

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306284

基于改进支持向量机的砂带磨损程度识别*

陈斯睿^{1,2} 孙兴伟^{1,2} 杨赫然^{1,2} 董祉序^{1,2} 刘寅^{1,2}

(1. 沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870; 2. 辽宁省复杂曲面数控制造技术重点实验室 沈阳 110870)

摘要:为了准确判断砂带在磨削螺杆转子时的磨损程度,根据砂带磨损过程中表面图像颜色特征和纹理特征的变化规律,对砂带磨损程度进行识别。对磨削加工后砂带表面图像的纹理特征和颜色特征进行提取,根据不同磨削时间段螺杆转子表面粗糙度划分砂带磨损程度。支持向量机的分类性能受到自身核函数与惩罚函数的影响较大,因此提出利用天鹰优化算法对支持向量机的核参数与惩罚参数进行优化,建立AO-SVM砂带图像识别磨损程度模型。利用自主研发的螺杆转子专用砂带磨削装置完成实验。磨削参数设置如下:砂带线速度为10 m/s,工件轴向进给速度为50 mm/min,张紧轮的气缸压力为0.35 MPa,主动轮的气缸压力为0.5 MPa,磨削时间为25 min。AO-SVM对砂带磨损程度模型的识别准确率达到92.5%,比随机森林算法(RFC)和XGboost分类算法分别高出5.0%和3.6%,且收敛速度更快。AO-SVM模型可以通过砂带表面图像的颜色特征变化和纹理特征变化对砂带磨损程度进行识别,可以有效避免砂带磨损过度损伤工件,为砂带磨削螺杆转子时判断砂带的磨损程度和换带时间提供理论指导。

关键词:砂带磨损;图像识别;天鹰算法;参数优化;特征提取

中图分类号: TH71; TN03 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Abrasion degree recognition of abrasive belt based on improved support vector machine

Chen Sirui^{1,2} Sun Xingwei^{1,2} Yang Heran^{1,2} Dong Zhixu^{1,2} Liu Yin^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China; 2. Key Laboratory of Numerical Control Manufacturing Technology for Complex Surfaces of Liaoning Province, Shenyang 110870, China)

Abstract: In order to accurately determine the degree of abrasion of abrasive belts in grinding screw rotors, the degree of abrasion of abrasive belts is identified according to the law of change of the color characteristics and texture characteristics of the surface image in the abrasion process of abrasive belts. The texture features and color features of the surface image of the abrasive belt after the grinding process are extracted, and the abrasive belt wear degree is classified according to the surface roughness of the screw rotor in different grinding time periods. The classification performance of the support vector machine is greatly affected by its own kernel function and penalty function, so it is proposed to optimize the kernel parameter and penalty parameter of the support vector machine by using the aquila optimizer optimization algorithm, and to establish the wear degree model of AO-SVM sand belt image recognition. The experiment is completed by utilizing a self-developed special belt grinding device for screw rotors. The grinding parameters are set as follows: the linear speed of the grinding belt is 10 m/s, the axial feed speed of the workpiece is 50 mm/min, the cylinder pressure of the tensioning wheel is 0.35 MPa, the cylinder pressure of the active wheel is 0.5 MPa, and the grinding time is 25 min. The recognition accuracy of AO-SVM for the abrasive belt wear degree model reaches 92.5%, which is improved by 5.0% and 3.6% compared to the random forest algorithm (RFC) and the XGboost classification algorithm, respectively, and the convergence speed is fast. The degree of abrasive belt wear can be identified by the AO-SVM model through the color feature change and texture feature change of the surface image of the abrasive belt, which can effectively avoid excessive abrasive belt wear and damage to the workpiece, and provide theoretical guidance for

收稿日期:2023-02-22 Received Date: 2023-02-22

* 基金项目:2022年度辽宁省教育厅高等学校基本科研项目面上项目(LJKMZ20220459)、辽宁省应用基础研究计划项目(2022JH2/101300214)、国家自然科学基金项目(52005346)资助

judging the degree of abrasive belt wear and the time to change the abrasive belt when the abrasive belt is used to grind the screw rotor.

Keywords: sand belt wear; image recognition; aquila optimizer; optimization of parameters; feature extraction

