

# 一种非线性扩散与图像差分的 金属表面缺陷检测方法

安宗权<sup>1,2</sup>, 王匀<sup>2</sup>

(1. 芜湖职业技术学院 汽车工程学院, 安徽 芜湖, 241006;

2. 江苏大学 机械工程学院, 江苏 镇江, 212013)

**摘要:** **目的** 为检测金属产品表面缺陷提供一种有效的方法, 希望可以对金属产品表面质量进行监控。**方法** 首先, 引入自适应中值滤波方法对原始图像中的噪声进行滤除, 以提高金属表面缺陷的检测正确度。然后, 利用图像梯度的倒数对传统的 P-M 非线性扩散模型中的扩散因子进行改进, 使得金属表面图像中梯度值较大的区域得以平滑, 同时保持其他区域的平滑度不变。将金属表面的原始图像与经过非线性扩散后的图像进行图像差分运算, 以消除光照度对金属表面图像的影响, 获取均匀背景的金属表面图像, 使得缺陷区与非缺陷区的对比度得以增强。最后, 通过差分图像中图像块的标准差构造自适应二值化模型, 对差分图像进行二值化, 以提取金属表面的缺陷区域, 实现对金属表面缺陷的准确检测。**结果** 通过对具有划痕、裂纹、缺口以及锈斑缺陷的图像进行检测表明, 该方法能够对金属表面缺陷进行准确的检测。**结论** 所设计的方法能对金属表面缺陷进行检测, 并且检测精度也优于当前其他金属表面缺陷检测方法。

**关键词:** 自适应中值滤波; 非线性扩散; 图像差分; 自适应二值化模型; 金属表面缺陷检测

**中图分类号:** TG14; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2018)06-0277-07

**DOI:** 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2018.06.040

## A Metal Surface Defect Detection Method Based on Nonlinear Diffusion and Image Difference

AN Zong-quan<sup>1,2</sup>, WANG Yun<sup>2</sup>

(1. School of Automotive Engineering, Wuhu Institute of Technology, Wuhu 241006, China;

2. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**ABSTRACT:** The work aims to provide an effective method for detecting surface defects of metal products, so as to monitor surface quality of metal products. Firstly, adaptive median filtering method was introduced to filter noise in original image, so as to improve detection accuracy of metal surface defects. Then, reciprocal of image gradient was used to improve diffusion factor of traditional P-M nonlinear diffusion model, so that such areas with higher gradient value in the metal surface image could be

收稿日期: 2018-02-04; 修订日期: 2018-04-15

Received: 2018-02-04; Revised: 2018-04-15

**基金项目:** 国家自然科学基金 (51575245, 61741101); 安徽省教育厅自然科学研究重点项目 (KJ2016A753); 安徽省自然科学基金项目 (1608085QF154); 安徽省科技攻关项目 (1604a0902125); 安徽省汽车工程实践教育中心项目 (2014sjjd074)

**Fund:** Supported by Natural Science Foundation of China (51575245, 61741101), Natural Science Foundation of Education Department of Anhui Province (KJ2016A753), Natural Science Foundation of Anhui Province (1608085QF154), Science and Technology Key Project of Anhui Province (1604a0902125), Education Center Project of Automotive Engineering Practice of Anhui Province (2014sjjd074)

**作者简介:** 安宗权 (1976—), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向为先进制造技术和智能控制。

**Biography:** AN Zong-quan (1976—), Male, Master, Associate professor, Research focus: advanced manufacturing technology and intelligent control.

smooth, while smoothness of other areas remained unchanged. The difference between the original image of metal surface and the image after nonlinear diffusion was applied to eliminate the influence of illumination on metal surface image, and obtain the image of metal surface with uniform background, so as to enhance the contrast between defect area and non-defect area. Finally, the adaptive two valued model was constructed based upon standard deviation of image block in the differential image, the differential image was binarized to extract defect area on metal surface and detect metal surface defects accurately. Detection of cracks, scratches, notch and rust defect images showed that this method could be used to accurately detect metal surface defects. The method designed in this paper can detect metal surface defects, and detection accuracy is also superior to other detection methods of metal surface defects.

