

全局阈值自适应的高亮金属表面缺陷识别新方法*

郭皓然¹, 邵伟¹, 周阿维², 杨宇祥¹, 刘凯斌¹

(1. 西安理工大学机械及精密仪器工程学院 西安 710048; 2. 西安工程大学 西安 710048)

摘要:高反射类零部件在其生产及后期处理过程中,可能会产生划痕、擦伤等表面缺陷,严重影响产品的使用性能和寿命。该类零件表面具有镜面反光特性,易导致检测过程中缺陷目标的漏检、错检。针对这类问题,基于数字图像处理技术,提出一种具备全局阈值自适应调整的高亮表面缺陷识别新方法。首先,构造利用空域和值域信息的滤波方式对原始图像进行处理,保护目标边缘信息;其次,以高斯函数的一阶导数构建 Canny 最优边缘检测器,结合全局阈值最大类间方差法和形态学图像分割法,完成图像分割以及相应阈值的自适应调整,实现对缺陷目标的识别。实验结果验证了算法的有效性及其可靠性,能够在排除高光影响的基础上有效地识别缺陷目标,对高亮金属表面缺陷识别具有重要意义。

关键词:高亮表面;缺陷识别;图像处理;保边去噪;自适应调整

中图分类号: TH86 TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Novel defect recognition method based on adaptive global threshold for highlight metal surface

Guo Haoran¹, Shao Wei¹, Zhou Awei², Yang Yuxiang¹, Liu Kaibin¹

(1. School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Various surface defects such as scratch, scrape and etc. may occur on the high reflective metal parts with highlight surface during production and post-treatment, which seriously affects the performance and service life of the product. The surface of this kind of parts has the characteristic of specular reflection, which leads to the miss detection and wrong detection of the defect object in detection process. Aiming at this problem, this paper proposes a new highlight surface defect recognition method with global threshold adaptive adjustment capability based on digital image processing technology. Firstly the filtering pattern fully using the information of both spatial domain and value domain is constructed, which is used to process the original image and preserve the edge information of the object. Secondly, the first derivative of Gaussian function is used to construct the Canny optimal edge detector, which combines with the global threshold maximum between-class variance method (Otsu segmentation method) and morphological image segmentation method to complete the image segmentation and the adaptive adjustment of corresponding threshold, and achieve the identification of the defect object. Experiment results verify the effectiveness and reliability of the algorithm. The proposed algorithm could effectively identify the defect object while eliminating the influence of highlight interference. The method has great significance to the automatic and accurate defect recognition on the highlight surface of the metal parts.

Keywords: highlight surface; defect recognition; image processing; edge-preserved denoising; adaptive adjustment

0 引言

高反射回转面具有极强的反光特性,其表面几乎镜

面反射,能够清晰倒影物品影像的光滑精密回转类零部件表面,航空精密轴承钢球是一个最为典型的例子。该类器件在其生产、后期加工处理以及使用过程中,其表面与相关接触面间由于压力的作用,存在着不同程度摩擦,

多种类型的表面缺陷^[1]都有形成的可能,如凹坑、擦伤、擦痕、划痕(也称划条)等,而任何缺陷的存在都有可能致使其机械传动能力的下降,甚至造成设备的损坏,这严重影响着产品的使用性能和寿命。同时,当下的检测手段大多采用传统的人工目视灯检方式,实验数据统计,人工检测方法对于缺陷的识别有效性不足80%,且该数值仅在重复性检测过程中才能达到^[2]。除此之外,诸如漏磁探伤法^[3]、红外检测法^[4]、光学扫描探伤法^[5-6]等无损类型的检测方式,其效率和精度无法兼顾,且该类检测方式大多局限于航空高精零件抽检,检测成本极高。

近年,机器视觉的引入使得缺陷检测变得直截了当,尤其是金属器件表面的缺陷。通过机器视觉方式捕捉待检零部件表面影像,并通过图像处理技术达到目标区域的提取、识别,对产品质量的检测效率和精度具有重要意义,是解决高亮回转类器件表面缺陷自动检测问题的一个重要发展方向^[7]。金属零部件表面图像处理的核心目的是为了对图像中的缺陷目标进行准确识别,如何对图像信息进行有效分割提取是研究的关键和重点。