0 引言

砂带磨削具有磨削效率高,磨削成本低,加工精度高等优势^[1]。砂带高速旋转对螺杆转子进行打磨,去除螺杆转子铣削后的鱼鳞纹和多余的加工余量。磨削质量受到加工环境,工艺参数等多种因素的影响,其中砂带磨损程度是影响螺杆转子表面质量的主要因素之一^[2-3]。砂带在磨削过程中磨粒受到径向载荷,同时磨削区域产生磨削热,导致砂带磨损加剧。砂带磨损主要分为3个阶段,初期快速磨损阶段,中期稳定磨损阶段,以及失效磨损阶段。对于砂带的磨损形式,何喆^[4]总结了前人的研究成果,发现砂带主要的磨损形式主要为磨粒的磨钝,破碎和脱落,部分会发生化学磨损。砂带的磨损程度识别主要分为直接测量和间接测量两种方式^[5]。直接测量主要是通过测量工具与刀具表面直接接触,或通过光学测量的方式直接获取刀具的表面形貌,间接测量是通过传感器装置获取加工过程中的震动、电流、声音信号等,通过分析这些信号中的主要特征变化来分析刀具的磨损状态。叶浩浩^[6]通过提取砂带表面图像中的纹理特征然后用支持向量机(support vector machine, SVM)神经网络对关于砂带磨损进行程度识别,但是传统的SVM容易受到自身参数的影响识别准确率不高,因此需要对SVM算法进行改进,使模型的准确率更高。Lipiński等^[7]利用激光照射的方式观察砂带磨具的表面,根据反射光的分析,判断砂带的磨损程度。Oo等^[8]通过砂带在磨削过程中表面形貌的变化,提取出砂带图像的特征值,然后根据随机森林算法对其特征值进行分类,最后预测砂带的磨损状态。肖贵坚等^[9]探究了砂带磨损与工件表面质量之间的关系,以及砂带磨损与工件表面应力的关系。杜瑶等^[10]以磨削过程中工件材料去除率和工件表面粗糙度为依据对砂带的寿命进行评价。杨雅琦等^[11]以砂带磨粒磨削过程中表面算数平均高度,磨粒峰度以及磨削表面形貌的变化等作为砂带磨损的评价指标。目前对于砂带磨损的评估方式多采用智能算法,但是传统的智能算法具有一定的局限性,因此很多学者针对智能算法的缺陷进行了优化,刘景森等^[12]针对蝴蝶优化算法的不足在全局搜索过程中引入了非线性关系权重对蝴蝶的位置进行迭代更新,提高了算法的精度和收敛速度。赵新等^[13]通过改果蝇算法对支持向量机进行优化,提高了模拟电路诊断故障的精度。褚鼎立等^[14]通过改进的自适应权重策略对鲸鱼算法进行调整,增强了该算法的寻优能力。张强等^[15]利用截齿在磨损过程中发出的声音信号进行提取,

将特征值输入到BP神经网络中,得到截齿磨损识别模型。陈志敏等^[16]利用蝙蝠算法与标准滤波相结合的方式使粒子的分布更加合理,提高了粒子滤波的精度。刘浩然等^[17]利用改进遗传算法优化BP神经网络缩短了传统遗传算法的运算时间,同时提高了模型的精度。目前对于砂带磨损图像的识别模型都是采用传统的SVM算法或者随机森林算法(random forest algorithm, RFC)分类算法,并且采取的特征值较多,因此本文对SVM算法进行改进建立砂带磨损图像识别模型,并选取了4个主要特征值对模型进行训练,提高了模型的准确性和识别效率。

螺杆转子多用于石油钻井设备中,转子表面质量受砂带磨损程度直接影响。为了建立准确的砂带磨削程度识别模型,本文利用2021年提出的天鹰(aquila optimizer, AO)^[18]算法对支持向量机的核参数与惩罚参数进行寻优改进,提高砂带磨损的识别精度。将砂带表面图像的颜色特征和纹理特征作为模型的输入,以砂带的磨损程度作为输出,判断砂带的磨损程度。为提前更换砂带,保证螺杆转子表面质量提供理论基础,同时也为在机检测砂带磨损程度,提供新的思路。

1 图像识别模型建立

1.1 天鹰优化算法

天鹰优化算法属于群体智能算法,与其他的元启发算法相比,天鹰优化算法具有寻优能力强,收敛速度快的优点^[19]。天鹰优化算法灵感来自于鸟类捕食过程中的4个群体行为,原理主要包含4个阶段分别是扩大探索阶段、缩小探索阶段、扩大开发阶段和缩小开发阶段。

天鹰优化算法的主要实现过程如下所示:

1) 天鹰处于扩大探索阶段时,数学表达式如式(1)所示:

$$X_1(m_1 + 1) = X_{best}(m_1) \times rand \times (1 - \frac{m_1}{M}) + (X_M(m_1) - X_{best}(m_1)) \times rand \quad (1)$$

$$X_M(m_1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(m_1), \forall j = 1, 2, \dots, Dim \quad (2)$$

式中: $X_1(m_1+1)$ 是由扩大搜索的方式得到的天鹰到达的下一位置, $X_{best}(m_1)$ 为达到下一位置时的最佳解,为当前位置的平均值,该平均值由式(2)得到, $rand$ 是介于0和1之间的随机值, M 为迭代总次数。

2) 天鹰处于缩小探索阶段,数学表达式如式(3)所示:

$$X_2(m_1 + 1) = X_{best}(m_1) \times Levy(D) + X_R(m_1) + (y - x) * rand \quad (3)$$

式中: $X_2(m_1+1)$ 是由缩小搜索的方式让天鹰到达的下一个位置, D 是维度空间, $Levy(D)$ 是飞行分布函数。

3) 天鹰处于扩大开发阶段时, 数学表达式如式(4)所示:

$$X_3(m_1 + 1) = (X_{best}(m_1) - X_M(m_1)) \times \alpha - rand + ((UB - LB) \times rand + LB) \times \delta \quad (4)$$

式中: $X_3(m_1+1)$ 是由扩大开发的方式让天鹰到达的下一个位置, $rand$ 是介于 0 和 1 之间的随机值, α 和 δ 是本文中确定为较小值(0.1)的开采调整参数, UB 是给定问题的上界, LB 是给定问题的下界。

