

文章编号 1004-924X(2014)12-3332-10

刀具磨损的自动检测及检测系统

秦国华*, 易 鑫, 李怡冉, 谢文斌

(南昌航空大学 无损检测教育部重点实验室, 江西 南昌 330063)

摘要:为了精确检测机械加工过程中刀具的磨损状态,分析了刀具磨损图像中背景区、磨损区、未磨损区的灰度值变化,提出了利用图像处理技术自动检测刀具磨损量的方法。首先,根据 Otsu 法和 B-样条曲线拟合法,建立了自动确定上限阈值与下限阈值的算法,准确地增强了磨损区与背景区、未磨损区之间的灰度对比度;通过分析刀具磨损图像的稳定区和磨损边缘的非稳定区,提出了边界提取的局部方差阈值算法,给出了自适应的局部方差阈值,清晰地将刀具磨损区从图像中分割出来。在此基础上,利用形态学描述方法对分割部分进行孔洞填充与边界完整化,从而直接计算出磨损区域的几何参数尺寸。实验结果表明:超景深三维显微镜放大倍数为 50 时,磨损宽度与磨损长度的检测误差分别为 1.024% 和 1.325%;放大倍数为 100 时,磨损宽度与磨损长度的检测误差分别为 0.661% 和 0.995%。该方法检测精度高、抗干扰能力强、提取的边界完整清晰,可为提高刀具使用率、保证加工质量提供技术支持。

关键词:计算机视觉;图像处理;刀具磨损;曲线拟合;灰度变换;局部方差

中图分类号:TG71.07;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142212.3332

Automatic detection technology and system for tool wear

QIN Guo-hua*, YI Xin, LI Yi-ran, XIE Wen-bin

(Key Laboratory of Nondestructive Testing of the Ministry of Education,
Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

* Corresponding author, E-mail: qghwzx@126.com

Abstract: To automatically detect the tool wear state in metal cutting process, an automatic detection method based on image processing was proposed by analysis of the gray levels of a tool wear image in the background area, wear area and the unworn area. Firstly, the automatic determination algorithms of the upper-and lower-thresholds were respectively presented according to the Otsu method and B-spline curve fitting method. Based on the algorithms, the gray-contrasts between wear area and background area as well as wear area and unworn areas were enhanced. By analysis of the stable region within three areas and the non-stable region at two edges in the tool wear image, the local gray-level variance threshold algorithm was presented for the boundary extraction. An adaptive threshold of the local variance was defined, by which the tool wear region was segregated from the tool wear image clearly. On this basis, the morphological method was used to fill out the holes of the segregated part, so that the corresponding geometric parameters of the wear areas were precisely achieved. Experiments

收稿日期:2014-03-20;修订日期:2014-05-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51165039);航空科学基金资助项目(No. 2013ZE56019);江西省科技支撑计划重点项目(No. 2010BGB00300);无损检测技术教育部重点实验室开放基金资助项目(No. ZD201029004)

tal results show that the detection errors of the wear width and the wear length are respectively 1.024% and 1.325% when the magnification of 3D microscope is 50, whereas they are 0.661% and 0.995% when the magnification is 100. The proposed method is characterized by strong anti-interference, and higher detection accuracy. It can supply the technology support for improving the tool utilization, guaranteeing the machining quality, and saving the manufacturing cost.

Key words: computer vision; image processing; tool wear; curve fitting; gray level transformation; local variance

1 引 言

刀具磨损过快必将增加刀具消耗,影响加工质量,降低生产率和提高加工费用^[1,2]。随着图像处理算法的成熟以及硬件能力的提升,利用图像处理技术实现刀具磨损的在线检测成为可能。近年来,技术人员主要采用两种方法对图像处理技术实现刀具磨损的检测进行研究。一种是基于工件表面的刀具磨损检测方法。Bradley 等人^[3]认为根据工件表面纹理的变化可以实现刀具磨损状态的检测。孙林丽等人^[4]研究了工件表面纹理图像的二维主成份分析(PCA)图像重构算法,根据从二维 PCA 重构图像中提取的工件表面分形特征值,提出了刀具磨损状态的判断方法。这种间接检测技术受光照强度和光照角度的影响较小,但工件表面纹理受机床刚度、轴承磨损及颤动等因素的影响,所以只能研究工件表面纹理变化与刀具磨损状态之间的定性关系,无法精确测量刀具的实际磨损量。另一种是基于刀体本身的检测方法,是利用图像处理技术提取刀具磨损区,计算刀具磨损几何参数的直接测量方法。最常用的是基于灰度阈值的分割检测技术。杨建国等人^[5]采用自适应中值滤波对刀具图像进行平滑去噪后,通过人工选择双阈值实现灰度图向二值图的转化,采用 Canny 算子实现刀具轮廓的提取。Hussain 等人^[6]利用图像增强技术对刀具磨损图像进行预处理后,使用 Canny 边缘算子对刀具磨损边界进行检测,获得刀具边界的二值图。虽然基于灰度阈值的分割检测技术计算简单、运算效率高,但灰度值与光照强度和角度有关,易受光照不均的影响,抗干扰能力差,分割精度不高,导致分割的边界模糊。Jurkovic 等人^[7]根据激光栅格在刀具上的反射图像,通过测量图像中栅格间距和曲率的变化,提出了刀具磨损量 VB 与月牙洼

深度的计算方法。Mook 等人^[8]通过图像采集系统获得新刀具未加工之前和加工之后磨损图像,经过二值化后以两幅二值图像的差异作为刀具刀鼻的磨损。Zhang 等人^[9]利用新刀具图像获得一个列方向上的灰度阈值,在磨损刀具图像上确定一条参考线,根据参考线对图像每列像素与灰度阈值比较进行列搜索找到磨损边界像素后,对磨损区进行重构,最后通过亚像素精度来精确定位磨损边界。相对于灰度阈值的方法,这些方法精度高,边界完整,抗干扰能力强。但是由于刀具加工条件恶劣,对图像采集系统的要求高,且人为干预程度高,检测效率低,适用性差。

