

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905731

基于图像信息的砂带磨削材料去除率预测模型*

张广鹏,任利娟,王启文

(西安理工大学 西安 710048)

摘要:砂带磨削广泛应用于工业领域,由于其与工件的柔性接触及砂带磨粒分布的非均匀性,导致砂带磨削中材料去除率难以从理论上精准预估,直接影响砂带磨削效率及其质量控制。基于此提出一种基于火花图像信息的砂带磨削材料去除率识别方法,给出了火花图像的分割处理算法,建立了火花图像的颜色、亮度、面积及轮廓特征的量化特征模型,基于皮尔逊系数分析了火花图像特征与砂带磨削材料去除率之间的相关性,分别建立了基于火花图像单特征的线性回归预测模型和基于支持向量回归(SVR)算法的多特征回归预测模型,采用最大误差、均方差及决定系数作为模型的评价参数,结果表明基于径向基核函数的多特征SVR模型的具有较高的预测精度,决定系数可达0.976。所提出的方法为砂带磨削材料去除率的有效控制提供了一种新途径。

关键词:砂带磨削;材料去除率;火花图像;支持向量回归

中图分类号: TG58 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

Image-based prediction model for material removal rate of abrasive belt grinding

Zhang Guangpeng, Ren Lijuan, Wang Qiwen

(Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Abrasive belt grinding is widely applied in the industry field. Due to its flexible contact with the workpiece and the non-uniformity of abrasive distribution on the belt, the material removal rate is difficult to be predicted accurately in theory. It directly affects the efficiency and quality control of the abrasive belt grinding. This study proposes a method for identifying the material removal rate of abrasive belt grinding based on spark images. A segmentation algorithm for spark images is presented. Quantitative feature models of the color, brightness, area, and contour features of the spark image are formulated. Pearson coefficient is used to analyze the correlation between the feature of the spark image and the material removal rate of abrasive belt grinding. A linear regression model based on the single feature of the spark image and a multi-feature regression model based on the support vector regression (SVR) are established, respectively. The maximum error, the mean square error, and the determination coefficient are used as the evaluation metrics. Experimental results show that the multi-feature SVR model based on the radial basis kernel function can achieve high prediction accuracy with the determination coefficient of 0.976. The proposed method in this paper provides a new way to effectively control the material removal rate of abrasive belt grinding.

Keywords: belt grinding; material removal rate; spark field; support vector regression(SVR)

0 引言

砂带磨削因其加工效率高、成本低而广泛应用于工业领域的抛光、打磨等对尺寸要求不高的场合。砂带具

有柔性,不易造成过切,近年来在叶片等复杂精密结构件的机器抛磨中应用也越来越多,准确判断砂带磨削材料去除率是控制磨削尺寸和保证磨削效率与质量的关键。由于砂带磨削运动链中存在诸多误差因素和弹性环节,导致砂带磨削材料去除率难以精确预测和控制,成为制

收稿日期:2019-10-17 Received Date:2019-10-17

* 基金项目:陕西省重点科研计划(2017ZDXM-GY-133)项目资助

约零部件型面精度提高的主要原因,因此研究砂带磨削材料去除率的快捷精准识别方法具有重要意义。

由于砂带表面的磨粒大小、高度分布、切削刃的方向及攻角大小均是随机分布,导致砂带磨削是一种具有不确定材料去除率的加工方法^[1]。影响砂带磨削材料去除率的因素众多,主要有接触应力、砂带速度、磨粒粒度、工件进给速度、接触轮硬度、磨粒材料、工件材料等^[2-3],导致砂带磨削材料去除率建模难度大。文献[4-5]基于压力与磨粒在工件表面的压痕深度关系,通过建立单个磨粒的材料去除深度模型及假设砂带表面磨粒符合高斯分布,进而得出特定磨削参数下的材料去除深度预测模型。由于没有考虑砂带磨损和砂带磨削参数对材料去除率的影响,降低了该模型的准确性。Zhe 等^[6]基于 Preston 方程、Hertz 接触理论建立材料去除深度的廓形。Hamman^[7]认为材料去除率与磨削参数存在线性关系,并建立了基于法向力、砂带速度即工件进给速度等磨削参数的材料去除率线性预测模型;Cabaraydic 等^[8]建立磨削参数(法向力、砂带速度、工件进给速度)与材料去除深度的指数形式的数学模型;这两个模型中将砂带的磨损以磨损因子作为方程的系数。由于砂带磨损是动态过程,磨损因子也随时间变化,且不同砂带型号、不同磨削参数时的砂带磨损率不同,导致获取准确的磨损因子较为困难。

