

## 基于机器视觉的液晶屏 Mura 缺陷检测方法

钱基德<sup>1,5</sup> 陈 斌<sup>2,5</sup> 钱基业<sup>3</sup> 赵恒军<sup>4</sup> 陈 刚<sup>1,5</sup>

(中国科学院成都计算机应用研究所 成都 610041)<sup>1</sup>

(中科院广州电子技术研究所 广州 510070)<sup>2</sup> (国网重庆市电力公司电力科学研究院 重庆 401123)<sup>3</sup>

(重庆文理学院 重庆 402160)<sup>4</sup> (中国科学院大学 北京 100049)<sup>5</sup>

**摘 要** 通过分析液晶屏中缺陷检测的必要性和人工检测的不足,研究一种基于机器视觉的液晶屏 Mura 缺陷在线检测系统。针对液晶屏中的 Mura 缺陷区域和周围背景对比度低、边缘模糊、形状各异、整体亮度不均等特点,建立模拟人工检测的成像系统。提出单帧图像背景建模和背景差分方法,该方法能有效解决液晶屏的亮度不均问题,同时增强 Mura 缺陷的特征信息。然后基于最大稳定极值区域(Maximally Stable Extremal Region,MSER),提出 Mura 缺陷自适应阈值缺陷分割方法,建立一个全自动缺陷在线检测的视觉系统。实验结果表明,所提检测算法能很好地解决液晶屏亮度不均的问题,准确地对 Mura 缺陷进行分割定位,算法的鲁棒性好。并且该系统人工干预少,效率高,能实现在线自动检测。

**关键词** 最大稳定极值,背景建模,背景差分,Mura 缺陷,机器视觉

**中图分类号** TP274 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.06.052

### Machine Vision Based Inspection Method of Mura Defect for LCD

QIAN Ji-de<sup>1,5</sup> CHEN Bin<sup>2,5</sup> QIAN Ji-ye<sup>3</sup> ZHAO Heng-jun<sup>4</sup> CHEN Gang<sup>1,5</sup>

(Chengdu Institute of Computer Application,Chinese Academy of Sciences,Chengdu 610041,China)<sup>1</sup>

(Guangzhou Institute of Electronic Technology,Chinese Academy of Sciences,Guangzhou 510070,China)<sup>2</sup>

(State Grid Chongqing Electric Power Co. Electric Power Research Institute,Chongqing 401123,China)<sup>3</sup>

(Chongqing University of Arts and Sciences,Chongqing 402160,China)<sup>4</sup>

(University of Chinese Academy Sciences,Beijing 100049,China)<sup>5</sup>

**Abstract** Analyzing the necessity of the defect detection and the disadvantage of the manual detection in the liquid crystal display(LCD),this paper studied a kind of online detection system for the Mura defect of LCD based on machine vision. There are some features of Mura such as the low contrast, the fuzzy edge, the irregular shapes, the uneven brightness and so on. The simulation computer vision system was built to imitate human detection. The single frame image background modeling and background subtraction method were proposed. The methods can effectively suppress the uneven brightness of the LCD,and enhance the features of Mura defect information. Then,based on the maximally stable extremal region(MSER),the Mura defect adaptive threshold segmentation method was proposed. The auto inspection machine vision system was set up by synthesizing the proposed methods. The experimental results show that the proposed detection algorithm can effectively suppress the uneven brightness of the LCD,and accurately segment the Mura defects with good robustness. The system has the advantages of less manual intervention,high accuracy and online automatic detection.

**Keywords** MSER,Background modeling,Background difference,Mura defect,Machine vision

到稿日期:2017-04-28 返修日期:2017-07-19 本文受四川省科技厅科技成果转化项目(2014CC0043),重庆市博士后科研项目特别资助(Xm2016060),重庆市教育委员会科学技术研究项目(KJ1401127)资助。

钱基德(1988—),男,博士生,主要研究方向为机器学习与计算机视觉;陈 斌(1970—),男,研究员,博士生导师,主要研究方向为实时工业图像分析、字符识别和智能视觉控制,E-mail:chenbin306@sohu.com(通信作者);钱基业(1982—),男,博士,主要研究方向为机器视觉、机器学习和传感器信号处理;赵恒军(1982—),男,副教授,主要研究方向为模式识别、图像分析与处理;陈 刚(1984—),男,博士生,主要研究方向为机器学习与图像处理。

