

文章编号: 2095-2163(2021)11-0131-06

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

基于 NSST 和 CLAHE 的零件表面缺陷图像增强算法研究

张雪明, 茅 健

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201600)

摘要: 为了改善传统剪切波变换在零件表面缺陷图像中边缘不明显和去除噪声效果不理想的问题, 本文提出了基于非下采样剪切波变换(NSST)和限制对比度的自适应直方图均衡化(CLAHE)的图像增强算法, 在后续的 Canny 算子边缘检测中效果较好。首先, 将缺陷图像进行 NSST 变换, 获得相应的高频图像和低频图像; 其次, 将高频图像进行 CLAHE 变换, NSST 逆变换的图像经过 Canny 算子应用于检测缺陷图像边缘。结果表明: 该算法在面对零件的拉伤、倒偏角和碰伤缺陷时, 均获得了较高的峰值信噪比和信息熵; 在增强边缘的同时, 能够更好的去除噪声, 证明了其有效性和鲁棒性。

关键词: NSST; 边缘检测; 图像增强; CLAHE

Research on image enhancement algorithm of parts surface defects based on NSST and CLAHE

ZHANG Xueming, MAO Jian

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

【Abstract】 In order to improve the non-obvious edge and unsatisfactory noise removal effect of traditional shear-wave transform in parts surface defect image, an image enhancement algorithm based on non-subsampled shear-wave transform (NSST) and adaptive histogram equalization (CLAHE) with limited contrast is proposed in this paper, which has good effect in subsequent edge detection. Firstly, the defect image is transformed by NSST to obtain the corresponding high frequency image and low frequency image. Secondly, the high frequency image is processed by CLAHE transformation, and the image with NSST inverse transformation is applied to detect the defect image edge through Canny operator. The results show that the proposed algorithm achieves high peak signal-to-noise ratio and information entropy in the face of strain, deflection Angle and collision defects of parts. The proposed algorithm can enhance edge and remove noise better, which proves the effectiveness and robustness of the proposed algorithm.

【Key words】 NSST; Edge detection; Image enhancement; CLAHE

0 引言

随着工业体系的完备, 轴类零件作为生产中不可缺少的一部分, 直接影响后续的深加工, 表面缺陷没有及时发现会造成不可逆的严重后果, 如金属轴在生产中由于加工零件、环境等影响, 表面出现的拉伤、碰伤、划痕等等缺陷, 这些缺陷的零件如果不能及时分检出, 会直接影响装配后的部件, 因此快速准确地检测零件的表面缺陷不可或缺。

在基于机器视觉的方法中, 图像采集过程不可避免地受到生产线环境干扰, 加上金属反光、光照环境等不稳定因素, 往往具有低全局对比度和小灰度分布的特点, 会导致暗区细节模糊。如果不对图像进行增强处理, 将对表面微小缺陷检测和识别带来很大困扰。这种缺陷的共同特征是: 缺陷的边缘细节不突出, 形态多样并且较为细小, 零件表面高光不

均匀, 缺陷对比度低, 缺陷面积占比较小。

当前, 常用的图像增强算法包括灰度变换法、直方图均衡化算法、Retinex 算法、同态滤波算法以及暗通道先验理论算法等。灰度变换法是按一定变换关系逐像素改变灰度值的方法。毛东月等通过标准化变换将低照度图像处理成标准化图像, 再根据平均亮度进行保带宽对数变换, 图像变得清晰且易识别^[1]。直方图均衡化算法原理简单且应用广泛, 但是不能适应图像局部的对比度。Singh 等通过将输入图像离散为矩形子块, 并对子块进行直方图均衡化, 可以改善局部对比度不平衡的问题^[2]。Retinex 算法是改善低对比度图像的常用算法, 把图像看作入射光和反射光共同作用形成的, 基于此理论, 出现了单尺度的 Retinex (Single Scale Retinex, SSR)、多尺度 Retinex (Multi Scale Retinex, MSR) 以及带色彩恢复的多尺度 MSR (Multi Scale Retinex with Color

作者简介: 张雪明(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 缺陷检测、图像处理; 茅 健(1972-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 智能控制技术、精密测量与传感器。

