

引文格式: 彭锐涛, 丁珑, 赵林峰, 等. 基于机器视觉的铣刀磨损在机检测方法[J]. 航空制造技术, 2023, 66(14): 143-152.

PENG Ruitao, DING Long, ZHAO Linfeng, et al. Milling cutter wear detection method based on machine vision[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(14): 143-152.

基于机器视觉的铣刀磨损在机检测方法*

彭锐涛^{1,2}, 丁 珑¹, 赵林峰¹, 陈美良¹, 高江雄³, 刘嘉晨¹

(1. 湘潭大学, 湘潭 411105;

2. 复杂轨迹加工工艺及装备教育部工程研究中心, 湘潭 411105;

3. 株洲华锐精密工具股份有限公司, 株洲 412000)

[摘要] 为了解决采集图像时相机与旋转铣刀刀刃位置不确定的问题及提高图像处理的时效性, 提出了一种基于机器视觉的铣刀磨损在机检测方法。根据结构相似性算法判断刀具图像质量, 并引入图像采集间隔角度系数, 确定了图像采集间隔角度与主轴转速。采用加速段特征测试 (Features from accelerated segment test, FAST) 算法实现了对刀具磨损区域快速、准确地自适应裁剪。基于 FAST 特征点提出了自适应阈值分割方法, 有效提取出磨损区域边缘。采用 Hough 变换和最小外接矩形法, 实现了对主切削刃倾斜角度的校正, 进而提取出磨损区域 B 区的平均宽度。最后开展了铣削试验, 在 16 组试验中, 计算值与真实值的最大、最小和平均误差分别为 4.76%、0.91%、3.63%。试验结果表明, 该方法可在主轴旋转时获取所有铣刀磨损区域的高质量图像, 进而高效、准确地提取磨损参数。

关键词: 机器视觉; 刀具磨损; 自动化; 结构相似性; 自适应阈值分割

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2023.14.143



彭锐涛

教授, 博士生导师, 研究方向为高效精密切削与磨削、气动优化设计、机器视觉监测、多尺度模拟与计算、传动系统 NVH 设计、工程反问题等。

在铣削加工过程中, 刀具达到服役寿命尚未换刀, 刀具过度磨损将导致加工表面质量显著降低^[1]; 刀具尚未达到服役寿命换刀, 将严重降低刀具的利用率, 增加生产成本。现有研究表明, 刀具破损是导致意外停机的主要原因之一^[2], 因刀具失效造成的停机时间约为 20%^[3], 根据主观经验换刀, 刀具的使用寿命只占服役寿命的 50%~80%^[4]。在传统刀具状态监测中, 生产人员基于自身经验观察加工过程中的振动、噪声和加工时间判断刀具磨损状态, 该方法受人为主观判断的影响, 不仅费时费力, 也不利于零件加工质量的提高, 严重时甚至会发生安全事故。因此, 开发一种高效、精准的刀具磨损状态在机检测方

法对降低生产成本、提高刀具利用率及加工质量、实现自动化制造具有重要意义^[5]。

目前, 刀具磨损检测包括间接法和直接法。间接法是指通过振动传感器^[6]、切削力传感器^[7]、声发射^[8]信号等与刀具磨损量建立映射关系, 从而实现对加工过程在线监测。但间接法在实际工况中使用的特定设备昂贵且容易受到外界噪声干扰, 检测精度难以保证。

机器视觉在机检测是直接法的一种, 其通过光学仪器采集刀具图像, 并通过图像处理提取刀具磨损参数, 进而判断是否需要换刀。该方法受环境影响较小、精度较高。图像采集是其首要环节。Zhu 等^[9]基

* 基金项目: 国家自然科学基金(51975504、51475404); 湖南省杰出青年自然科学基金(2022JJ10045); 湖南省自然科学基金(2021JJ30676); 湖南省研究生科研创新计划资助项目(CX20210519、XDCX2022Y103)。

于双目视觉设计了一种针对车刀磨损深度的在机检测系统,该方法精度为 $15.6\ \mu\text{m}$ 。Dai 等^[10]在微铣削加工中通过控制 3 个线性电机实现成像设备三维运动,该方法可在预定的加工时间间隔内获取刀具磨损图像。以上方法对停止运动的刀具进行在机检测时,需要安装传感器或对刀架进行改造,机床操作空间有限,同时也加大了成本支出。Hou 等^[11]根据铣刀侧边条数控制主轴旋转角度,连续获取每条侧边 4 幅图像,取最大磨损宽度作为磨损量,该方法在主轴首次停止采集图片时,需要调整相机与刀片的位置。Qin 等^[12]基于动态图像序列实现了铣刀旋转时在机检测,该方法是在主轴 1 s 内转 1 圈时,获取刀具的多张照片。Peng 等^[13]基于结构相似性(Structural similarity, SSIM)算法,对旋转刀具拍摄多张照片并从中选择相似度高的图像。以上方法虽能够实现对旋转刀具的在机检测,但需要拍摄大量图像,且不能保证获取所有刀刃图像。

机器视觉在机检测系统中另一难点就是图像处理在算法上的优化, Li 等^[14]将马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)模型与形态学

梯度、分水岭算法等多种算法相结合进行图像分割,结果表明,该方法较大津法(Otsu 算法^[15])可更好地降噪和获取完整的刀具磨损区域。You 等^[16]通过同态滤波与直方图对比来增强磨损边缘、定位磨损区域,并基于 GrabCut 模型^[17]实现对磨损区域的精准分割。Zhou 等^[18]基于拉普拉斯边缘信息的 Otsu 分割算法,增强了凿边磨损图像感兴趣区域(Region of interest, ROI)的边缘。Yu 等^[19]为了提高凿边磨损的测量精度,提出了一种基于积分图像和 Turkey 双核函数的非局部均值去噪方法,并采用双峰阈值法和双阈值 Otsu 法来自适应增强图像。上述方法虽能对刀具磨损区域进行较好的提取,但图像裁剪时计算量大,阈值的设置需要遍历整幅图像像素点。

鉴于此,本文在对旋转铣刀进行在机检测时,针对旋转状态下如何采集所有刀具后刀面高质量图像的问题展开方法研究,并对图像预处理和磨损区域边缘的提取进行了算法优化。首先,基于 SSIM 算法判断刀具图像质量,确定了最佳的图像采集角度阈值,并计算出图像采集的最小间隔角度,通过引入图像采集间隔角

