

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905284

面向机柜表面缺陷检测的不均匀光照和 低亮度图像增强方法^{*}

王伟江, 彭业萍, 曹广忠, 郭小勤

(深圳大学机电与控制工程学院 深圳电磁控制重点实验室 深圳 518060)

摘 要:光照条件是大尺寸机柜表面缺陷检测的重要影响因素。当光照分布不均匀或光照强度不足时,采集得到的机柜表面图像质量低,造成缺陷检测误差。为此,提出一种融合卡通纹理分解和最优双曲正切曲线的图像增强方法。首先,采用导向滤波将机柜表面图像分解为卡通图和纹理图,利用高斯尺度空间理论建立光照模型,实现不均匀光照去除;其次,研究图像的双曲正切曲线性质,通过图像加权拉伸实现低亮度图像增强;最后,采用对比度、亮度和灰度方差乘积对图像增强效果进行评价,同时对增强前和增强后的图像进行缺陷检测,进行对比分析验证。实验结果表明,该方法能实现光照不均且低亮度的机柜表面图像增强,机柜表面缺陷检测的准确率显著提升,召回率提高了29%, F 值提高了21%。

关键词: 图像增强;卡通纹理分解;最优双曲正切曲线;表面缺陷检测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Non-uniform and low illumination image enhancement for cabinet surface defect detection

Wang Weijiang, Peng Yeping, Cao Guangzhong, Guo Xiaoqin

(Shenzhen Key Laboratory of Electromagnetic Control, College of Mechatronics and Control Engineering,
Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract: Illumination plays an important role in the surface defect detection of large cabinet. The quality of cabinet surface image captured in uneven or low illumination condition is poor, which may lead to defect detection error. To solve this problem, an image enhancement method is proposed by combining cartoon texture decomposition and optimal hyperbolic tangent curve algorithm. Firstly, cartoon and texture maps are separated from cabinet images using an orientation filter. The image illumination model is also formulated based on the Gaussian scale space theory, and the uneven illumination is removed. Secondly, the hyperbolic tangent curve is used to enhance the low-illumination image by the weighted stretching. Finally, the performance of the proposed image enhancement method is evaluated using the contrast, brightness and gray-scale variance product parameters. The method performance is also evaluated based on the comparison results of defect detection on the original captured image and the enhanced images. Experimental results show that the proposed method is suitable to enhance the cabinet image captured under the uneven and low illumination condition. The accuracy of defect detection on enhanced images is significantly improved. To be specific, the recall ratio is increased by 29% and the F-measure value is increased by 21%.

Keywords: image enhancement; cartoon texture decomposition; optimal hyperbolic tangent curve; surface defect detection

收稿日期:2019-06-20 Received Date:2019-06-20

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(U1813212,51677120)、广东省自然科学基金(2018A030310522)、深圳市科技计划(JCY20170818100522101)、深圳大学自然科学基金项目(2017032)资助

0 引言

近年来,基于机器视觉的表面缺陷检测成为研究热点和发展趋势^[1-3],Jian等^[4]提出了模糊c均值聚类的改进算法,用于手机屏幕玻璃表面的缺陷检测。胡琨等^[5]提出基于Contourlet变换的阴影恢复形貌方法应用于钢轨表面缺陷检测。上述方法都是针对较小尺寸物体如手机屏幕,或表面较简单的产品如钢铁表面展开研究,产品表面图像的亮度合适且光照均匀,对光照条件的依赖性较高。但在实际生产过程中,外界环境的干扰极易造成光照不稳定,因此,本文算法具有重要工程应用价值。

1 机柜表面图像采集及图像特征分析

如图1所示为机柜表面图像采集示意图,采用1 000万像素的工业相机拍摄机柜表面图像,并将图像传输至计算机中进行图像处理和缺陷检测。机柜尺寸大(0.6 m×0.6 m×1.8 m),所以采用两个条形光源打光,在实际生产中很难确保光照的绝对均匀,而机柜表面颗粒的反光进一步加剧了不均匀光照存在的可能性。另外,本文机柜表面缺陷检测是在开放区域完成的,外界环境的干扰极易造成光照波动较大。因此,必须通过图像增强处理来提高检测效率。

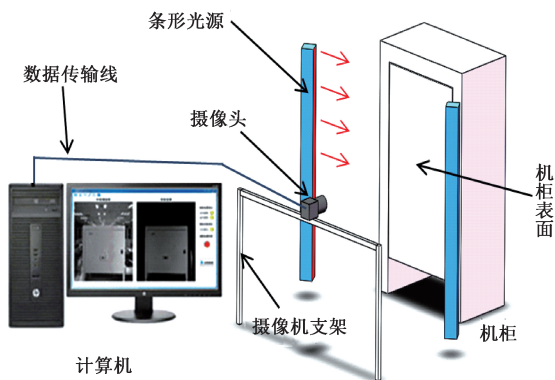


图1 机柜表面图像采集系统示意图

Fig.1 Diagram of the image acquisition system on the cabinet surface

图2所示为不均匀光照且低亮度图像的灰度和梯度分布,可以看到,灰度分布呈斜坡状,其分布范围为[30, 135],跨度达105。低亮度区域由于光照不足,缺陷与周围像素的对比度降低,难以实现缺陷检测。本文针对此问题进行研究,具体如下所述。