**KEY WORDS:** adaptive median filtering; nonlinear diffusion; image difference; adaptive two value model; metal surface defect detection

金属产品已经成为了人们生活中必不可少的物品。随着人们生活水平的不断提升,人们对金属产品的要求也越来越高。由于金属产品生产制造过程中,受设备精度、原材料的成分以及生产工艺等的制约,难免会使得金属产品的表面存在划痕、锈斑以及裂纹等缺陷。这些缺陷会使金属产品的抗氧化性以及耐用性受到较大的影响,从而降低金属产品的质量<sup>[1]</sup>。由此可见,对金属产品表面缺陷进行检测尤为重要。计算机科学技术突飞猛进的发展为金属产品表面缺陷检测提供了良好的环境,借助于计算机科学技术,金属产品表面缺陷检测变得便捷而高效,这为制造高质量的金属产品提供了有利的保障。

近些年,通过国内外研究人员的不断努力,表面缺陷检测技术取得了飞跃式的进步,出现了各种各样的检测方法。Sun 等人<sup>[2]</sup>利用主成分分析方法中的奇异值分解法对钢带表面缺陷进行检测,通过构造图像的灰度矩阵,然后对矩阵中元素的投影情况进行判断,从而实现对钢带表面缺陷的检测。虽然基于奇异值分解的方法能够对钢带表面缺陷进行检测,但由于奇异值分解方法在对背景区进行抑制的同时,也将缺陷区的强度进行了削减,导致检测到的缺陷区域精度不高。李明等人<sup>[3]</sup>将支持向量机技术用于金属表面缺陷的检测,通过对金属表面图像进行小波尺度提取后,再通过支持向量机对金属表面缺陷进行检测,最后通过实验分析证明了该方法的有效性。但由于支持向量机不能够精确地对噪声引起的伪缺陷进行区分,导致该方法的检测正确度有所下降。Nirbhar 等人<sup>[4]</sup>利用全局自适应的百分比阈值来实现对钢带表面缺陷的检测,但由于该方法对阈值的调整过程中忽略了钢带表面图像的局部特性,未能较好地对缺陷边缘进行识别,导致检测结果中存在一定的错误检测等不足。

本文设计了一种利用非线性扩散与图像差分技术对金属表面缺陷进行检测的方法。该方法采用自适应中值滤波方法对金属表面图像进行去噪处理,利用

改进的 P-M 非线性扩散方法,在维持非缺陷区平滑度不变的情况下,对去噪后图像中的缺陷区域进行平滑化,并通过原始图像与扩散后图像的差分运算增强缺陷区对比度。然后将差分图像进行二值化,实现对金属表面缺陷的检测。最后通过实验验证了本文所设计方法对金属表面缺陷检测的有效性与正确性。

## 1 金属表面缺陷检测方法设计

### 1.1 自适应中值滤波

在金属表面图像的采集以及传送过程中难免会受到噪声的干扰。自适应中值滤波在设定的 A、B 两层进行计算,不仅实现了对图像噪声进行快速去除的效果,而且还保护了图像的细节信息<sup>[5]</sup>。为了避免噪声对表面缺陷区域检测造成不良影响,采用自适应中值滤波方法将图像噪声去除。

设  $K$  为以像素点  $p(i,j)$  为中心的一个中值检测窗口,  $G_{p(i,j)}$  为该像素点的灰度值,中值检测窗口  $K$  中的最大灰度值为  $G_{\max}$ ,最小灰度值为  $G_{\min}$ ,平均灰度值为  $G_{\text{med}}$ ,中值检测窗口  $K$  的最大尺寸为  $K_{\max}$ ,则自适应中值滤波规则如下:

在 A 层中通过式 (1) 计算  $A_1$  与  $A_2$  的值。如果  $A_1 > 0$ ,  $A_2 < 0$ ,则跳转到 B 层,否则将  $K$  的窗口尺寸进行增大。若增大尺寸后的  $K$  不大于  $K_{\max}$ ,则继续执行 A 层,否则将  $G_{p(i,j)}$  视为输出值<sup>[6]</sup>。

$$\begin{aligned} A_1 &= G_{\text{med}} - G_{\min} \\ A_2 &= G_{\text{med}} - G_{\max} \end{aligned} \quad (1)$$

在 B 层中通过式 (2) 计算  $B_1$  与  $B_2$  的值。如果  $B_1 > 0$ ,  $B_2 < 0$ ,则将  $G_{p(i,j)}$  视为输出值,否则将  $G_{\text{med}}$  视为输出值。

$$\begin{aligned} B_1 &= G_{p(i,j)} - G_{\min} \\ B_2 &= G_{p(i,j)} - G_{\max} \end{aligned} \quad (2)$$

自适应中值滤波通过在 A、B 层分别对  $G_{\text{med}}$  与  $G_{p(i,j)}$  是否为噪声进行判断,若二者都不为噪声,则将

$G_{p(i,j)}$  作为输出，以达到保护图像细节信息的效果。

## 1.2 非线性扩散与图像差分

噪声去除完毕后，将利用改进的非线性扩散的方式对缺陷区进行平滑处理，接着通过图像差分的方式增强缺陷区对比度。

常用的非线性扩散模型为 P-M 模型，其表达式如下<sup>[7-8]</sup>：

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x,y,n)}{\partial n} = \text{div}(s(|\nabla I(x,y,n)|\nabla I)) & n > 0 \\ I(x,y,0) = I_0(x,y) & n = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中， $I(x,y,n)$  表示图像第  $n$  次迭代时在坐标  $(x,y)$  处的灰度值。 $|\nabla I|$  表示图像的梯度模值。 $s(\cdot)$  为扩散因子，是一个非负的单调减函数，其表达式如下：

$$s(|\nabla I|) = e^{-(|\nabla I|/t)^2} \quad (4)$$

其中， $t$  为一个常数。

由于  $s(0)=1$ ，而且  $\lim_{|\nabla I| \rightarrow \infty} s(|\nabla I|) = 0$ ，使得 P-M 模型在图像边缘处扩散较慢，在图像均匀区域扩散较快，能够对图像均匀区域进行平滑而增强边缘区域。

P-M 模型对应的离散解为<sup>[9-10]</sup>：

$$I(x,y,n+1) = I(x,y,n) + \beta \sum_j s_j(x,y,n) \cdot \nabla I_j(x,y,n) \quad (5)$$

其中， $\nabla I_j(x,y,n)$ ， $j = E, S, N, W$  表示像素点  $(x,y)$  四个邻点的最近邻差分。每个差分值的表达式如下：

$$\begin{aligned} \nabla I_E(x,y,n) &= I(x,y+1,n) - I(x,y,n) \\ \nabla I_S(x,y,n) &= I(x+1,y,n) - I(x,y,n) \\ \nabla I_N(x,y,n) &= I(x-1,y,n) - I(x,y,n) \\ \nabla I_W(x,y,n) &= I(x,y-1,n) - I(x,y,n) \end{aligned} \quad (6)$$

由于 P-M 模型对图像边缘增强需要通过大量的迭代来完成，使得其效率较低。由此本文通过图像梯度的倒数对 P-M 模型中的扩散因子进行改进，在维持非缺陷区平滑度不变的情况下，对缺陷区域进行平滑化。由于一般情况下缺陷区域的面积远小于非缺陷区面积，所以改进扩散因子后，P-M 模型基本只需对较小面积的缺陷区域进行平滑，从而提高了扩散效率。通过图像梯度的倒数改进后的扩散因子  $u(|\nabla I|)$  表达式为：

$$u(|\nabla I|) = s\left(\frac{1}{|\nabla I|}\right) = e^{-(t/|\nabla I|)^2} \quad (7)$$