收稿日期: 2021-05-10

Retoration, MSRCR)等。SSR算法仅仅做了高斯滤波估计,有颜色失真的特点,没有很好的鲁棒性;MSR算法可以看作多个不同尺度的SSR线性加权求和,能较好地提高图像的对比度和亮度,却会使图像边缘锐化不足,部分色彩发生扭曲,仍不能解决颜色失真的问题;MSRCR算法在MSR算法基础上引入了色彩恢复因子,能使增强后的图像不出现色彩失真问题,但图像颜色会偏离原始色彩,其设置参数较多,不能适用所有场景,且算法时间复杂度较大,不能满足实时要求。同态滤波算法可以进行低对比度的图像增强,Xiao等将像素灰度区分为照度和反射,分别处理两个部分,通过压缩亮度范围和增强对比度来改善图像的质量^[3];张亚飞等将图像从RGB颜色空间转换到HSV颜色空间,仅对亮度分量进行基于重叠块变换的同态滤波,改善了光照不均对图像的影响^[4]。暗通道先验理论通过统计大量无雾图像发现每幅图像的RGB3个通道中,总有一个通道的灰度值很低,基于此算法,马金祥等结合导向滤波方法,精确估计去噪恢复图像,再依据概率分布理论原则的自适应分段线性增强,有效地抑制了水下图像的噪声干扰^[5]。

非下采样剪切波(Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)在医学图像去噪领域以及图像融合领域已经广泛应用^[6],曹国强等提出基于平稳小波变换和非下采样剪切波变换的联合处理方法,该算法在保护图像细节,去噪效果较好^[7];刘益含等利用剪切波变换得到高频、低频图像,再分别使用不同的配准方法,得到了配准精度高、鲁棒性好的图像^[8];Kong等利用NSST结合遗传算法来优化脉冲耦合神经网络参数的图像融合算法,具有更好的稀疏表示能力和更小的计算代价^[9];Xin等利用NSST和自适应脉冲耦合神经网络的图像融合方法,得到的融合图像更好的保留细节并防止图像失真^[10];邢雅琼等将NSST运用于多聚焦图像融合,该方法增加了图像的信息量并降低噪声^[11]。

Zhou等通过限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE)在Lab颜色空间的亮度分量,提高对比度,有效地增强视网膜图像^[12]。受到该方法的启发,本文提出了基于CLAHE和NSST算法结合的图像增强算法,解决图像中存在的一些色彩失真、丢失细节、以及对比度低的问题。NSST算法具有各向异性性和局部时频分析能力,具有很强的方向性,同时存在局部对比度增强效果不明显的问题,提出限制对比度自适应直方图均衡(CLAHE)与非下采样剪切

波变换(NSST)结合的一种图像增强的算法,将零件的拉伤、倒偏角、碰伤3种不同缺陷图像利用NSST变换分解成高频和低频两部分,对高频部分使用限制CLAHE算法,增强局部对比度,得到增强后的金属轴缺陷图像,经过Canny算子边缘检测,完成对零件表面的缺陷检测。

1 基本理论

1.1 非下采样剪切波变换(NSST)

NSST是一种有多方向性、平移不变性、低复杂性和良好的局部时域特性的多尺度几何分析工具。NSST算法结合非下采样金字塔滤波器(Non-Subsampled Pyramid, NSP)以及平移不变剪切滤波器组(Shearlet Filter, SF),SF包括了多个剪切滤波器和方向滤波器,可以有效抑制伪吉布斯现象,同时NSST具有更好的稀疏能力和更小的计算代价。

当维数 $n=2$ 时,具有合成膨胀的仿射系统定义为式(1):

$$AAS(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(x) = |\det A|^{j/2} \psi(S^l A^j x - k)\}, \\ l, j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2 \quad (1)$$

式中, $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$;A和S为二阶可逆矩阵; $|\det S|=1$;j和l分别为尺度参数和几何参数;k为平移参数。

如果对于任意的 $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$, $A_{AB}(\psi)$ 都满足式(2)的Parseval框架(紧框架):

$$\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2 \quad (2)$$

此时 $A_{AB}(\psi)$ 系统中的 ψ 可以看作一个特殊的合成小波;膨胀矩阵 A^j 代表尺度变换;矩阵 B^l 代表几何变换,通过式(1)仿射变换系统可以构造不同尺度以及不同方向上的Parseval框架。