4) 天鹰处于缩小开发阶段时, 数学表达式如式(5)所示:

$$X_4(m_1 + 1) = QF \times X_{best}(m_1) - (G_1 \times X(m_1) \times rand) - G_2 \times Levy(D) + rand \times G_1 \quad (5)$$

$$QF(m_1) = m_1^{\frac{2 \times rand() - 1}{(1-M)^2}} \quad (6)$$

$$G_1 = 2 \times rand() - 1 \quad (7)$$

$$G_2 = 2 \times (1 - \frac{m_1}{M}) \quad (8)$$

式中: $X_4(m_1+1)$ 是由缩小开发的方式让天鹰到达的下一个位置, QF 表示用于平衡搜索策略的质量函数, G_1 表示天鹰独自捕猎期间用于跟踪猎物的各种运动 G_2 呈现从 2~0 的递减, 表示 AO 的飞行斜率。

5) 天鹰捕猎原则为当前迭代次数 $m_1 \leq 2/3M$ 时, 天鹰个体需要依次通过扩大搜索更新位置变更模型、缩小搜索方式更新位置变更模型; 当 $2/3M < m_1 < M$ 时, 依次通过扩大开发方式更新位置变更模型和缩小开发方式更新位置变更模型。

1.2 基于改进 SVM 的图像识别模型

作为一种监督学习算法, SVM 可以实现数据的分类决策。基于结构风险最小化原则, SVM 在小样本、非线性性和高维特征空间等模式识别问题上具有许多优点。在模式识别过程中, SVM 通过核函数将低维数据映射到高维空间。以往的研究表明, 径向基核函数(radial basis function, RBF)核函数表现出良好的分类性能。因此, 以 RBF 核函数的 SVM 分类原理的主要步骤如下:

设数据集的表示形式为 $D = [(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i)]$, 每一个样本在一个 n 维空间中分类超平面或者决策函数的一般表示形式为:

$$f(x) = \omega \cdot k(x) + b \quad (9)$$

式中: ω 是超平面的权重向量, b 是超平面的偏置, $k(x)$ 是非线性映射函数。去最小化结构风险, 最优超平面应该实现所有样本的有效分类, 应满足如下的限制条件:

$$y_i(\omega^T \cdot k(x_i) + b) \geq 1 \quad (10)$$

为了实现在决策风险和泛化性能之间的有效平衡, 通过引入非负松弛变量 ξ_i 加强决策面的分类性能。因此, 优化问题可以转化为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i, c \geq 0 \\ \text{s. t. } y_i(\omega^T \cdot k(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: c 是惩罚因子, 它可以控制错误样本的错分程度。同时, 拉格朗日算法被引入可得:

$$L(\omega, b, a_i) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \sum_{i=1}^n a_i(1 - y_i(\omega^T \cdot k(x_i) + b)) \quad (12)$$

$L(\omega, b, a_i)$ 分别对 ω 和 b 求偏导后可得:

$$L(\omega, b, a_i) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \sum_{i=1}^n a_i - \sum_{i=1}^n a_i y_i \omega^T x_i - \sum a_i y_i b = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (13)$$

因此, 优化问题可以转化为对偶问题:

$$\begin{cases} \min -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n a_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq c \end{cases} \quad (14)$$

其中, 径向基核函数可以表示为:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (15)$$

式中: g 为核函数参数, 它可以控制核函数的映射范围。

最后, 优化问题可以转化为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) - \sum_{i=1}^n a_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq c \end{cases} \quad (16)$$

从式(16)中可以看出, SVM 分类问题取决于两个重要参数 c 和 g , 这两个参数会影响 SVM 的分类性能。因此, 本文提出利用天鹰优化算法对这两个参数进行启发式智能寻优。