Pandiyan 等^[9]提出将 5 个磨削参数(工件进给速度、砂带速度、接触轮硬度、磨粒粒度,接触力)作为输入,磨削深度作为输出,建立了基于自适应模糊神经推理系统的砂带磨削深度预测模型,经过 250 次迭代后,预测模型的决定系数为 0.975,但该模型依然没有考虑砂带磨损这一重要因素。

由于影响材料去除率的因素较多,且各因素之间存在一定的耦合关系,无论是数学模型,或者神经网络模型,都难以将所有因素及各参数间的耦合机制梳理清楚,尤其是砂带磨损这一动态的因素。砂带磨削所产生的含有大量热量的铁屑在空气中被氧化并形成火花,因此火花图像与材料去除率之间必然有某种内在关系,本文探讨了一种基于火花图像的面积、轮廓、亮度、颜色等特征的磨削材料去除率预测模型,为砂带磨削材料去除率的有效控制提供了一种新途径。

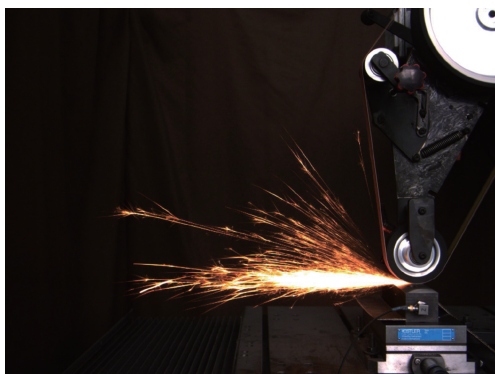
1 火花图像面积与轮廓特征量化提取

1.1 火花图像预处理

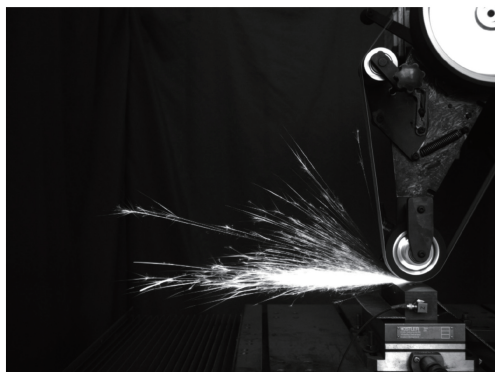
通过 CCD 相机采集到的磨削火花图像难免包含有周围设备、工件等背景,因此需要对所采集到图像进行预处理,以便有效分离出目标火花图像。预处理包括图像灰度化、制作掩膜、通过位与操作获取目标火花图像区域

及图像阈值分割处理获取目标火花图像。

CCD 相机获取的彩色图像为 RGB 模型,信息量较大,会影响图像处理速度,因此本文采用加权平均值法将 RGB 模型转换为灰度图像。由于火花产生的位置相对固定,故采用区域选择确定出目标火花图像区域,然后制作目标区域掩膜,即将目标区域内像素设置为 1,其余像素为 0;再通过掩膜图像与灰度图像的位与操作,即可实现目标火花图像区域的有效分离,如图 1 所示。



(a) RGB图像
(a) The RGB image



(b) 灰度图像
(b) The spark gray-scale image



(c) 分割后的火花区域图像
(c) The spark image after segmentation

图 1 火花区域图像分离过程

Fig.1 The segmentation step of the spark image

分割出来的火花区域图像可能还含有其他背景,为

此需要做进一步的图像阈值分割处理,得到纯火花图像。本文采用最大类间方差法作为图像阈值分割算法的阈值自适应确定方法,最大类间方差法于 1979 年由日本学者 Otsu 提出,是一种适合于双峰情况的自动求取阈值的方法,又称为 Otsu。该算法按图像的灰度特性,将图像分成背景和目标两部分。背景和目标之间的类间方差越大,说明构成图像的两部分的差别越大,当部分目标错分为背景或部分背景错分为目标都会导致两部分差别变小^[10],该算法在图像分割中有较多的应用^[11]。因此,使类间方差最大的分割意味着错分概率最小。

将图像记为 $I(x, y)$, 图像大小为 $M \times N$, 图像中背景和目标的分割阈值记为 T , 图像中像素值小于 T 的像素点数(背景像素点)为 N_0 , 像素灰度值大于阈值 T 的像素点数(目标像素点数)为 N_1 , 目标像素数占总像素数的比例记为 P_0 , 平均灰度值记为 μ_0 ; 背景像素总数占总像素数量的比例记为 P_1 , 平均灰度值为 μ_1 。