## 1 概述

Mura 缺陷是液晶屏的不良显示缺陷,该缺陷表现为显示图像呈现区域的亮度或颜色不均,缺陷区域和周围背景的对比较低,边缘模糊,形状各异,是显示缺陷的典型表现。近年来,随着显示技术的快速发展,国内液晶屏产业的快速增长,显示器的分辨率已经从 HD(1280×780)提高到 FHD(1920×1080)和 UHD(3840×2160),显示器尺寸的增加、客户对更高质量的图像的需求<sup>[1]</sup>以及激烈的市场竞争等都要求制造商加强对液晶屏缺陷的检测,以保证产品质量。目前,相关的缺陷主要依靠裸眼检测,采用人类感知作为评估液晶屏的度量方法无论是在研发环境还是在生产环境中都困难重重,原因在于观察者之间存在着统计差异。由于人类视觉是主观的,这种不精确性使得无法在检查人员之间采用一致的标准,且难以满足市场快速增长和企业对生产品质与效率的需求<sup>[2]</sup>。因此,迫切需要研究基于机器视觉的液晶屏 Mura 缺陷自动检测技术。

液晶屏缺陷中的 Mura 缺陷是最难检测的缺陷之一,由于 Mura 缺陷对比较低,边缘模糊,形状各异,背景纹理和整体的亮度不均匀,因此传统的基于边缘检测和阈值分割的方法难以稳定地进行缺陷检测<sup>[2]</sup>。He 等<sup>[3]</sup>提出了基于直方图的改进 Otsu 阈值分割方法,其检测的缺陷有限,对于面积小的 Mura 缺陷,该方法的鲁棒性和稳定性较差。Tsai 等<sup>[4]</sup>提出采用统计加权平均进行 Mura 缺陷检测,其对光照变化的鲁棒性差。Fan 等<sup>[5]</sup>和 Yang 等<sup>[6]</sup>提出首先采用基于线性回归诊断、奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)和离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)等方法重建无缺陷的图像,然后再与待检测图像进行差分完成缺陷检测,该方法仅对较大面积的 Mura 缺陷有比较好的检测效果。这些缺陷检测方法主要检测对比度相对较高的 Mura 缺陷,对于对比度低的缺陷,检测的稳定性差,效率低,难以满足在线的 Mura 缺陷检测的需求。

尽管在基于机器视觉的液晶屏缺陷检测方面已经有很多研究成果,但对于低对比度下的 Mura 缺陷以及工业应用还有很多问题需要解决。主要原因在于:1)缺陷对比度低,成像对光照变化敏感;2)识别的特征信息少,实时性要求高;3)缺陷尺度差异大、形状各异。

## 2 Mura 缺陷图像分析

### 2.1 图像采集系统

对于 Mura 缺陷的检测、测量方法以及等级评定,SEMI 制定了相应的标准,规定机器视觉测量设备必须与人眼检测方法相似<sup>[7]</sup>。同时,由于 Mura 缺陷成像对光照变化敏感,因此设计了如图 1 所示的双摄像机缺陷视觉检测全封闭成像系统。该系统模拟人工的多角度 Mura 检测方法,提高缺陷的成像对比度,并分别在垂直方向(相机 1)和斜角方向(相机 2)进行图像采集,通过水平传送平台的高精度光栅尺进行图像采集同步控制。

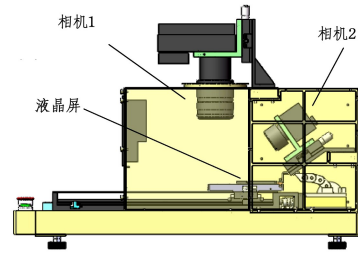


图 1 采集平台设计图

Fig. 1 Design image of acquisition platform

### 2.2 Mura 缺陷图像特点

对液晶屏的采集效果如图 2(为优化显示效果,将图像对比度提高 80)所示,其中矩形框标记该区域存在的 Mura 缺陷。从图中可以发现 Mura 缺陷的一些特点:缺陷区域与背景的对比较低、边缘模糊、形状各异、肉眼辨识度低;并且液晶屏自身存在一定程度的亮度不均匀,其与 Mura 缺陷混合在一起,使 Mura 缺陷的检测难度进一步变大。