$L^2(\mathbb{R}^2)$ 作为合成小波的一个特例,即当 $A = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & 2\phi \end{pmatrix}, B = B_0 = \begin{pmatrix} a & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 时,式(2)为剪切波,其中A称为各向异性膨胀矩阵,B称为剪切矩阵。

NSST变换可分为两步,第一步为多尺度分解,主要利用非下采样金字塔滤波器(NSP)分解原始分量,得到一个低通和一个高通子带;第二步将得到的低通子带方向局部化,将标准剪切波滤波器(SF)从伪极化网络系统映射到笛卡尔坐标系统,利用窗函数对图像进行多尺度分解,获得不同的方向子带系数,然后进行卷积,如图1所示。分解k次后,最终得到k个高通子带,1个低通子带。

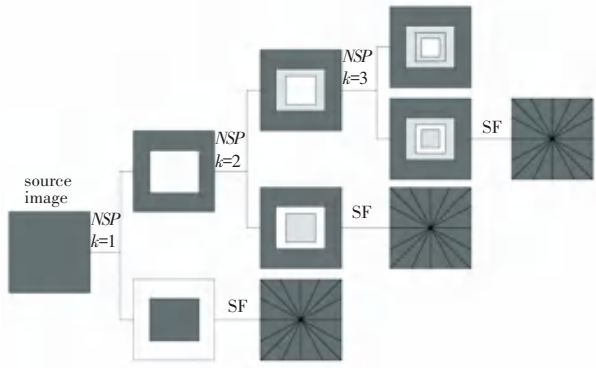


图 1 NSST 变换分解示意图

Fig. 1 NSST transformation decomposition schematic diagram

1.2 限制对比度的自适应直方图均衡化 (CLAHE)

CLAHE 算法可以应用于图像的某一区域而非整体,并且结合了对比度增强幅度受限技术与局部直方图均衡化的算法,与直方图均衡化相比,关键是通过剪裁直方图,然后再计算转化函数,可以一定程度上限制对比度的扩大,可避免图像被过度增强导致失真,并抑制图像的噪声,取得不错的图像增强效果。

CLAHE 算法步骤如下:

- (1) 把图像分割成若干大小相同的不重叠子区域;
- (2) 计算每个区域的直方图;
- (3) 计算受限值,式(3):

$$N_a = \frac{n_x n_y}{N_g} \quad (3)$$

式中: n_x 为子区域 x 方向的像素个数; n_y 为子块 y 方向的像素个数; N_g 为灰度级数。

受限制值如式(4)所示:

$$T = M_c N_a \quad (4)$$

式中: M_c 为截取限制倍数,受限制值 T 不可超过 N_a 的 M_c 倍。

像素点重新分配,利用受限制值 T 对每个子区域的灰度直方图进行分割,将剪切的多余像素平均分配到其他灰度级中,得到每个灰度级均分到的像素个数,如式(5)所示:

$$N_e = \frac{S_c}{N_g} \quad (5)$$

式中, S_c 为截取的总的像素个数。

$\hat{h}(x)$ 表示重新分配以后的直方图,式(6):

$$\hat{h}(x) = \begin{cases} T + N_e, & h(x) \geq T \\ h(x) + N_e, & h(x) < T \end{cases} \quad (6)$$

(4) 对重新分配以后的每一个子区域进行直方图均衡化处理;

(5) 插值运算,若每个子块中的像素值仅通过映射函数变换得到,图像会呈现块状效应,因此需要用线性插值对每个点进行差值处理,如图 2 所示。

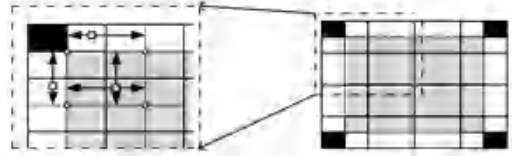


图 2 CLAHE 的线性差值示意图

Fig. 2 Schematic diagram of linear difference of CLAHE

1.3 Canny 算子

Canny 算子解决了传统边缘检测算法在实际图像边缘检测不理想的问题,广泛用于数字图像处理、图像分析、图像识别和机器视觉等领域。检测包括以下 4 个步骤:

(1) 使用高斯滤波去除噪声,滤波器的表达式(7)为:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (7)$$