本文根据刀具磨损图像的特点,提出一种基于统计学原理的局部方差阈值分割算法。实验证明这种方法简单方便,自动化程度高,抗干扰能力强,能够有效地提取刀具的磨损区域,提取的边界完整、清晰,便于准确地计算磨损区域的几何参数。

2 刀具磨损图像检测与分析

刀具磨损检测系统分为硬件和软件两个部分,如图 1 所示。硬件主要包括 CCD 相机、光源、夹具和支撑平台组成的图像采集系统。采集系统光照环境复杂,光照不均会影响分割效果^[10]。因此,采用超景深三维显微镜 VHX-600E 的 200 万像素 1/1.8CCD 相机,在可调 100 瓦卤素灯冷光源的垂直照射下,获取刀具的磨损图像。

软件部分主要是指基于图像处理技术的刀具磨损检测方法:利用中值滤波和灰度变换技术增强磨损区与背景区、磨损区与未磨损区之间的对比度,通过局部方差阈值算法分割出磨损区,借助二值形态学对分割的磨损区进行边界完整化和区域填充,结合光学系统的放大倍率与实际像素,自动计算反映刀具磨损程度的磨损区域面积、周长、

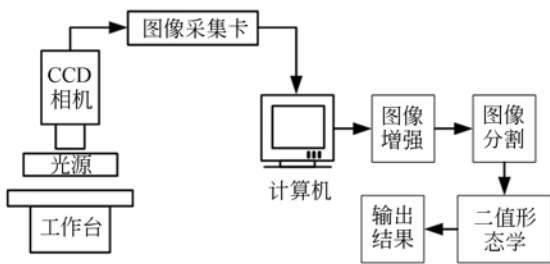
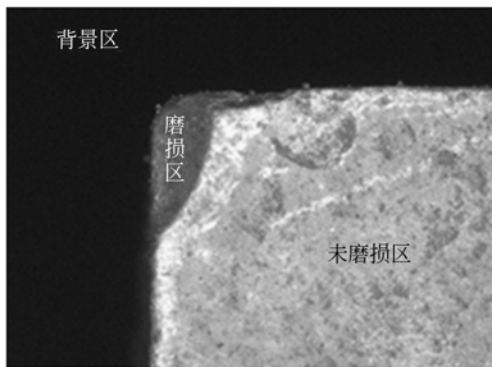


图 1 刀具磨损检测系统

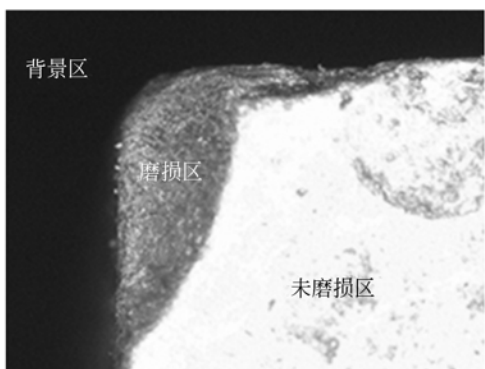
Fig. 1 Detection system of tool wear

最大宽度、最大长度等几何参数。灰度变换和局部方差阈值分割算法是实现刀具磨损自动检测的关键。

实验采集了不同放大倍数的两张刀具磨损图像,经图像采集卡由模拟信号变为数字信号存入计算机中,如图 2 所示。刀具磨损图由背景区、磨损区、未磨损区组成。为此,磨损区的提取可以转化为 3 个区域的两个边界的确定问题。在各区域



(a) 放大 50 倍
(a) Zoom in 50×



(b) 放大 100 倍
(b) Zoom in 100×

图 2 刀具磨损图

Fig. 2 Tool wear image

内或边缘上,任意选取多个相邻的像素点 $p_{i,j}$,图 3 为各区域所选取的像素点的起始位置,其坐标以及相应的灰度值分别为 (x_i, y_j) 、 $f(i, j)$,横坐标 x_i 、纵坐标 y_j 分别为刀具磨损宽度与长度方向。

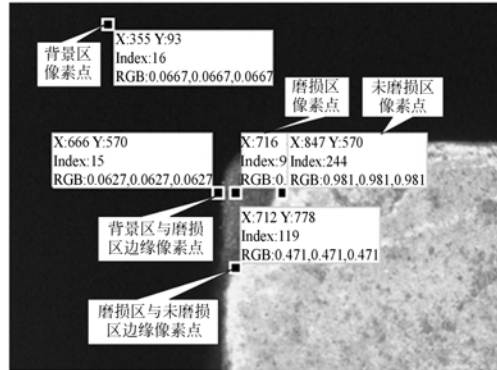
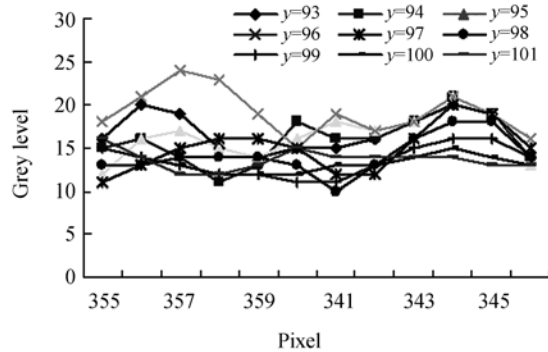