通过式 (7) 可见，当  $|\nabla I| \rightarrow 0$  时有  $u(|\nabla I|) \rightarrow 0$ ，说明梯度较小的非缺陷区对应的平滑度将被保持。当  $|\nabla I| \rightarrow \infty$  时有  $u(|\nabla I|) \rightarrow 1$ ，说明梯度较大的缺陷区将得以平滑。

从式 (6) 可见，传统 P-M 模型的离散解是通过求取像素点前向以及后向差值而实现的，当出现如图

1 所示在水平方向的随机噪声与真实边缘时，由于前向以及后向差值法求得的噪声通量值不为 0，使得扩散过程中噪声被放大，从而引起错误检测。由此，本文将用中心差值的方法来代替前向以及后向差值方法，以提高算法的鲁棒性以及检测精度。

通过中心差值方法构造的像素点四个邻点的最近邻差分表达式如下：

$$\begin{aligned} \nabla I_{EW}(x,y,n) &= I(x,y+1,n) - I(x,y-1,n) \\ \nabla I_{SN}(x,y,n) &= I(x+1,y,n) - I(x-1,y,n) \end{aligned} \quad (8)$$

通过图 1a 可见，对于真实边缘有：

$$|I(x+1) - I(x)| = |I(x-1) - I(x)| = \nabla I \quad (9)$$

因此，对于图 1 所示情况，通过中心差值方法求得的真实边缘与随机噪声的通量值分别为：

$$\begin{aligned} \sum_{j=EW} u(|\nabla I_j|) \cdot \nabla I_j &= u(|\nabla I|) \cdot |I(x+1) - I(x-1)| = 2u|\nabla I| > 0 \\ \sum_{j=EW} u(|\nabla I_j|) \cdot \nabla I_j &= u(|\nabla I|) \cdot |I(x+1) - I(x-1)| = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

由此可见，随着扩散过程的进行，真实边缘将逐步得到增强，而噪声将被保持不变，从而避免了对噪声进行放大，同时增强了缺陷区的边缘特征，提高了检测方法的检测精度与鲁棒性。

令原始图像为  $I_d(x,y)$ ，通过改进后的 P-M 模型对原始图像  $I_d(x,y)$  进行非线性扩散后得到图像为  $I_1(x,y)$ 。接着对  $I_d(x,y)$  与  $I_1(x,y)$  进行图像差分运算，以对缺陷区对比度进行增强<sup>[11]</sup>。

图像  $I_d(x,y)$  与  $I_1(x,y)$  的差分运算表达式如下：

$$\Delta I(x,y) = I_d(x,y) - I_1(x,y) = \beta \sum_j u(|\nabla I_j(x,y)|) \cdot \nabla I_j(x,y) \quad (11)$$

由式 (7) 可见，当  $|\nabla I| \rightarrow 0$  时有  $u(|\nabla I|) \rightarrow 0$ ，此时通过式 (11) 可得  $\Delta I(x,y) \rightarrow 0$ 。由此可见，差分图像中非缺陷区的灰度值基本为 0，消除了光照度对金属表面图像的影响，表明差分图像为均匀背景图像，使得缺陷区的对比度得以增强。

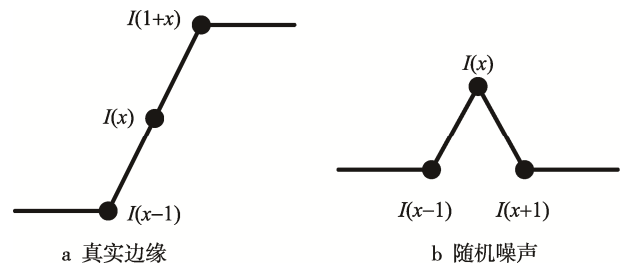


图 1 真实边缘与随机噪声示意图

Fig.1 Schematic diagram of real edge and random noise: a) real edge, b) random noise

