in the wear cycle of the grinding roller were obtained based on the grey scale co-generation matrix algorithm, and the obtained texture feature parameters were input into the constructed PSO-based LS-SVM algorithm model to finally predict the wear life of the blast roller. **Results:** The particle swarm algorithm could optimize the penalty factor and kernel parameters of LS-SVM well, and the PSO-LS-SVM algorithm was far superior to the LS-SVM algorithm model. The wear state of the blast roller

surface of the mill could be accurately identified using the PSO-LS-SVM algorithm. **Conclusion:** The system can accurately predict the service life of the blast rollers.

**Keywords:** mill; sandblasting roller; wear; gray level co-occurrence matrix; particle swarm optimization algorithm

磨粉机是小麦制粉的主要设备, 磨辊作为磨粉机的主要工作构件, 其表面的磨损将直接决定制粉质量的好坏。现有的面粉厂技术人员主要通过眼看、手摸等感官方式来判定磨粉机光辊的磨损程度, 对于喷砂辊, 没有统一的指标, 这就造成了喷砂辊在使用过程中, 不同的制粉企业具有不同的标准<sup>[1-2]</sup>。而在制粉的过程中, 喷砂辊会对小麦的研磨效果、磨粉机的电耗等都会产生重要的影响。因此, 分析喷砂辊的表面形貌并找到一种客观的指标来对其表面进行科学准确的分类一直是该行业十分关注的问题。

针对磨粉机喷砂辊的磨损问题, 刘培康等<sup>[3]</sup>采用灰度矩阵方法对磨粉机喷砂辊的表面进行特征参数的提取, 但只得到喷砂辊磨损形貌图像纹理特征参数对磨损时间的变化, 并没有采取有效的方法对磨损状态进行识别和预测。窦建明<sup>[4]</sup>构建了基于 ARMA 的在线预测模型, 但该模型需要实时地采集力的信号, 不适用于磨粉机喷砂辊这种高速旋转的场合。随着计算机技术和人工智能技术的不断发展, BP 神经网络<sup>[5]</sup>、卷积神经网络<sup>[6]</sup>、模糊聚类<sup>[7]</sup>等算法都为磨粉机喷砂辊表面的磨损状态监测研究提供了新的可能, 但是这些算法往往需要大量的数据集进行学习。SVM 可以在小样本的情况下对磨粉机喷砂辊表面进行较好的状态识别, 大大减少了数据采集的样本量<sup>[8-12]</sup>。针对这种情况, 研究提出一种将粒子群优化算法应用到 LS-SVM 的磨辊磨损特征提取方法, 以

**基金项目:** 河南省重点研发与推广项目(编号: 222102110392); 河南省高等学校重点科研项目(编号: 22B460028)

**作者简介:** 王雪峰, 男, 河南工业大学在读博士研究生。

**通信作者:** 武文斌(1959—), 男, 河南工业大学教授, 博士生导师。

E-mail: wubenbing100@163.com

**收稿日期:** 2023-04-23 **改回日期:** 2023-08-23

期建立一种为磨粉机磨辊进行寿命预测的方法。

### 1 磨辊表面磨损图像纹理特征提取

三体磨损是十分复杂的动态磨损过程,目前,还没有统一的理论模型和研究方法。最典型的方法是灰度共生矩阵法(gray-level co-occurrence matrix, GLCA),该方法具有比较好的纹理特征提取能力,是最常用的纹理特征提取方法。Haralick 等<sup>[13]</sup>从 GLCM 中提取了 14 个二阶统计量作为纹理特征,用于纹理特征和分类,其中常用的有二阶矩、熵、对比度和相关性。

(1) 二阶矩:二阶矩(ASM),也称为能量,主要反映图像灰度分布的均匀度和纹理的粗细程度,该特征是对图像中的各个像素进行平方求和。特征值的能量越高,纹理越粗糙。否则,纹理越精细。其表达式如式(1)所示。

$$ASM = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n [p(H_i, H_j)]^2, \quad (1)$$

式中:

$H_i$ ——第  $i$  个像素点的灰度值;