AO 优化 SVM 步骤如下所示。

1) 获取砂带表面图像, 获取实验数据输入到 AO-SVM 中。

2) 初始化 AO 的初始参数,

3) 设置迭代次数 50 次, 设置总群大小为 36, 计算初始适应度值。

4) 判断初始适应度值是否符合设定标准, 若不符合利用式(1)、(3)、(4)、(5)寻找新的适应度值。

5) 进行位置适应度比较, 获得最优值。

6) 结束迭代寻优, 将最优的参数作为结果输出。

7) 如果迭代次数没有达到 50 次, 重复步骤 4) 和 5), 否则, 选择最优的惩罚因子和核函数参数, 建立 SVM 模型。

8) 结束迭代寻优, 将最优的参数作为结果输出。

流程如图 1 所示。

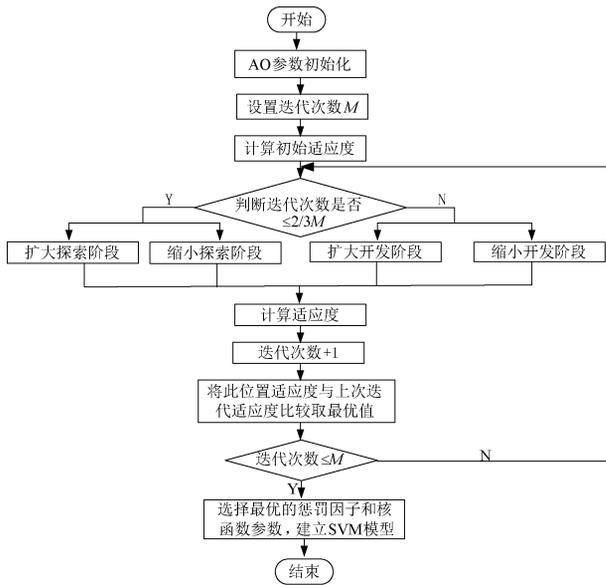


图 1 AO 优化 SVM 流程

Fig. 1 SVM flow chart of AO optimization

2 磨削实验设备及过程

2.1 实验设备

实验设备主要为磨削装置和图像采集装置,磨削装置采用沈阳工业大学自主研发的磨削设备^[20]。磨削装置主要包括主动轮、张紧轮、接触轮等。砂带的线速度通过电动机控制。进给速度通过机床调节,压力通过主气缸压力和张紧气缸压力调节。螺杆转子表面具有复杂曲面特征,其表面曲率半径随螺旋线的变化而变化,将螺杆转子分为两部分,其凸起部分采用自由式磨削头进行磨削,凹进部分采用接触轮式磨削头进行磨削,五头螺杆磨削简图如图 2 所示。随着螺杆转子的自身转动,磨削装置沿着螺杆转子的螺旋线移动。图像采集装置采用的是电子显微镜,如图 3 所示,主要包括摄像头、显示器等,可以通过扩大图像的倍数获取清晰的砂带表面图像。针对砂带材料不同,砂带的磨削性能不同,砂带磨削属性如表 1 所示,由于加工材料选择的 45 钢,故选择锆刚玉砂带进行磨削,经过实验发现植砂工艺为静电植砂,粒度为 178 μm 的锆刚玉砂带最适合磨削螺杆转子。

表 1 砂带磨削属性

Table 1 Grinding properties of abrasive belt

属性	类型			
	锆刚玉砂带	棕刚玉砂带	碳化硅砂带	陶瓷砂带
耐磨性	最好	较好	较好	一般
磨削效率	较高	一般	一般	最高
耐热性	一般	较好	最好	较好
适合加工材料	合金钢	合金钢	非金属 有	难加工材料
	不锈钢	高碳钢	色金属	

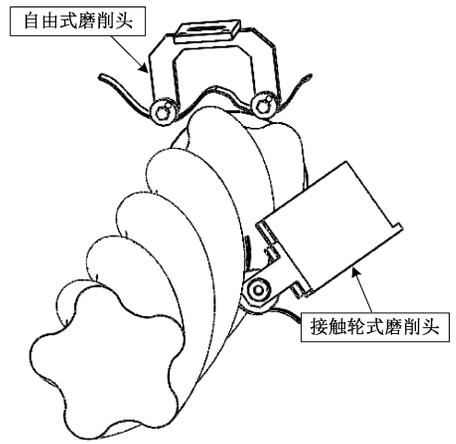


图 2 五头螺杆转子加工简图

Fig. 2 Machining diagram of five-head screw rotor

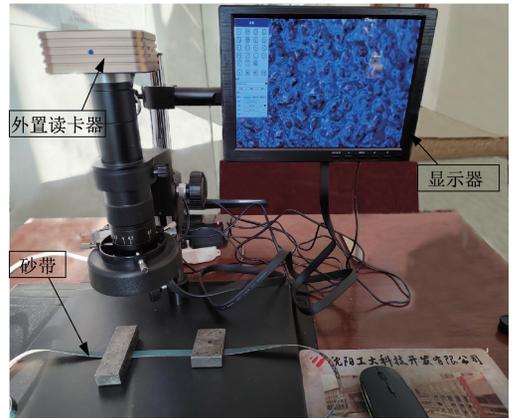


图 3 电子显微镜

Fig. 3 Electron microscope

2.2 实验过程

首先启动机床,输入程序,调节实验参数,通过对五头螺杆的磨削实验发现当磨削参数的主气缸压力为 0.5 MPa,张紧气缸压力为 0.35 MPa,进给速度为 50 mm/min,砂带线速度为 10 m/s 时,砂带磨削时的磨削效率较高,砂带磨损速度较慢。将自由式磨削头放置在螺杆转子凸起部分之上,并使其沿着螺杆转子的螺旋线运动,螺杆转子磨削现场示意图如图 4 所示。砂带每磨削 1 min 时,停止机床,取下砂带,采用电子显微镜进行图像采集。为了避免提取图像特征值的随机性,需要在砂带的不同位置采集 6 张图像。实验发现,砂带表面图像在放大 50 倍时较为清晰,适合在该放大倍数下对砂带表面图像进行采集。在该实验参数下,砂带磨削时间超过 20 min 时,螺杆转子表面的粗糙度刚好不满足工件的加工需求(螺杆转子表面粗糙度超过 1 μm 时,螺杆转子不符合加工需求,此时砂带失效)。螺杆转子表面粗糙度

的变化规律如图 5 所示,实验需要采集磨削 25 min 内的砂带图像,一共采集 150 张砂带表面图像。



图 4 螺杆磨削现场示意图

Fig. 4 Schematic diagram of screw grinding site

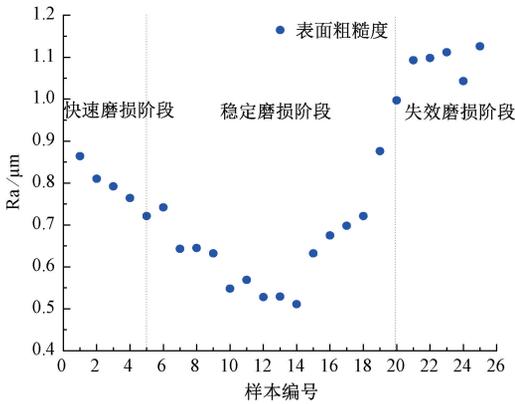


图 5 螺杆转子表面粗糙度

Fig. 5 Surface roughness of screw rotor

由图 5 可以看出砂带在磨削过程中,螺杆转子表面粗糙度值先下降后升高。原因是砂带未发生磨损时,磨粒的出刃高度分布不一致,每个磨粒切入的深度不同,导致螺杆转子表面粗糙度较大。随着磨削的进行,磨粒的出刃高度趋于一致,磨粒的磨削深度一致,螺杆转子的表面粗糙度变小。当磨粒磨钝严重时,大部分磨粒不能进行磨削工作,导致螺杆转子表面粗糙度快速上升。