图 3 各区域的起始像素点

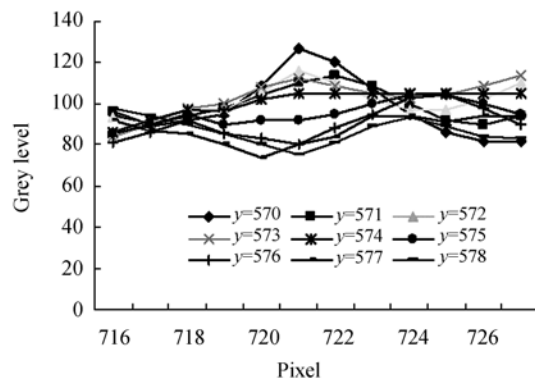
Fig. 3 Start pixels in all areas

以 x_i 为横坐标、灰度值 $f(i, j)$ 为纵坐标绘制像素灰度值的分布曲线,如图 4 所示。在背景区、



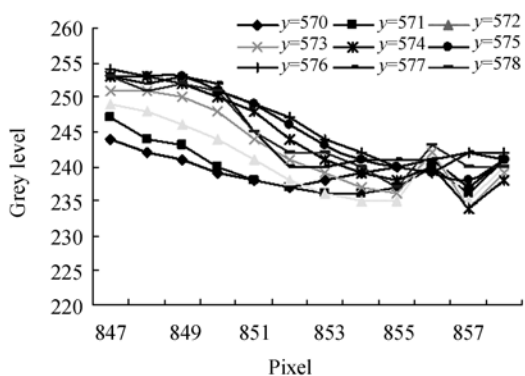
(a) 背景区像素点

(a) Pixels in background area

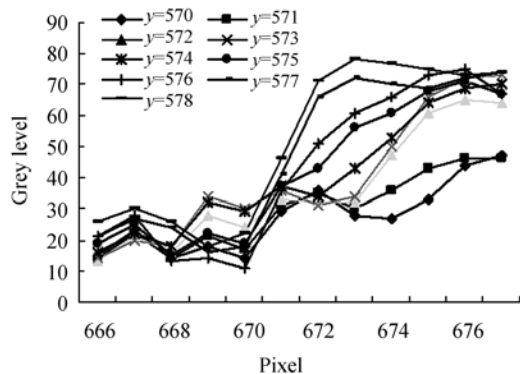


(b) 磨损区像素点

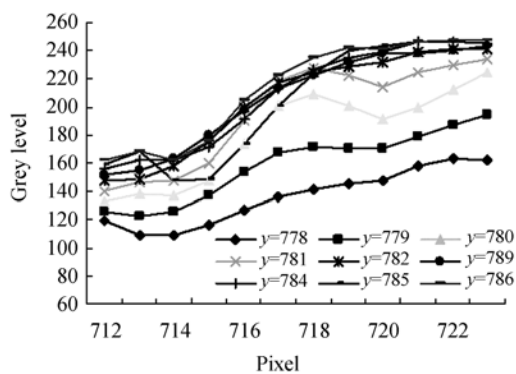
(b) Pixels in worn area



(c) 未磨损区像素点
(c) Pixels in unworn area



(d) 背景区与磨损区边缘像素点
(d) Pixels in the edge between background and worn area



(e) 未磨损区与磨损区边缘像素点
(e) Pixels in the edge between unworn and worn area

图 4 刀具磨损图像像素点的灰度分布曲线

Fig.4 Gray level distribution curves of pixels in tool wear image

磨损区和未磨损区中,相邻像素点的灰度值最大相差分别为 4、8 和 6,变化平稳,而背景区与磨损

区、磨损区与未磨损区之间的两个边界上的相邻像素点的灰度值最大差则为 25 和 29,产生了跳跃现象。另外,3 个区域的灰度值相差较大,平均灰度值分别为 15、96 和 243。由此可见,刀具磨损图像灰度值具有下列分布规律:

(1)背景区、磨损区、未磨损区之间的灰度值差别较大;

(2)每个区域内相邻像素点的灰度值会出现变化,但波动变化较小,分布比较稳定;

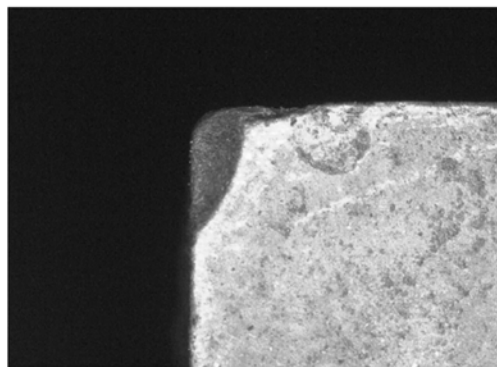
(3)灰度值在边缘点前后会出现相对的阶跃性变化。

图像分割前须对图像增强,减少光照不均对图像的影响;而且,图像分割结果与增强的灰度级的选择范围有关。为此,以上述 3 个灰度分布规律为依据,从灰度直方图中读出突变边缘的灰度级,两个突变边缘的灰度级范围就是需要增强的部分。

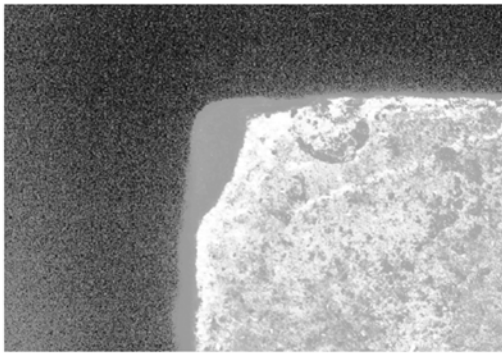
3 灰度变换的双阈值自动算法

刀具磨损图像的增强一般有增强对比度和直方图均衡化两种方法,而前者更能有效地增强磨损区与背景区、未磨损区的对比度,如图 5 所示。

增强图像对比度实际上是增强原图各部分的反差,一般通过增加原图中某两个灰度值间的动态范围来实现,但这两个灰度值的动态范围阈值是根据直方图分布人工选取,误差较大,不能用于自动检测。为此,提出了自动获取增强区域的双阈值算法。