当前流行的图像目标提取方法包括:小波变换法^[8]、频谱法、主动轮廓模型^[9]、边缘检测技术^[10]、阈值分割法^[11]、形态学操作^[12]等。图像分割的研究最早可以追溯到20世纪60年代,其中,微分边缘检测与提取的研究贯穿于图像处理与分析的始终,可归结为图像高频分量的增强过程。20世纪70年代中期,法国科学家 Serra J 和德国的 Matheron G 在集合代数的基础上,建立了基于数学形态学的边缘检测技术,该类方法与所用结构元素的尺寸、大小设定密切相关,故检测出的边缘信息自适应性不佳。20世纪90年代初,基于小波变换理论的边缘检测技术和识别方法相继出现,良好的时频局部特性使其被广泛应用于信号处理和模式识别领域内,但提取小区域边缘点能力有限,且处理过程须经历空间域到变换域的往复操作,处理效果不够直观,不能充分地提取目标区域的边缘信息。此后综合模糊学、神经网络、遗传算法等领域的边缘检测技术对图像信息的处理均具有深远影响,但此类方法在检测精度、效率以及复杂程度间的无法得到较好的协调。构建于微分算子上的 Canny 算子与其余边缘检测算子不同,具有低误码率、高定位精度和抑制虚假边缘等优点,适用于高噪声背景图像。但针对高光所带来的成片噪声区域而言,其检测结果受到噪声的影响较大,往往存在误检、错检。

据此,为克服上述算法缺陷,提出一种基于改进 Canny 算子和自适应阈值操作的高亮回转类表面缺陷识别方法,通过构造充分利用空域和值域信息的折中滤波方式,对原始图像进行“保边去噪”,然后在基于边界和区域的图像分割方法上,结合形态学操作完成图像的协同分割,最后对算法进行了实验验证和对比分析。

1 系统测量原理

1.1 图像预处理

图1所示为高亮金属表面缺陷检测平台系统原理。检测平台由零件载物转台、CCD 摄像机、投影镜头、计算机等部分组成。

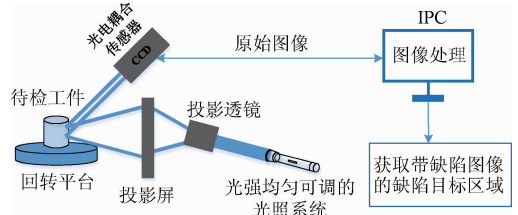


图1 高亮金属表面缺陷检测平台

Fig. 1 The defect detection platform for highlight metal surface

经过准直的 LED 光源产生照明条纹,通过透镜、反射镜、投影镜头投射至透射式投影屏上,屏上的光路照射至高亮表面(待测工件表面),伴随着载物台自转,光电耦合传感器不断接收着来自高亮表面区域回射的光线信息(包含缺陷目标区域),形成原始目标图像,最后在 PC 端根据相应算法通过图像处理技术,对采集到的带缺陷工件图像进行降噪滤波、分割识别等操作,完成缺陷区域的提取和识别。

1.2 均匀光源系统

针对待检对象为具备高亮表面的机械材料,合适的光源及照射强度是极其重要的。如前所述,高反射表面出现的强反光亮斑易引起 CCD 饱和,且反射周围物体的像淹没了缺陷信息。

这里的光源系统中引入光强可调进行实验,照明系统生成的光强均匀可调的光照,投射到待测表面上。根据所需检测的缺陷大小结合表面曲率和光洁度,通过对 LED 光源驱动电流的调整,控制点阵 LED 每个光点的强度来适应表面对光的需求,以获得调谐后的光源光强。针对不同类型的光源进行对比实验(包括白光、绿光、蓝光等),选择普通白光作为照明光源,由于 LED 光源的低相干性,能够完全消除激光光源的散斑噪声。

2 缺陷识别算法

2.1 加速滤波处理

传统滤波方式仅考虑了像素空间几何距离(空间邻近度),因此采用一种非迭代的简单策略,即双边滤波^[13]替代算子原有的滤波方式,用于图像边缘保持,即在图像

值域上做传统滤波器在空域上完成的工作。

根据文献[13]介绍的双边滤波构造基础原理,将滤波系数模板分为两部分:像素空间几何距离决定的滤波系数模板 d 以及像素灰度差值决定的滤波系数模板 r 。

图像 $I_{M \times N}$ 像素函数 $f(x, y)$ 简化表示为 $f(x)$, 输出的图像 $\tilde{f}(x, y)$, 即 $\tilde{f}(x)$, 空域域滤波系数模板定义为:

$$\tilde{f}(x) = k_d^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\varepsilon) c(\varepsilon, x) d\varepsilon \quad (1)$$

式中: $c(\varepsilon, x)$ 为领域中心点 x 和邻近点 ε 的几何邻近度, k_d 为恒定归一化参数, 与图像函数 f 无关。

同理, 值域滤波可定义为:

$$\tilde{f}(x) = k_r^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\varepsilon) s(f(\varepsilon), f(x)) d\varepsilon \quad (2)$$