### 1.3 图像二值化

Niblack 算法为一种常用且有效的图像二值化算法。Niblack 算法利用像素点邻点的均值  $nu(x, y)$  与标准差  $st(x, y)$  来获取阈值  $TH(x, y)$ ，以实现图像的二值化<sup>[12]</sup>。

$$TH(x, y) = nu(x, y) + R \cdot st(x, y)$$

其中， $R$  为偏差系数。Niblack 算法对差分图像  $\Delta I(x, y)$  二值化的表达式为：

$$Bin(x, y) = \begin{cases} 1, & \Delta I(x, y) > TH(x, y) \\ 0, & \Delta I(x, y) \leq TH(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

虽然 Niblack 算法能够较好地对图像进行二值化，并且能对光照不均引起的副作用进行较好地处理，但其偏差系数  $R$  的获取往往较为复杂而且对经验性依赖较为严重，若  $R$  取值不当，将导致二值化图像中边缘信息的缺失<sup>[13-14]</sup>。对此本文将通过图像块的标准差构造自适应二值化模型，以替代式 (12)，对差分图像进行二值化。

将差分图像均分为  $N$  个图像块，并计算每个图像块的标准差  $st_i$ 。在最大标准差  $st_{\max}$  与最小标准差  $st_{\min}$  之间选取一个整数值  $st_x$  做为分界标准差。由此可将所有标准差以  $st_x$  为界分为两类，这两类标准差的方差为：

$$\begin{cases} E_1(st_i) = \sum_{st_i=st_{\min}}^{st_x-1} st_i g_i \\ E_2(st_i) = \sum_{st_i=st_x}^{st_{\max}} st_i g_i \end{cases} \quad (14)$$

其中， $g_i$  表示  $st_i$  出现的概率，其值可通过直方图统计法获取。

分界标准差  $st_x$  可由以下表达式确定：

$$V(st_x) = E(st_i - E(st_i))^2 = \varepsilon_1 (E_1(st_i) - E(st_i))^2 + \varepsilon_2 (E_2(st_i) - E(st_i))^2 \quad (15)$$

其中， $\varepsilon_1$  与  $\varepsilon_2$  分别表示  $E_1(st_i)$  与  $E_2(st_i)$  出现的概率。

由式 (16) 可见， $V(st_x)$  越大，则两类方差的偏差就越大，图像的区分度也就越大，由此选定最大  $V(st_x)$  值对应的标准差为分界标准差。当  $st_i < st_x$  时，表示当前图像区只为缺陷区或背景区。当  $st_i \geq st_x$  时，表示当前图像区既有缺陷区，也有背景区。由此构造自适应二值化模型为：

$$TH(x, y) = nu(x, y) + \frac{st_x}{st_{\max} - st_{\min}} \cdot st(x, y) \quad (16)$$

### 1.4 本文方法实现步骤

本文方法对金属表面缺陷的检测步骤为：

- 1) 通过自适应中值滤波方法去除图像噪声。
- 2) 利用非线性扩散以及图像差分技术增强缺陷区对比度。
- 3) 通过自适应二值化模型实现差分图像的二值化，完成缺陷区域的检测。

## 2 实验分析

以 Intel(R) Core(TM)-i3 CPU、4 GB 的计算机做为硬件平台，利用 Matlab2012b 做为软件平台，对本文所设计的方法进行实验分析。实验中将本文所设计的方法与文献[15]以及文献[16]中所设计的方法进行对比，以便更直观地观察本文所设计方法的优越性。其中文献[15]中的方法是通过鲁棒主成分分析法获取低秩的背景图像和稀疏的缺陷图像，然后通过 IALM 算法求取稀疏数据矩阵图像，最后对稀疏数据矩阵图像进行二值化处理完成检测，该方法具有一定的新颖性。文献[16]中的方法是通过局部方差旋转不变测度对边缘缺陷进行检测，利用闭环形态学算子填充和平滑检测区域进而完成缺陷检测，该方法具有一定的创新性与先进性。