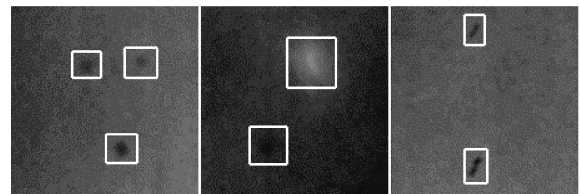


图 2 Mura 样图

Fig. 2 Samples of Mura

基于以上分析可知,Mura 缺陷检测是液晶屏所有缺陷中最难检测的缺陷之一。因此,基于机器视觉的在线 Mura 缺陷检测的重点和要求有以下几个方面:

1)由于液晶屏自身存在一定程度的整体亮度不均匀,且缺陷边缘模糊不清,缺陷区域与背景对比度极低,因此常用的基于阈值分割法、边缘提取法难以直接用于 Mura 的缺陷检测。

2)要求基于机器视觉的在线检测,能够自适应地调整检测参数,以避免检测过程中的人工干预。

3)要求检测方法具有良好的鲁棒性,能适应整体的亮度不均匀和噪声等带来的影响。

## 3 缺陷检测

基于机器视觉的缺陷检测系统,通过成像采集系统获取屏幕采集图像,利用图像处理方法进行处理,可检测出屏幕中是否存在缺陷。主要步骤包括背景差分、图像二值化、图像滤波和缺陷判定。

### 1)背景差分

背景差分是进行目标检测的常用方法,通过不断迭代地更新背景来保障有效的目标提取。在液晶屏采集图像的过程中,由于整体存在一定程度的亮度不均现象,且缺陷区域与背景对比度极低,一般的图像分割方法很难将缺陷与背景分开,因此根据液晶屏局部小区域的图像灰度值变化小的特点,提出基于邻域的背景差分方法。首先图像在局部小区域  $D(d \times d)$  内的亮度是均匀的,据此建立背景模型;然后将其与检测

图像进行差分以获得差分图像。该差分图像具有以下特点：①抑制了屏幕的亮度不均对缺陷检测的影响；②增强了缺陷区域的特征信息。这些特点有利于在此基础上进行缺陷检测。

### 2) 阈值分割

阈值分割是将灰度图像转化为二值图像,可将检测目标中的背景分离出来。在差分图像中液晶屏缺陷区域边缘与背景的灰度值差异被放大,但对对比度仍然较低,因此提出了一种基于最大稳定极值区域(MSER)<sup>[8]</sup>的自适应阈值分割方法,该方法能自动将缺陷区域分割出来,且分割方法具有多尺度性。

### 3) 图像滤波

由于液晶屏的采集过程会不可避免地引入一些噪声,为去除噪声,本文提出在 MSER 方法上的基于缺陷面积的噪声判定方法。该方法通过计算缺陷区域面积来进行判断,若计算面积不小于给定的缺陷判定标准值,则为缺陷区域;否则为噪声区域。该判定方法简单有效,而且可与基于 MSER 的阈值分割同时进行,提高了检测速度。

## 4 背景差分分割算法

### 4.1 监控视频差分方法

背景差分的基本原理是从检测图像中减去背景图像,从而获取待检测目标。监控视频背景图像的获取是通过视频中的序列图像学习获得的,常用的比较典型的背景建模方法有:利用时空背景投影的建模<sup>[9-10]</sup>,基于颜色信息的背景建模<sup>[11]</sup>,基于均值的背景建模<sup>[12]</sup>,基于混合高斯的背景建模<sup>[13]</sup>和结合纹理、颜色、位置的联合特征混合高斯背景建模<sup>[14]</sup>等。基于背景建模的目标检测的基本步骤主要分为:背景建模、目标检测和背景更新。

### 4.2 本文背景差分方法

由于单帧缺陷图像是不能从序列图像中进行背景建模的,因此基于监控视频的背景差分方法不适用于 Mura 缺陷检测。对于基于多张液晶屏采集图像的均值背景建模,由于液晶屏存在一定程度的亮度不均,每个位置的亮度都具有个体差异,且缺陷区域与背景的对比度很低,而均值的背景建模的方法忽略了不同液晶屏在相同位置的亮度不均的个体差异问题对检测的影响,导致该方法的误报率高,因此基于多张图像的均值背景建模的检测方法具有一定的局限性。