式中: $s(f(\varepsilon), f(x))$ 为邻域中心点 x 和邻近点 ε 的像素相似性, 相似度函数 s 由图像函数 f 构成, 参数 k_r 的值受图像函数 f 影响。

综上所述, 双边滤波中, 输出的像素值依赖于邻域像素值的加权组合, 而加权系数 ξ 来源于两组滤波系数^[13]的定义域核:

$$\xi(x, y, i, j) = e^{-\left(\frac{(x-i)^2 + (y-j)^2}{2k_x^2} - \frac{\|f(x, y) - f(i, j)\|}{2k_r}\right)} \quad (3)$$

式(3)可表示为^[14]:

$$\tilde{f}(x) = k^{-1} \int_{\Omega} \omega_{\sigma_s}(\varepsilon) \phi_{\sigma_r}(f(\varepsilon) - f(x)) f(\varepsilon) d\varepsilon \quad (4)$$

式中: $k = \int \omega_{\sigma_s}(\varepsilon) \phi_{\sigma_r}(f(\varepsilon) - f(x)) d\varepsilon$ 为归一化参数, σ_s 为空域高斯函数的标准差, σ_r 为值域高斯函数的标准差, Ω 为卷积定义域。

为了实现滤波函数的加速, 考虑利用三角函数特性公式将高斯值域函数分解为一些列函数的叠加^[15]。由式(5)的数学公式推导, 可以得到:

$$\phi(s) = [\cos(\gamma s)]^N = \sum_{n=0}^N 2^{-N} \binom{N}{n} e^{i(2n-N)\gamma s} \quad (5)$$

当 N 值足够大时, 有如下结论:

$$\left[\cos\left(\frac{\gamma s}{\rho \sqrt{N}}\right) \right]^N \approx e^{-s^2/2\rho^2\gamma^2} = e^{-s^2/2\sigma^2} \quad (6)$$

式中: $\rho = \gamma\sigma$, 且须满足 $\gamma s/\rho \sqrt{N} \in [-\pi/2, \pi/2]$ 。

式(6)中最右侧的高斯函数表达, 使用升余弦函数逼近, 具体如图 2 所示。

$$\phi(s) = \sum_{n=0}^N 2^{-N} \binom{N}{n} e^{i(2n-N)\gamma s/\sqrt{N}} \quad (7)$$

根据式(1)、(4)和(7), 结合指数函数分配率以及欧拉公式, 得到的改进滤波表达式为:

$$\tilde{f}(x) = k^{-1} \sum_{n=0}^N 2^{-N} \binom{N}{n} * (\cos\alpha + i\sin\alpha) \cdot$$

$$\left(\int_{\Omega} w_{\sigma_s}(\varepsilon) (f(\varepsilon) \cos\beta) d\varepsilon + i \int_{\Omega} w_{\sigma_s}(\varepsilon) (f(\varepsilon) \sin\beta) d\varepsilon \right) \quad (8)$$

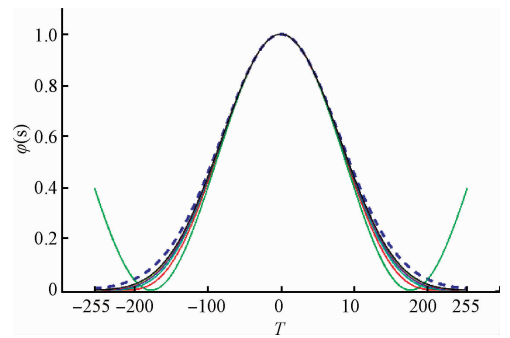


图 2 余弦函数的高斯逼近

Fig. 2 The Gaussian approximation of cosine function

同理可得归一化参数 k 的表达式:

$$k = \sum_{n=0}^N 2^{-N} \binom{N}{n} (\cos\alpha + i\sin\alpha) \cdot \left(\int_{\Omega} w_{\sigma_s}(\varepsilon) \cos(\beta) d\varepsilon + i \int_{\Omega} w_{\sigma_s}(\varepsilon) \sin(\beta) d\varepsilon \right) \quad (9)$$

式中: $\alpha = -(2n - N)(\gamma f(x)/\rho \sqrt{N})$, $\beta = (2n - N) \times (\gamma f(x)/\rho \sqrt{N})$ 。

2.2 梯度非极大值抑制

在上述滤波方式完成对原始图像平滑处理的基础上, 通过基于边界的图像分割方法中的边缘检测微分算子, 能够较为有效地识别边缘信息。这里将根据 Canny 算子的定义^[16]采用近似实现的方式完成区域分割的分布式操作。