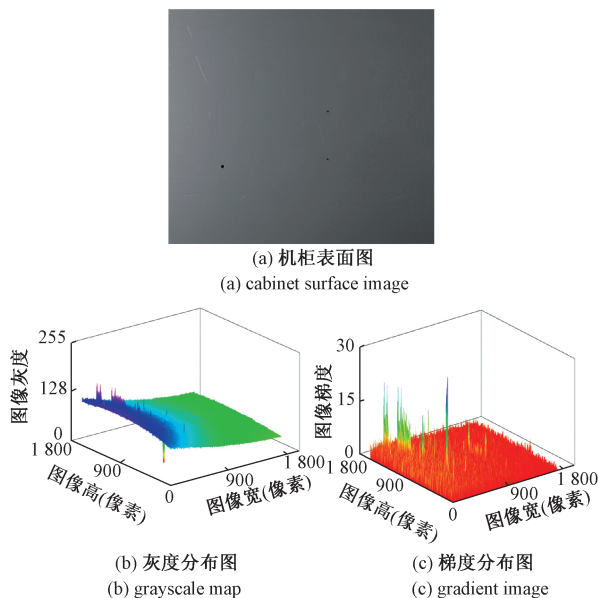


图2 低亮度且不均匀光照机柜表面图像及其灰度、梯度分布
Fig.2 Low-brightness and uneven illumination of the cabinet surface image and its grayscale, gradient distribution

2 不均匀光照和低亮度图像增强

本文提出融合卡通纹理分解和最优双曲正切曲线的图像增强方法,其算法流程如图3所示。主要包括两个部分:基于卡通纹理分解的不均匀光照图像增强(详见2.1节)和基于最优双曲正切曲线的低亮度图像增强(详见2.2节)。

2.1 基于卡通纹理分解的不均匀光照图像增强

不均匀光照图像增强方法有灰度变换法^[6]、Retinex理论^[7]和同态滤波^[8]。这些方法都是针对色彩鲜明的图像进行局部增强处理,而对于表面色彩单一的大尺寸机柜表面图像并不适用。为此,本文采用卡通纹理分解滤除不均匀光照。

1) 基于高斯尺度空间的图像光照模型估计

受到Retinex思想的启发,假设图像由光照图像和物体反射图像组成。采用高斯尺度空间^[9]构建光照模型,在高斯平滑过程中,图像中的所有像素都是通过相同的窗口和标准差均匀的滤除高频分量,从而得到不均匀光照模型。高斯尺度空间的表达式为:

$$U(x, y, \lambda_i) = G(x, y, \lambda_i) * I(x, y) \quad (1)$$

式中: $I(x, y)$ 为输入图像; $U(x, y)$ 为估计的光照模型; $*$ 为卷积符号; $G(\cdot)$ 为二维高斯滤波函数,其表达式为:

$$G(x, y, \lambda_i) = \frac{1}{2\pi\lambda_i^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\lambda_i^2}\right) \quad (2)$$

$$\lambda_i = k\lambda_{i-1}, k > 1, i = 1, 2, 3, \dots$$

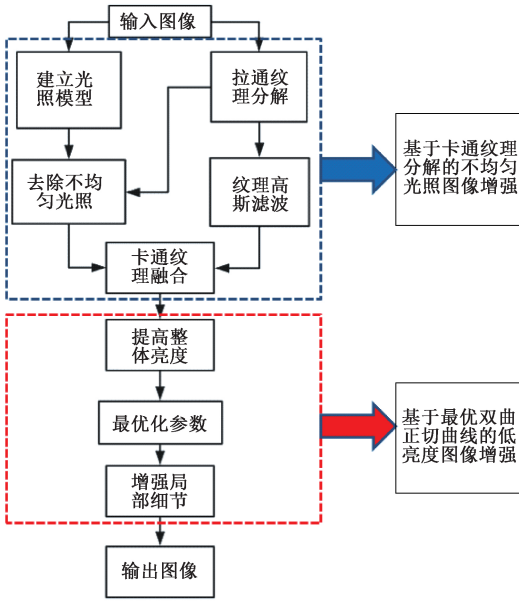


图3 算法流程

Fig.3 Algorithm flowchart

式中: λ 为尺度因子,尺度因子越大,输出的光照模型越平滑。因此,需要最优化光照模型,引入了图像梯度和真实度,求得最佳的高斯尺度因子 λ^* ,表达式如下:

$$\lambda^* = \arg \min_{\lambda} \{D(x, y) + C(x, y)\} \quad (3)$$

式中: $D(x, y)$ 是输入图像与估计光照模型的偏差绝对值; $C(x, y)$ 是估计光照模型的图像梯度。

2) 图像的卡通纹理分解

为了实现不降低缺陷与背景对比度情况下滤除不均匀光照,本文采用卡通纹理分解算法,将图像分解为卡通图(灰度变换较缓慢的部分)和纹理图(灰度变换较快的部分)。具体采用算法较简单,运行时间较短且具有边缘保持功能的导向滤波^[10]提取卡通和纹理图像。导向滤波中,输出图像 S 与导向图 g 之间存在局部线性关系,表达式如下:

$$S_i(x, y) = a_k g_i(x, y) + b_k, \forall i \in w_k \quad (4)$$

式中: a_k, b_k 是常数; w_k 是以像素 k 为中心的窗口。

根据滤波图像要尽量接近原图的思想,为了求解式(4)中的参数,引入了以下函数,寻求 $S(x, y)$ 与 $I(x, y)$ 的差异最小化。

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} ((a_k g_i(x, y) + b_k - I_i(x, y))^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (5)$$

式(5)是线性岭回归模型^[11-12],在普通最小二乘法回归模型中加入了正则化参数 ε 。使式(5)最小,则需满足:

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = \sum_{i \in w_k} (2g_i(a_k + b_k - I_i) + 2\varepsilon a_k) = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_k} = \sum_{i \in w_k} (2(g_i a_k + b_k - I_i)) = 0 \quad (7)$$

最终求得系数 a_k, b_k :

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} g_i(x, y) I_i(x, y) - \mu_k \overline{I_k(x, y)}}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (8)$$

$$b_k = \overline{I_k(x, y)} - a_k \mu_k \quad (9)$$

式中: w_k 是导向滤波窗口大小,取值为大于3的奇数,可通过机柜表面的纹理情况来选择滤波窗口的大小; w 是输入图片大小; u_k, σ_k 是导向图 $g(x, y)$ 在滤波窗口 w_k 中的均值和方差; $I_i(x, y)$ 是输入图像, $\overline{I_k(x, y)}$ 是输入图像的均值。

由于机柜存在对比度很低的细微划痕,本文引入校正因子 λ_1 来确保图像灰度处于中间亮度级128,即 λ_1 取值为128。同理,后面的 λ_2 和 λ_3 也是如此取值。

$$T = I(x, y) - S(x, y) + \gamma_1 \quad (10)$$

所以滤除不均匀光照的卡通图为:

$$S'(x, y) = S(x, y) - U(x, y) + \gamma_2 \quad (11)$$

将式(10)得到的纹理图 T 和式(11)得到的卡通图 S' 相加融合,即可得到滤除不均匀光照的机柜图像。即:

$$I(x, y) = T(x, y) + S'(x, y) - \gamma_3 \quad (12)$$

卡通纹理分解的灰度和灰度梯度分布如图4所示。可以看到,不均匀光照得到去除,而且图像灰度处于中间灰度级128。缺陷梯度没有降低。

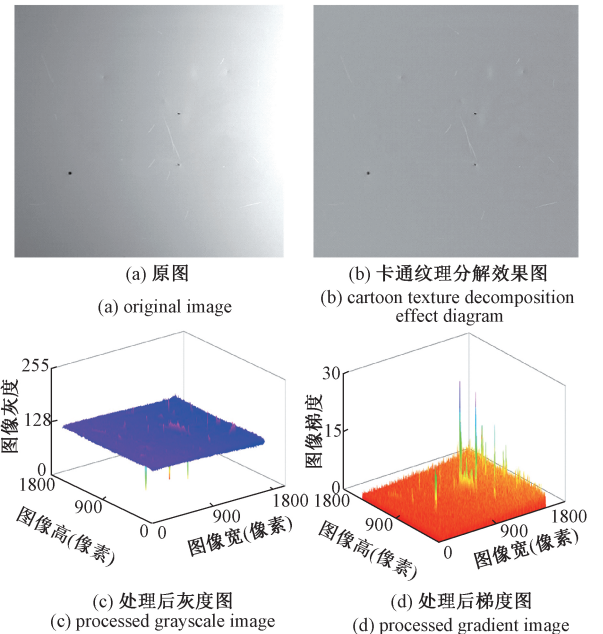


图4 卡通纹理分解效果图及其灰度与梯度图

Fig.4 Cartoon texture decomposition effect diagram and its grayscale and gradient diagram

2.2 基于最优双曲正切曲线的低亮度图像增强

低亮度图像增强方法有伽马校正^[13];基于三角函数的图像增强方法^[14]。上述方法虽然取得了较好的低亮度图像增强效果,但是这些方法的参数固定,无法直接应用于机柜表面图像处理。Liu 等^[15]提出的基于最优双曲正切函数的低亮度图像增强方法能够使用黄金分割算法的最优化参数,具有普遍适应性,然而其没有考虑局部细节,会丢失部分细微缺陷信息。为此,本文研究多尺度细节增强方法^[16],融合于最优双曲正切增强中,实现机柜整体和局部亮度的增强。

1) 双曲正切曲线映射拉伸图像

令卡通纹理分解后的灰度图像为 $\tilde{I}(x)$,并将灰度值归一化为 $[0, 1]$,其中 x 代表了图像像素的位置,包含横纵坐标 x, y 。双曲正切函数表达式为:

$$\tanh(\phi) = \frac{1 - \exp(-2\phi)}{1 + \exp(-2\phi)} \quad (13)$$

式中: ϕ 是 $\tilde{I}(x)$ 图像强度的缩放,即 $\phi = k \times \tilde{I}(x)$, k 是输入图像的尺度因子,其取值范围为 $[0, 0.5]$ 。

为避免过增强,应根据输入图像的强度进行加权处理,加权输出表达式为:

$$I_w(x) = w \times \tilde{I}(x) + (1 - w) \times \tanh(k \times \tilde{I}(x)) \quad (14)$$

式中: w 是输入图像的加权系数。为了最大限度的保持图像的真实性,以该像素点的原始灰度值作为权值 (w)。如果是颜色不同的机柜表面,则取该三通道的平均值作为权值 w 。

为了使增强效果能广泛分布在整个灰度级,实现全局图像的增强,所以将加权后的图像进行动态范围的拉伸^[17]。使得拉伸后的图像为:

$$I_s(x) = \frac{I_w(x) - I_w(x)_{\min}}{I_w(x)_{\max} - I_w(x)_{\min}} \quad (15)$$