$H_j$ ——第  $j$  个像素点的灰度值。

(2) 熵:熵(ENT)主要反映纹理特征的复杂性、非均匀性和随机性,磨辊图像纹理越复杂,熵值越大。其表达式如式(2)所示。

$$ENT = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n p(H_i, H_j) \log_2 p(H_i, H_j)。 \quad (2)$$

(3) 对比度:对比度(CON),又叫惯性矩,该特征主要反映的是纹理的高低水平,即图像的清晰度。磨辊图像纹理的沟纹深浅表示对比度,深度越大,对比度越大,效果越清晰。其表达式如式(3)所示。

$$CON = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} H_i \sum_{j=0}^{L-1} p(H_i, H_j, \delta, \theta) \right\}, \quad (3)$$

式中:

$L$ ——像素点的最大值;

$\delta$ ——像素点  $i$  到  $j$  的距离,  $\mu\text{m}$ ;

$\theta$ ——像素点  $i$  到  $j$  的直线与垂直方向之间的角度,  $^\circ$ 。

(4) 相关性:相关性(COR)用来反映矩阵中各元素的相似度,如果矩阵中某些元素值相等,则表示相关性较大,若图像中存在水平纹理,则表示水平矩阵的相关性要大于其他矩阵。其表达式如(4)所示。

$$COR = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} H_i H_j p(H_i, H_j, \delta, \theta) - u_1 u_2}{\sigma_1 \sigma_2}, \quad (4)$$

式中:

$$u_1 = \sum_{i=0}^{L-1} H_i \sum_{j=0}^{L-1} p^2(H_i, H_j, \delta, \theta);$$

$$u_2 = \sum_{i=0}^{L-1} H_j \sum_{j=0}^{L-1} p^2(H_i, H_j, \delta, \theta);$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (H_i - u_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p(H_i, H_j, \delta, \theta);$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (H_j - u_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p(H_i, H_j, \delta, \theta)。$$

### 2 最小支持向量机

#### 2.1 LS-SVM 基本原理

最小二乘支持向量机(LS-SVM)由 Suykens 提出,在对数据进行预测时,模型数据维度由低维到高维,由非线性到线性,模型复杂度降低,求解速度提高。给出  $S$  组训练集:

$$\{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_i, y_i), \dots, (\mathbf{x}_s, y_s)\} \in R^n \cdot R, \quad (5)$$

式中:

$\mathbf{x}_i$ —— $n$  维输入向量;

$y_i$ ——输出值。

映射函数为:

$$\varphi(x) = \{\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_s)\}。 \quad (6)$$

在高维空间构建决策函数为:

$$f(x) = \omega^T \cdot \varphi(x) + b, \quad (7)$$

式中:

$\omega$ ——权重系数;

$b$ ——偏置常量。

结构风险计算式为:

$$R = \frac{1}{2} C^* R_{\text{emp}} + \frac{1}{2} \omega^T \omega, \quad (8)$$

式中:

$C^*$ ——惩罚因子;

$R_{\text{emp}}$ ——损失函数,  $R_{\text{emp}} = \sum \xi_i^2$ ;

$\xi_i$ ——误差, %。

对模型参数的求解等效为以下优化问题的求解:

$$\min R = \frac{1}{2} C^* \sum_{i=1}^s \xi_i^2 + \frac{1}{2} \omega^T \omega, \quad (9)$$

$$S.T. y_i = \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i。 \quad (10)$$

首先引进拉格朗日函数,然后根据 KKT 条件求解优化问题,如:

$$L(\omega, b, \xi_1, \alpha) = \frac{1}{2} C^* \sum_{i=1}^s \xi_i^2 + \frac{1}{2} \omega^T \omega - \sum_{i=1}^s [\omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i], \quad (11)$$

$$\frac{\partial L}{\partial p} = 0, p = [\omega, b, \xi, \alpha]。 \quad (12)$$

由此可得最小二乘支持向量机回归模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^s \alpha_i^* k(x_i, x_j) + b, \quad (13)$$

$$k(x_i, x_j) = \exp[-(x_i - x_j)^2 / (2\sigma^2)] = \exp[-(x_i - x_j)^2 / g], \quad (14)$$