根据高斯函数 G 在法线 n_{\perp} 方向上的一阶导数定义可得算子 $G_n = \partial g/\partial n_{\perp}$ 。其中, n_{\perp} 为高斯函数 G 的一阶导数与图像 f 的卷积, 即 $n_{\perp} = \nabla(f * g)/|\nabla(f * g)|$ 。

而检测过程中所识别的真正的边缘点就是与图像进行卷积的 G_n 极大值点, 表示为:

$$\frac{\partial(G_n * f)}{\partial n_{\perp}} = 0 \quad (10)$$

结合 G_n 可得检测算子的一组基底表达:

$$\frac{\partial^2(G * f)}{\partial n_{\perp}^2} = 0 \quad (11)$$

非极大值抑制相当于中心边缘点算子 G_n 与图像 f 的卷积在边缘垂直方向上的微分(目标峰值)。其次, 为了在梯度方向上进行比较, 且点 1、2 处的灰度值并不在初始 8 邻域内, 故需对该两点两端的已知灰度进行线性插值。如图 3 所示, 根据 $F_{x-1, y-1}$ 和 $F_{x, y+1}$ 对点 2 进行一阶插值, 可得:

$$M_1 = \frac{M_y}{M_x} M(x+1, y-1) + \frac{M_x - M_y}{M_x} M(x, y-1) \quad (12)$$

$$M_2 = \frac{M_y}{M_x} M(x-1, y+1) + \frac{M_x - M_y}{M_x} M(x, y+1) \quad (13)$$

式中: M_x 和 M_y 由输入图像的外部边界复制内部边界的值扩展得来。

若点 $F_{x,y}$ 处的梯度大于点 1 和点 2 处的梯度 M_1 和 M_2 , 那么点 $F_{x,y}$ 标记为极大值; 若情况相反, 则说明该点不是局部极大值点, 可排除该点为边缘点, 标记为背景。

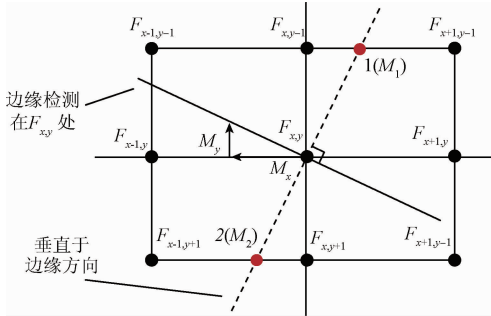


图3 非极大值抑制插值操作示意图

Fig. 3 The schematic diagram of the interpolation operation for non-maximum suppression

2.3 缺陷识别

根据图像对应的灰度直方图中呈现的高斯分布特性, 往往可以观察出较为突出的背景峰, 从而在完成点处理的基础上, 进一步实现阈值计算处理。本文在滞后阈值处理的基础上^[16], 引入 Otsu 阈值分割算法, 在阈值求取方面做了相应改进。

2.3.1 自适应阈值处理

基础的滞后双阈值处理方式能够有效地实现目标边缘曲线的闭合连接操作。在基础检索之后引入最大类间方差法。设图像 (x, y) 位置处的像素值为 $f(x, y)$, 灰度级为 L , 则 $f(x, y) \in [0, L-1]$ 。若灰度级 i 的所有像素个数为 f_i , 则第 i 级灰度出现的概率可以表示为:

$$p(i) = \frac{f_i}{I_{M \times N}} \quad (14)$$

式中: $I_{M \times N}$ 为图像像素点总数, $i \in [0, L-1]$, 且 $\sum p(i) = 1$ 。

这里根据滞后阈值处理中对上下限阈值的定义, 将图像中的像素按灰度级用上下限阈值划分, 即背景 C0 和目标 C1, 背景 C0 按照 $0 \sim Th_1 (f(x, y) < Th_1)$ 的灰度级进行归类划分, 目标 C1 按照 $Th_2 \sim L-1 (f(x, y) > Th_2)$ 进行归类划分。根据图像的高光特性, 这里双阈值间的大小关系定义为 $Th_1 \approx 0.63Th_2$ 。

定义背景 C0 (噪声) 出现的概率及其对应的平均灰度值为:

$$p_0 = \sum_{i=0}^{Th_1} p(i) \quad \omega_0 = \sum_{i=0}^{Th_1} i \cdot \frac{p(i)}{p_0} \quad (15)$$