令:

$$\mu = P_0\mu_0 + P_1\mu_1 \tag{1}$$

则类间方差 g 为:

$$g = P_0(\mu_0 - \mu)^2 + P_1(\mu_1 - \mu)^2 \tag{2}$$

将式(1)代入式(2), g 的表达式可简化为:

$$g = P_0P_1(\mu_0 - \mu_1)^2 \tag{3}$$

通过上式寻找使类间方差 g 最大时的阈值 T , 然后再进行图像分割处理。图 2 所示为采用类间方差法进行图像分割得到的目标火花图像。



图 2 火花图像分割结果
Fig.2 The segmentation result

1.2 火花图像面积特征提取

将获得的磨削火花图像进行二值化处理,如图 3 所示,其中火花像素值为 1,背景像素值为 0。本文通过统计图像中像素值为 1 的像素点总数即可得到火花面积特征量化值。图 4 所示为不同材料去除率火花面积特征分布曲线。可以看出,在同一材料去除率时的火花面积特征值虽有微小波动,但可以较为明显地区分不同材料的去除率。



图 3 火花二值图像
Fig.3 The binary image of the spark

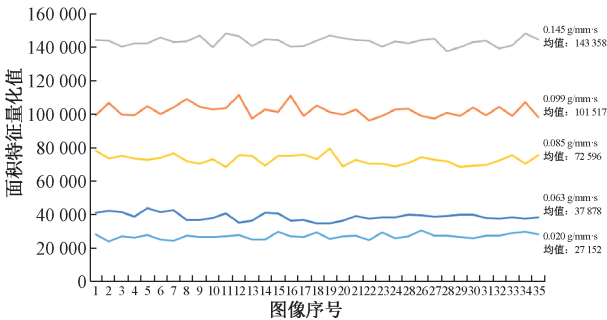


图 4 不同材料去除率火花面积特征分布
Fig.4 The area feature distribution for different material removal rates

1.3 火花图像轮廓特征提取

不同材料去除率所对应的火花图像轮廓也不同,材料去除率较大时火花图像轮廓周长较大,反之,较小。因此可以通过火花轮廓特征反映材料去除率大小,为此需要进行火花图像的边缘检测。

本文采用 Sobel 算子^[12]对火花图像进行边缘检测获取其轮廓特征,图 5 所示为二值火花轮廓图像,然后通过统计图像中轮廓像素个数作为火花图像轮廓特征量化值。

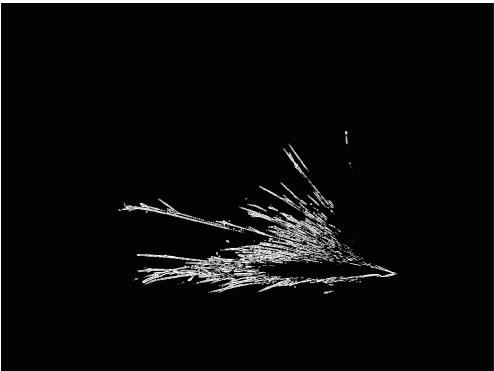


图 5 火花图像轮廓
Fig.5 The edge of the spark

图 6 所示为 5 种不同材料去除率的火花轮廓特征量化值分布曲线。可以看出,火花轮廓特征值可以较为明显地区分出不同材料的去除率。

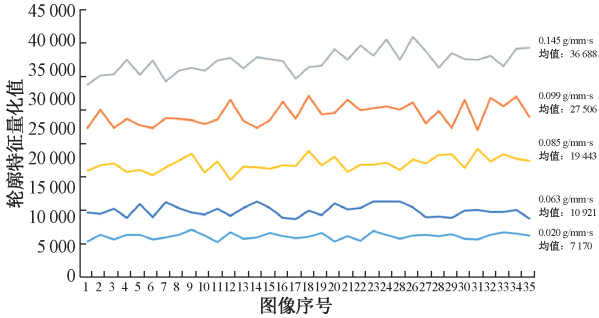


图 6 不同材料去除率火花轮廓特征量化数值分布
Fig.6 The boundary feature distribution for different material removal rate