(2) 计算每个像素点的梯度强度以及方向,每个像素点为 x 方向和 y 方向的分量,利用 Sobel 算子计算该像素点水平梯度 $G(x)$ 和垂直梯度 $G(y)$,由此可以推导出像素点的梯度 G 和方向 θ ,如式(8)所示:

$$\begin{aligned} G &= \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \\ \theta &= \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \end{aligned} \quad (8)$$

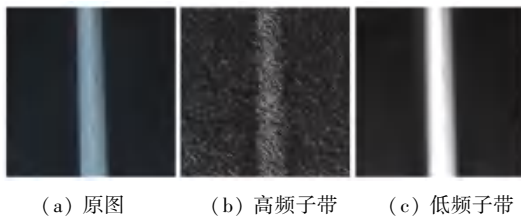
(3) 非极大值抑制。选择一个像素点, 3×3 邻域内沿其对应梯度方向的两个像素相比,再和当前像素的梯度强度做对比,若中心点像素为最大值,将该点标记为边缘候选点,保持梯度强度不变;反之将其标记为非边缘点,将被抑制,从而实现了在一个梯度方向上有且仅有一个局部最大值的梯度相应,而将其余的梯度抑制为 0,消除了多余梯度相应,有效地提高边缘检测的精度。

(4) 高低阈值检测,继而把检测出的边缘点互相连接。首先,选择高阈值和低阈值对图像进行遍历。如果边缘像素的梯度值大于高阈值,则将其标记为强边缘像素;如果边缘像素的梯度值小于高阈值,大于低阈值,则将其标记为弱边缘像素;如果边缘像素的梯度值小于低阈值,则会被抑制,最后将所有的边缘点连接输出图像。

2 本文算法

本文采用 NSST 和 CLAHE 算法实现零件表面缺陷图像增强。首先,对缺陷图像进行分解,并根据零件缺陷特性,对分解的高频子带进行处理,进而实现零件缺陷增强;其次,由于零件缺陷的对比度低,易受到噪声干扰。因此,本文对 NSST 高频子带系数算法进行改进,采用 CLAHE 算法实现高频增强,进而强化边缘细节,实现缺陷的增强。

(1) 将 3 种缺陷图像分别进行一级非下采样剪切波变换,得到各自的高频部分和低频部分,高频子带包括图像的边缘细节,低频子带包括图像的平滑区域。拉伤、倒偏角、碰伤缺陷的高频子带、低频子带如图 3~图 5 所示。



(a) 原图 (b) 高频子带 (c) 低频子带

图 3 拉伤缺陷及非下采样剪切波变换结果

Fig. 3 Strain defects and results of non-subsampled shearwave transform



(a) 原图 (b) 高频子带 (c) 低频子带

图 4 倒偏角缺陷及非下采样剪切波变换结果

Fig. 4 Defect of backward declination Angle and results of unsampled shearwave transform



(a) 原图 (b) 高频子带 (c) 低频子带

图 5 碰伤缺陷及非下采样剪切波变换结果

Fig. 5 The result of bump defect and non-subsampled shearwave transform

(2) 为了提高图像的局部对比度,对高频子带进行 CLAHE 处理,如图 6 所示,(a)~(f) 分别是拉伤、倒偏角、碰伤 3 种缺陷的高频子带以及经过 CLAHE 处理后的高频子带。

(3) 将处理后的高频子带和低频子带逆变换 NSST 为增强后的图像。

(4) 运用 Canny 算子边缘检测。

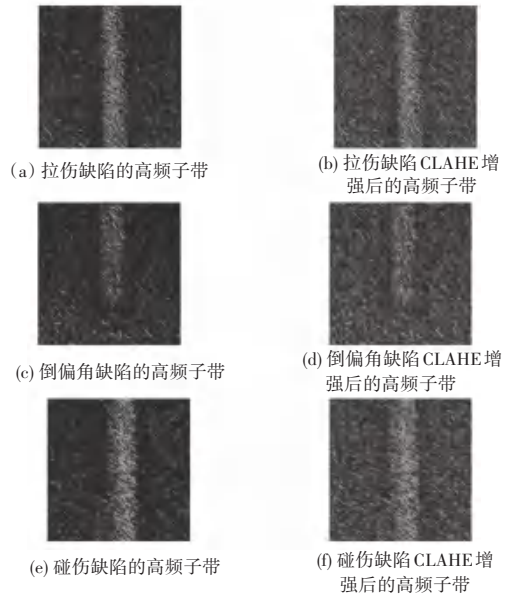


图 6 3 种缺陷的高频子带以及增强后的高频子带

Fig. 6 High frequency subbands of the three defects and the enhanced high frequency subbands