图2和图3分别为本文方法与对照文献方法对划痕缺陷以及缺口缺陷的检测效果。从检测的整体效果来看，三种方法都能够对缺陷区域进行检测。但是通过对比图2中各种方法的检测效果可见，在图2b中，文献[15]方法的检测效果中存在缺陷区域检测不完全现象。在图2c中，文献[16]方法的检测效果中存在缺陷区域边缘丢失现象。如图2d所示，本文方法的检测效果较好，能够对缺陷区域进行较准确的检测。将图3中各种方法的检测效果对比可见，本文方法的检测效果（见图3d）比文献[15]以及文献[16]方法的检测效果（分别见图3b、图3c）更好，对缺口缺陷区域的检测完整度更高。以上分析说明本文所设计的检测方法具有较高的检测精度，能够对缺陷区域进行有效且准确的检测。

为了进一步对本文所设计方法的有效性以及优越性进行测试，通过本文方法以及文献[15]、文献[16]中方法分别对30幅含有不同程度划痕、裂纹、缺口、锈斑缺陷的图像进行检测，并对检测结果的正确率进行了统计。

表1至表4为三种方法对含有不同缺陷图像的检测效果。从表1至表4的结果可知，对不同程度的划痕、裂纹、缺口、锈斑缺陷图像检测结果中，本文方法的检测正确率最高，分别为86.67%、90%、96.67%、93.33%。由此可见，本文方法对金属表面缺陷检测的准确率较高，能够适应多种缺陷的检测。

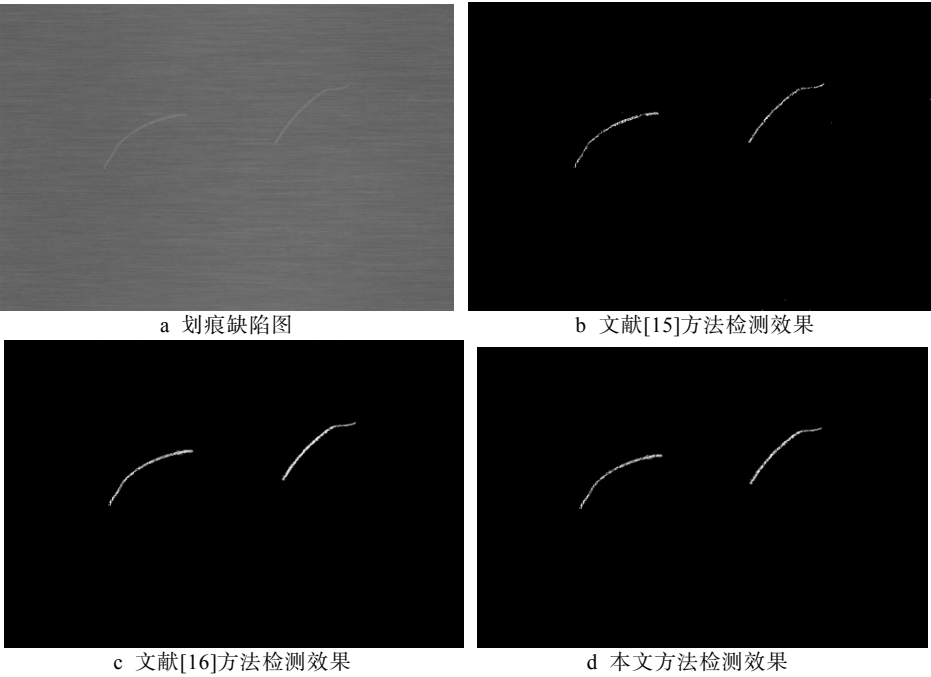


图 2 划痕缺陷检测效果

Fig.2 Detection effect of scratch defect: a) scratch defect image, b) detection effect of the method in reference [15], c) detection effect of the method in reference [16], d) detection effect of the method in this paper