其中, $I_w(x)_{\max}$ 是加权图像 $I_w(x)$ 的最大灰度值, $I_w(x)_{\min}$ 是加权图像 $I_w(x)$ 的最小灰度值。结合式 (14) 和 (15),得到最终的增强公式如下:

$$I_s(x) = \frac{w \times I(x) + (1 - w) \times \tanh(k \times \tilde{I}(x)) - I_w(x)_{\min}}{I_w(x)_{\max} - I_w(x)_{\min}} \quad (16)$$

由式 (16) 可知,最终的未知参数只有 k ,合适的 k 值对图像增强的结果至关重要。本文采用基于黄金分割搜索算法的 k 值最优化。

2) 基于黄金分割搜索算法的 k 值最优化

图像熵是图像平均信息量的表征参量,熵值越大,图像携带的信息量越多,图像越清晰,论文采用黄金分割算法逐渐逼近最大图像熵,此时对应的 k 值即为最优值。图像熵的定义为:

$$J = - \sum_{i=1}^{255} p(i) \log_2(p_i) \quad (17)$$

式中: $p(i)$ 是强度 i 在图像中出现的概率,具体过程如图 5 所示。

```

输入: 去除不均匀光照图  $\tilde{I}(x)$ ;
输出: 最优化增强图  $I^*(x)$ ;
设置迭代参数  $\rho=0.618$ , 迭代容差  $\tau=0.01$ ;
设置初始尺度因子边界为  $k_L=0.1, k_H=5$ ;
尺度因子范围:  $\Delta k=k_H-k_L$ ;
设置初始阈值  $k_1=k_L+(1-\rho)\Delta k, k_2=k_L+\rho\Delta k$ ;
计算初始目标函数  $J(k_1)$  和  $J(k_2)$ ;
While  $\Delta k > \tau$  do
    if  $J(k_1) > J(k_2)$ 
         $k_H=k_2, \Delta k=k_H-k_L$ ;
         $k_1=k_L+(1-\rho)\Delta k$ ;
         $k_2=k_L+\rho\Delta k, J_2=J_1$ 
        计算增强图  $I_{s,1}(k_1)$  和对应的图像熵  $J_1(k_1)$ 
    else
         $k_L=k_1, \Delta k=k_H-k_L$ ;
         $k_1=k_L+(1-\rho)\Delta k$ ;
         $k_2=k_L+\rho\Delta k, J_1=J_2$ 
        计算增强图  $I_{s,2}(k_2)$  和对应的图像熵  $J_2(k_2)$ 
    end if
end while
返回最佳增强图像:
 $I^*(x)=0.5 \times (\tilde{I}_{s,1}(k_1) + \tilde{I}_{s,1}(k_2))$ 

```

图 5 黄金分割搜索算法最优化 k 值伪代码

Fig.5 Golden section search algorithm optimization
 k value pseudo code

3) 多尺度细节增强

采用全局的图像增强方法会丢失局部细微缺陷信息,本文采用多尺度细节增强方法^[18]增强缺陷局部信息,通过高斯核获得不同程度的模糊图像,然后进行图像差分,得到不同尺度的细节,附加到原图进而增强全局增强图像 I^* ,表达式如下:

$$B_i = G_i * I^* \quad (18)$$

$$d_1 = I^* - B_1, d_{i+1} = B_i - B_{i+1} \quad (19)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n$, n 代表了尺度的个数, I^* 为全局增强后的图像, B_i 是不同尺度的高斯模糊图片, G_i 是不同尺度的高斯核函数。 d_i 是不同尺度的细节。精小细节 d_1 、中等细节 d_2 和粗大细节 d_3 分别定义为

$$d_1 = I^* - B_1, d_2 = B_1 - B_2, d_3 = B_2 - B_3 \quad (20)$$

然后,合并这 3 个尺度细节,实现图像的局部细节增强,表达式如下:

$$d^* = a_1 \times d_1 + a_2 \times d_2 + a_3 \times d_3 \quad (21)$$

式中: a_1, a_2 和 a_3 是细节图像加权融合的权重,其和为 1。权重的确定:依据缺陷的梯度分布情况,获得 3 个尺度的分配比例,例如缺陷梯度都较低,则需要选择较大权重的粗大细节。本文 a_1, a_2 和 a_3 的取值分别为 0.25、0.5 和 0.25。最后,将整体细节 d^* 添加到全局增强图像 I^* 中,将最终增强图片,结果如图 6 所示。

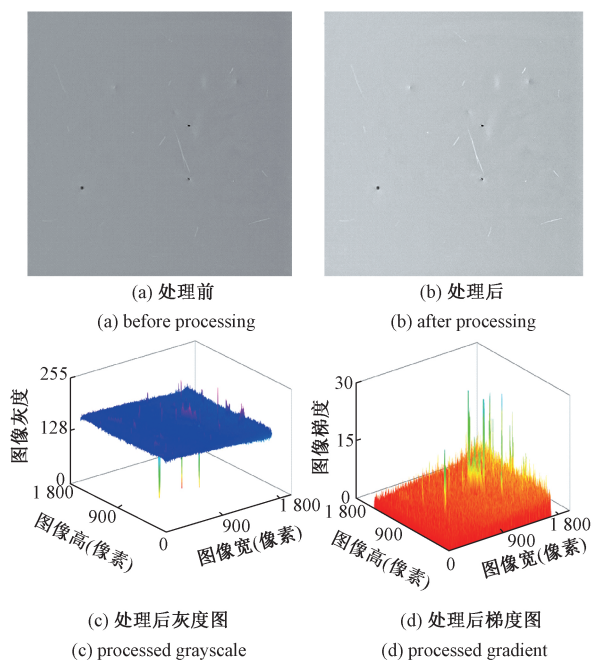


图 6 最优双曲正切曲线增强及灰度与梯度图
Fig.6 Optimal hyperbolic tangent curve enhancement and grayscale and gradient map