3 实验结果及分析

本文检测对象为汽车上某金属轴,钢材质,长 230 mm,直径 13 mm。本文分别用拉伤、倒偏角、碰伤 3 种缺陷算法进行仿真实验,并与几种经典的图像增强算法 HE、CLAHE、MSR、MSRCR 进行对比。算法仿真环境:2.4 GHz 四核 Intel Core i5,操作系统:macOS,软件环境:MATLAB R2019b,Python3.6。拉伤、倒偏角、碰伤 3 种缺陷的原图、经过 CLAHE 算法、HE 算法、MSR 算法、MSRCR 算法以及本文算法处理后的图像如图 7~图 9 所示。可以看出,CLAHE、MSR、MSRCR 以及本文算法在对比度和亮度上都有了明显的提升,HE 算法虽然增强较为明显,但是出现了噪声增多,缺陷边缘细节缺失的现象,MSR 算法以及 MSRCR 算法出现了严重的色彩失真现象。利用本文算法,色彩失真的现象有了很好的改善,更好的实现了细节的增强,缺陷边缘更好的保存下来,亮度和对比度都得到了提升。

仿真数据见表 1~3。本文 NSST-CLAHE 算法在拉伤、倒偏角、碰伤 3 种缺陷图像增强中,除算法时间以外,绝大多数指标优于其他算法,信噪比高说明降噪效果明显,图像清晰,可见性越高,质量越好;信息熵最优,表明承载的信息越多,图像呈现出越多

细节;算法时间长是由于算法的复杂度比较高,略高于其他算法,减少算法时间同时保证增强效果是今后努力的方向。

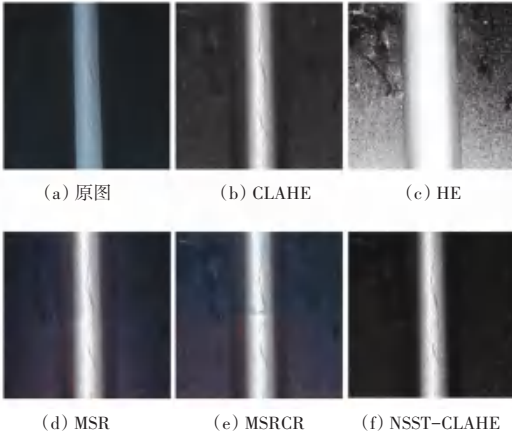


图 7 拉伤缺陷不同算法增强对比图

Fig. 7 Comparison of enhancement of different algorithms for strain defects

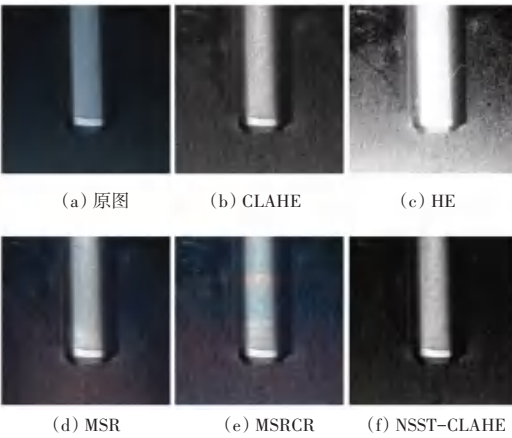


图 8 倒偏角缺陷不同算法增强对比图

Fig. 8 Enhanced comparison diagram of different algorithms for reverse Angle defects