式中:

$k(x_i, x_j)$ ——核函数;  
 $g$ ——核参数。

### 2.2 PSO 算法基本原理

PSO 算法是一种新的进化算法,也称为粒子群算法。该算法从一个随机解出发,然后不断迭代去寻找算法的最优解,通过适应度指标评价解的品质,该算法因其易于实现、精度高、收敛速度快等优点而备受关注,并在解决实际问题中显示出优势。其基本思想是利用群体中个体之间的信息传递和共享来寻找最优解。粒子根据式(15)和式(16)更新其速度和新位置:

$$v_i^{k+1} = \beta v_i^k + c_1 r_1 (p_{best} - s_i^k) + c_2 r_2 (g_{best} - s_i^k), \quad (15)$$

$$s_i^{k+1} = s_i^k + v_i^{k+1}, \quad (16)$$

式中:

$v_i$ ——粒子  $i$  的速度, m/s;

$s_i$ ——粒子  $i$  的位置;

$k$ ——迭代次数;

$\beta$ ——惯性权重;

$d$ ——该粒子群中的总个数;

$c_1, c_2$ ——正的学习因子;

$r_1, r_2$ ——0 到 1 之间均匀分布的随机数;

$p_{best}$ ——第  $i$  个粒子搜索到的最优位置,  $p_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ ;

$g_{best}$ ——整个群体中搜索到的最优位置,  $g_{best} = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{id})$ 。

粒子群优化算法具有并行性好、全局搜索和鲁棒性强等优点,可以有效地对惩罚因子  $C^*$  和核参数  $g$  进行优化。

## 3 试验与结果

### 3.1 试验对象

以豫麦 34 号小麦为试验对象,入磨小麦含水率经过调质处理后约为 16%,测量部位为小麦加工 2M 磨辊位置,磨粉机采用郑州格德格瑞公司制造的 DMFT25/1000 型气动磨粉机,磨粉机产量为 1.46 t/h,电动机功率为 15 kW,快辊转速为 480 r/min,快慢辊转速比为 1.25 : 1,磨辊表面粗糙度为 20~25  $\mu\text{m}$ 。

### 3.2 试验方法

磨辊表面采集装置由工业相机、镜头、光源、PC 以及软件系统平台组成。其中工业相机型号为 EM00M/C

型,镜头为 TL10X065s/c 型望远镜头,光源为 RL5428-29 型环形光源,软件为 MATLAB 处理软件。表面检测系统的基本架构如图 1 所示。

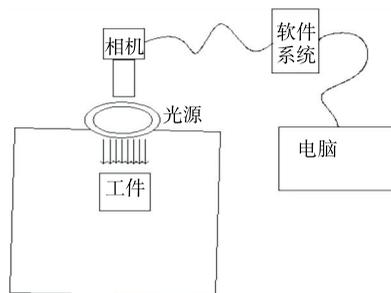


图 1 磨辊表面图像采集装置

Figure 1 Image acquisition device for grinding roll surface

试验所采用的磨粉机及喷砂辊采集位置如图 2 所示,磨粉机在满负荷工作状态下连续 24 h 工作。喷砂辊研究试验从使用前到重新喷砂止共计 60 d,每隔 10 d 在易磨损位置 A 点<sup>[14]</sup>采集样本量 10 次,利用 MATLAB 软件提取所采集图片的 GLCM 样本特征参数。

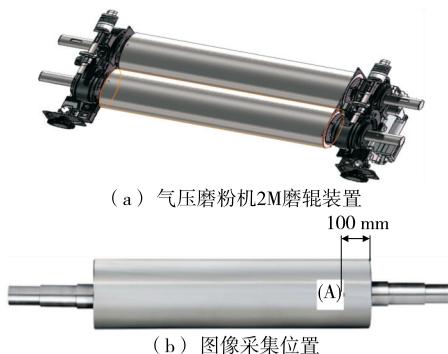


图 2 磨辊装置及喷砂辊采集示意图

Figure 2 Schematic diagram of grinding roller device and sandblasting roller collection