2.3 复杂度分析

采用大 O 法来衡量算法的时间复杂度,建立高斯光照模型需要通过 15 次高斯滤波,高斯滤波的时间复杂度为 $O(ksizeN)$,其中 $ksize$ 为高斯滤波窗口大小,本文为 5,最优化迭代目标函数的复杂度为 $O(N)$,所以创建光照模型的复杂度为 $O(15 \times (5+1)N)$,即 $O(90N)$;导向滤波过程计算 a_k 的复杂度为 $O(2N)$,计算 b_k 的复杂度为 $O(N)$,计算卡通图的复杂度为 $O(N)$,所以整个过程复杂度为 $O(3N)$;求纹理图,滤除不均匀光照和再融合卡通纹理的过程复杂度为 $O(3N)$;在最优双曲正切过程,其复杂度主要由最优化 k 值的迭代次数 $L = \left\lceil \frac{\log(0.01/(5-0.1))}{\log 0.618} \right\rceil = 13$ 决定,最优双曲正切图像加权的复杂度为 $O(3N)$,图像拉伸的复杂度为 $O(3N)$,所以整个最优双曲正切过程复杂度为 $O(13 \times (3+3)N)$,即 $O(78N)$;多尺度细节增强过程,构建三个高斯模糊图像复杂度为 $O(15N)$,构建 3 个尺度细节复杂度为 $O(3N)$,最后将细节信息附加到原图如式(26)的复杂度为 $O(N)$ 。综上所述,算法的复杂度为 $O(194N)$ 。

3 实验结果

为了定量和定性的验证本文方法的有效性,根据项目技术指标,确定了如下定义:划痕缺陷为长度大于

4 mm 的缺陷,并根据划痕深度是否大于 0.5 mm 确定明显划痕和细微划痕;穿孔缺陷分为规则形状划痕缺陷如正六边形,圆形等和无规则的穿孔缺陷,前者定义为最大外接圆直径大于 6 mm,后者定义为长边长度大于 6 mm,短边长度大于 2.5 mm;凹坑缺陷定义为相比机柜表面凹陷程度大于 1 mm 的缺陷。

本章通过增强前后的缺陷检测效果来验证本文提出方法的有效性,均采用 Cao 等^[19]提出的梯度阈值分割法进行缺陷检测,该方法是根据局部灰度梯度大小确定缺陷检测的阈值,需要保证缺陷的梯度大于阈值,且噪声梯度小于阈值。选取图片大小为 1 716×1 596,电脑系统为 64 位 Windows 7,处理器为 Intel Core i5-6500,集成显卡,运行内存为 8 G,运行平台为 visual studio 2015,本文算法的运行时间为 33.463 s,分析结果如下。

3.1 定性分析

为了验证方法的有效性,拍取了具有代表性的 6 张图,图 7 所示展示了不同时间段采集的机柜表面图像。其中,图 7(a)~(d)为第 1 个机柜,分别在正常光照、左亮又暗、极暗且左亮右暗、极暗等 4 种光照情况下采集的图像,需要指出的是,即使在正常光照情况下,也不能保证光照完全均匀。图 7(e)为第 2 个机柜且具有明显划痕,图 7(f)为第 3 个机柜且具有细微划痕。图 8 所示为融合卡通纹理分解和最优双曲正切曲线图像增强处理效果图,图 9 和 10 中利用梯度阈值分割检测出处理前后机柜表面缺陷,以验证本文算法的有效性。

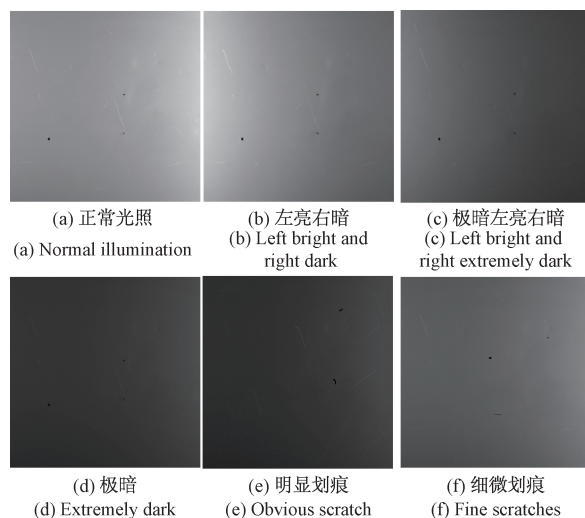


图 7 不同时间段采集机柜表面图像
Fig.7 Collecting cabinet surface images at different time periods

与图 7 对比,图 8 的图像的不均匀光照滤除,图像亮度也得到提高,提高了缺陷与背景的对比度,需要指出的是,图 8(d)所示为对极暗光照图像的增强结果,受机柜表面漆膜纹理的影响,增强后的图像出现了光纹,但仍能