(a) 灰度图
(a) Gray level image



(b) 直方图均衡化图
(b) Histogram equalization image



(c) 增强对比度图像
(c) Contrast enhancement image

图 5 图像增强对比实验

Fig. 5 Comparison of image enhancement

3.1 上限阈值的确定

Otsu 法阈值是一种使类间方差最大的自动确定阈值的方法^[11]。该方法具有简单、处理速度快的特点,是一种常用的阈值自动选取方法,可以用来确定增强灰度区域上限阈值 k 。假定 $p_r(r_q)$ 为刀具磨损图像中灰度级为 r_q 的像素出现的概率,即:

$$p_r(r_q) = \frac{n_q}{n}, q=0, 1, 2, \dots, L-1, \quad (1)$$

其中: n 为图像的像素总数, n_q 为灰度级为 r_q 的像素数目, L 为图像中所有可能的灰度级数。

阈值 k 使得图像分成了两类,即 C_0 是一组灰度级为 $\{0, 1, 2, k-1\}$ 的像素, C_1 是一组灰度级为 $\{k, k+1, k+2, L-1\}$ 的像素。Otsu 方法选择最大化类间方差 σ_B^2 的阈值 k , 这样, 阈值 k 可根据下列方法求出:

$$\begin{aligned} & \text{find } k \\ & \max \sigma_B^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (2) \\ & \text{s. t.} \\ & 0 \leq k \leq L-1 \end{aligned}$$

其中: $\omega_0 = \sum_{q=0}^{k-1} p_q(r_q)$, $\omega_1 = \sum_{q=k}^{L-1} p_q(r_q)$, $\mu_0 = \sum_{q=0}^{k-1} qp_q(r_q) / \omega_0$, $\mu_1 = \sum_{q=k}^{L-1} qp_q(r_q) / \omega_1$ 分别为 C_0 、 C_1 类出现的概率与均值, $\mu_T = \sum_{q=0}^{L-1} qp_q(r_q)$ 为图像的均值。

3.2 下限阈值的确定

若 $\mathbf{L}(x) = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_{m-1}, x_m]$, 且满足 $x_0 \leq x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_{m-1} \leq x_m$, 则称 x_i 为 B-样条曲线的节点, $\mathbf{L}(x)$ 为节点向量。假定 P_0, P_1, \dots, P_n 为 $n+1$ 个控制点, 则 p 次 B-样条曲线 $g(x)$ 为:

$$g(x) = \sum_{i=0}^n B_{i,p}(x) P_i, x_0 \leq x \leq x_m, \quad (3)$$

式中: p 为基函数的次数, $B_{i,p}(x)$ 为第 i 个节点区间 $[x_i, x_{i+1})$ 上的 p 次 B-样条基函数且

$$B_{i,0}(x) = \begin{cases} 1, & x_i \leq x \leq x_{i+1} \\ 0, & \text{other} \end{cases}, \quad (4)$$

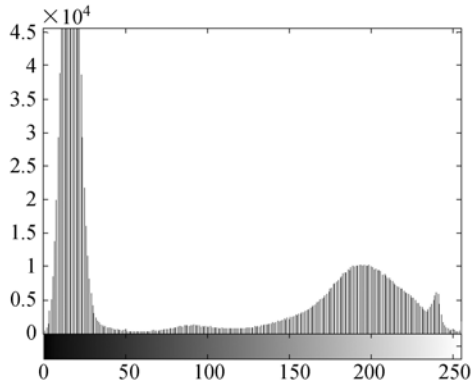
$$B_{i,p}(x) = \frac{x - x_i}{x_{i+p} - x_i} B_{i,p-1}(x) + \frac{x_{i+1} - x}{x_{i+1} - x_{i+1-p}} B_{i+1,p-1}(x), \quad (5)$$

利用 B-样条曲线拟合刀具磨损灰度直方图关键在于控制点以及节点向量的合理确定。灰度图像分为 $0 \sim 255$ 个灰度级, 直方图就是统计这 256 个灰度级的个数。因此, 节点向量为 $\mathbf{L}(x) = [0, 1, 2, \dots, 254, 255]$, 而控制点的 x 坐标为 $0 \sim 255$ 灰度级, y 坐标为每个灰度级统计的个数。

下限阈值应选择对应 $g(x)$ 极小值的像素点。记 $L'(x)$ 、 $L''(x)$ 分别为一阶导数 $g'(x)=0$ 、二阶导数 $g''(x)>0$ 的像素点, 显然 $L''(x) \subseteq L'(x) \subseteq L(x)$ 。因此, 极小值点 x 应满足:

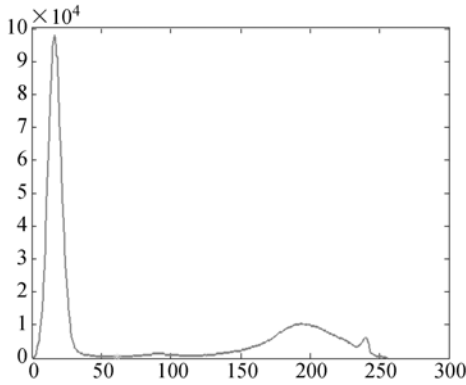
$$\begin{aligned} & \text{find } x \\ & \min k - x \\ & \text{s. t. } x < k, x \in L''(x) \end{aligned} \quad (6)$$