对磨辊表面磨损周期内每隔 10 d 提取的图像如图 3 所示,图像大小为 1 280 像素  $\times$  960 像素。从图 3 可以看出,整个磨损周期表面变化具有连续性,且表面质量在不断下降。

获得磨辊在不同时间的磨损图像后,对其图像进行预处理,主要包括二值噪去除等处理,然后采用研究提出

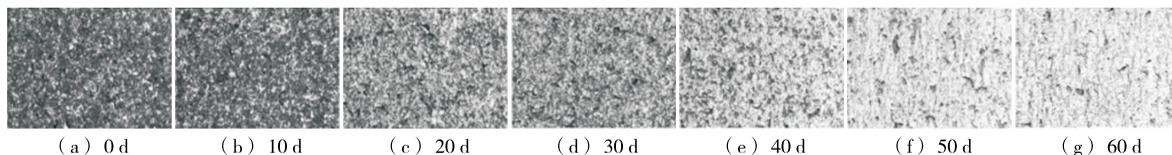


图 3 喷砂辊磨损周期表面形貌图像

Figure 3 Surface topography image of abrasive blasting roller wear cycle

的 GLCM 特征提取法提取磨辊表面的纹理特征,将得到的纹理特征参数分别输入到 LS-SVM 和 PSO-LS-SVM 算法中,对磨辊的磨损寿命进行预测,其工作流程如图 4 所示。

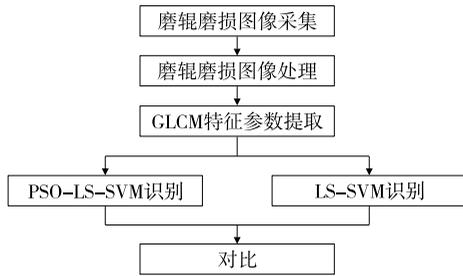
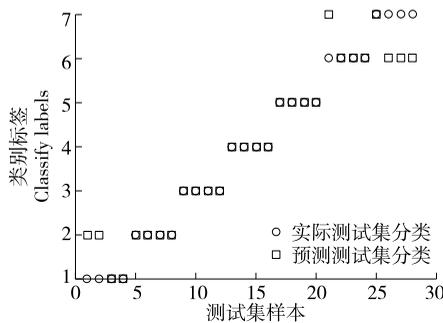
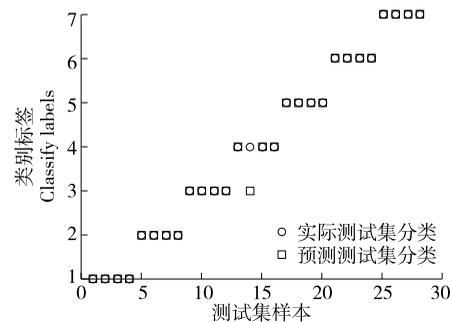