度系数,实现了在不同转速下自动化采集多个刀刃后刀面磨损图像;在图像处理阶段,采用 FAST 算法识别 ROI,实现对磨损区域自适应裁剪,并通过中值滤波与分段线性拉伸算法对图像进行去噪与增强预处理;随后,基于 FAST 特征点提出了自适应阈值分割方法,并结合二值形态学法和 Canny 算子快速、准确地提取出磨损区域轮廓;接着,采用 Hough 变换和最小外接矩阵法,校正了主切削刃倾斜角度,提高了获取磨损区域 B 区的计算精度;最后,通过开展铣削试验证明了该检测方法的可行性。

1 刀具磨损检测系统设计

为了实现复杂工况下对刀具磨损图像的获取及处理,搭建了图 1 所示的刀具磨损检测平台。视觉检测系统由硬件和软件两部分组成。其中,硬件部分对图像进行有效采集,包括 Cognex 公司生产的型号 In-Sight 5403 的 CCD (Charge coupled device) 工业相机、型号 P/N 119-2043R 的 LED 环形光源、型号 PD2-5024 的光源控制器、Fujinon 公司生产的型号 CF25HA-1 的聚焦镜头、型号 R390 020A20-11M 刀杆、R390-11T3 04E-PL S30T 刀片。软件部分为 Cognex In-Sight

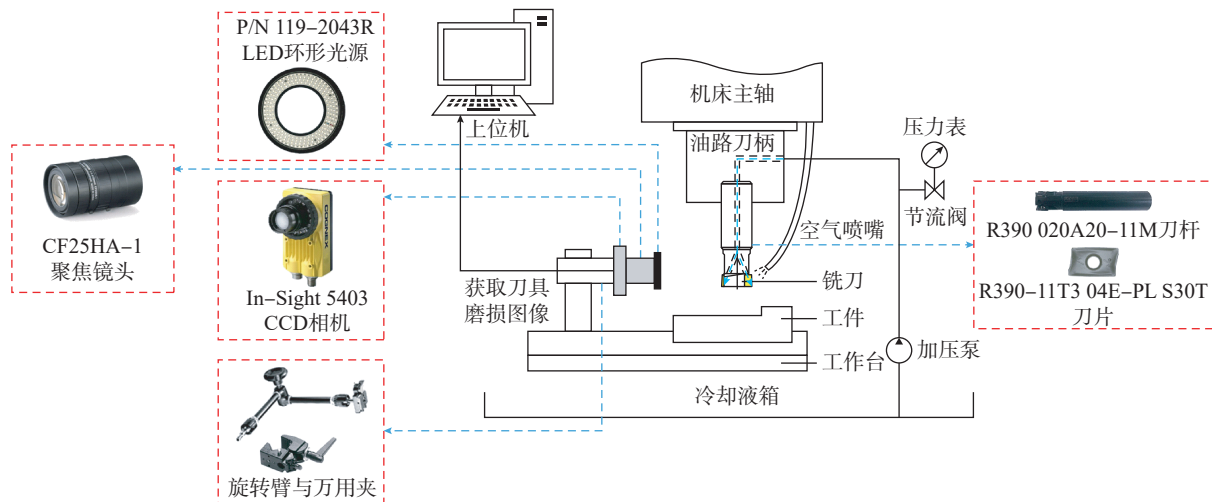


图 1 刀具磨损检测平台示意图

Fig.1 Schematic diagram of tool wear monitoring platform

explorer, 以及所提出的后刀面磨损检测算法流程。

以下介绍该系统的工作原理。试验开始前经过调试, 将 CCD 相机固定在机床工作台上; 当需要对磨损量进行检测时, 刀具退回至原设定的位置, 停止冷却液供应, 此时主轴保持匀速转动使冷却液流尽, 同时通过压缩空气除去铁屑, 触发相机采集全帧图像; 将采集到的图像通过以太网接口传输至上位机进行处理并提取当前刀具的磨损量。

2 刀具磨损评估指标

本研究所用铣刀如图 2 所示, 为山特维克 CoreMill R390 020A20-11M 型内冷铣刀, 采用 R390-11T3 04E-PL S30T 涂层硬质合金刀片。刀具通常有 3 种正常磨损形式, 如图 3 (a) 所示。前刀面磨损表现为一道凹槽, 又名月牙洼磨损。月牙洼的深度 KT 是用于衡量刀具磨损状态的一项指标, 然而因深度难以通过二维图像的形式表现, KT 的确定通常采用离线测量的方式。边界磨损大部分发生于刀尖旁边的副切削刃周边区域, 在实际切削过程中, 难以通过固定的评价指标对其进行衡量。后刀面磨损是最为普遍的磨损形式, 其以主切削刃磨损的长度为边界。铣刀的后刀面磨损带如图 3 (b) 所示, 主切削刃的顶端、中部及后端分别对应 C、B 与 N 区。磨损带 B 区宽度 VB 在数值上较为稳定, 易于检测, 故通常以 VB 制定刀具磨损的量化指标^[20]。

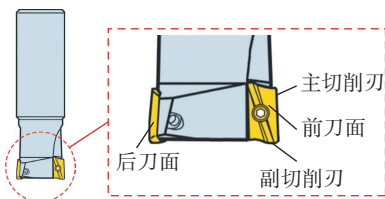


图2 铣刀示意图

Fig.2 Schematic diagram of milling cutter

3 刀具磨损图像分析

刀具图像分析流程如图 4 所示, 包含了 CCD 相机在线采集图片至提取磨损参数的全部步骤。

3.1 图像预处理

3.1.1 图像采集方法

如图 5 所示, 假设刀具转动角度 $\gamma = 0^\circ$ 时, 刀具后刀面正对相机, 将其称为标准图像 (Standard picture, std)。由于铣削加工结束时, 刀具转动角度 γ 具有不确定性, 为了拍到完整的刀具后刀面图像, 现有在机检测方法需要调节相机与铣刀刀刀的位置, 该过程不仅繁琐还会使检测结果产生一定误差。

(1) 确定采集图像的最佳角度阈值。

本研究采用 SSIM 算法, 该算法可计算出两幅图像的相似程度, 以此作为评价指标。考虑亮度、对比度和结构等因素, 将待检测图像 x

与标准图像 std 对比, 对拍摄图像的 SSIM 值进行排序。当采集的图像符合标准时, 确定刀具旋转的角度阈值 $[\gamma_{\min}, \gamma_{\max}]$, 计算结构相似度^[21]为

$$l(\text{std}, x) = \frac{2\mu_{\text{std}}\mu_x + C_1}{\mu_{\text{std}}^2 + \mu_x^2 + C_1} \quad (1)$$

$$c(\text{std}, x) = \frac{2\sigma_{\text{std}}\sigma_x + C_2}{\sigma_{\text{std}}^2 + \sigma_x^2 + C_2} \quad (2)$$

$$s(\text{std}, x) = \frac{\sigma_{\text{std}x} + C_3}{\sigma_{\text{std}}\sigma_x + C_3} \quad (3)$$

$$\text{SSIM}(\text{std}, x) = \frac{(2\mu_{\text{std}}\mu_x + C_1) + (2\sigma_{\text{std}x} + C_2)}{(\mu_{\text{std}}^2 + \mu_x^2 + C_1)(\sigma_{\text{std}}^2 + \sigma_x^2 + C_2)} \quad (4)$$