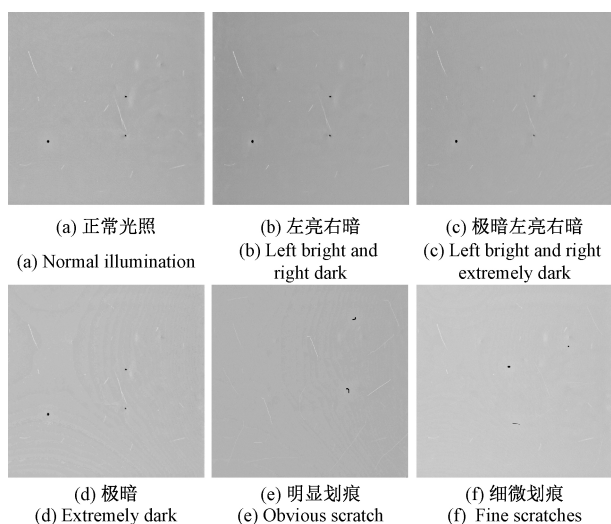


图8 本文图像增强方法处理效果

Fig.8 Image enhancement method processing effect image

将图像的整体亮度提高到较亮水平。

图9和10所示分别为采用梯度阈值分割方法对图7和8的缺陷检测结果。从图9(a)~(d)可以看到,在正常光照下,采用梯度阈值分割方法可以准确实现缺陷检测;但在不均匀光照或较暗光照条件下,则细微缺陷难以鉴别,出现漏检情况。尤其是在光照极暗光照下,缺陷漏检情况更严重,如图9(c)和(d)所示。从图9(e)~(f)可以看到,明显缺陷检测结果较好,但是细微缺陷漏检率十分严重。

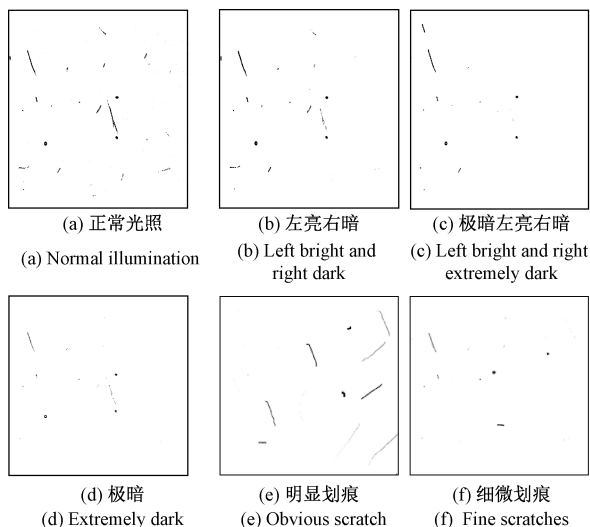


图9 原图的缺陷图

Fig.9 Defect of the original image

相比图9,图10的结果显示了更佳的缺陷检测效果。例如,对比图10(a)和图9(a),正常光照下,虽然实现所有缺陷的检测,但经过增强后的缺陷检测效果,显示了更多的缺陷细节信息。从图10(b)~(f)可以看到,较亮或

较暗的光照图像经过增强后,可以实现更多细微缺陷的鉴别,漏检率降低,提高了缺陷检测的准确度。

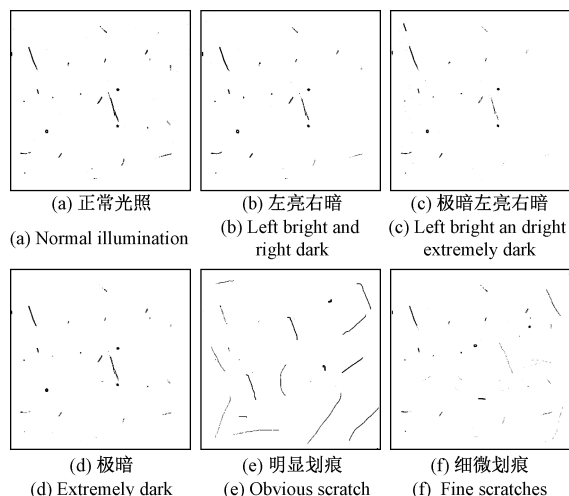


图10 本文方法处理后缺陷图

Fig.10 Defect map after processing in this paper

3.2 定量分析

1) 图像质量评价

实验中,采集了100张图片,通过图像对比度、图像亮度、灰度方差乘积等评价指标,对机柜表面图像增强前后的图像质量进行评价,结果图(11)所示。

(1) 图像对比度

对比度是反映图像多样性的指标,越高的对比度说明机柜表面缺陷和背景差异越大,图像质量越好,对于灰度图像的对比度定义为:

$$Constrat = \frac{1}{XY} \sum_x I^2(x) - \left(\frac{1}{XY} \sum_x I(x) \right)^2 \quad (22)$$

式中: X, Y 为图像行数和列数; x 代表像素坐标; $I(x)$ 代表灰度图像的灰度值。

(2) 图像亮度

图像亮度反映了图像平均强度,由于本文算法涉及低亮度图像增强部分,所以采取亮度评价指标来评价图像质量。对于灰度图像,亮度的定义为评价灰度级,即

$$B = \frac{1}{XY} \sum_x I(x) \quad (23)$$

(3) 灰度方差乘积

方差越大,代表了图像细节差异越大,对于机柜表面缺陷检测,灰度方差乘积越大,则缺陷与背景的差异越大。

$$V = \sum_i \sum_j |I(x, y) - I(x + 1, y)| \times |I(x, y) - I(x, y + 1)| \quad (24)$$