3 图片特征提取及分析

3.1 砂带图像预处理

采用显微镜获取的砂带的表面图像中含有噪点,影响图像特征值的提取,需要对图像进行预处理。噪点出现在图片上是没有规律且随机的,因此对图像进行降噪处理是十分重要^[21-22]。

目前有许多方式可以对图像进行降噪,例如空域滤波和频域滤波,空域滤波是直接在空间上对图片进行处

理,滤除图像的噪点。频域滤波则是将空间域转变为频率域,用频域的特征滤掉不需要的频率,再将频率域转换为空间域。对于本文图像中的噪声,选择平滑滤波中的中值滤波来对砂带表面图像进行滤波去噪。中值滤波可以消除图片中孤立的噪声,不会影响图片中的边缘信息。图 6 和 7 分别是锆刚玉砂带图像中值滤波前后的图像。

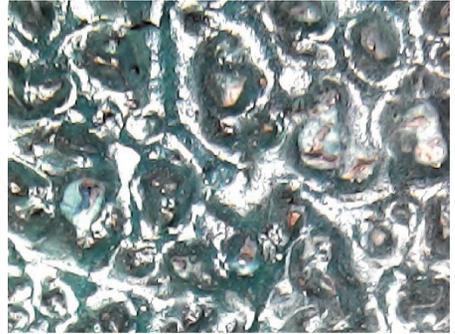


图 6 中值滤波前图像

Fig. 6 Image before median filtering

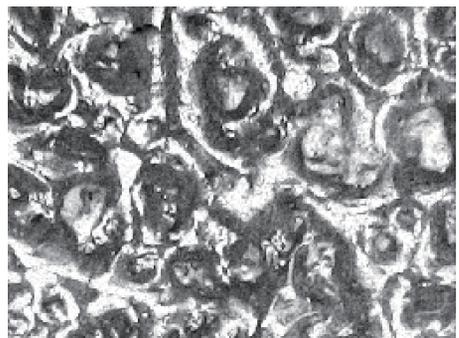
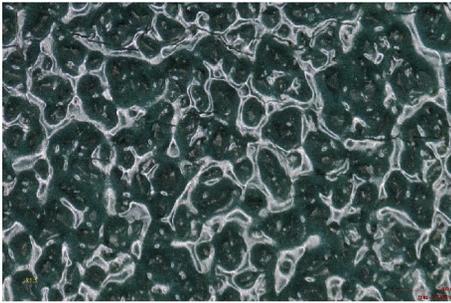


图 7 中值滤波后图像

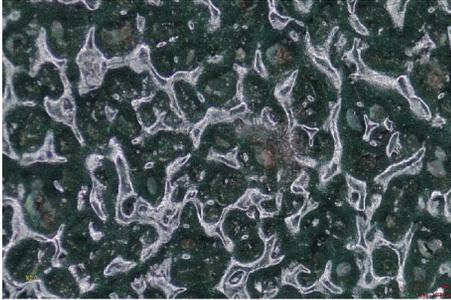
Fig. 7 Image after median filtering

3.2 砂带特征值的提取

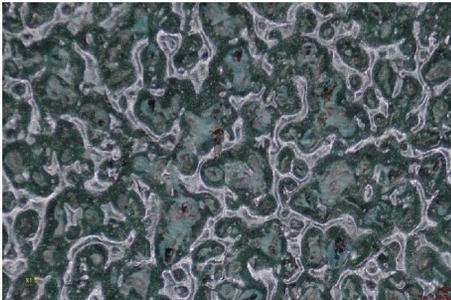
锆刚玉砂带在磨削过程中会发生磨损,砂带磨损的 3 个阶段如图 8 所示。当砂带表面发生磨损时,砂带表面的蓝色涂层逐渐脱落,白色的刚玉的部分逐渐显露出来,根据锆刚玉磨损颜色变化规律,选择红色一阶矩作为砂带磨损图像识别的特征值之一,红色一阶矩的变化规律如图 9 所示。同时未发生磨损的砂带表面磨粒高度分布不均匀,表面纹理复杂,当砂带在磨削过程中,砂带表面磨粒高度逐渐趋于一致,表面纹理趋于简单,根据这一特点提取砂带表面图像的纹理特征对砂带磨损程度进行识别。选择砂带图像的熵、相关性、能量作为识别砂带磨损程度的图像特征。砂带图像的熵变化规律如图 10 所示,相关性变化规律如图 11 所示,能量变化规律如图 12 所示,砂带图像的中值滤波处理及颜色特征、纹理特征通过编程进行提取。