2 火花图像亮度与颜色特征量化提取

不同材料去除率条件下的火花图像的亮度、颜色也有变化,下面将讨论火花图像亮度与颜色特征量化提取问题。

2.1 火花图像亮度特征

要提取火花图像的亮度特征,首先需要将 RGB 图像转化为 HSV 图像。HSV 也是一种色彩模型,其中 H 为图像色调, S 是图像的饱和度, V 为图像亮度, V 的取值范围为 $0 \sim 1$ 。假设 (R, G, B) 表示 RGB 图像中一个颜色的红、绿、蓝三基色分量值,则亮度分量可以通过下式获得:

$$V = \max(R, G, B) \tag{4}$$

通过式(4)可以提取 HSV 模型下火花图像中 V 分量为 1 的像素个数,并作为该材料去除率条件下的磨削火花图像的亮度特征值。

2.2 火花图像颜色特征

本文采用颜色矩来量化不同材料去除率条件下的火花图像的颜色信息。颜色矩是通过计算矩的大小来描述图像中的颜色信息,通常采用一阶矩、二阶矩、三阶矩来表达图像的不同颜色信息,其中一阶矩表示每个像素点颜色平均强度,二阶矩表示处理区域的颜色不均匀程度,三阶矩表示颜色的不对称性。当材料去除率发生变化时,火花图像的颜色将发生变化,即 R, G, B 3 种分量的比例关系发生变化,故本文采用一阶矩来表示火花图像中的颜色信息,其定义如下:

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{ij} \tag{5}$$

式中: P_{ij} 为第 j 个像素的第 i 个颜色分量; N 为像素数量。

图 7 所示为 6 种不同材料去除率下砂带磨削火花图

像一阶矩取值。可以看出,材料去除率不同时,火花图像的一阶矩也不同,并且可以量化成具体数值,以区分不同的材料去除率条件下的颜色特征变化。

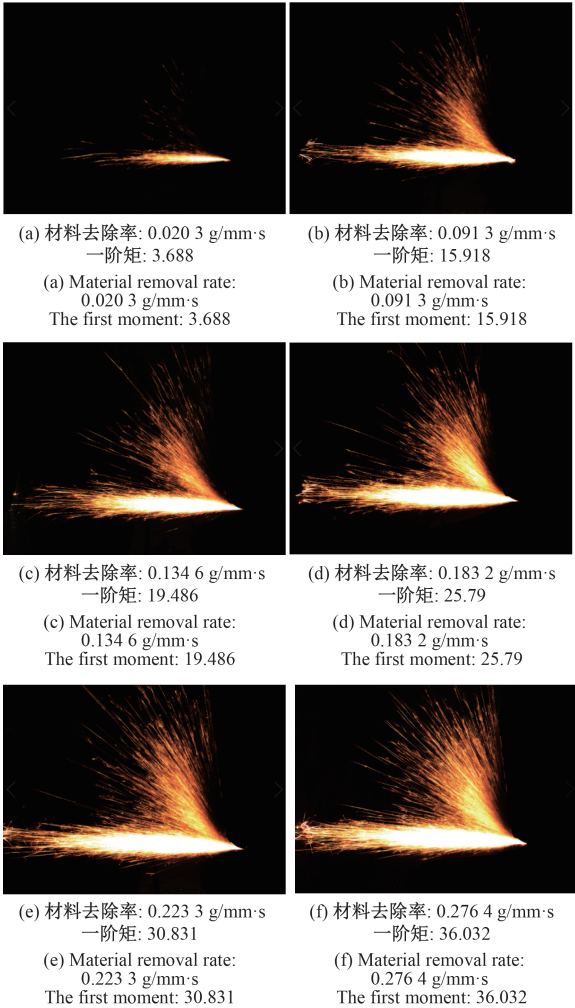


图 7 不同材料去除率的火花颜色特征
Fig.7 The color feature distribution for different material removal rate

3 样本数据相关性分析

相关性分析是指对两个或者多个具有相关性的变量元素进行分析并得出衡量这两个变量之间的密切程度的方法。本文对前述得到的火花图像量化指标与材料去除率之间进行相关性分析,为发现其中对结果产生关键影响的因素提供了依据。为了确定相关变量之间的关系,首先应该汇总想要分析变量之间的一一对应数据,然后绘制出散点图,根据散点图的分布状态判断这些变量之间的相关性。

下面以材料去除率为 $0.003 \sim 0.4 \text{ g/mm} \cdot \text{s}$ 的砂带磨削火花图像为例,采用上述磨削火花图像特征量化方法,得到了不同材料去除率对应的 4 种火花图像特征数据,然后绘制如图 8 所示的散点图。