基于以上原因,本文提出一种基于单帧图像的局部区域自建模方法,其基本原理是:虽然液晶屏采集图像整体存在亮度不均匀问题,但在区域  $D(d \times d)$  范围内的亮度可近似认为是均匀的,因此提出式(1)的液晶屏背景图像模型:

$$B(x, y) = \frac{1}{8} \sum_{p, q \in (-d, 0, d)} I(x+p, y+q) \quad (1)$$

其中,  $B(x, y)$  表示图像在  $I(x, y)$  位置处的背景模型,  $d$  的选择在图像滤波部分说明。

与多帧图像背景建模方法相比,本文的背景建模有以下不同之处:1) 针对每张检测图像,采用的是单帧图像局部区域

自建模方法,而监控视频采用多帧图像建模方法。本文将基于时间序列(式)的多帧图像背景建模向单帧图像的背景建模转变。

$$B(x, y) = f(I_t(x, y)) \quad (2)$$

2) 每帧图像 Mura 缺陷目标在液晶屏背景中的位置固定,而监控视频中检测目标在监控背景中运动。3) 每帧重新建模并实时更新背景模型。4) 建模方法简单,速度快,能最大程度地接近当前处理图像。

为降低液晶屏自身的亮度不均对 Mura 缺陷的影响,增强 Mura 缺陷特征信息,根据式(3)将当前图像和背景图像相减得到差分图,如图 3 所示(图像对比度提高 80 的效果图)。由于在局部小区域内亮度均匀且无缺陷时差分背景图像方差趋于 0,因此差分图像背景具有均匀背景极值特性,有利于缺陷目标的分割。

$$\Delta I(x, y) = I(x, y) - B(x, y) \quad (3)$$

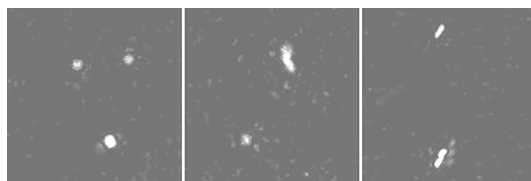


图 3 背景差分

Fig. 3 Background difference

### 4.3 MSER 自适应阈值分割

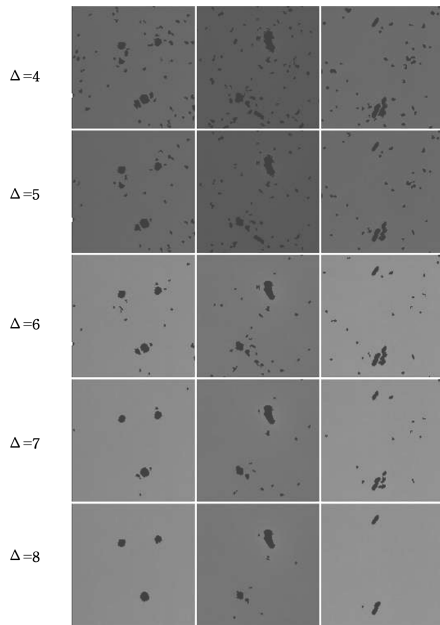
Matas 等<sup>[15]</sup>提出的最大稳定极值区域是基于鲁棒性的宽基线的,其使用地形中分水岭的概念来求解稳定局部区域<sup>[16]</sup>。该算法的基本原理是,首先将待检测的图像转化成灰度图像,然后选取一系列的阈值  $p(p = \{0, 1, \dots, 255\})$  对图像进行二值分割,将低于设定阈值  $p$  的像素置为背景像素,其值为 0,将大于或等于设定阈值  $p$  的像素置为检测目标像素,其值为 1。在阈值  $p$  递变的过程中,图像的连通区域中在一定阈值范围内面积变化最小的区域为最大极值稳定区域。

极值区域(Extremal Region, ER)是一个与阈值  $p$  有关的连通域。设定灰度阈值  $p$  后,图像中的某个区域能够成为极值区域的条件是无法再找到一个不大于所设定的灰度阈值的像素点去扩大当前连通域。在所有的二值化图像中,每个连通区域都是一个极值区域,即使是一个孤立点,也是一个极值区域。