(a) 快速磨损阶段
(a) Rapid wear stage



(b) 稳定磨损阶段
(b) Stable wear phase



(c) 失效磨损阶段
(c) Failure wear stage

图 8 砂带磨损的 3 个阶段

Fig. 8 Three stages of sand belt wear

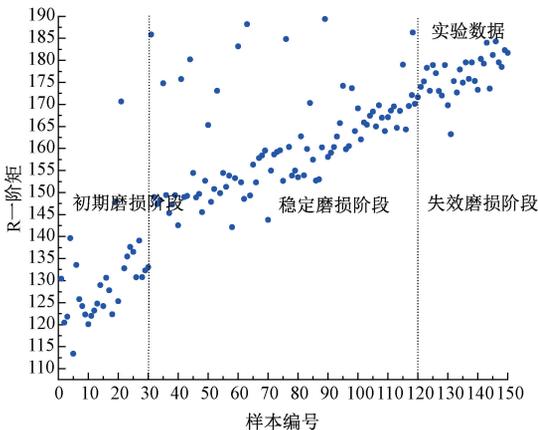


图 9 红色一阶矩变化趋势

Fig. 9 Variation trend of red first moment

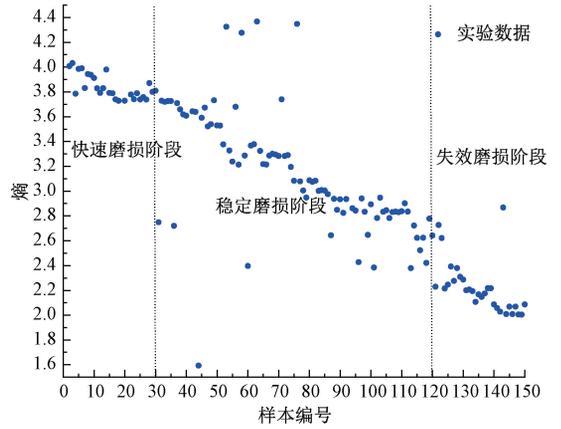


图 10 图像熵的变化趋势

Fig. 10 Changing trend of image entropy

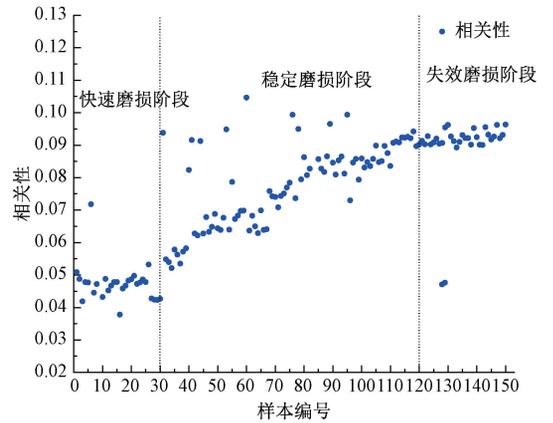


图 11 图像相关性变化趋势

Fig. 11 Trend of image correlation change

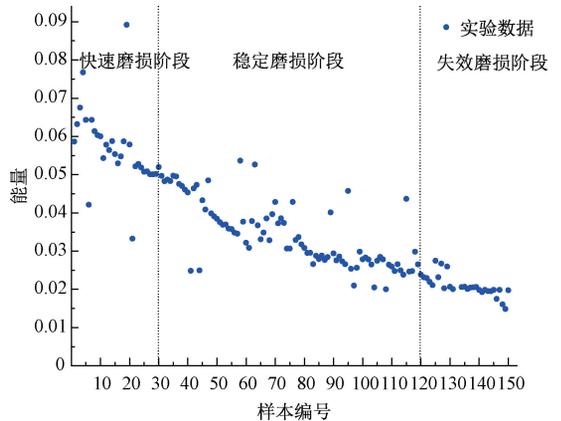


图 12 图像能量变化趋势

Fig. 12 Variation trend of image energy

砂带图像红色一阶矩计算方法如式(17)所示:

$$u_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^1 P_{ij} k \quad (17)$$

式中: i 代表 R, G, B 3 个颜色通道, j 代表像素值代表像素总数, P_{ij} 代表第 j 个像素的 i 分量。

砂带图像熵计算方法如式 (18) 所示:

$$entropy = - \sum_i p(i) \log_2 [p(i)] \quad (18)$$

式中: $entropy$ 代表图片的熵。

砂带图像相关性的计算方法如式 (19) 所示:

$$ASM = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (P(i, j))^2 \quad (19)$$

式中: ASM 代表相关性。

砂带图像能量的计算方法如式 (20) 所示:

$$energy = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p^2(i, j) \quad (20)$$

式中: $energy$ 代表能量。

从图 9~12 可以看出, 随着砂带的磨损, 砂带表面图像特征中红色一阶矩与图像相关性会逐渐增加, 这是由于砂带在磨削过程中砂带表面蓝色涂层掉落, 白色氧化物显露出来, 砂带表面越来越亮, 图像表面越亮, 红色一阶矩数值越高。砂带表面图像的熵和能量随着砂带的磨损逐渐降低, 这是由于砂带表面的纹理随着砂带的磨损越来越简单, 表面纹理简单的图像, 其熵和能量越低, 相关性越高, 不同使用时间的砂带图像的特征值如表 2 所示。

表 2 不同使用时间的砂带图像特征值

Table 2 Feature values of sand belt images at different time of use

时间/min	特征			
	红色一阶矩	熵	相关性	能量
5	130.76	3.809 287	0.042 678	0.051 984
20	171.65	2.642 465	0.090 167	0.023 879
25	181.7	2.086 538	0.096 342	0.019 758

4 结果验证

提取砂带图像中红色一阶矩、能量、熵、相关性作为特征值输入到 AO-SVM 算法中, 将提取的 150 组特征值中 1~30 组标签为 1, 代表快速磨损阶段, 31~120 组标签为 2, 代表稳定磨损阶段, 121~150 组为标签 3, 代表失效磨损阶段。快速磨损阶段和失效磨损阶段取 10 组作为验证, 稳定磨损阶段取 20 组数据作为验证。训练集的训练结果如图 13 所示, 预测集的预测结果如图 14 所示。AO-SVM 模型精度与 XGboost 算法精度和 RFC 算法精度对比如表 3 所示, 各磨损阶段的预测结果如表 4 所示。