同理, 目标 C1 (缺陷) 出现的概率及其对应部分的平均灰度值定义为 p_1 和 ω_1 。考虑到两组阈值的近似度, 这里将图像的总平均灰度值近似为:

$$\omega = \sum_{i=0}^{Th_1} i \cdot p(i) + \sum_{i=Th_2}^{L-1} i \cdot p(i) \approx \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (16)$$

图像中背景和目标的类间方差表示为:

$$\sigma^2(k) = p_0(\omega - \omega_0)^2 + p_1(\omega - \omega_1)^2 \quad (17)$$

$$\varepsilon = \{k \mid \max \sigma^2(k), k \in (0, Th_1) \cup (Th_2, L-1)\} \quad (18)$$

式(18)所描述的即为不同 k 值下的最大类间方差所对应的 k 值, 即所需的最优阈值。

2.3.2 形态学操作

根据缺陷图像与样本缺陷实际情况的对比分析, 通过创建合理半径大小的圆盘形平面结构元素, 对图像进行形态学运算, 对检测结果进行进一步修正。

以图 4 的实验图像为例, 分割后引入的无关边界变量, 记为 F ; 创建半径为 1 的圆盘形结构元素, 记为 D 。将结构元素 D 相对于图像 F , 按照先膨胀再腐蚀的顺序进行形态学操作, 以完成开运算:

$$S = F \oplus D = \{x; \hat{D}_x \cap F \neq \emptyset\} \quad (19)$$

$$S \ominus D = \{x; D_x \subseteq S\} \quad (20)$$

式中: x 为平移矢量, D_x 表示结构元素 D 沿矢量 x 平移一段距离, \hat{D}_x 表示平移距离的映射, 上述开运算过程记为 $F_1 = F \cdot D$ 。

在此基础上, 创建长度为 3, 角度为 45° 的线形结构元素, 记为 L 。对上述运算结果进行形态学闭运算:

$$F_2 = F_1 \cdot L = (F_1 \ominus L) \oplus L \quad (21)$$

重复膨胀腐蚀运算, 对式(21)结果 F_2 进行最后的噪声优化。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境

采用以下实验环境对上述算法进行调试分析: Intel Core i3 CPU, 8G 内存, MATLAB R2012b 编译环境。本文所选实验图片按如下原则定义:

1) 待检图像中包含目标缺陷以及高光噪声, 缺陷种类复杂度较高, 包括划痕、擦伤等;

2) 图像对比度较低, 在不影响缺陷覆盖程度的前提下, 不考虑除高光影响外的其他干扰。

3) 本文所用实验图像来源于 CCD 拍摄、非光路基准下的普通高光图像 (以下简称普通高光图像) 以及相关文献中的 5 幅金属表面缺陷图像^[17]。

3.2 实验过程

运用本文方法对图 4(a) 所示的图像进行处理及分析, 来验证算法的正确性与可靠性。该图像为普通高光图像, 使用质量较差的图像能进一步体现算法的有效性, 其余图像实验不再赘述。

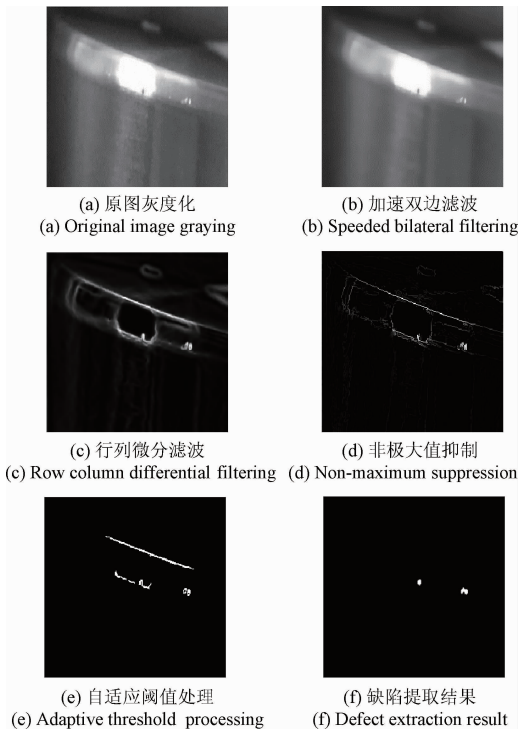


图 4 高亮表面缺陷检测实验

Fig.4 The defect detection experiment for highlight surface

如图 4(a) 所示,该图像中央的高光部分中存在一处近似椭圆状的缺陷,右侧部分有两组点状缺陷,最终获取的缺陷目标如图 4(f) 所示,由图中可以较为清晰地看出,整幅图像虽存在噪声干扰,但缺陷区域仍被分离了出来,噪声干扰部分得到了有效的抑制。