式中, $l(\text{std}, x)$ 为亮度相似度, $c(\text{std}, x)$ 为对比度相似度, $s(\text{std}, x)$ 为结构相似度, 其中 μ_{std} 和 μ_x 、 σ_{std} 和 σ_x 、 $\sigma_{\text{std}x}$ 为标准图像与待测图像的均值、标准差和协方差; C_1 、 C_2 、 C_3 是值很小的常数, 其作用是避免描述亮度与对比度较低区域时分母趋近于 0, 导致检测结果不稳定的情况。SSIM 的值域

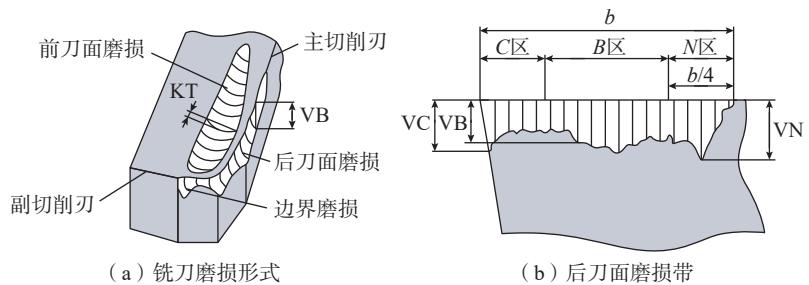


图3 铣刀磨损示意图

Fig.3 Schematic diagram of milling cutter wear

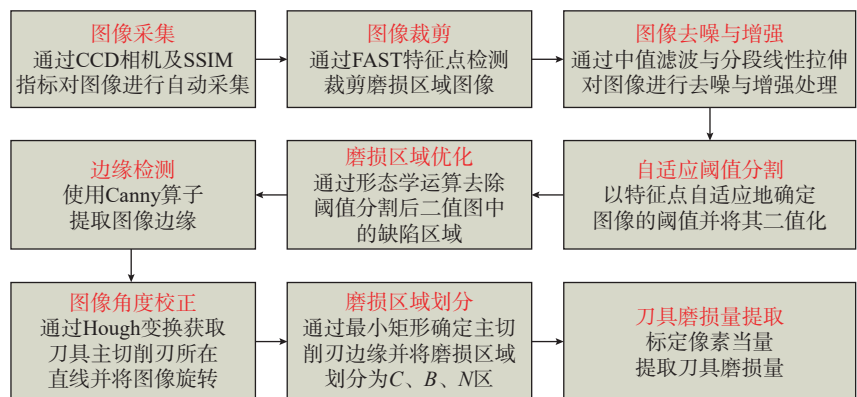


图4 刀具图像分析流程图

Fig.4 Flow chart of tool image analysis

是 $[-1, 1]$, 标准图像下的 SSIM 值为 1, 拍摄图像相似程度越高, 越接近 1, 反之则接近 -1 。标准图像和拍摄图像相似程度 r 为

$$r = \frac{SSIM(\text{std}, x) + 1}{2} \times 100\% \quad (5)$$

固定 CCD 相机到刀具中心距离, 为避免试验的偶然性, 采用 6 组刀片, 每组刀片旋转角度 γ 选择 $-10^\circ \sim 10^\circ$, 旋转增量为 2° 。刀具转动角度和 SSIM 值的关系如图 6 所示, 可以看出, 当角度 γ 从 0° 增加或者减少时, SSIM 有所下降, 这是因为刀具后刀面逐渐偏离正对相机位置, 与标准图像相比采集图像的相似程度降低所致。综上可得出, 当 $-8^\circ \leq \gamma \leq 8^\circ$ 时, 采集到的 6 组刀片图像的 SSIM 值都大于 0.9, 此时根据式 (5) 可知, 采集图像与标准图像的相似程度 r 均大于 95%。这说明在该角度范围内, CCD 相机拍到的刀片后刀面的图像质量较高, 由此确定采集图像的最佳角度阈值为 $[\gamma_{\min}, \gamma_{\max}] = [-8^\circ, 8^\circ]$ 。

(2) 确定采集相邻图像的最小间隔角度 φ 。

为了采集到质量较高的图像, 最小间隔角度应满足

$$\varphi = \frac{360^\circ}{Z} \quad (6)$$

$$Z = t \times F \quad (7)$$

$$\varphi \leq \gamma_{\max} - \gamma_{\min} \quad (8)$$

式中, t 为完成图像采集所花时间; F 为相机帧数 (相机在 1 s 内采集图像的数量)。本文 CCD 相机帧数为 14, 考虑到计算机处理图片的时效性, 设定相机 1 s 内采集 7 张图片, 即 $F=7$ 。由采集图像的最佳角度阈值可知, 图像采集最小间隔角度 $\varphi \leq 16^\circ$, 再根据式 (6) 和 (7) 可知, 完成一次图像采集时间 $t \geq 3.214$ s, 根据实际工况情况设定 $t=4$ s。此时采集图像的数量是 28 张, 即 $Z=28$ 。由式 (6) 可知图像采集时相邻图像的最小间隔角度 $\varphi=12.857^\circ$ 。

基于 SSIM 值图像采集如图 7 所示, 其中各箭头代表从各个角度采集到的图像, 箭头颜色越深, 代表其 SSIM 值越高, 图像质量越好。将采集到的 28 张图像 SSIM 值进行降序排列, 选择前 3 张进行后续处理。该方法的创新在于, 在实际操作过程中, 无论刀具后刀面起始拍摄位置是否正对相机, 每个刀刃对应最佳角度阈值内采集到的图像总会包含于 28 张图中。