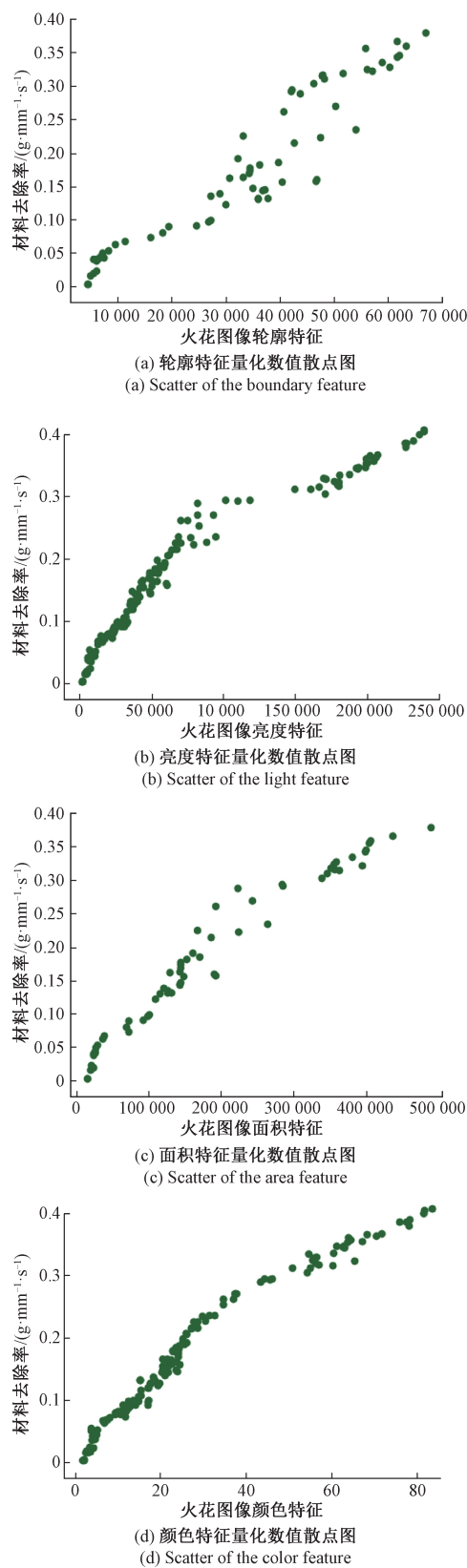


图 8 4 种特征量化数值散点图

Fig.8 The scatter plots of the four features

从图 8 可以看出,4 种特征的量化数值与材料去除

率存在关联关系,并随着材料去除率的上升,各特征的量化数值也逐渐增加,除火花轮廓特征分布稍有杂乱,其余特征都可以近似为线性关系。

由于散点图只能看到一个大概的相关性关系,无法对其相关性程度进行定量描述,例如火花面积特征和火花亮度特征的散点图中,各个点的分布都较为规律,且在材料去除率为 $0.2 \sim 0.3 \text{ g} / \text{mm} \cdot \text{s}$ 时,有一部分点的分布略微有些杂乱,仅仅凭借散点图无法看出这两个特征与材料去除率的相关性程度,故本文采用皮尔逊相关系数^[13]来定量描述变量之间的相关程度。

应用皮尔逊相关系数需要用到反映两个随机变量相关程度的指标,即协方差,如式(6)所示。

$$\text{Cov}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n - 1} \tag{6}$$

式中: $\text{Cov}(x, y)$ 为变量 x 与 y 的协方差; $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 为两变量的均值; n 为数据个数。

皮尔逊相关系数如式(7)所示。

$$\rho_{x, y} = \frac{\text{Cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \tag{7}$$

式中: σ_x, σ_y 为两个变量的标准差。

根据式(7)计算出砂带磨削火花图像的 4 种特征分别与材料去除率的皮尔逊相关系数如表 1 所示。可以看出,砂带磨削火花的 4 个特征与材料去除率的相关性都很高,其中颜色特征的相关程度最高,而边缘特征的相关程度稍低。但 4 种特征的皮尔逊相关系数均在 0.9 以上,属于强相关的范围,因此可以通过独立的单个图像特征对材料去除率值建立回归预测模型。

表 1 砂带磨削火花特征皮尔逊相关系数	
Table 1 The Pearson correlation coefficient of spark	
火花特征	皮尔逊相关系数
轮廓特征	0.942 396
亮度特征	0.970 721
面积特征	0.976 709
颜色特征	0.977 087

4 砂带磨削材料去除率预测模型

基于前述的火花图像特征量化方法及其相关性分析,下面采用两种方法建立砂带磨削材料去除率预测模型。

4.1 单特征回归模型

单特征线性回归是指以单个特征为输入,材料去除率为输出,建立材料去除率的线性函数。本文采用最小二乘回归法^[14]分别建立 4 个特征与材料去除率之间的线性模型。首先将数据集分为训练集和测试集,如图 9 所示,“●”为训练集数据点,“×”为测试集数据点,实线为回归结果。