由图11可知,增强后图像的对比度、亮度、灰度方差乘积都高于增强前,说明本文方法能有效增强图像对比度、亮度,提高缺陷和背景的差异,有利于缺陷检测效果。

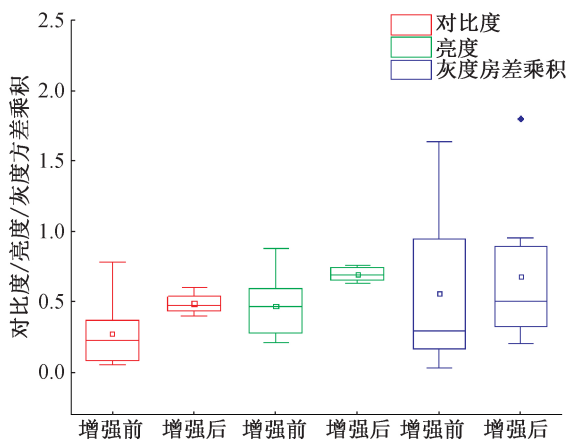


图 11 测试图片增强前后的对比度、亮度和灰度方差乘积箱型图

Fig.11 Contrast, brightness and gray-scale variance product box plots before and after test image enhancement

2) 缺陷检测精度分析

本文采用了精确率 (precision)、召回率 (recall) 和 F 值 (F -measure) 来定量检验机柜表面缺陷检测精度^[20]。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{25}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{26}$$

$$F - measure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{27}$$

式中: TP 为正确检测出缺陷的数量; FP 为误检为缺陷的数量; FN 为漏检测的缺陷。图 7 和图 8 测试图片的缺陷检测精度结果如表 1 所示。表中前代表了增强前的图片缺陷检测数据, 后代表了增强后的图片缺陷检测数据, 差表示图像增强后减去增强前的精确率、召回率和 F 值百分比。均表示 6 种情况下的平均精确率、召回率和 F 值提升百分比。

从表 1 统计的数据得知, 增强后图像缺陷检测的精确率、召回率和 F 值分别在 $[0.96, 1]$, $[0.80, 0.97]$ 和 $[0.89, 0.97]$ 之间, 缺陷检测效果比增强前更好, 经过统计, 精确率提高了 0.2%, 召回率提高了 29%, F 值平均提高了 21%。虽然增强前和增强后精确率差不多, 主要由于该方法误检的概率小, 但是在漏检缺陷中, 增强前漏检缺陷远远多于增强后, 例如极暗光照的 (f) 图, 增强前只能检测 13, 而增强后能检测到 24 个, 缺陷检测效果得到增强。测试采用了人为制造的极低对比度缺陷, 在实际工程缺陷检测, 本文增强方法还能表现更优。对 100 张测试图像绘制箱型图如图 12 所示。

表 1 机柜表面缺陷检测精度评价表
Table 1 Cabinet surface defect detection accuracy evaluation form

评价标准		图像编号					
		a	b	c	d	e	f
TP	前	26	21	14	13	14	15
	后	29	26	24	24	21	31
FP	前	1	0	0	0	0	0
	后	1	0	0	0	0	0
FN	前	4	9	16	17	12	18
	后	1	4	6	6	5	2
精确率	前	0.96	1	1	1	1	1
	后	0.97	1	1	1	1	1
	差	0.01	0	0	0	0	0
	均	0.002					
召回率	前	0.87	0.7	0.47	0.43	0.54	0.45
	后	0.97	0.87	0.80	0.80	0.81	0.94
	差	0.1	0.17	0.33	0.37	0.27	0.49
	均	0.29					
F 值	前	0.91	0.82	0.64	0.60	0.70	0.62
	后	0.97	0.93	0.89	0.89	0.90	0.97
	差	0.06	0.11	0.25	0.29	0.20	0.35
	均	0.21					

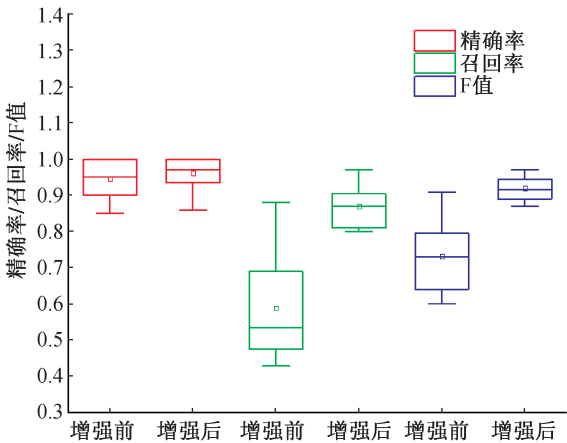


图 12 测试图片增强前后的精确率、召回率和 F 值箱型图

Fig.12 Precise, recall and F -value box plots before and after test image enhancement

4 结 论

针对不均匀和低亮度光照下机柜表面缺陷检测的难

题,本文融合卡通纹理分解和最优双曲正切曲线算法开展机柜表面图像的增强方法研究,主要结论如下:

1) 融合卡通纹理分解和最优双曲正切曲线算法对机柜表面图像进行不均匀光照去除和低亮度增强,进而采用梯度阈值分割算法对增强前后的图像进行缺陷检测,结果表明,图像增强后进行缺陷检测,精确率提高了 0.2%、召回率提高了 29%、 F 值提高了 21%。

2) 本文研究了图像的多尺度细节增强方法,实验结果表明,经过细节增强后的机柜表面图像,可以突显缺陷的细节信息,实现更加完整的缺陷检测。

3) 实验结果表明,在极亮光照条件下,机柜表面反光,即使采用图像增强方法,也难以恢复反光区域的缺陷信息,无法实现缺陷检测。此外,在极暗条件下,图像产生光纹,图像增强后光纹没有去除,也会影响缺陷检测的准确度。因此,后续工作将重点研究极亮和极暗两种极端光照下的图像增强方法。