图 4 工作流程图

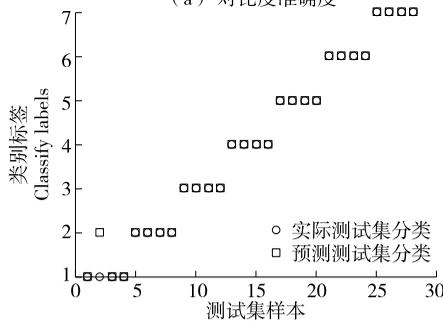
Figure 4 Workflow diagram



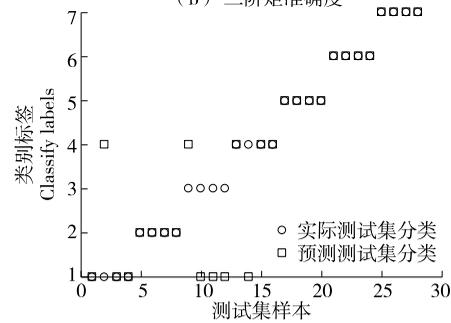
(a) 对比度准确度



(b) 二阶矩准确度



(c) 熵准确度



(d) 相关性准确度

图 5 单特征准确度对比图

Figure 5 Comparison of single feature accuracy

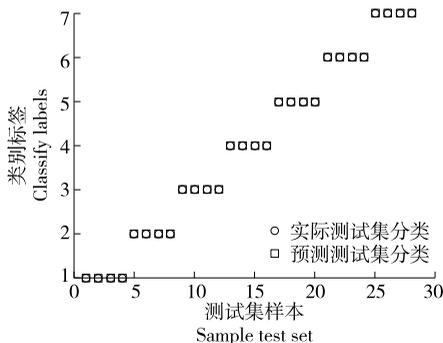


图 6 基于 PSO-LS-SVM 的预测结果

Figure 6 Prediction results based on PSO-LS-SVM

### 3.3 磨辊磨损状态识别

将采用 GLCM 法提取的喷砂辊在不同时间段的特征参数作为输入,其中 7 组作为训练样本,3 组作为识别样本,每个磨损阶段均为 10 组,采用 SVM 和 LS-SVM 进行分类。其中,图 5 为单特征准确度识别图,单特征准确度中,二阶矩识别准确率为 79.5%,对比度识别准确率为 86.5%,熵的识别准确率为 75.6%,相关性识别准确率为 72.5%。二阶矩和熵的识别准确率要高于对比度和相关性的。通过 2.2 中的方法进行参数寻优。经过 200 次的迭代寻优,得到最优的参数  $c$  为 5.656 9,  $g$  为 0.352 6,在利用粒子群算法优化的基础上对磨辊表面磨损的状态进行识别,结果如图 6 所示。由图 6 可以看出,利用粒子群

算法优化后的模型识别准确率达到 100%。

通过 PSO-LS-SVM 与 LS-SVM 两种分类器的识别率比较,结果如表 1 所示。采用 PSO-LS-SVM 算法模型

表 1 PSO-LS-SVM 和 LS-SVM 的识别比较

Table 1 Comparison of PSO-LS-SVM and LS-SVM identification

识别方法	识别率/%				总识别率/%
	二阶矩	熵	对比度	相关性	
PSO-LS-SVM	96.43	96.43	78.57	78.57	100
LS-SVM	79.50	86.50	75.60	72.50	86

的识别率可以达到 100%，远远高于 LS-SVM 模型的 (86%)，表明利用粒子群算法对 LS-SVM 进行参数寻优，优化后的算法可以大大提高磨粉机磨辊表面的磨损识别准确度。

#### 4 结论

(1) 利用图像处理技术提取了喷砂辊在 0~60 d 的磨损图像，随着磨损时间变长，磨辊表面纹理特征会不断变化，可以通过提取磨辊表面的纹理特征参数来准确地描述喷砂辊表面的磨损状态变化。

(2) 研究提出了一种基于粒子群算法优化 LS-SVM 的磨辊磨损状态识别方法，很好地克服了 LS-SVM 模型参数的盲目性和随机性，解决了在小样本量的状态下磨辊表面磨损的准确识别问题。

(3) 与 LS-SVM 法相比，研究提出的 PSO-LS-SVM 算法具有更加明显的优势，对磨辊表面磨损状态识别程度的准确率有了较大程度的提高。通过 PSO-LS-SVM 算法对磨辊的磨损图片进行识别可获得磨辊的使用时间，进而可以预测磨辊的剩余使用寿命。