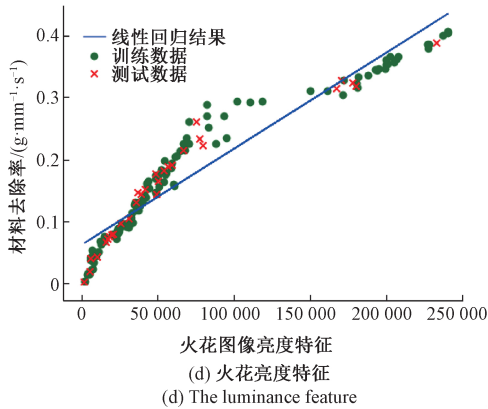
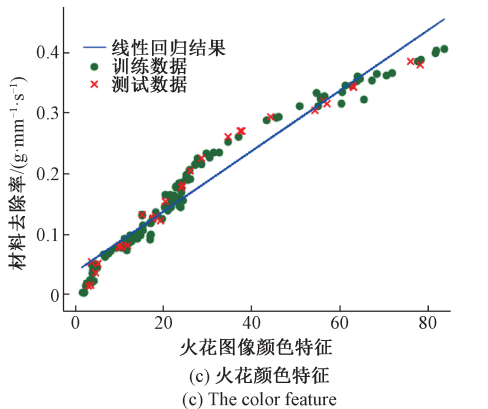
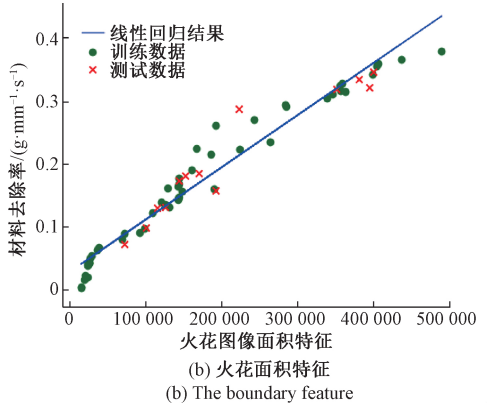
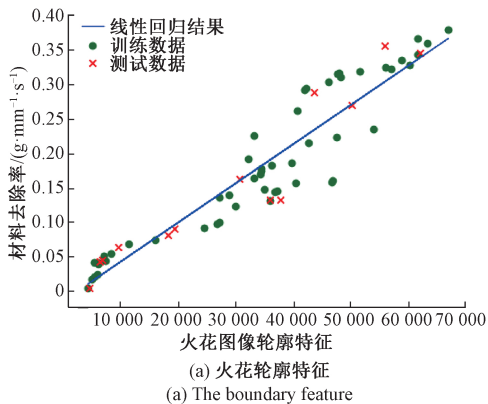


图 9 单特征线性回归结果

Fig.9 Linear regression results based on single feature

表 2 所示为单特征线性回归结果的评价参数,包括均方根误差、决定系数和最大误差值。从表 2 中数据可以看出,基于颜色特征的材料去除率预测模型有较高的决定系数,其最大误差最小。这与前面得到的颜色特征与材料去除率的相关性最高的结论一致。

表 2 火花单特征材料去除率线性预测模型评价

Table 2 The assessment of the linear regression model

火花特征	均方根误差	决定系数	测试集误差最大值
轮廓	0.038	0.811	0.098
亮度	0.032	0.892	0.062
面积	0.028	0.917	0.073
颜色	0.024	0.936	0.042

4.2 基于 SVR 算法的预测模型

支持向量回归(support vector regression, SVR)的原理是在支持向量机的基础上,将分类问题转换成回归问题。通过引入不敏感损失函数 ε 和惩罚因子 C ,建立回归识别模型。

若训练集为 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 则引入 ε 可构造如式(8)的损失函数^[15]。

$$L(y, f(X, \sigma)) = \begin{cases} 0, & |y - f(X, \sigma)| \leq \varepsilon \\ |y - f(X, \sigma)| - \varepsilon, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $f(X)$ 为回归估计函数; σ 为精度参数。

本文采用线性不可分问题安排 SVR 算法训练,这时的回归函数如式(9)所示。

$$y = f(X) = w^T \cdot \phi(x) + b \quad (9)$$

式中: $\phi(x)$ 为低维空间到高维空间的映射。

SVR 通过对低维空间线性不可分的数据进行非线性映射,使之在高维空间中线性可分并构造出最优超平面,实现非线性数据的预测。这一过程中核函数具有关键作用,通过核函数的选取不需要了解具体非线性映射方式,核函数如式(10)所示。