3.3 对比实验

在对比实验的选择上,考虑到实验拍摄图像无标准二值掩码图,根据文献[17]介绍,选取图 5(a) 所示的 3 组图像及相应检测方法对应的结果^[17]与本文方法进行对比。对比方法包括具有最优统计学意义的基于 Otsu 算子的最优阈值处理方法、在金属表面缺陷识别中具有较优分割效果的改进 Otsu 法^[18]以及 Sauvola J 等人^[14]提出的基于图像子分量的自适应阈值分割方法。

在图 5 第 1 行实验图片中,金属表面存在不规则点状的污点缺陷。在对比实验中,传统全局阈值分割方法在提取出缺陷的同时,保留了较多无关噪声;文献[18]中的方法较为有效地提取出了缺陷,但缺陷细节无法得到保护;文献[14]中的方法受金属表面亮度不均的影响,无法完成缺陷识别;经过本文方法可以完成相应缺陷识别,识别结果中的细节信息保留较好,不存在噪声,但不影响分割结果。

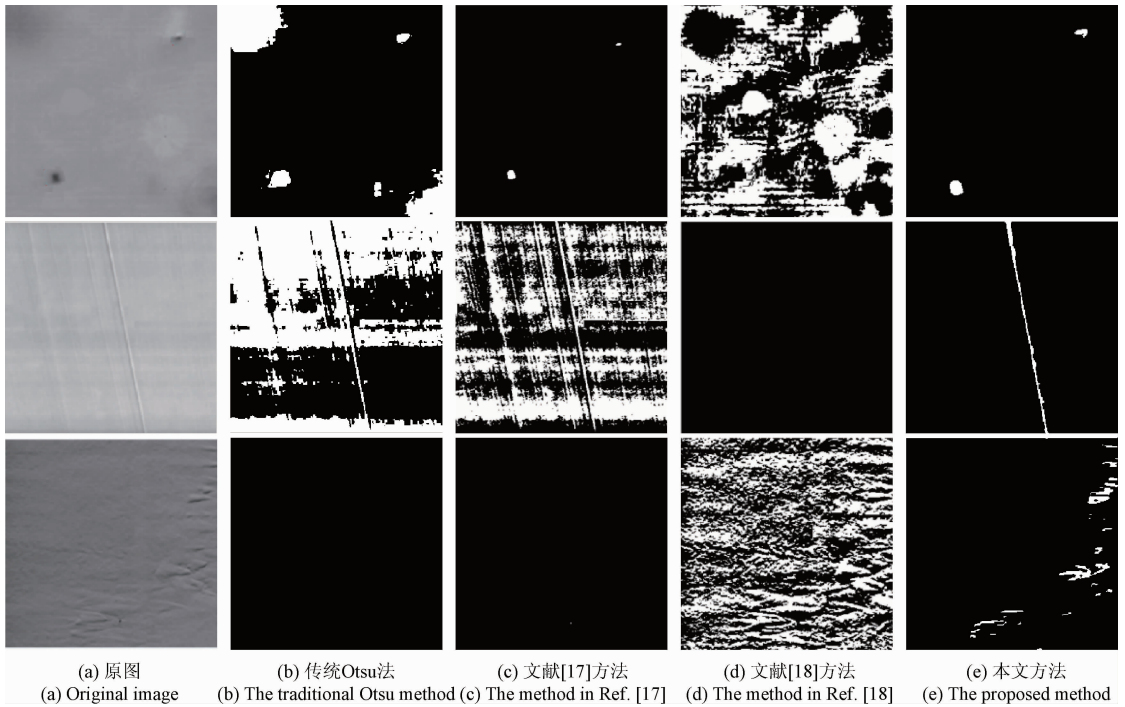


图 5 缺陷提取实验结果对比

Fig.5 The comparison of the defect extraction experiment results

在图 5 第 2 行实验图片中,金属部件表面存在与表面纹理同向的明显金属划条,且图像整体对比度较低。

传统全局阈值分割方法和文献[18]中的方法提取出的结果包含了大量噪声;文献[14]中的方法无法完成缺

陷识别;经过本文方法可以完成相应缺陷识别,背景纹理的影响得到抑制,但识别结果中存在分割过度的情况,提取出的缺陷区域上半区域略有失真,但不影响分割结果。

在图5第3行实验图片中,金属部件表面存在凹坑、凸起等不规则细线条状缺陷,且图像整体对比度较低。传统全局阈值分割方法、文献[18]中的方法和文献[14]中的方法无法完成缺陷识别;经过本文方法可以完成相应缺陷识别,但识别结果中存在少许噪声,部分细节丢失,但不影响分割结果。