图 6 表明, B-样条曲线能有效地拟合出灰度直方图的外形曲线; 式(6)能准确找出所需要的局部极小值点。



(a) 灰度直方图

(a) Gray level histogram



(b) 样条曲线拟合

(b) Spline curve fitting

图 6 拟合曲线和极小值点图

Fig. 6 Fitting curves and minimum

4 局部方差阈值分割算法

局部方差阈值分割算法是基于图像像素的灰度分布特点及数理统计学原理的一种新的分割算法,通过计算每个像素点的“3×3 领域”局部方差,依据局部方差阈值实现图像的有效分割。

4.1 局部方差

定义 1: 设 $p_{i,j}$ 为位于坐标 (x_i, y_j) 处的一个像素, 则与 $p_{i,j}$ 相邻的 4 个像素分别为 $p_{i-1,j}$ 、 $p_{i+1,j}$ 、 $p_{i,j-1}$ 和 $p_{i,j+1}$, 相应的坐标为 (x_{i-1}, y_j) 、 (x_{i+1}, y_j) 、 (x_i, y_{j-1}) 和 (x_i, y_{j+1}) 。则称由像素 $p_{i-1,j}$ 、 $p_{i+1,j}$ 、 $p_{i,j-1}$ 、 $p_{i,j+1}$ 组成的邻域为 $p_{i,j}$ 的 4 邻域, 用 $N_4(p_{i,j})$ 表示。

像素 $p_{i,j}$ 的 4 个对角邻域像素 $p_{i-1,j-1}$ 、 $p_{i+1,j-1}$ 、 $p_{i+1,j+1}$ 和 $p_{i-1,j+1}$ 的坐标分别为 (x_{i-1}, y_{j-1}) 、 (x_{i+1}, y_{j-1}) 、 (x_{i+1}, y_{j+1}) 和 (x_{i-1}, y_{j+1}) 。

该像素集用 $N_D(p_{i,j})$ 表示。

$N_D(p_{i,j})$ 和 $N_4(p_{i,j})$ 合起来称为 $p_{i,j}$ 的 8 邻域, 用 $N_8(p_{i,j})$ 表示。

定义 2: $N_8(p_{i,j})$ 和像素点 $p_{i,j}$ 组成的一个领域称为 $p_{i,j}$ 的 3×3 领域, 用 $N_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 表示。值得注意的是, 第一行和最后一行, 以及第一列和最后一列的像素点不存在 3×3 领域。

当将图像采集系统采集的刀具磨损图输入计算机时, 首先判断其是否为灰度图像, 若不是, 则转化为灰度图, 记作 $f_{n \times m}$, 表示一个 $n \times m$ 的数字图像灰度矩阵。记 $f(i, j) \in \{0, 1, 2, \dots, 255\}$ 是在矩阵位置 (x_i, y_j) 处像素 $p_{i,j}$ 的灰度值。那么, 3×3 领域 $N_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 内的局部平均灰度值 $M_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 为:

$$M_{3 \times 3}(p_{i,j}) = \begin{cases} f(i, j) & i = 1 \text{ 或 } j = 1 \text{ 或 } i = n \text{ 或 } j = m \\ \frac{\sum_{i=2}^{n-1} \sum_{j=2}^{m-1} \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} f(k, l)}{9}, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

另外, 3×3 领域 $N_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 内的局部方差 $D_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 计算如下:

$$D_{3 \times 3}(p_{i,j}) = \begin{cases} 0, & i = 1 \text{ 或 } j = 1 \text{ 或 } i = n \text{ 或 } j = m \\ \frac{\sum_{i=2}^{n-1} \sum_{j=2}^{m-1} \sum_{k=i-1}^{i+1} \sum_{l=j-1}^{j+1} [f(k, l) - M_{3 \times 3}(p_{k,l})]^2}{9}, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

刀具磨损图 δ 中背景区、磨损区、未磨损区, 分别用 δ_1 、 δ_2 、 δ_3 表示。假定 δ_1 中任意像素 $p_{i,j}$ 的 $N_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 的局部方差值为 $D_{3 \times 3}(p_{i,j})$, 则容易获得 δ_1 的平均 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$, 由于 δ_1 内的灰度值分布稳定, 波动相对很小, 每个 δ_1 内的 $D_{3 \times 3}(p_{i,j})$ 与 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$ 接近, 可用 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$ 表示 δ_1 的局部方差。同样地, 可用 $D_{3 \times 3}(\delta_2)$ 和 $D_{3 \times 3}(\delta_3)$ 分别表示 δ_2 和 δ_3 的局部方差。三个区域的平均灰度值差别较大, 但每个区域内的灰度值分布比较稳定, 即 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$ 、 $D_{3 \times 3}(\delta_2)$ 和 $D_{3 \times 3}(\delta_3)$ 也比较接近。 P_4 表示磨损边缘像素点集, $D_{3 \times 3}(P_4)$ 表示边缘点的局部方差, 由于磨损边缘灰度值变化相对较大, 波动相对较大, 可视为阶跃型边界, 所以 $D_{3 \times 3}(P_4)$ 比 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$ 、 $D_{3 \times 3}(\delta_2)$ 和 $D_{3 \times 3}(\delta_3)$ 要大很多。根据这一特点, 计算每个像素点 $p_{i,j}$ 的 $D_{3 \times 3}(p_{i,j})$, 得到一个局部方差矩阵 $D_{3 \times 3}(\delta)$; 设置局部方差阈值, 实现对刀具磨损区域的分割提取。