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (10)$$

式中: x_i, x_j 为低维空间向量; $\phi(x_i), \phi(x_j)$ 为高维空间向量。

常用的核函数主要有线性核函数、径向基核函数等,下面对这两种核函数进行对比分析。

线性核函数的形式如下:

$$K(x, x_i) = x^T x_i \quad (11)$$

线性核函数是径向基函数的一个特例。该核函数主要解决的是本身在低维度就线性可分的问题,其特征空间到输入空间的维度是相同的。参数少也就意味着运算速度快,对于线性可分的数据,这种核函数效果很好。径向基核函数的形式如下:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

(12)

径向基核函数是 SVR 算法在解决非线性问题中应用最多的核函数,其中 σ 决定着该函数的径向范围。当数据集样本的距离远大于 σ 时,模型容易出现过拟合问题,使得泛化能力大大降低;当数据集样本的距离远小于 σ 时,训练没有意义。

根据上述用于非线性数据回归的支持向量回归算法,可以建立基于火花图像特征的砂带磨削材料去除率预测模型。前面从单特征回归分析的结果可以看出,火花轮廓特征与材料去除率的相关性相对较差,因此在 SVR 回归中以火花图像的亮度、面积、颜色 3 个特征为输入,材料去除率为输出,所建立的 SVR 预测模型结果如表 3 所示,图 10 所示为基于 SVR 预测模型所得到的多组预测值与实测值的对比结果。

表 3 支持向量回归模型评价

Table 3 Support vector regression model evaluation

评价参数	均方根误差	决定系数	最大预测误差
线性核函数	0.014	0.962	0.046
径向基核函数	0.007	0.976	0.026

表 4 不同模型的评价参数

Table 4 Evaluation parameters of different models

评价参数	均方根误差	决定系数	最大预测误差
Hamman	0.077	0.322	0.127 6
Cabaravdic	0.059	0.599	0.117 8
本文	0.007	0.976	0.026 0

5 结 论

本文提出了一种基于视觉图像模式识别技术的砂带磨削材料去除率预测方法,给出了磨削火花图像分割算法及其特征提取与量化算法,分析了火花图像特征与材料去除率之间的相关性,主要结论如下。

1) 建立了火花图像的 4 种特征量化方法,通过实测数据分析表明,4 种特征与材料去除率属强相关范围,其中颜色特征的相关程度最高,表明基于火花图像特征识别砂带磨削材料去除率是可行的。

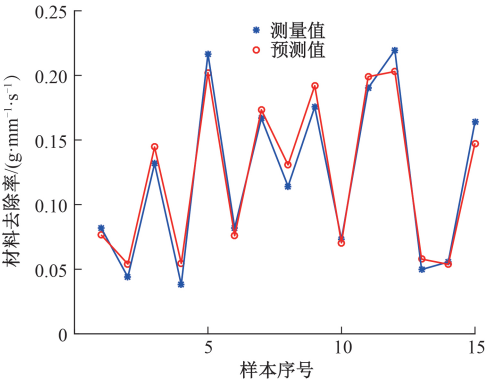
2) 通过单特征回归模型、线性及径向基函数的 SVR 回归预测模型的对比分析,得出基于径向基核函数的 SVR 回归模型具有较高的材料去除率预测精度,5% 置信水平的正确率达到 85%。

3) 所提出的基于视觉图像模式识别技术的材料去除率预测方法,可有效避开了材料去除率理论模型中难以梳理各影响因素的耦合影响,模型简单明了,为砂带磨削材料去除率的有效控制提供了一种新途径。

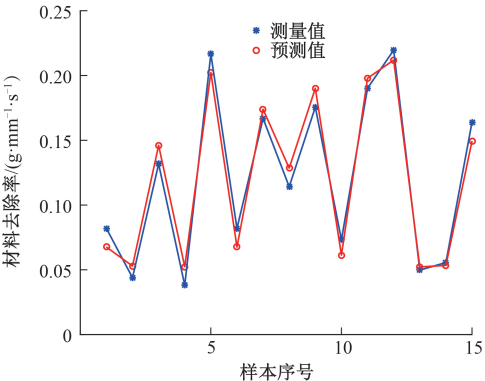
参考文献

[1] BAIDAKOVA N V, ORLOVA T N. Influence of abrasive grain geometrical characteristics on the grinding quality[J]. Procedia Engineering, 2017(206): 194-199.