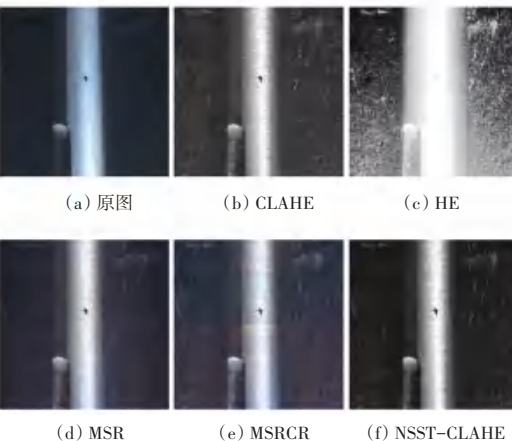


图 9 碰伤缺陷不同算法增强对比图

Fig. 9 Comparison of bump defects enhanced by different algorithms

表 1 拉伤缺陷图像质量评价对比

Tab. 1 Comparison of image quality evaluation of strain defects

| | 信噪比/dB | 信息熵/bit | 时间/s |
|-------|--------|---------|------|
| 原图 | - | 6.3 | - |
| CLAHE | 18.41 | 6.78 | 0.12 |
| HE | 7.43 | 5.48 | 0.28 |
| MSR | 20.50 | 6.84 | 0.65 |
| MSRCR | 17.21 | 7.06 | 0.32 |
| 本文算法 | 18.42 | 6.83 | 0.93 |

表 2 倒偏角缺陷图像质量评价对比

Tab. 2 Comparison of image quality evaluation of reverse Angle defect

| | 信噪比/dB | 信息熵/bit | 时间/s |
|-------|--------|---------|------|
| 原图 | - | 6.00 | - |
| CLAHE | 19.42 | 6.53 | 0.23 |
| HE | 7.32 | 4.84 | 0.46 |
| MSR | 18.71 | 6.87 | 0.76 |
| MSRCR | 16.46 | 7.06 | 0.46 |
| 本文算法 | 21.84 | 5.43 | 1.21 |

表 3 碰伤缺陷图像质量评价对比

Tab. 3 Comparison of image quality evaluation of bruised defects

| | 信噪比/dB | 信息熵/bit | 时间/s |
|-------|--------|---------|------|
| 原图 | - | 6.61 | -- |
| CLAHE | 20.42 | 6.72 | 0.33 |
| HE | 8.87 | 5.19 | 0.41 |
| MSR | 23.35 | 6.96 | 0.74 |
| MSRCR | 19.75 | 7.09 | 0.44 |
| 本文算法 | 22.45 | 6.82 | 1.32 |

Canny 算子检测,拉伤的高低阈值分别设置为 300,600;倒偏角的高低阈值分别设置为 200,400;碰伤的高低阈值分别设置为:300,600。拉伤、倒偏角、碰伤 3 种缺陷的原图、经过 CLAHE 算法、HE 算法、MSR 算法、MSRCR 算法、本文算法经过 canny 算子检测后的图像如图 10~12 所示。可以看出,原图的拉伤边缘并不明显,CLAHE 算法增强后,边缘检测效果较好,但是在倒偏角缺陷检测中,边缘连接处检测效果欠佳;HE 算法增强后,缺陷边缘模糊,噪声增强;MSR、MSRCR 算法消除噪声效果不明显,缺陷细节也需要增强,边缘部分出现断裂和多余现象,起点终点表述不完整;本文算法得到的边缘检测,噪声点全部滤除,对外轮廓表述清晰,拉伤缺陷较为完整,倒偏角缺陷连接清晰,边缘细节全面。