$Q_i$  表示在阈值  $p = i$  时二值图像中的任意一个连通域,当阈值在  $[i - \Delta, i + \Delta]$  内连续变化时,对应的连通域分别记为  $Q_{i-\Delta}$  和  $Q_{i+\Delta}$ ,其中  $\Delta$  表示灰度级差值。 $Q_i$  极值区域的面积随着设置的灰度阈值的增大而逐渐增加, $Q_i$  成为 MSER 区域的条件是,当且仅当  $i = k$  时,式(4)的  $f(i)$  能取得局部最小值。

$$f(i) = \frac{|Q_{i+\Delta} - Q_{i-\Delta}|}{Q_i} \quad (4)$$

从图 4 中可以看出,通过适当调整  $\Delta$  值能有效减少干扰区域对检测的影响。经过实验论证,在本文液晶屏的低对比度下的 Mura 缺陷检测中, $\Delta$  值取 8 时具有最优的分割效果。

图 4 不同  $\Delta$  值下的效果图Fig. 4 Effect of different  $\Delta$ 

但是上述算法只能检测出灰度图像中的黑色区域,即背景,为了检测到最大灰度的前景目标区域,只需要按式(5)对原始灰度图像进行反转。

$$I_r(x, y) = (L-1) - I(x, y) \quad (5)$$

其中,  $L$  表示当前图像的灰度级。然后重复上述过程进行最大稳定极值求解,式(4)和式(5)分别称为 MSER+ 和 MSER-。

在算法效率方面,实现 MSER 的速度较慢,其时间复杂度为  $O(n(\log(\log n)))$ ,不利于在线检测。本文采用的是 NISTÉR 等<sup>[17]</sup>提出的改进的 MSER 算法,其便于实现且线性时间复杂度为  $O(n)$ 。

$$f(i) = \frac{Q_i - Q_{i-\Delta}}{Q_{i-\Delta}} \quad (6)$$

根据算法原理,MSER 算法有如下特质。

1) 仿射不变性:检测目标发生仿射变换时,MSER 依然可以对缺陷目标进行准确检测。

2) 稳定性:MSER 的本质是采用多个阈值对候选缺陷区域进行分割,并用式(6)对可能存在缺陷的区域进行约束,使得提取出候选缺陷的形状和区域面积在一定范围都有很好的稳定性,这也使缺陷分割具有很好的稳定性。从图 4 中也可看出,在不同的  $\Delta$  阈值下,缺陷区域都具有很好的稳定性,而不稳定的非缺陷区域很容易被清除。

3) 多尺度性:MSER 方法采用所有区域独立分析的方法,对所有区域求解最大稳定极值,以实现多尺度的候选目标区域分割,其满足检测标准的所有尺度缺陷都可以同时被检测到,符合液晶屏缺陷要求。

4) 时间复杂度低:对于传统的 Gabor 特征、主动轮廓<sup>[18]</sup>、水平集<sup>[19]</sup>等分割方法时间复杂度高的问题,MSER 检测算法具有较低的复杂度,计算速度快。

#### 4.4 图像滤波

由于 Mura 缺陷与背景的对比如极低,缺陷分割本身存

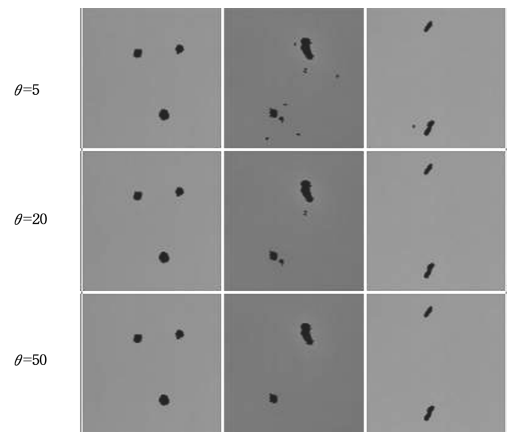
在极大难度,若先对采集图像进行预处理(去噪),将进一步加大 Mura 缺陷的检测难度。综合分析液晶屏成像的特点和检测方法的特性,本文采取在 MSER 自适应阈值分割后再进行噪声滤波。