参考文献

- [1] 苑玮琦,薛丹.基于机器视觉的隧道衬砌裂缝检测算法综述[J].仪器仪表学报,2017,38(12):3100-3111.
YUAN W Q, XUE D. Summary of tunnel lining crack detection algorithm based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (12): 3100-3111.
- [2] PENG Y, WU T, WANG SH, et al. Motion-blurred particle image restoration for on-line wear monitoring[J]. Sensors, 2015, 15(4): 8173-8191.
- [3] KWAK H J, PARK G T. Image contrast enhancement for intelligent surveillance systems using multi-local histogram transformation [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2014, 25(2): 303-318.
- [4] JIAN C, GAO J, AO Y. Automatic surface defect detection for mobile phone screen glass based on machine vision[J]. Applied Soft Computing, 2017, 52: 348-358.
- [5] 闵永智,岳彪,马宏锋,等.基于图像灰度梯度特征的钢轨表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2018,39(4): 220-229.
MIN Y ZH, YUE B, MA H F, et al. Detection of rail surface defects based on image gray gradient features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(4): 220-229.
- [6] SINGH B, PATEL S. Efficient medical image enhancement using CLAHE enhancement and wavelet fusion [J]. International Journal of Computer Applications, 2017, 167(5): 1-5.
- [7] 尚砚娜,石晶欣,赵岩,等.大型结构体裂缝检测中的定位方法[J].仪器仪表学报,2017,38(3):681-688.
SHANG Y N, SHI J X, ZHAO Y, et al. Adaptive adjustment algorithm for non-uniform illumination images based on 2D Gamma function [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(3):681-688.
- [8] FAN C N, ZHANG F Y. Homomorphic filtering based illumination normalization method for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(10): 1468-1479.
- [9] SPORRING J, NIELSEN M, FLORACK L, et al. Gaussian scale-space theory [M]. Dordrecht: Springer Science and Business Media, 2013.
- [10] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [11] DRAPER N R, SMITH H. Applied regression analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 2014.
- [12] SUHAIL M, CHAND S, KIBRIA B M G. Quantile based estimation of biasing parameters in ridge regression model[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 2019(1): 1-13.
- [13] GUPTA B, TIWARI M. Minimum mean brightness error contrast enhancement of color images using adaptive gamma correction with color preserving framework [J]. Optik, 2016, 127(4): 1671-1676.
- [14] ARIGELA S, ASARI V K. Self-tunable transformation function for enhancement of high contrast color images[J]. Journal of Electronic Imaging, 2013, 22(2): 023010.
- [15] LIU S CH, LIU SH L, WU H K, et al. Enhancement of low illumination images based on an optimal hyperbolic tangent profile[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 70: 538-550.
- [16] KIM Y, KOH Y J, LEE C, et al. Dark image enhancement based on pairwise target contrast and multi-scale detail boosting [C]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2015: 1404-1408.
- [17] 耿鑫,胡晓光.基于模糊同组划分的多尺度彩色图像增强算法[J].仪器仪表学报,2012,33(3):602-608.
GENG X, HU X G. Multi-scale color image enhancement algorithm based on fuzzy same group partitioning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012,33(3): 602-608.
- [18] Kim Y, Koh Y J, Lee C, et al. Dark image enhancement based on pairwise target contrast and multi-scale detail boosting [C]. 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2015: 1404-1408.

[19] CAO G, RUAN S, PENG Y, et al. Large-complex-surface defect detection by hybrid gradient threshold segmentation and image registration[J]. IEEE Access, 2018, 6: 36235-36246.

[20] GHORAI S, MUKHERJEE A, GANGADARAN M, et al. Automatic defect detection on hot-rolled flat steel products[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2013, 62(3): 612-621.

作者简介



王伟江,2018 年于惠州学院获得学士学位,现为深圳大学硕士研究生,主要研究方向为图像增强、机器视觉智能检测技术。
E-mail: 1240515869@qq.com

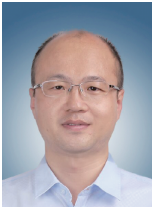
Wang Weijiang received his B. Sc. degree from Huizhou University in 2018. He is currently a M. Sc. student at Shenzhen University. His main research interests include image enhancement and machine vision intelligent detection technology.



彭业萍(通信作者),2011 年于哈尔滨工程大学获得学士学位,2014 年于西安交通大学获得硕士学位,2017 年于西安交通大学获得博士学位,现为深圳大学助理教授,主要研究方向为机器视觉智能检测技术、图像处理与模式识别和机器人与物联网控制技术等。

E-mail: pyp8020@163.com

Peng Yeping (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Harbin Engineering University in 2011, and received her M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Xi'an Jiaotong University in 2014 and 2017. She is currently an assistant professor at Shenzhen University. Her main research interests include machine vision intelligent detection technology, image processing and pattern recognition, and robot and IoT control technology.



曹广忠,1989 年于西安交通大学获得学士学位,1992 年于西安交通大学获得硕士学位,1996 年于西安交通大学获得博士学位,现为深圳大学教授,主要研究方向为控制理论,机器人技术,机器视觉和信息处理。

E-mail: gzcao@szu.edu.cn

Cao Guangzhong received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Xi'an Jiaotong University in 1989, 1992 and 1996, respectively. He is currently a professor at Shenzhen University. His main research interests include control theory, robotic technology, machine vision, and information processing.