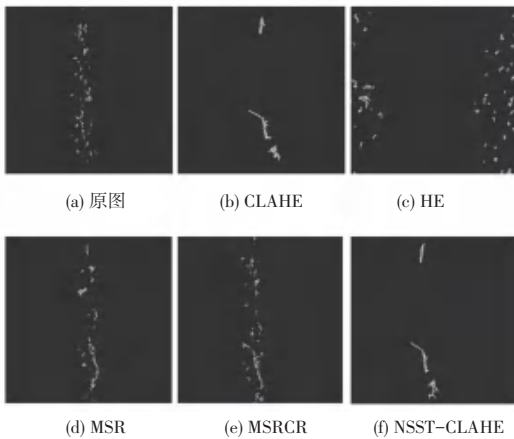


图 10 拉伤缺陷 Canny 算子边缘检测结果

Fig. 10 Edge detection results of Canny operator for strain defects

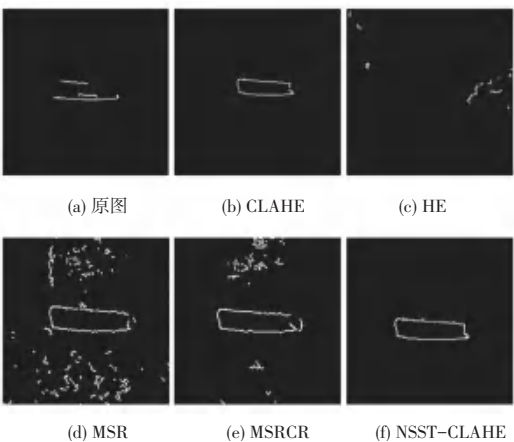


图 11 倒偏角缺陷 Canny 算子边缘检测结果

Fig. 11 Edge detection results of Canny operator for backward declination defects

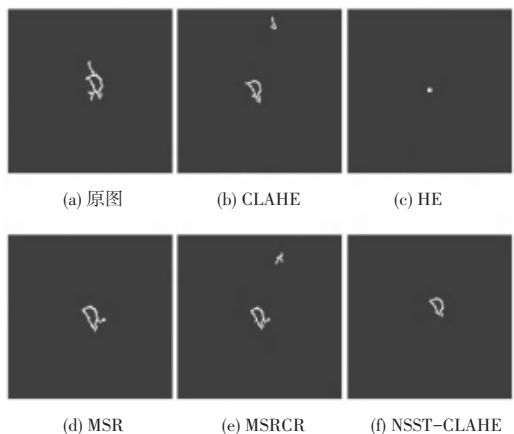


图 12 碰伤缺陷 Canny 算子边缘检测结果

Fig. 12 Edge detection results of Canny operator for bruise defects

4 结束语

针对零件缺陷检测过程中细节丢失、对比度不明显和色彩失真等问题,本文提出了非下采样剪切波变换(NSST)与限制对比度的自适应直方图均衡化(CLAHE)的图像增强算法(NSST-CLAHE)。分别选取3种缺陷,通过MATLAB和Python进行仿真,并与4种经典增强算法进行对比,结果表明本算法在人眼主观评价、客观数据评价上具有明显优势,但是算法运行时间较长,下一步将对算法复杂度进行优化,减少运行时间。

参考文献

- [1] 毛东月,谢正祥,贺向前,等. 自适应双向保带宽对数变换及低照度图像增强[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(10): 1356-1363.
- [2] SINGH K, KAPOOR R. Image enhancement using Exposure based Sub Image Histogram Equalization [J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 36(1): 10-14
- [3] XIAO L, LI C, WU Z, et al. An enhancement method for X-ray image via fuzzy noise removal and homomorphic filtering [J]. Neurocomputing, 2016; 56-64.
- [4] 张亚飞, 谢明鸿. 基于分块 DCT 同态滤波的彩色图像增强算法 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(5): 1752-1756.
- [5] 马金祥, 范新南, 吴志祥, 等. 暗通道先验的大坝水下裂缝图像增强算法 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(12): 1574-1584.
- [6] Yin M, Liu W, Zhao X, et al. A novel image fusion algorithm based on nonsubsampling shearlet transform [J]. Optik, 2014, 125(10): 2274-2282.
- [7] 曹国强, 郗崇智, 王琳霖. 改进非下采样剪切波在缺陷图像中的边缘处理 [J]. 计算机仿真, 2020, 37(10): 168-172.
- [8] 刘益含, 闫德勤, 王洪东. 一种基于非下采样剪切波变换的医学图像配准方法 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1586-1588.
- [9] KONG W, ZHANG L, LEI Y. Novel fusion method for visible light and infrared images based on NSST-SF-PCNN [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 65: 103-112.
- [10] XIN J, RENCAN N, DONGMING Z, et al. Multifocus Color Image Fusion Based on NSST and PCNN [J]. Journal of Sensors, 2016, (2015-12-28), 2015, 2016: 1-12.
- [11] 邢雅琼, 王晓丹, 梁兵杰, 等. 基于非下采样剪切波变换域方向信息测度的多聚焦图像融合方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(1): 191-198.
- [12] ZHOU M, JIN K, WANG S, et al. Color Retinal Image Enhancement Based on Luminosity and Contrast Adjustment [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018, 65(3): 521-527.