4.2 局部方差阈值

刀具磨损图 δ 三个区域灰度值分布稳定,波动较小,局部方差值 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$ 、 $D_{3 \times 3}(\delta_2)$ 和 $D_{3 \times 3}(\delta_3)$ 相近且较小,而磨损边缘为阶跃型边缘,灰度值波动较大,局部方差值 $D_{3 \times 3}(P_4)$ 比 $D_{3 \times 3}(\delta_1)$ 、 $D_{3 \times 3}(\delta_2)$ 和 $D_{3 \times 3}(\delta_3)$ 大很多。因此,可将磨损图像分为两个区域,一是 δ_1 、 δ_2 、 δ_3 组成的稳定区,二是磨损边缘组成的非稳定区。稳定区的 3×3 领域局部方差 $D_1 = \frac{D_{3 \times 3}(\delta_1) + D_{3 \times 3}(\delta_2) + D_{3 \times 3}(\delta_3)}{3}$, 边缘 3×3 领域局部方差值为 $D_2 = D_{3 \times 3}(P_4)$, 存在 $D_1 < D_2$ 。若全局平均 3×3 领域局部方差为 $\bar{D} = \frac{D_1 + D_2}{2}$, 则 $D_1 < \bar{D} < D_2$ 。因此,可以得到局部方差阈值为:

$$\bar{D} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m D_{3 \times 3}(p_{i,j})}{m \times n} \quad (9)$$

刀具磨损图像成像模型可以将光源简化为一组平行光源,如图 7 所示。由于刀具表面光滑,当光线射到未磨损区时被认为发生镜面反射,射到磨损区时发生漫反射,背景区采用黑色背景可认为不发生反射现象。1967 年, Wylie 等人第一次在显示物体时加进光照效果,认为光强与距离成反比。未磨损区相对于磨损区到光源的距离差可以忽略,所以未磨损区和磨损区的灰度值 $f(i, j)$ 只需要考虑反射率 $r(i, j)$ 。未磨损区发生镜面反射, $r(i, j) \approx 1$, 而磨损区发生漫反射, $0 < r(i, j) < 1$ 。因此磨损区亮度小于未磨损区。背景区相对于磨损和未磨损区离光源较远(相差刀体厚度), 所以到达背景区的光照强度要小于后者, 而且背景区为黑色, 光被吸收不会发生反射, 即 $r(i, j) \approx 0$, 所以背景区亮度可近似为 0。

由此可见,磨损区发生漫反射,在实际成像

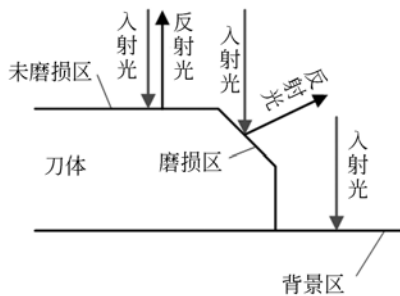
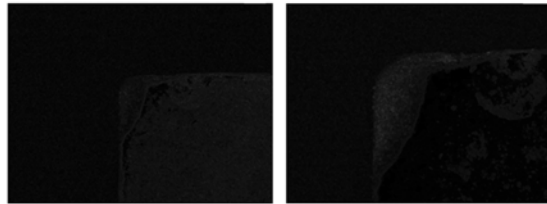


图 7 刀具磨损图像光学成像模型

Fig. 7 Optical imaging model of tool wear

时,磨损区的表面相对未磨损区和背景区更为复杂,磨损区内像素点灰度值的“ 3×3 领域”局部方差大于比背景区和未磨损区,但小于边缘区,如图 8 所示。

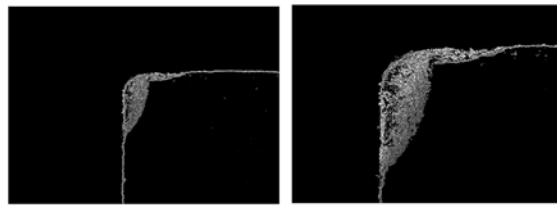


(a) 放大 50 倍 (b) 放大 100 倍
(a) Zoom in 50× (b) Zoom in 100×

图 8 增强前刀具局部方差图

Fig. 8 Local variance images before enhanced

经过灰度拉伸增强之后,不仅增强了磨损区与背景区和未磨损区之间的对比度,还增大了磨损区像素点灰度值的波动,降低了背景区和未磨损区内像素点灰度值的波动,即增大了磨损区与背景区、未磨损区之间的差异,降低了与边缘像素的差异,如图 9 所示。为此磨损区的方差会超出平均值而被检测出来。



(a) 放大 50 倍 (b) 放大 100 倍
(a) Zoom in 50× (b) Zoom in 100×

图 9 增强后局部方差图像

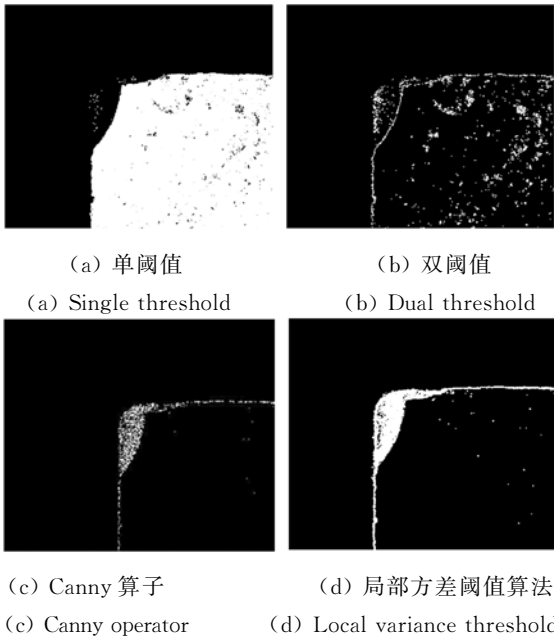
Fig. 9 Local variance images after enhanced