(3) 确定图像采集间隔角度系数。

考虑到实际情况, 除了以最小间隔角度 $\varphi=12.857^\circ$ 采集图像, 引进间隔角度系数 k , 即以特定倍数的最小间隔角度采集图像。实际工况下, 相机固定, 刀具顺时针旋转, 为方便表达图像采集的过程, 假设刀具固定且刀具后刀面正对 CCD 相机, CCD 相机绕着刀具逆时针转动。假设相机正对刀具后刀面为 1 号位置, 简化该过程如图 8 所示, 其中数字为采集图像的顺序。当 $k=1$ 时, 相机依次从刀具后刀面逆时针采集 28 张图片, 如图 8 (a) 所示; 当 $k=2$ 时, 相机以 2 个最小间隔角度从后刀面采集图像, 然而相机会再次回到正对刀具后刀面位置, 所以在空间上还存在未拍摄到的位置, 如图 8 (b) 所示; 当 $k=3$ 时, 相机以 3 个最小间隔角度从后刀面采集图像, 当相机逆时针转 1 圈后会与第 1 张采集到图像的位置错开, 从而在空间上完成对 28 个不同位置的图像采集, 如图 8 (c) 所示。

根据以上可以推出所有满足 k 值的约束条件:

k 属于数集 $K = \{k | 0 < k < 28, k \in Z\}$; 当 k 的取值存在图像重复采集时, 则舍弃;

以 $k\varphi$ 为图像采集间隔角度, 从起始位置采集到第 1 张图像, 经过 $(z-1)$ 次角度变更后, 采集到的图像应包括图 8 中箭头所有位置。

由 k 值的约束条件, 推导出主轴

转速为

$$n = 60(Z-1)k\varphi/360t \quad (9)$$

间隔角度系数 k 为 1、3、5、7、9、11、13、15、17、19、23、25、27 时, 对应的主轴转速 n 为 14.46、43.39、72.32、130.18、159.11、188.03、216.96、245.89、274.82、332.67、361.60、390.53 (r/min)。

当主轴转速高达 500 r/min 时仍可获取清晰的图像 [22], 上述转速值均为可取值。本文选用 $k=9$ 时的主轴转速进行图像采集, 考虑到实际应用情况, n 取 130 r/min, 由此便可自动获取全部铣刀刀刃的高质量图像。

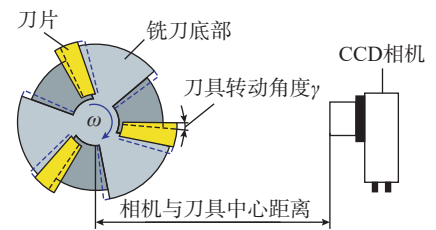


图 5 图像采集角度偏差
Fig.5 Image acquisition angle deviation

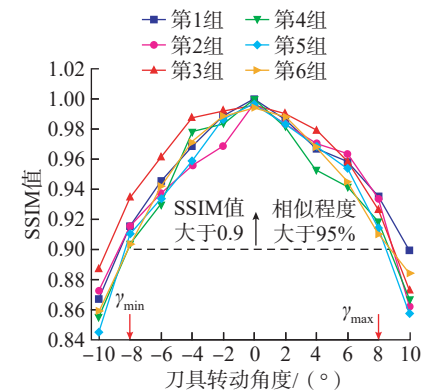


图 6 刀具转动角度与 SSIM 值的关系
Fig.6 Relationship between tool rotation angle and SSIM value

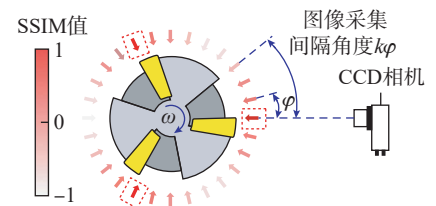


图 7 基于 SSIM 值图像采集
Fig.7 Image acquisition based on SSIM value

3.1.2 图像裁剪

在图像处理前,需要先对图像中的冗余信息进行处理。FAST算法^[23]可用于实时识别图像中的兴趣点,该检测方法不仅检测速度非常快,质量也非常高^[24]。理论上刀具磨损区域在竖直方向最高位置,先将采集到的图像旋转180°,将所有特征点在竖直方向上降序排列,初步确定刀尖位置,为避免切削液飞溅及高光点与反光点造成检测到的特征点不是磨损区域的干扰,提取竖直方向上最高的10个特征点坐标的均值作为选定的特征点。为了使磨损区域位于图像中部,取选定特征点左右120×40

(px),上下60×100(px)的领域,实现自适应裁剪ROI区域,如图9所示。为体现基于FAST特征点自适应图像裁剪方法的快速性,取9组刀具图像,将其与基于Harris角点检测的图像裁剪方法进行对比^[25],结果如图10所示,可以看出,前者平均处理时长为18ms,后者平均处理时长为635.4ms,基于FAST特征点检测裁剪的方法大幅节省了处理时间,提高了算法的效率。