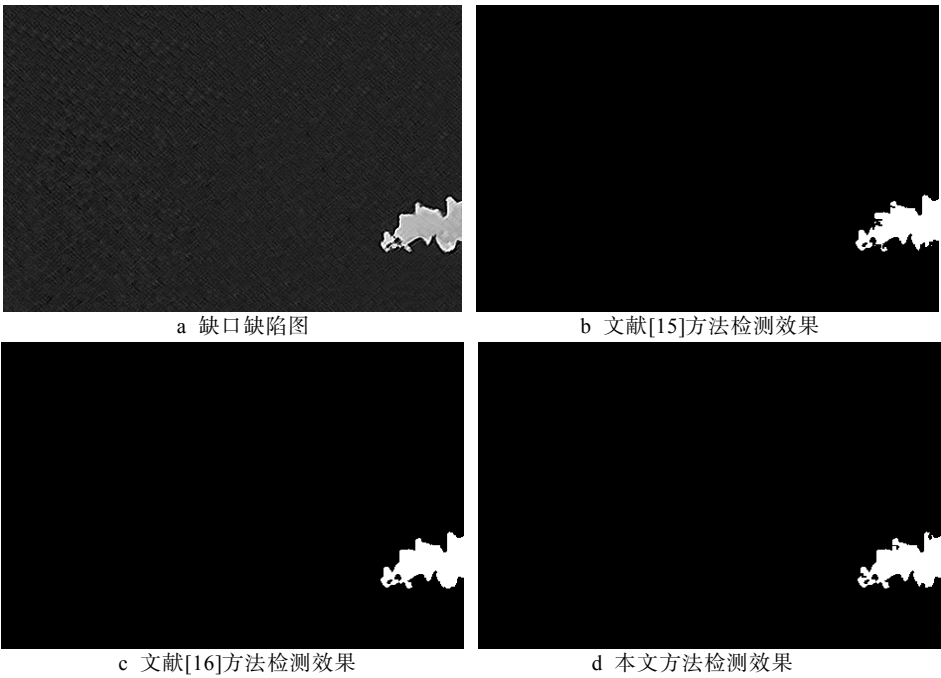


图 3 缺口缺陷检测效果

Fig.3 Detection effect of notch defectt: a) notch defect image, b) detection effect of the method in reference [15], c) detection effect of the method in reference [16], d) detection effect of the method in this paper

表 1 三种方法对含有划痕缺陷图像的检测结果  
Tab.1 Detection results of scratch defect images in three methods

Methods used	Correct detection number	Error detection number	Accuracy/%
Reference [15] method	23	7	76.67
Reference [16] method	24	6	80.00
Paper method	26	4	86.67

表 2 三种方法对含有裂纹缺陷图像的检测结果  
Tab.2 Detection results of crack defect images in three methods

Methods used	Correct detection number	Error detection number	Accuracy/%
Reference [15] method	24	6	80.00
Reference [16] method	26	4	86.67
Paper method	27	3	90.00

表 3 三种方法对含有缺口缺陷图像的检测结果  
Tab.3 Detection results of notch defect images in three methods

Methods used	Correct detection number	Error detection number	Accuracy/%
Reference [15] method	28	2	93.33
Reference [16] method	28	2	93.33
Paper method	29	1	96.67

表 4 三种方法对含有锈斑缺陷图像的检测结果  
Tab.4 Detection results of rust defect images in three methods

Methods used	Correct detection number	Error detection number	Accuracy/%
Reference [15] method	24	2	80.00
Reference [16] method	26	2	86.67
Paper method	28	1	93.33

### 3 结论

1) 自适应中值滤波对金属表面图像进行预处理, 能够有效地去除图像的噪声。

2) 通过改进的非线性扩散模型对缺陷区平滑化, 利用图像差分的方法, 能够有效地增强缺陷区域对比度。

3) 在算法的基础上, 通过图像块的标准差构造自适应二值化模型, 实验结果显示, 所设计的方法对金属表面缺陷具有较高的检测正确度。

#### 参考文献:

[1] YIN Y, XU D, ZHANG Z, et al. Surface Defect Detection on Optical Devices Based on Microscopic Dark-field Scattering Imaging[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 61(1): 24-32.