根据式(9)中的局部方差阈值 \bar{D} , 可将灰度图像 $f(i, j)$ 转换成二值图像 $I(i, j)$, 即:

$$I(i, j) = \begin{cases} 1, & D_{3 \times 3}(p_{i,j}) \geq \bar{D} \\ 0, & D_{3 \times 3}(p_{i,j}) < \bar{D} \end{cases} \quad (10)$$

分别采用单阈值、双阈值、Canny 算子边缘检测及局部方差阈值算法对刀具磨损图像进行磨损区分割,如图 10 所示。单阈值分割方法一般只能识别磨损区与未磨损区的边界,而磨损区与背景区的边界则不能检测,分割效果极差;双阈值法分割法虽然可以同时检测出两条边界,但检测的边界不连续且模糊,对边界像素点定位精度不高,易受光照的影响;由于所研究的局部方差阈值分割

算法基于“3×3 领域”,故 Canny 算子的滤波器尺度应选为 3,此时所获得的边界如图 10(c)所示,图中显示很多细节丢失,且存在残断边缘,对后续磨损区几何参数的计算存在一定影响;而局部方差阈值分割算法能够有效地分割磨损区,边界轮廓完整清晰,而且保留了磨损区绝大多数的信息,有利于后续处理,如图 10(d)所示。



(a) 单阈值 (a) Single threshold (b) 双阈值 (b) Dual threshold

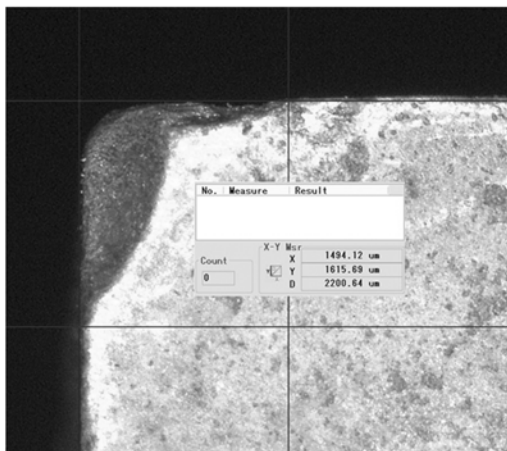
图 10 分割算法对比实验

Fig. 10 Comparison of image segmentation methods

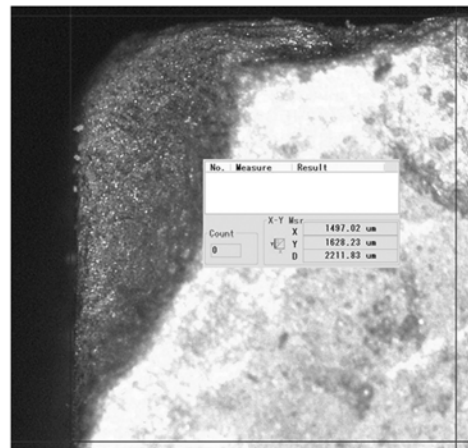
5 实验结果及软件系统

5.1 实验结果

利用超景深三维显微镜 VHX-600E 分别测



(a) 放大 50 倍 (a) Zoom in 50×



(b) 放大 100 倍 (b) Zoom in 100×

图 11 实验测试方案 Fig. 11 Experimental test

量了放大 50 倍及 100 倍时刀具的最大磨损宽度与最大磨损长度,如图 11 所示,测量结果如表 1 所示。

由于单阈值分割算法不能完全地分割刀具磨损区,无法计算磨损区的几何参数,表 1 列举了双阈值、Canny 算子、局部方差 3 种方法的计算值。对比计算值与测量结果后表明,提出的检测方法检测精度高,而且在磨损区域完全处于相机视场中,放大倍数越大,检测精度也越高。

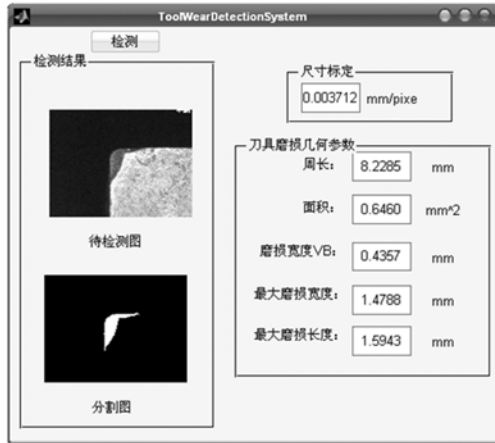
表 1 各算法的计算结果与实验值的对比

Tab. 1 Comparison of calculation and experimental data for different algorithms

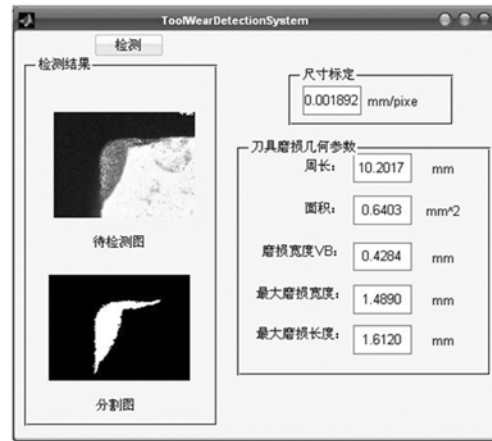
放大倍数	实验目标	分割算法	测量值 /mm	计算值 /mm	绝对误差 /mm	相对误差 /%	
50 倍	最大磨损宽度	双阈值	1.408 1	1.408 1	0.086 0	5.756	
		Canny 算子	1.494 1	1.434 1	0.060 0	4.016	
	最大磨损长度	局部方差	1.478 8	1.478 8	0.015 3	1.024	
		双阈值	1.367 1	1.367 1	0.248 6	15.39	
	100 倍	最大磨损宽度	Canny 算子	1.615 7	1.445 3	0.170 4	10.55
			局部方差	1.594 3	1.594 3	0.021 4	1.325
100 倍	最大磨损宽度	双阈值	1.437 9	1.437 9	0.059 1	3.948	
		Canny 算子	1.497 0	1.456 8	0.040 2	2.685	
	最大磨损长度	局部方差	1.489 0	1.489 0	0.009 9	0.661	
		双阈值	1.628 2	1.470 3	0.157 9	9.700	
	100 倍	最大磨损长度	Canny 算子	1.628 2	1.590 8	0.037 4	2.300
			局部方差	1.612 0	1.612 0	0.016 2	0.995