3.1.3 图像去噪及增强

裁剪后的图像常常带有大量的噪声点,轮廓模糊,如图11(a)所示。为去除噪声并保护刀具磨损区域的

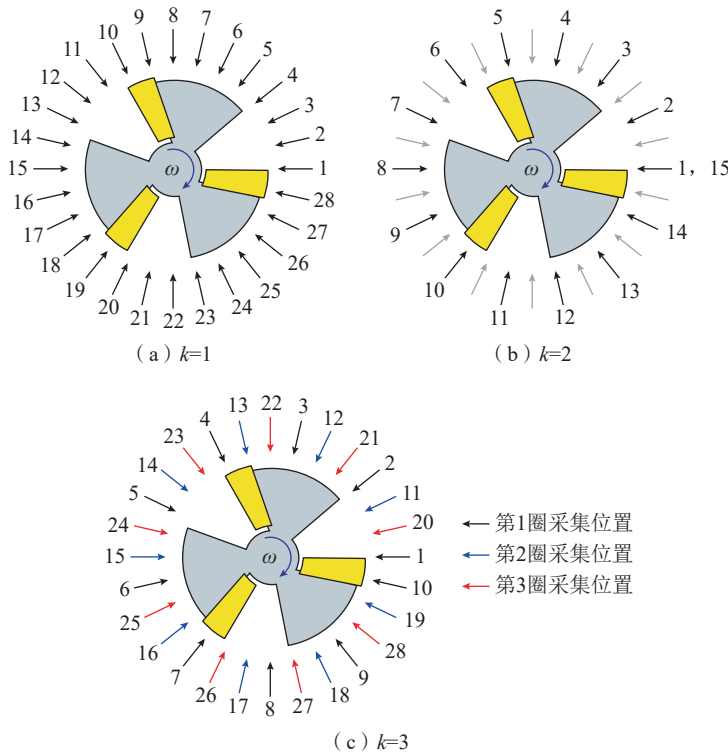


图8 图像采集过程
Fig.8 Image acquisition process

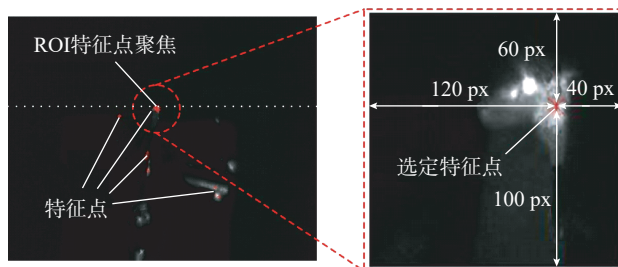


图9 基于FAST特征点的自适应图像裁剪
Fig.9 Adaptive image clipping based on FAST feature points

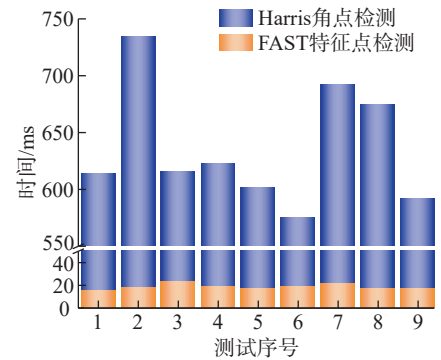


图10 两种图像裁剪方法处理时间对比
Fig.10 Comparison of processing time of two image cropping methods



(a) 原始图像



(b) 去噪图像



(c) 增强图像

图11 图像去噪和增强结果
Fig.11 Image denoising and enhancement results

形状,本文选用 5×5 大小的算子进行中值滤波去噪处理,即将图像中任意选择像素点 (i, j) 作为中心点,在该点 5×5 邻域内,对所有像素点灰度值进行排序,然后选择中值代替原像素点 (i, j) ,处理结果如图 11 (b) 所示,可以看出,图像中噪点被有效去除。为了更有效地区分刀具磨损区域、背景区域、无关区域及提取刀具磨损的轮廓,本研究采用分段线性拉伸对图像进行增强处理,通过考虑加工环境光照环境的变化调整参数,可实现各加工环境下磨损区域的有效增强。线性拉伸后的刀具磨损如图 11 (c) 所示,可以看出磨损区域与其他区域被有效区分。

3.2 磨损边缘提取方法

3.2.1 自适应阈值分割

为了让计算机更加准确地提取刀具磨损轮廓,需要对磨损区域和无关区域进行阈值分割。阈值分割方法的选择决定了图像分割效果。其中, Otsu 法等应用较为广泛,但对于传统的阈值分割方法来说,计算量较大,增加了实时检测的难度。本文提出一种基于 FAST 特征点自适应阈值分割的方法,该方法可根据每张图像的具体情况自适应地确定分割阈值,减少计算量,提高自动化程度。如图 12 所示,通过 FAST 算法自适应裁剪时确定的特征点,做一条竖直线,该直线一定会通过磨损区域和背景区域,也有可能经过无关区域。由

于经过图像增强处理,灰度值在其交界处会产生突变,根据现场拍摄环境,对灰度差值进行调整,以此作为自适应阈值分割的依据,该方法具体实施步骤如下。

首先获取上述直线上 161 个像素点的灰度值,并将其按从上到下顺序排列,令直线上第 x 个像素点的灰度值为 $f(x)$,相邻两个像素点 $(x, x+1)$ 的灰度差值为 $g(x, x+1)$,计算公式为

$$g(x, x+1) = |f(x+1) - f(x)| \quad (10)$$

设定相邻像素点灰度差值且 $g_{\max} = 50$,当 $g(x, x+1)$ 大于 g_{\max} 时,统计像素点对 (x_i, x_i+1) , i 为点对个数。取其相邻像素灰度值的均值,再对 i 个均值求平均值,将该值设为阈值,计算公式为

$$T = \frac{\sum_{i=1}^i \left(\frac{g(x_i, x_i+1)}{2} + \min(f(x_i), f(x_i+1)) \right)}{i} \quad (11)$$

最后根据 T 值将图像转换成二值图。当图像中像素点的灰度值大于 T 值时将其置为 255,反之置为 0。

经阈值分割处理后的图像如图 13 所示,可以明显区分出磨损区域和背景区域,但同时磨损区域中存在不连续的情况且无关区域可能会被突出,这是因为拍照时光线不均匀及阈值分割线可能会经过无关区域,所以需要进一步处理。

为体现出本文阈值分割方法的鲁棒性和时效性,将其与 Otsu 法进行对比,如图 14 所示,通过对 9 组刀具图像进行测试,得到 Otsu 法与自适应阈值分割法平均处理时间分别为 $435 \mu\text{s}$ 、 $128 \mu\text{s}$,方差分别为 $14061 \mu\text{s}^2$ 、 $28 \mu\text{s}^2$ 。结果表明,本文提出的自适应阈值分割方法较 Otsu 法平均处理时间缩短了 70.6%,同时稳定性也得到大幅提高。

3.2.2 磨损区域优化与边缘提取

针对阈值分割后图像中存在磨损区域中不连续及可能存在无关区域的问题,本文采用二值形态学方法进行优化,二值形态学是一种通过构建结构元素对图像集合进行处理的方法,包括图像的腐蚀与膨胀。首先,将像素点小于 50 的无关区域移除,处理后结果如图 15 (a) 所示;然后,经二值形态学算法优化,结果如图 15 (b) 所示;最后,采用 Canny 算子提取磨损边缘轮廓^[26],结果如图 15 (c) 所示。显然,将少量像素堆积的



图 13 自适应阈值分割处理结果
Fig.13 Results of adaptive threshold segmentation

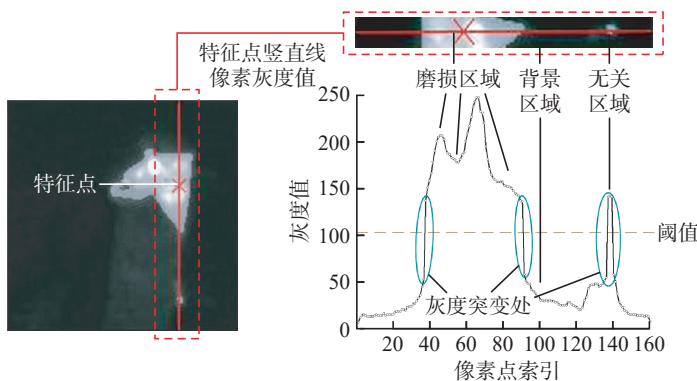


图 12 基于 FAST 特征点自适应阈值分割原理图

Fig.12 Schematic diagram of adaptive threshold segmentation based on FAST feature points