#### 参考文献

- [1] 黄奇鹏, 武文斌, 高杨杨, 等. 磨粉机磨辊磨损对制粉影响研究综述[J]. 粮食加工, 2020, 45(5): 4-7.  
HUANG Q P, WU W B, GAO Y Y, et al. Review of the impact roller wear on the milling process[J]. Grain Processing, 2020, 45(5): 4-7.
- [2] 刘培康, 武文斌, 侯宁沛, 等. 磨粉机喷砂辊表面形貌描述指标研究[J]. 粮食加工, 2022, 47(2): 9-12.  
LIU P K, WU W B, HOU N P, et al. Research on the descriptive indexes of the surface topography of the sand blasting roll of the pulverizer[J]. Grain Processing, 2022, 47(2): 9-12.
- [3] 刘培康, 武文斌, 王雪峰, 等. 基于 GLCM 的磨粉机喷砂辊表面图像纹理特征分析[J]. 粮食加工, 2022, 47(5): 11-15.  
LIU P K, WU W B, WANG X F, et al. Analysis of texture features of surface image of sandblasting roller of mill based on GLCM[J]. Grain Processing, 2022, 47(5): 11-15.
- [4] 窦建明. 立铣刀磨损状态与磨损量在线监测及预测方法研究[D]. 西安: 长安大学, 2020: 26-28.  
DOU J M. Research on online monitoring and prediction method for wear condition and wear value of end mill cutter[D]. Xi'an: Chang'an University, 2020: 26-28.
- [5] 韩俊华, 吴其胜. 人工神经网络在摩擦材料制备中的应用[J]. 材料科学与工程学报, 2011, 29(5): 786-789.  
HAN J H, WU Q S. Usage of artificial neural network in the preparation of friction materials[J]. Journal of Materials Science & Engineering, 2011, 29(5): 786-789.
- [6] 聂鹏, 马尧, 郭勇翼, 等. 基于 PSO 优化 LS-SVM 的铣削刀具磨损状态监测方法研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(22): 137-143.  
NIE P, MA Y, GUO Y Y, et al. Monitoring method of milling tool wear status based on IPSO optimized LS-SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(22): 137-143.
- [7] 单志强. 基于模糊 C-均值聚类算法的柴油机磨损模式识别[J]. 机械设计与制造, 2008(12): 198-200.  
SHAN Z Q. Pattern recognition method for wear mode of diesel engine based on the fuzzy c-mean clustering[J]. Machinery Design & Manufacture, 2008(12): 198-200.
- [8] 赵保伟. 基于电流与振动的异步电机断条故障诊断研究[D]. 郑州: 郑州轻工业学院, 2018: 67-69.  
ZHAO B W. Study on broken bar fault diagnosis of asynchronous motor based on current and vibration[D]. Zhengzhou: Zhengzhou Institute of Light Industry, 2018: 67-69.
- [9] 关山, 庞弘阳, 宋伟杰, 等. 基于 MF-DFA 特征和 LS-SVM 算法的刀具磨损状态识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(14): 61-68.  
GUAN S, PANG H Y, SONG W J, et al. Cutting tool wear recognition based on MF-DFA feature and LS-SVM algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(14): 61-68.
- [10] 刘成颖, 吴昊, 王立平, 等. 基于 PSO 优化 LS-SVM 的刀具磨损状态识别[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2017, 57(9): 975-979.  
LIU C Y, WU H, WANG L P, et al. Tool wear state recognition based on LS-SVM with the PSO algorithm[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2017, 57(9): 975-979.
- [11] 关山, 聂鹏. 在线金属切削刀具磨损状态监测研究的回顾与展望 III: 模式识别方法[J]. 机床与液压, 2012, 40(3): 148-153.  
GUAN S, NIE P. The review and perspective of the research of on-line and indirect metal cutting tool condition monitoring III: Pattern recognition methods[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2012, 40(3): 148-153.
- [12] 杨先勇, 周晓军, 张文斌, 等. 基于局域波法和 KPCA-LSSVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 浙江大学学报(工学版), 2010, 44(8): 1 519-1 524.  
YANG X Y, ZHOU X J, ZHANG W B, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on local wave method and KPCA-LSSVM [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2010, 44(8): 1 519-1 524.
- [13] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. Studies in Media and Communication, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [14] 刘培康. 磨粉机喷砂辊磨损形貌图像研究及测量仪开发[D]. 郑州: 河南工业大学, 2022: 14-15.  
LIU P K. Wear Surface morphology image of sandblasting roller and development of optical test[D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2022: 14-15.

本栏目主持

中国食品科学技术学会  
食品装备与智能制造分会