为去除二值图像中的噪声点,本文提出了基于缺陷面积的滤波方法,其数学表达如式(7)所示:

$$B(x, y) = \begin{cases} 0, & Q_i < \theta \\ 1, & Q_i \geq \theta \end{cases}, \forall (x, y) \in Q_i \quad (7)$$

其中,  $\theta$  表示最小检测缺陷面积,低于该阈值的是噪声,  $\theta$  决定最小可检测缺陷区域,  $d$  与  $\theta$  之间的关系如式(8)所示。由于该方法只与极值区域面积  $Q_i$  有关,且  $Q_i$  包括孤立点的所有检出的区域,因此该噪声滤波方法可以与缺陷 MSER 自适应阈值分割同步进行,能够极大地提高检测效率。去噪效果如图 5 所示。

$$d = \lceil \sqrt{\theta} \rceil \quad (8)$$

图 5 不同  $\theta$  值下的去噪效果Fig. 5 Denoising effect of different  $\theta$ 

#### 4.5 基于 SEMI 标准的缺陷量化

SEMI (Semiconductor Equipment and Materials International) 标准给出了 Mura 缺陷的等级计算方法。Mura 缺陷在刚好可识别 (Just Noticeable Difference, JND) 的情况下的对比度与缺陷面积的关系如式(9)所示:

$$C_{jnd} = \frac{1.97}{S_{jnd}^{0.33}} + 0.72 \quad (9)$$

其中,  $|C_{jnd}|$  表示在 JND 时的对比度,  $|S_{jnd}|$  为 Mura 缺陷在 JND 对比度的面积。Mura 的缺陷等级如式(10)所示:

$$S_{emu} = \frac{|C_x|}{C_{jnd}} = \frac{|C_x|}{1.97/S_x^{0.33} + 0.72} \quad (10)$$

其中,  $|C_x|$  表示检测所得的 Mura 缺陷平均对比度,  $|S_x|$  表示检测所得的 Mura 缺陷面积。根据 MSER 阈值分割算法,  $Q_i$  表示  $|S_x|$ , 因此  $S_{emu}$  如式(11)所示:

$$S_{emu} = \frac{|F(Q_i)|}{1.97/Q_i^{0.33} + 0.72} \quad (11)$$

其中,  $F(Q_i)$  表示检测到的缺陷  $Q_i$  所对应的平均对比度。根据该缺陷等级量化方法,可在 MSER 自适应阈值分割过程中同时进行缺陷等级量化。

## 5 实验结果与分析

为验证本文提出的基于 MSER 自适应阈值分割的 Mura 缺陷检测方法的可行性,采用图 1 所示的全封闭的硬件采集系统来获取液晶屏的采集图像。整个检测流程中,仅需人工定义最低检测标准  $\theta$ ,即可实现缺陷的自动检测。

表 1 列出了 3 个样本(各包含 100 个测试样本图像)的统计结果。该算法的检测准确率达到了 95% 以上,且相对于基于 Gabor 滤波<sup>[2]</sup>的方法,平均检测时间明显缩短,效率得到了提高。图 6 给出了选取不同样本的不同部位的缺陷检测示例,从图 6(b)可以看出,液晶屏在边缘部分存在不同程度的亮度不均。这种亮度不均根据情况可能影响 Mura 缺陷检测,图 6 中的边缘区域存在检出亮度不均误报为 Mura 缺陷的情况,这也是本文方法错误检测的主要原因,而对于液晶屏内部区域的 Mura 缺陷,本文提出的检测算法具有很高的鲁棒性。