通过表 3 可以看出, 利用 AO 算法改进 SVM 算法建立的砂带图像磨损识别模型训练集精度达到 97.3% 验证集精度为 92.5%, 可以准确的识别出砂带的磨损状态, 该

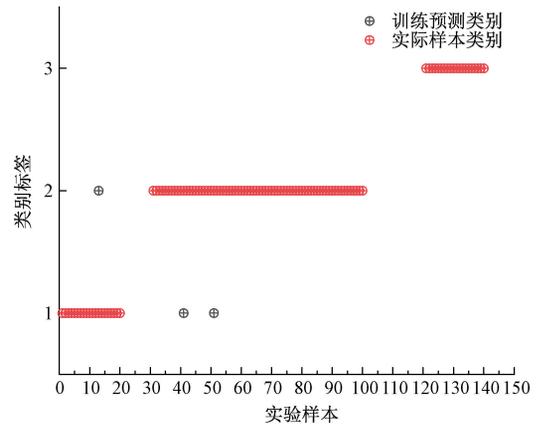


图 13 训练集测试结果

Fig. 13 Test results of training set

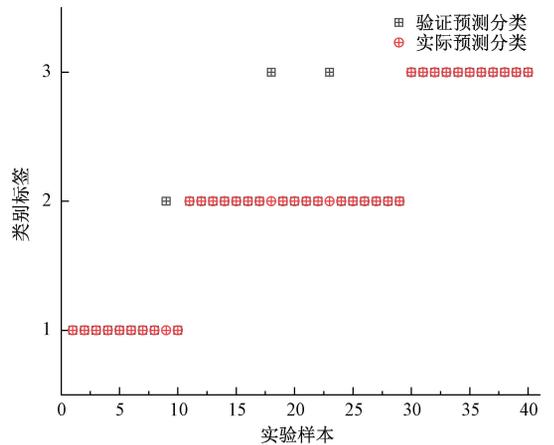


图 14 预测集测试结果

Fig. 14 Test results of prediction set

模型与 XGboosts 模型和 RFC 模型相比分类结果更准确。

表 3 不同训练模型结果对比

Table 3 Comparison of results of different training models

	精度 (%)		
	RFC	XGboost	AO-SVM
训练集精度	87.3	95.4	97.3
测试集精度	87.5	88.9	92.5

表 4 不同磨损阶段 AO-SVM 模型预测准确率

Table 4 Prediction accuracy of AO-SVM model at different wear stages

	准确率 (%)	
	正确预测率	错误预测率
快速磨损阶段	85.00	15.00
稳定磨损阶段	95.72	4.28
失效磨损阶段	100.00	0.00

通过表 4 可以看出, 砂带在进入失效磨损阶段时, AO-SVM 的识别准确率达到 100%, 进入失效磨损阶段说

明砂带需要更换,证明该模型可以有效的通过砂带表面图像的特征值判断砂带是否需要更换。

5 结 论

提出了基于图像处理的砂带磨损识别方法,该方法根据砂带图像寿命期间的颜色特征变化和纹理特征变化将砂带的磨损状态分为3个阶段,为提高方法的识别精度,在图像处理过程中引入通过天鹰算法优化的支持向量机来完成,结论如下:

以图像红色一阶矩、熵、能量、相关性为特征值作为输入,建立了砂带图像识别模型。结果表明整体识别准确率为92.5%,失效磨损阶段的识别准确率为100%,识别准确率明显高于XGboost算法和RFC算法。

该方法解决了监测模型对砂带磨损过程中砂带磨损对工艺参数的依赖问题,提高了砂带磨损监测模型的适应性和通用性,为何时更换砂带提供理论基础。

参考文献

- [1] 黄云. 砂带磨削技术的研究现状和发展方向简介[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2020, 40(3):1-4.
HUANG Y. Brief introduction of research status and development direction of belt grinding [J]. Technology Diamond & Abrasives Engineering, 2020, 40(3):1-4.
- [2] VIGNEASHWARA P, WAHYU C, TEGOEH T, et al. Predictive modelling and analysis of process parameters on material removal characteristics in abrasive belt grinding process [J]. Applied Sciences, 2017, 7(4):7040363.
- [3] ZHOU K, XIAO G J, XU J Y, et al. Material removal behavior of Cf/SiC ceramic matrix composites as a function of abrasive wear during diamond abrasive belt grinding[J]. Wear, 2021: 486-487.
- [4] 何喆. 面向钢轨打磨的砂带磨损机理与规律研究[D]. 北京:北京交通大学,2020.
HE ZH. Research on wear mechanism and characteristics of abrasive belt used for rail grinding [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [5] 程灿. 面向钢轨打磨的砂带磨损状态监测与剩余寿命预测研究[D]. 北京:北京交通大学,2020.
CHENG C. Research on belt wear monitoring and remaining useful life prediction [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [6] 叶浩浩. 基于图像处理的砂带磨削性能监测实验研究[D]. 泉州:华侨大学, 2017.
YE H H. Experimental research on performance monitoring of abrasive belt grinding based on image processing[D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2017.