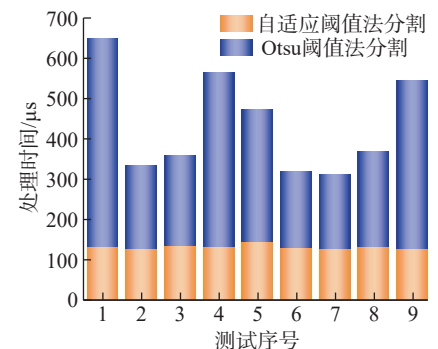


图 14 两种阈值分割方法处理时间对比
Fig.14 Comparison of processing time of two threshold segmentation methods

区域去除消除了无关区域对边缘提取的影响,形态学处理能有效使磨损区域闭合,Canny算子能有效提取磨损边缘。

3.3 磨损参数提取方法

3.3.1 图像角度的校正

在图16(a)中,由于主切削刃存在一定角度,直接进行扫描获取到的刀具磨损带宽度存在一定误差,因此需要对图像角度进行校正。本文采用Hough变换进行直线检测^[27],获得主切削刃与垂直方向的角度 θ ,并将其作为校正角度。具体实施步骤如图16(b)所示,首先构造一条竖直线,为确保检测到的直线是主切削刃,只保留与竖直线相差 30° 以内且较长的线段;当检测到一条直线时,该直线即为主切削刃;当检测到两条或者多条直线时,取其斜率的平均值作为主切削刃的斜率,计算得到角度 θ ;将图像逆时针旋转角度 θ ,校正后的磨损图像如图16(c)所示。

3.3.2 磨损区域划分

旋转后的图像其磨损边缘呈锯齿状,为减少检测的误差,本文采用最小外接矩形法来确定主切削刃的边缘。刀具磨钝标准以后刀面B区宽度VB为评价指标,故将主切削刃边缘按照1:2:1分为C区、B区、N区,划分结果如图17所示。

3.3.3 像素当量标定

图像以像素为单位,此时还不能获取到磨损B区宽度的真实值。通过标定像素当量,建立像素数与实际长度映射关系 $\lambda=d/p$,其中 d 为标尺长度, p 为标尺长度中像素数。通过行扫描获得B区中每一行的像素数,取其均值,均值与像素当量的乘积即为 VB_{ave} 。本文相机分辨率为 1600×1200 ,快门速度为 $0.027 \sim 1000$ ms,像素当量为0.0131。

4 试验验证

4.1 试验条件

搭建图18所示的铣削试验平



图15 磨损区域优化与边缘提取处理结果

Fig.15 Results of wear area optimization and edge extraction

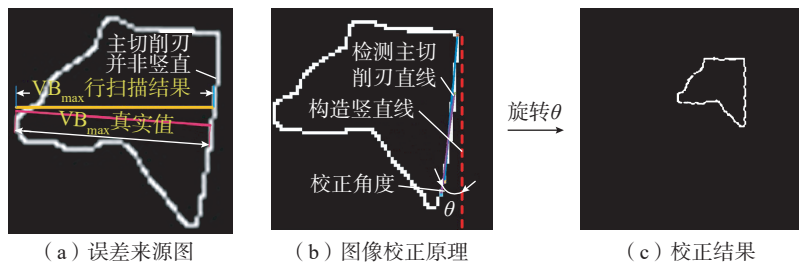


图16 图像校正过程

Fig.16 Image correction process

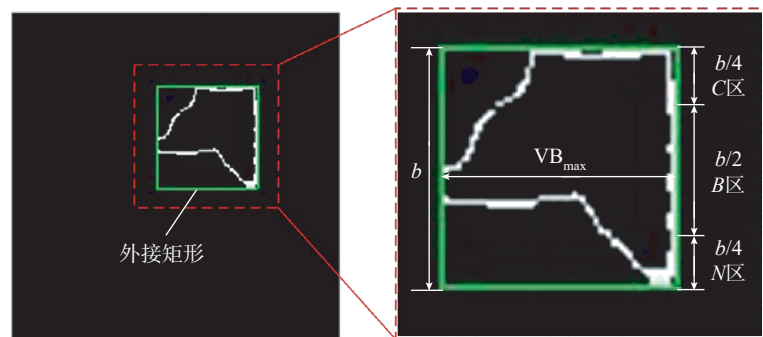


图17 磨损区域划分结果

Fig.17 Division result of wear area

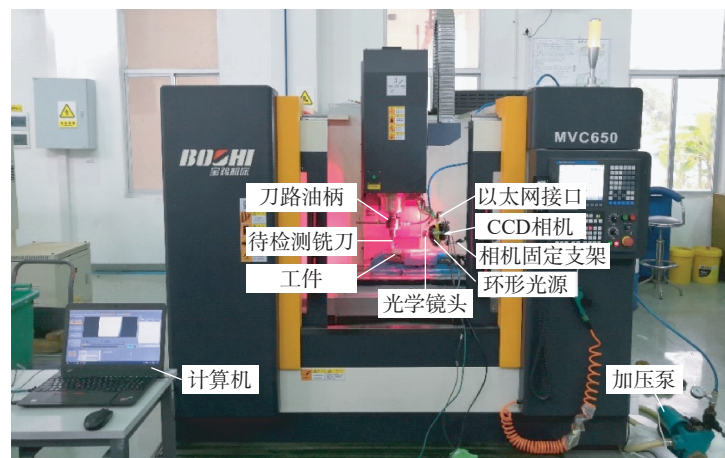


图18 铣削试验平台

Fig.18 Milling test platform

台,在 MVC650 数控铣床上进行试验。采用前文所述视觉检测系统和刀具,工件为镍基高温合金 GH4169,尺寸为 120 mm × 60 mm × 35 mm。

为避免相机工作时与刀具、工件产生干涉现象,将相机用旋转臂和万用夹固定在与机床 Z 轴有一定距离的工作台上。为减小冷却液飞溅对图像采集精度的影响,在镜头前安装保护罩。为了与视觉检测结果形成对比,本文采用型号为 Dino-Light AM4113T 的手持式显微镜对刀片真实磨损量进行检测。

4.2 试验设计

为验证视觉检测系统的准确性,将铣削速度 v 、每齿进给量 f_z 、轴向切深 a_p 、走刀次数 T' 设为试验参数。开展 16 组试验,第 1~8 组切削参数是 $v=40$ m/min、 $f_z=0.15$ mm/z、 $a_p=0.3$ mm,第 9~16 组切削参数是 $v=60$ m/min、 $f_z=0.2$ mm/z、 $a_p=0.3$ mm, T' 取值为 20、40、60、80、100、120、140、160,铣削方式为顺铣。