[2] 刘斐,王伟,王雷,等. 接触轮变形对机器人砂带磨削



(a) 线性核函数预测结果
(a) Prediction result of the linear kernel function



(b) 径向基核函数预测结果
(b) Prediction result of the linear kernel function

图 10 支持向量回归模型拟合结果

Fig.10 Prediction results of SVR model

- 深度的影响[J]. 机械工程学报, 2017, 53(5): 86-92.
- LIU F, WANG W, WANG L, et al. Effect of contact wheel's deformation on cutting depth for robotic belt grinding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(5): 86-92.
- [3] 费亚, 黄云, 邹莱, 等. 预应力砂带磨削钛合金表面完整性的试验研究[J]. 机械科学与技术, 2017, 36(7): 1063-1067.
- FEI Y, HUANG Y, ZOU L, et al. Experimental study on surface integrity of titanium alloy machined by prestressed abrasive belt grinding [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2017, 36(7): 1063-1067.
- [4] QI J, ZHANG D, LI S, et al. A micro-model of the material removal depth for the polishing process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 86(9-12): 2759-2770.
- [5] WANG R Q, LI J Y, LIU Y M, et al. Modeling material removal rate of heavy belt-grinding in manufacturing of U71Mn material [J]. Key Engineering Materials, 2016(693): 1082-10898.
- [6] ZHE H, JIANYONG L, YUEMING L, et al. Investigating the effects of contact pressure on rail material abrasive belt grinding performance [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 93(10): 1-8.
- [7] HAMMAN G. Modellierung des abtragsverhaltens elastischer robot ergefuehrter schleifwerkzeuge[D]. Stuttgart: University of Stuttgart, 1998.
- [8] CABARAVDIC M, KUHNENKÖETTER B. Bandschleifprozesse optimieren[J]. Mo Metal loberfläche, 2005, 59(4): 44-47.
- [9] PANDIYAN V, CAESARENDRA W, TJAHJOWIDODO 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): 363.
- [10] OTSU N. A Threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [11] 胡敏, 李梅, 汪荣贵, 等. 改进的 Otsu 算法在图像分割中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(5): 443-449.
- HU M, LI M, WANG R G, et al. Application of an improved Otsu algorithm in image segmentation [J]. Journal of Electronic Measurement and instrument, 2010, 24(5): 443-449.
- [12] ZHOU R G, LIU D Q. Quantum image edge extraction based on improved sobel operator [J]. International Journal of Theoretical Physics, 2019, 58(9): 1-17.
- [13] 孙曙光, 纪学玲, 杜太行, 等. 机械振动下交流接触器电寿命预测失效特征量提取[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3): 114-125.
- SUN SH G, JI X L, DU T H, et al. Failure feature extraction for electrical life prediction of AC contactor under mechanical vibration [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 114-125.
- [14] 叶秀斌, 简彩仁, 夏靖波. 两阶段最小二乘回归子空间聚类方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2019, 58(4): 595-599.
- YE X B, JIAN C R, XIA J B. Two-stage least square regression subspace clustering method [J], Journal of Xiamen Unilevery (Natural Science), 2019, 58(4): 595-599.
- [15] 杨昆, 喻臻钰, 罗毅, 等. 湖泊表面水温预测与可视化方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(12): 3090-3099.
- YANG K, YU ZH Y, LUO Y, et al. Lake surface water temperature prediction and visualization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12): 3090-3099.

作者简介



张广鹏(通信作者), 分别在 1990 年和 1993 年于陕西机械学院获得学士学位和硕士学位, 1998 年于西安理工大学获得博士学位, 现为西安理工大学教授, 主要研究方向为数控机床设计方法、机器人技术与智能制造。

E-mail: gpzhang@xaut.edu.cn

Zhang Guangpeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Shaanxi Institute of machinery in 1990 and 1993, respectively, and received his Ph. D. degree from Xi'an University of Technology in 1998. He is currently a professor at Xi'an University of Technology. His main research interests include NC machine tool design method, robotic technology and intelligent manufacturing.



任利娟, 分别在 2012 年和 2015 年于西安理工大学获得学士学位和硕士学位, 现为西安理工大学博士研究生, 主要研究方向为砂带磨削中的视觉识别技术及智能制造。

E-mail: xkk19881120@163.com

Ren Lijuan received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Xi'an University of Technology in 2012 and 2015, respectively. She is currently a Ph. D. candidate at Xi'an University of Technology. Her main research interests include visual recognition technology of the abrasive belt grinding technology and intelligent manufacturing.