- [7] LIPINŃSKI D, KACALAK W, TOMKOWSKI R. Methodology of evaluation of abrasive tool wear with the use of laser scanning microscopy [J]. Scanning, 2014, 36(1): 53-63.
- [8] OO H H, WANG W, LIU Z H. Tool wear monitoring system in belt grinding based on image-processing techniques [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 111(7-8): 2215-2229.
- [9] 肖贵坚,陈树林,李少川,等. 磨粒磨损对砂带磨削TC17表面完整性的影响研究[J]. 航空制造技术, 2022, 65(4):26-33.
XIAO G J, CHEN SH L, LI SH CH, et al. Study on influence of abrasive wear on surface integrity of TC17 grinding by abrasive wear [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(4): 26-33.
- [10] 杜瑶,田彪,张健,等. 中密度纤维板磨削时的砂带磨损研究及寿命评判[J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(10): 126-134.
DU Y, TIAN B, ZHANG J, et al. Research on abrasive belt wear and working life evaluation during sanding medium density fiberboard [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(10): 126-134.
- [11] 杨雅琦,汪生莹,张亦鸣,等. 棕刚玉磨料砂带磨削木材的磨损机制及其寿命[J]. 林业工程学报, 2020, 5(6): 121-127.
YANG Y Q, WANG SH Y, ZHANG Y M, et al. Wear mechanism and life of brown corundum abrasive belt in wood sanding process [J]. Journal of Forestry Engineering, 2020, 5(6): 121-127.
- [12] 刘景森,马义想,李煜. 改进蝴蝶算法求解多维复杂函数优化问题[J]. 电子学报, 2021, 49(6): 1068-1076.
LIU J S, MA Y X, LI Y. Improved butterfly algorithm for multi-dimensional complex function optimization problem [J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(6): 1068-1076.
- [13] 赵新,刘冬生. 基于改进果蝇算法优化SVM的模拟电路故障诊断及对比分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,33(3):78-84.
ZHAO X, LIU D SH. Analog circuit fault diagnosis and comparison analysis based on SVM optimized by improved fruit fly optimization algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(3): 78-84.
- [14] 褚鼎立,陈红,王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. 电子学报, 2019, 47(5): 992-999.

- CHU D L, CHEN H, WANG X G. Whale optimization algorithm based on adaptive weight and simulated annealing [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(5): 992-999.
- [15] 张强,刘志恒,王海舰,等. 基于多特征信息融合的截齿磨损程度识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 1974-1983.
- ZHANG Q, LIU ZH H, WANG H J, et al. Research on wear degree recognition of picks based on multifeature information fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(12): 1974-1983.
- [16] 陈志敏,吴盘龙,薄煜明,等. 基于自控蝙蝠算法智能优化粒子滤波的机动目标跟踪方法[J]. 电子学报, 2018, 46(4): 886-894.
- CHEN ZH M, WU P L, BO Y M, et al. Adaptive control bat algorithm intelligent optimization particle filter for maneuvering target tracking [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(4): 886-894.
- [17] 刘浩然,赵翠香,李轩,等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1573-1580.
- LIU H R, ZHAO C X, LI X, et al. Study on a neural network optimization algorithm based on improved genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 1573-1580.
- [18] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ABD E M, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.
- [19] 李国龙,陈孝勇,李喆裕,等. 采用天鹰优化卷积神经网络的精密数控机床主轴热误差建模[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(8): 51-61.
- LI G L, CHEN X Y, LI ZH Y, et al. Thermal error modeling of spindle for precision CNC machine tool based on AO-CNN [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(8): 51-56.
- [20] 董浩生,杨赫然,孙兴伟,等. 基于砂带表面磨粒分布的螺杆曲面重复磨削区域表面粗糙度预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3): 87-95.
- DONG H SH, YANG H R, SUN X W, et al. Prediction of surface roughness in repeated grinding area of screw surface based on abrasive particle distribution on abrasive belt surface [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 87-95.
- [21] 徐少平,曾小霞,唐祎玲. 基于两阶段支持向量回归的快速噪声水平估计算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(3): 447-458.
- XU SH P, ZENG X X, TANG W L. Fast noise level estimation algorithm based on two-stage support vector regression [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(3): 447-458.
- [22] 王义,王江云,宋晓,等. 基于模糊转换的图像椒盐噪声检测和去除[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(4): 537-542.
- WANG Y, WANG J Y, SONG X, et al. Image salt-and-pepper noise detection and removal based on fuzzy switching [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(4): 537-542.

作者简介



陈斯睿, 2020 年于沈阳大学获学士学位, 现为沈阳工业大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为复杂曲面数字化制造技术与装备。

E-mail: a13897990910@163.com

Chen Sirui received a B. Sc. degree from Shenyang University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at the School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interests include digital manufacturing technology and equipment for complex surfaces.



孙兴伟(通信作者), 分别于 1992 年和 1995 年在沈阳工业大学获得学士和硕士学位, 于 2006 年在天津大学获得工学博士学位, 现为沈阳工业大学机械工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂曲面测量与数控技术及专用集成数控系统、CAD/CAM/CAE 技术等。

E-mail: sunxingw@126.com

Sun Xingwei (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Shenyang University of Technology in 1992 and 1995, and received her Ph. D. degree from Tianjin University in 2006. Now she is a professor and a Ph. D. degree in the School of Mechanical Engineering at Shenyang University of Technology. Her main research interests include complex surface measurement and CNC technology and dedicated integrated CNC system, and CAD/CAM/CAE technology.