[2] SUN Q, CAI J, SUN Z. Detection of Surface Defects on Steel Strips Based on Singular Value Decomposition of Digital Image[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016(1): 1-12.

[3] 李明, 刘悦. 基于支持向量机的金属表面缺陷检测算法[J]. 世界有色金属, 2017, 65(2): 120-121.

LI Ming, LIU Yue. Metal Surface Defect Detection Algorithm Based on Support Vector Machine[J]. World Nonferrous Metals, 2017, 65(2): 120-121.

[4] NEOGI N, MOHANTA D K, DUTTA P K. Defect Detection of Steel Surfaces with Global Adaptive Percentile Thresholding of Gradient Image[J]. Journal of The Institution of Engineers, 2017, 98(6): 557-565.

[5] HUSSAIN A, HABIB M. A New Cluster Based Adaptive Fuzzy Switching Median Filter for Impulse Noise Removal[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(21): 22001-22018.

[6] 党婵娟, 高海, 杨磊. 基于自适应中值滤波的分块压缩感知人脸识别[J]. 山西大同大学学报(自然科学版), 2016, 32(6): 24-26.

DANG Chan-juan, GAO Hai, YANG Lei. Face Recognition of Blocking and Adaptive Median Filter Based on Compressed Sensing[J]. Journal of Shanxi Datong University (Natural Science Edition), 2016, 32(6): 24-26.

[7] FENG W, CHEN Y. Speckle Reduction with Trained Nonlinear Diffusion Filtering[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2017, 58(1): 162-178.

[8] 吴登辉, 周先春, 陈铭. 基于四阶非线性偏微分方程的图像去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 839-843.

WU Deng-hui, ZHOU Xian-chun, CHEN Ming. Image Denoising Algorithm Based on Nonlinear Fourth-order PDE[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(6): 839-843.

[9] LAAMRI E H, PIERRE M. Global Existence for Reaction-diffusion Systems with Nonlinear Diffusion and Control of Mass[J]. Annales de L'institut Henri Poincaré, 2017, 34(3): 571-591.

[10] HE Z, WANG Y, YIN F. Surface Defect Detection for High-speed Rails Using an Inverse P-M Diffusion Model[J]. Sensor Review, 2016, 36(1): 86-97.

[11] DIETRICH O, LEVIN J, AHMADI S A. MR Imaging Differentiation of  $Fe^{2+}$  and  $Fe^{3+}$  Based on Relaxation and Magnetic Susceptibility Properties[J]. Neuroradiology, 2017, 59(4): 403-409.

[12] 郑均辉, 喻恒. 基于NIBLACK改进算法的静脉识别特征提取[J]. 现代电子技术, 2015, 38(12): 74-76.

ZHENG Jun-hui, YU Heng. Vein Image Extraction Method Based on Improved NIBLACK Algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2015, 38(12): 74-76.

[13] 黄丹平, 李静, 于少东. 光照不均图像的自适应加权均值算法[J]. 科技导报, 2015, 33(8): 84-88.

- HUANG Dan-ping, LI Jing, YU Shao-dong. A Daptive Weighted Mean Algorithm for Uneven Illuminated Image[J]. Science & Technology Review, 2015, 33(8): 84-88.
- [14] SAMORODOVA O A, SAMORODOV A V. Fast Implementation of the Niblack Binarization Algorithm for Microscope Image Segmentation[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2016, 26(3): 548-551.
- [15] 王辉, 孙洪. 鲁棒主成分分析的铝箔表面缺陷检测方法[J]. 信号处理, 2017, 33(4): 577-582.
- WANG Hui, SUN Hong. Robust Principal Component Analysis for Aluminum Foil Surface Defects Detection[J]. Journal of Signal Processing, 2017, 33(4): 577-582.
- [16] HANZAEIA S H, AFSHARA A. Automatic Detection and Classification of the Ceramic Tiles' Surface Defects[J]. Pattern Recognition, 2017, 66(6): 174-189.