3.4 实验数据分析

为了对检测结果进行有效性验证和量化分析,引入基于像素统计的误检率^[11](misclassification error, ME),其表达式如式(22)。

$$ME = 1 - \frac{|B_0 \cap B_T| + |F_0 \cap F_T|}{|B_0 + F_0|} \quad (22)$$

原图目标区域像素和背景区域像素分别为,识别处理后得到的目标区域和背景区域分别为,由式(22)可知,该值越低说明分割效果越好。

图6(b)的分辨率为 166×166 ,图(e)的分辨率为 222×222 ,其他各幅图像的分辨率均为 256×256 。对图6各幅图像的检测结果进行数据分析,其结果如表1所示,由各行数据可以看出,本文算法误检率较低,分割精度较高。

其次,选取图5(a)的3组图像进行相应数据分析,分析结果如表2所示。由表2可以看出,本文算法的分割准确率优于其他算法,但算法的运行耗时高于其他算法,其检测实时性有待提升。同时,针对不同种类的缺陷,本文算法的识别通用性仍待提升。

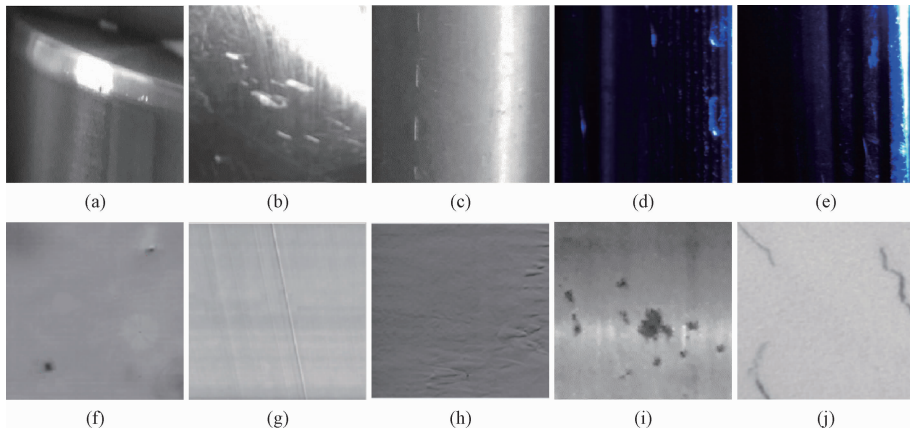


图6 缺陷提取对比实验所用图像

Fig. 6 The images used in the comparison experiment of defect extraction

表1 本文算法误检率及耗时分析

Table 1 ME and CPU time consumption of the algorithm proposed in paper

序号	F_0	F_T	ME/耗时(s)	序号	F_0	F_T	ME/耗时(s)
图6(a)	112	100	0.007 1/0.954	图6(f)	317	270	0.105 7/0.787
图6(b)	582	475	0.014 5/0.841	图6(g)	2 380	1 831	0.187 7/0.812
图6(c)	248	224	0.007 5/0.920	图6(h)	3 649	2 021	0.237 1/1.305
图6(d)	389	324	0.115 7/0.797	图6(i)	4 345	2 211	0.038 7/0.794
图6(e)	145	169	0.101 5/0.655	图6(j)	1 443	1 239	0.141 4/0.762

表2 本文算法与其他算法的误检率及耗时对比

Table 2 Comparison of the ME and CPU time consumption among the proposed algorithm and other algorithms

方法	图5第1行图像	图5第2行图像	图5第3行图像
传统 Otsu	0.361 6/0.879	0.656 1/0.645	1/0.148
文献[17]	0.145 5/0.150	0.640 2/0.117	0.997 8/0.112
文献[18]	0.998 7/0.702	0.943 7/0.872	0.901 0/0.748
本文方法	0.105 7/0.787	0.187 7/0.812	0.237 1/1.305

4 结 论

机械零部件被广泛运用于军工及民用领域,其表面质量作为衡量机械产品质量的重要指标,直接影响着产品性能及其使用寿命。同时,高亮回转类零部件表面具有的极强反光特性,阻碍着该类零部件表面质量检测技术的准确性。据此,本文提出一种基于改进 Canny 算子的高亮回转表面缺陷快速测量方法。该方法在以高斯函

数的一阶导数构建 Canny 最优边缘检测器的基础上,结合基于全局阈值的最大类间方差法和形态学图像分割法,对高亮回转类零部件表面的含缺陷图像进行分割,实现对目标区域的识别。该方法针对具备高光噪声的缺陷图像,具备较好的抗噪性,为高亮回转类金属零部件表面缺陷自动检测提供了一种较为有效的数据处理方案。但算法本身也存在一些不足,例如算法通用性有待提升、部分图像的处理结果存在些许失真等。因此,如何提高本文算法的精准度和通用性是后续研究的重点。