每组切削试验完成后,刀具退回至设定好的图像采集点,通过 CCD 相机对刀具后刀面进行采集,将图像传至计算机进行磨损量计算。随后拆下已磨损的刀片,通过手持式显微镜测量真实的磨损值,为提高测量结果的准确性,取 5 个测量点刀具磨损带宽度的平均值作为后刀面测

量值。

4.3 试验结果与分析

图 19 和 20 为两种切削参数下走刀次数为 100~160 时显微镜与视觉检测系统观察到的刀具磨损图。

为量化视觉检测系统的计算值和测量值的误差,将磨损量的绝对误差 E_a 和相对误差 E_r 作为量化指标,视觉检测系统精度检测结果如图 21 所示。结果表明,在 16 组试验

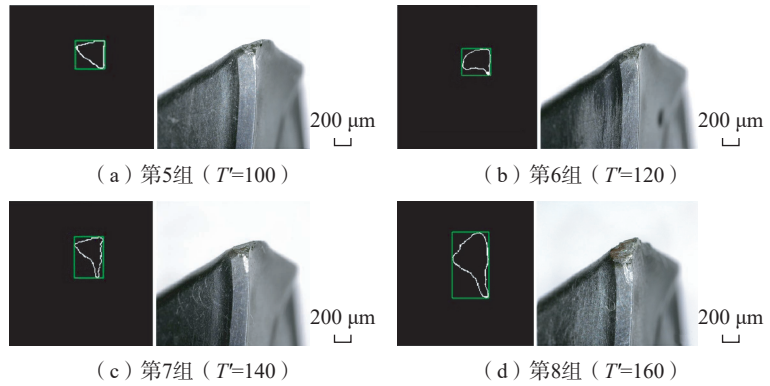


图 19 切削参数为 $v=40$ m/min、 $f_z=0.15$ mm/z、 $a_p=0.3$ mm 时刀具磨损图

Fig.19 Tool wear when cutting parameters are $v=40$ m/min, $f_z=0.15$ mm/z, $a_p=0.3$ mm

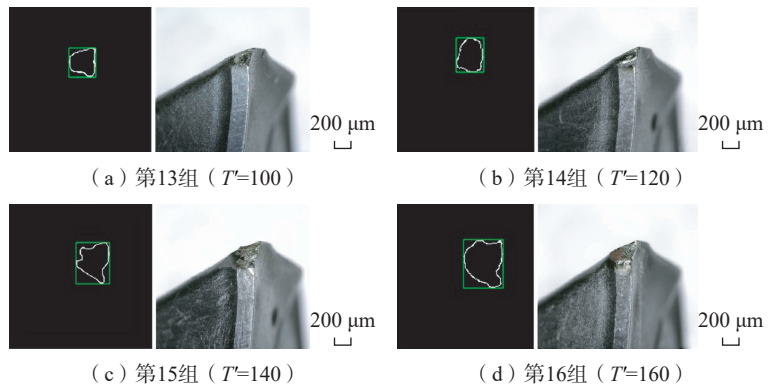


图 20 切削参数为 $v=60$ m/min、 $f_z=0.2$ mm/z、 $a_p=0.3$ mm 时刀具磨损图

Fig.20 Tool wear when cutting parameters are $v=60$ m/min, $f_z=0.2$ mm/z, $a_p=0.3$ mm

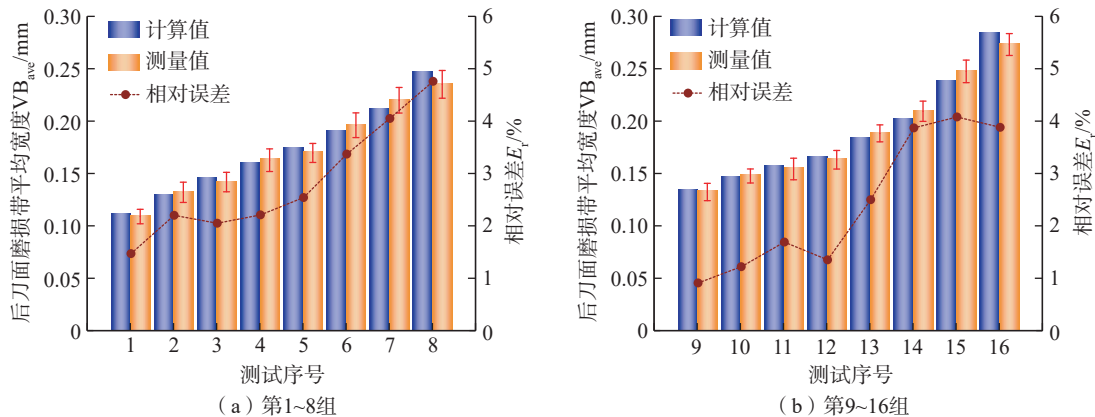


图 21 视觉检测系统精度检测结果

Fig.21 Accuracy test results of visual monitoring system

中,视觉检测系统得到的计算值与真实值的最大与最小绝对误差分别为 0.0112 mm 和 0.0012 mm;最大、最小与平均误差分别为 4.76%、0.91%、3.63%。从图 21 可以看出,在两组不同切削参数加工的条件下,相对误差有上升的趋势,这主要是因为随着走刀次数的增加,刀具后面磨损量也在增加,磨损区域形貌更加复杂。整体来看,相对误差控制在 5% 以内,说明在该条件下,通过视觉检测系统获取到的磨损量准确度较高,可作为刀具磨损检测模型的标签值。

5 结论

为了提高刀具磨损检测方法的自动化程度,本文提出了一种基于机器视觉的铣刀磨损在机检测方法。通过研究得到以下结论。

(1) 在图像采集阶段,基于结构相似性算法,确定了图像采集的最佳角度阈值为 $[-8^\circ, 8^\circ]$,计算出图像采集的最小间隔角度 $\varphi=12.857^\circ$,通过引入图像采集间隔角度系数 k ,实现了主轴旋转工况下自动化采集多个刀具后刀面磨损图像。相较于传统停机检测的方法,本方法可用于加工间隙,省时省力,自动化程度高。