表 1 Mura 检测的统计结果

Table 1 Statistical results of Mura detection

量化值	样本 1	样本 2	样本 3
准确率/%	96.2	95.1	95.7
平均耗时/ms	201	188	212

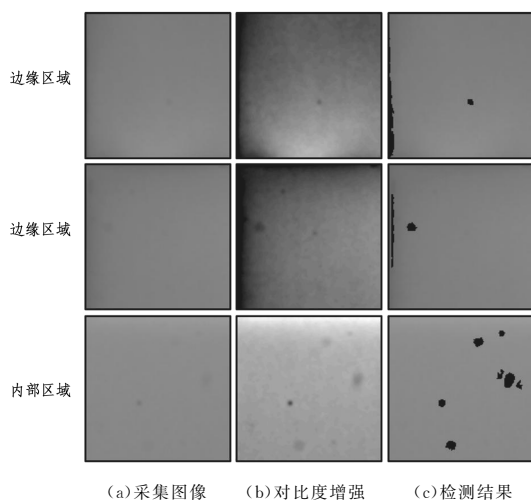


图 6 Mura 缺陷实例

Fig. 6 Samples of Mura detection

对所采集图像的检测结果进行分析,利用本文提出的分割方法可实现无干预的 Mura 缺陷检测与缺陷等级量化。单帧图像的实时背景建模与差分方法能有效地消除液晶屏自身的亮度不均匀对缺陷检测的影响。由于背景建模和背景差分极大地减少了缺陷分割的难度,因此基于 MSER 的分割方法,对于检测多尺度、形状各异的缺陷和图像的旋转都有很好的鲁棒性。在检测准确率方面,对于所有的检测样本,误报缺陷都位于屏幕边缘(见图 6);在检测效率方面,本文采用的方法的线性时间复杂度为  $O(n)$ ,经论证其满足实时检测要求。

**结束语** 根据 Mura 缺陷对比度极低的特点,结合液晶屏自身亮度不均的性质,提出单帧图像背景建模算法与背景差分方法,能很好地消除液晶屏自身亮度不均对缺陷检测的影响,同时有效地增强 Mura 缺陷特征。提出的基于 MSER

的自适应阈值分割方法的稳定性好,且具有多尺度的缺陷分割,对于低对比度下的目标分割有很好的鲁棒性,能在分割的同时进行噪声滤波,该算法实现了在线性时间复杂度下的在线检测。建立模拟人工检测 Mura 缺陷的自动检测系统,检测过程中仅需输入缺陷检测标准  $\theta$ ,不再需要人工干预。通过统计分析可知,该算法的缺陷检测准确率在 95% 以上,检测误报的 Mura 缺陷主要在液晶屏的边缘部分,由于液晶屏边缘可能存在漏光,会导致亮度异常,这部分人工很容易检出,这也是本算法的不足之处。

## 参考文献

- [1] CHOI Y S, YUN J U, PARK S E. Flat panel display glass: Current status and future[J]. Journal of Non-Crystalline Solids, 2016, 431: 2-7.
- [2] BI X, DING H. Machine Vision Inspection Method of Mura Defect for TFT-LCD[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(12): 13-19. (in Chinese)  
毕昕,丁汉. TFT-LCD Mura 缺陷机器视觉检测方法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(12): 13-19.
- [3] HE Z, SUN L. Surface defect detection method for glass substrate using improved Otsu segmentation[J]. Applied Optics, 2015, 54(33): 9823.
- [4] TSAI D M, TSENG Y H, CHIU W Y. Surface defect detection in low-contrast images using basis image representation[C]// IAPR International Conference on Machine Vision Applications. 2015: 186-189.
- [5] FAN S K S, CHUANG Y C. Automatic detection of Mura defect in TFT-LCD based on regression diagnostics[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(15): 2397-2404.
- [6] YANG Y B, LI N, ZHANG Y. Automatic TFT-LCD mura detection based on image reconstruction and processing[C]// IEEE Third International Conference on Consumer Electronics-Berlin. 2013: 240-244.
- [7] JIANG B C, WANG C C, LIU H C. Liquid crystal display surface uniformity defect inspection using analysis of variance and exponentially weighted moving average techniques[J]. International Journal of Production Research, 2005, 43(1): 67-80.
- [8] FORSSEN P E, LOWE D G. Shape Descriptors for Maximally Stable Extremal Regions[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 2007: 1-8.
- [9] YOSHINAGA S, SHIMADA A, NAGAHARA H, et al. Object detection based on spatiotemporal background models[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 122(5): 84-91.
- [10] MOSHE Y, HELOR H, HELOR Y. Foreground detection using spatiotemporal projection kernels[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012: 3210-3217.
- [11] Horprasert T, Harwood D, Davis L S. A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. 1999: 1-19.
- [12] LIU Y J, ZHI M. A two-layer background modeling method based on codebook and running average[J]. Computer Engineering and Science, 2016, 38(6): 1220-1224. (in Chinese)