参考文献

- [1] 刘泽,王崑,王平. 钢轨表面缺陷检测机器视觉系统的设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(11): 1012-1017.
LIU Z, WANG W, WANG P, et al. Design of machine vision system for inspection of rail surface defects [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(11): 1012-1017.
- [2] DO Y, LEE S, KIM Y. Vision-based surface defect inspection of metal balls[J]. Measurement Science and Technology, 2011, 22(10): 107001.
- [3] 焦敬品,常予,李光海,等. 铁磁构件内外表面裂纹低频漏磁检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8): 1808-1817.
JIAO J P, CHANG Y, LI G H, et al. Study on low frequency AC magnetic flux leakage detection for internal and external cracks of ferromagnetic structures [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(8): 1808-1817.
- [4] 程万胜. 钢板表面缺陷检测技术的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2008.
CHENG W SH. Study on detection technology for steel strip surface defects [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.
- [5] 刘文哲,张婉怡,董会,等. 光学相关红外目标识别算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(4): 850-855.
LIU W ZH, ZHANG W Y, DONG H, et al. Study on infrared target recognition algorithm with optical correlation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(4): 850-855.
- [6] 潘洪平,董申,梁迎春,等. 钢球表面缺陷的自动检测与识别[J]. 中国机械工程, 2001, 12(4): 369-371.
PAN H P, DONG SH, LIANG Y CH, et al. Automatic detection and recognition of steel ball's surface flaws[J]. China Mechanical Engineering, 2001, 12(4): 369-371.
- [7] 许琳,曹茂永,冯秀霞. 图像测量技术及其在无损检测中的应用[J]. 电子测量技术, 2008, 31(1): 137-141.
XU L, CAO M Y, FENG X X. Image measurement technology and applications in nondestructive testing[J]. Electronic Measurement Technology, 2008, 31(1): 137-141.
- [8] 张立国,杨瑾,李晶,等. 基于小波包和数学形态学结合的图像特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10): 2285-2290.
ZHANG L G, YANG J, LI J, et al. Image characteristic extraction method based on wavelet packet and mathematical morphology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(10): 2285-2290.
- [9] 乐静,郭俊杰,朱虹. 基于 EMD 和 Snakes 模型信息融合的表面缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(12): 1664-1669.
YUE J, GUO J J, ZHU H. Surface defect detection method based on information fusion of EMD and Snake model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(12): 1664-1669.
- [10] 屈玉福,浦昭邦,王亚爱. 视觉检测系统中亚像素边缘检测技术的对比研究[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(增刊 1): 460-462.
QU Y F, PU ZH B, WANG Y AI. Contrast study of subpixel edge detections in vision measuring system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2003, 24 (Suppl. 1): 460-462.
- [11] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-168.
- [12] WANG S, YAN C, ZHANG T, et al. Application of mathematical morphology in image processing [J]. Modern Electronic Technique, 2004, 32(32): 89-92.
- [13] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]. International Conference on Computer Vision, 1998: 839-846.
- [14] SAUVOLA J, PIETIKÄINEN M. Adaptive document image binarization [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(2): 225-236.
- [15] CHAUDHURY K N, SAGE D, UNSER M. Fast O1 bilateral filtering using trigonometric range kernels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3376.
- [16] NIXON M S, AGUADO A S. Feature extraction and image processing [M]. Beijing: Publishing House of

Electronics Industry, 2010.

- [17] 马云鹏, 李庆武, 何飞佳, 等. 金属表面缺陷自适应分割算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 245-251.
- MA Y P, LI Q W, HE F J, et al. Adaptive segmentation algorithm for metal surface defects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(1): 245-251.
- [18] YUAN X C, WU L SH, PENG Q J. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Applied Surface Science, 2015, 349(9): 472-484.

作者简介



郭皓然, 2015 年于江苏科技大学获得学士学位, 现为西安理工大学硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: coffeejack@163.com

Guo Haoran received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Xi'an University of Technology. His main research interest is digital image processing.



邵伟(通讯作者), 分别在 2001 年和 2004 年于西安理工大学获得学士和硕士学位, 2011 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安理工大学副教授、研究生导师, 主要研究方向为精密检测技术。

E-mail: swlxm@163.com

Shao Wei (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Xi'an University of Technology in 2001 and 2004, respectively, and received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2011. He is currently an associate professor and supervisor for graduate students in Xi'an University of Technology. His main research interest is precision measurement technology.