(2) 在图像处理阶段,首先基于 FAST 算法,对磨损区域裁剪平均耗时仅 18 ms,而基于 Harris 角点检测需要 635.4 ms,提高了系统的时效性;其次基于 FAST 特征点提出的自适应阈值分割方法,在磨损边缘提取时间上相较于 Otsu 法,节省了 70.6%,同时更稳定;最后采用 Hough 变换和最小外接矩阵分别校正了主切削刃的倾斜角度、确定了主切削刃的边缘,减小了计算磨损参数误差。

(3) 通过开展高温合金铣削试验表明,所搭建的视觉检测系统计算所得磨损值与显微镜下测量所得真实值误差率在 5% 以内,精度满足工业要求,为自动化监测刀具磨损状态

提供一种可行的方法。

参考文献

- [1] LI Y F, WANG X Q, HE Y, et al. Deep spatial-temporal feature extraction and lightweight feature fusion for tool condition monitoring[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(7): 7349–7359.
- [2] JAVED K, GOURIVEAU R, LI X, et al. Tool wear monitoring and prognostics challenges: A comparison of connectionist methods toward an adaptive ensemble model[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018, 29(8): 1873–1890.
- [3] LINS R G, GUERREIRO B, DE ARAUJO P R M, et al. In-process tool wear measurement system based on image analysis for CNC drilling machines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5579–5588.
- [4] LIU C Q, LI Y G, HUA J Q, et al. Real-time cutting tool state recognition approach based on machining features in NC machining process of complex structural parts[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 97(1): 229–241.
- [5] 王国锋,李志猛,董毅. 刀具状态智能监测研究进展[J]. 航空制造技术, 2018, 61(6): 16–23.
WANG Guofeng, LI Zhimeng, DONG Yi. Recent advances in intelligent monitoring of cutting tool condition[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(6): 16–23.
- [6] 曹大理,孙惠斌,张纪铎,等. 基于卷积神经网络的刀具磨损在线监测[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(1): 74–80.
CAO Dali, SUN Huibin, ZHANG Jiduo, et al. In-process tool condition monitoring based on convolution neural network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(1): 74–80.
- [7] 廖小平,黎宇嘉,陈超逸,等. 基于核主成分和灰狼优化算法的刀具磨损状态识别[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(11): 3031–3039.
LIAO Xiaoping, LI Yujia, CHEN Chaoyi, et al. Tool wear condition recognition based on kernel principal component and grey wolf optimizer algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(11): 3031–3039.
- [8] GOMES M C, BRITO L C, BACCI DA SILVA M, et al. Tool wear monitoring in micromilling using support vector machine with vibration and sound sensors[J]. Precision Engineering, 2021, 67: 137–151.
- [9] ZHU A B, HE D Y, ZHAO J W, et al. Online tool wear condition monitoring using binocular vision[J]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2017, 59(4): 203–210.
- [10] DAI Y Q, ZHU K P. A machine vision system for micro-milling tool condition monitoring[J]. Precision Engineering, 2018, 52: 183–191.
- [11] HOU Q L, SUN J, LV Z Y, et al. An online tool wear detection system in dry milling based on machine vision[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 105(1): 1801–1810.
- [12] QIN A P, GUO L, YOU Z C, et al. Research on automatic monitoring method of face milling cutter wear based on dynamic image sequence[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 110(11): 3365–3376.
- [13] PENG R T, LIU J C, FU X L, et al. Application of machine vision method in tool wear monitoring[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(3–4): 1357–1372.
- [14] LI L H, AN Q B. An in-depth study of tool wear monitoring technique based on image segmentation and texture analysis[J]. Measurement, 2016, 79: 44–52.
- [15] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62–66.
- [16] YOU Z C, GAO H L, GUO L, et al. On-line milling cutter wear monitoring in a wide field-of-view camera[J]. Wear, 2020, 460–461: 203479.
- [17] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. “GrabCut”: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309–314.
- [18] ZHOU J J, YU J B. Chisel edge wear measurement of high-speed steel twist drills based on machine vision[J]. Computers in Industry, 2021, 128: 103436.
- [19] YU J B, CHENG X, ZHAO Z H. A machine vision method for measurement of

drill tool wear[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 118(9): 3303–3314.

[20] KASIM N A, NUAWI M Z, GHANI J A, et al. Enhancing clustering algorithm with initial centroids in tool wear region recognition[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2021, 22(5): 843–863.

[21] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600–612.

[22] ZHANG Y H, ZHANG Y C, TANG H Q, et al. Images acquisition of a high-speed boring cutter for tool condition monitoring purposes[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 48(5): 455–460.

[23] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection[C]//Proceedings of 9th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2006: 430–443.

[24] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND T. Faster and better: A machine learning approach to corner detection[J]. IEEE

Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105–119.

[25] HARRIS C G, STEPHENS M. A combined corner and edge detector[C]//Proceedings of 4th Alvey Vision Conference. Manchester: Alvey Vision Club, 1988.

[26] LI P C. Quantum implementation of the classical Canny edge detector[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(8): 11665–11694.

[27] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures[J]. Communications of the ACM, 1972, 15(1): 11–15.

Milling Cutter Wear Detection Method Based on Machine Vision

PENG Ruitao^{1,2}, DING Long¹, ZHAO Linfeng¹, CHEN Meiliang¹,
GAO Jiangxiong³, LIU Jiachen¹

(1. Xiangtan University, Xiangtan 411105, China;

2. Engineering Research Center of Complex Track Processing Technology & Equipment,
Ministry of Education, Xiangtan 411105, China;

3. Zhuzhou Huarui Precision Tools Company Limited, Zhuzhou 412000, China)

[ABSTRACT] To solve the problem of uncertain position of camera and rotary milling cutter blade and improve the timeliness of image processing, a milling cutter wear detection method based on machine vision is proposed. According to the structure similarity index, the image quality of the tool was judged, and the image acquisition interval angle coefficient was introduced, and the image acquisition interval angle and spindle speed were determined. Features from accelerated segment test (FAST) algorithm was used to achieve fast and accurate adaptive cutting of tool wear area. Based on FAST feature points, an adaptive threshold segmentation method was proposed to effectively extract the edge of the wear region. Hough transform and minimum external rectangle method were used to correct the inclination angle of the main cutting edge, and then the average width of the wear zone B was extracted. Finally, the milling test was carried out. In 16 groups of tests, the maximum, minimum and average errors between the calculated value and the real value were 4.76%, 0.91% and 3.63% respectively. The experimental results show that the proposed method can obtain high-quality images of all milling cutter wear regions when the spindle is rotating, and then extract wear parameters efficiently and accurately.

Keyword: Machine vision; Tool wear; Automation; Structural similarity; Adaptive threshold segmentation

(责编 逸飞)