5.2 自动检测系统

分析了刀具磨损图像像素灰度值分布特点,通过实验验证,确定了刀具磨损自动检测的最优算法,并将这些算法集成一个 GUI 界面,利用 MATLAB 开发刀具磨损的自动检测系统。



(a) 放大 50 倍
(a) Zoom in 50×



(b) 放大 100 倍
(b) Zoom in 100×

图 12 刀具磨损的自动检测

Fig. 12 Automatic detection of tool wear

6 结 论

本文根据刀具磨损图像像素分布的特点,提出了局部方差阈值分割算法。该方法避免了原始图像中冗余信息的干扰,减小了边缘周围像素对边缘像素的影响,不仅能将目标区域快速有效地

系统自动将采集的刀具磨损图像与分割结果分别显示在“待检测图”窗口和“分割图”窗口中,同时直接输出磨损边界周长、磨损面积、最大长度、最大宽度、磨损宽度等刀具磨损几何参数,如图 12 所示。

分割出来,而且边界完整清晰,没有断点。研发了 GUI 刀具磨损检测系统,不仅能够处理刀具磨损区几何参数的自动计算,而且在磨损区域完全处于相机视场内的条件下,随着放大倍数增大,检测精度增高,在放大倍数为 100 时检测精度高达 99%。检测出的刀具磨损几何参数,可为工艺人员分析刀具磨损程度提供参考。

参考文献:

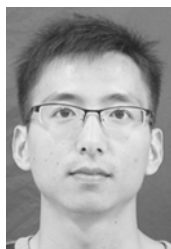
- [1] 陈燕, 杨树宝, 傅玉灿, 等. 钛合金 TC4 高速切削刀具磨损的有限元仿真[J]. 航空学报, 2013, 34(9): 2230-2240.
CHEN Y, YANG SH B, FU Y C, *et al.*. FEM estimation of tool wear in high speed cutting of Ti6Al4V alloy [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2013, 34(9):2230-2240. (in Chinese)
- [2] 梁伟云, 郭井宽, 陈晓波, 等. 基于影像视觉的立铣刀磨损状态监测技术与系统开发[J]. 工具技术, 2012, 46(12): 59-74.
LIANG W Y, GUO J K, CHEN X B, *et al.*. Research and application of end mill wear state measuring system based on shadow casting [J]. *Tool Engineering*, 2012, 46(12):59-74. (in Chinese)
- [3] BRADLEY C, WONG Y S. Surface texture indicators of tool wear - a machine vision [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2001, 17(6):435-443.
- [4] 孙林丽, 李言, 郑建明, 等. 基于表面二维 PCA 重构图像的刀具磨损分形特征研究[J]. 机械科学与技术, 2010, 29(3): 395-397.
SUN L L, LI Y, ZHENG J M, *et al.*. Fractal analysis of PCA reconstruction for tool wear monitoring [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2010, 29(3): 395-397. (in Chinese)

- [5] 杨建国,肖蓉,李蓓智,等. 基于机器视觉的刀具磨损检测技术[J]. 东华大学学报, 2012, 38(5): 505-508,518.
YANG J G, XIAO R, LI B ZH, *et al.*. Tool wear detection based on machine vision [J]. *Journal of Donghua university*, 2012,38(5):505-508,518. (in Chinese)
- [6] HUSSAIN S, CHEN X. Remote milling tool-wear monitoring and direct wear features extraction by image processing [J]. *Internet Manufacturing and Services*, 2008, 1(3):246-261.
- [7] JURKOVIC J, KOROSK M, KOPAC J. New approach in tool wear measuring technique using CCD vision system [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2005, 45(9):1023-1030.
- [8] MOOK W K, SHAHABI H H, RATNAM M M. Measurement of nose radius wear in turning tools from a single 2D image using machine vision [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2009, 43(3-4):217-225.
- [9] ZHANG J L, ZHANG C, GUO S, *et al.*. Research on tool wear detection based on machine vision in end milling process [J]. *Production Engineering*, 2012,6(4-5):431-437.
- [10] CASTEJON M, ALEGRE E, BARREIRO J, *et al.*. On-line tool wear monitoring using geometric descriptors from digital images [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2007, 47(18):1847-1853.
- [11] 何志勇,孙立宁,黄卫国,等.基于 Otsu 准则和直线截距直方图的阈值分割[J]. 光学精密工程, 2012, 20(10): 2315-2323.
HE ZH Y, SUN L N, HUANG W G, *et al.*. Thresholding segmentation algorithm based on Otsu criterion and line intercept histogram [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(10): 2315-2323. (in Chinese)

作者简介:



秦国华(1970—),男,江西南昌人,博士后,教授,2002年、2005年于西北工业大学分别获得硕士、博士学位,2009年于西北工业大学力学博士后出站,主要从事工件装夹分析与优化、加工过程建模与仿真、刀具磨损检测方法与分析、制造业信息化技术等方面的研究。E-mail: qghwzx@126.com



易鑫(1988—),男,湖北随州人,硕士研究生,主要从事高速加工智能监测技术、图像处理技术等方面的研究。E-mail: 395284858@qq.com

(版权所有 未经许可 不得转载)