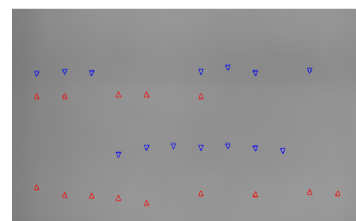




DOI: 10.12086/oe.2020.190725

基于 BP 神经网络的线 Mura 缺陷识别与定位研究

李一能¹, 曾庆化^{1*}, 张月圆¹, 姜涌², 崔雨晨¹¹南京航空航天大学导航研究中心, 江苏 南京 211106;²惠州高视科技有限公司, 广东 惠州 516000

摘要: 各类显示屏中 Mura 缺陷的自动识别和定位对提高显示屏的产品品质具有重要作用, 是当前迫切需要发展的重要技术之一。针对当前手机屏幕 Mura 缺陷对比度低、缺乏明显边缘等特点, 文中提出一种基于图像灰度曲线的 Mura 缺陷检测方法及其改进方法。改进方法基于均值滤波平滑和降采样原理, 通过研究采样线上灰度曲线的波峰与波谷信息, 利用 BP 神经网络构建线 Mura 缺陷的自动检测和定位算法。结合真实手机屏幕图像验证结果表明, 与现有多种 Mura 缺陷检测方法相比, 本文的改进方法能更准确快速地识别手机屏幕中的线 Mura 缺陷, 识别准确率达到 98.33%, 检测过程无需调节参数, 实现了线 Mura 缺陷的自动检测和定位。

关键词: BP 神经网络; 灰度曲线; Mura; 缺陷检测; 图像处理

中图分类号: TP391

文献标志码: A

引用格式: 李一能, 曾庆化, 张月圆, 等. 基于 BP 神经网络的线 Mura 缺陷识别与定位研究[J]. 光电工程, 2020, 47(11): 190725

Mura detection and positioning in picture based on BP neural network

Li Yineng¹, Zeng Qinghua^{1*}, Zhang Yueyuan¹, Jiang Yong², Cui Yuchen¹¹Navigation Research Center, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 211106, China;²Huizhou Govion Technology Co., Ltd, Huizhou, Guangdong 516000, China

Abstract: Automatic identification and location of Mura defect in various screens plays an important role in improving the quality of screens. It is one of the most important technologies that need to be developed urgently. Aiming at the features of low contrast and lack of obvious edge of Mura defect, this paper proposes a method of Mura detection based on image gray curve and its improved method. This improved method is based on the principle of mean filter to smooth the picture and down-sampling. By studying the information about peak and trough of the gray curve on sampling lines, the BP neural network is used to construct an automatic detection and location algorithm for line Mura. The experimental results show that, compared with the existing Mura detection methods, the improved method in this paper can distinguish line Mura defect on the mobile phone screen more accurately and quickly. The accuracy rate is 98.33%, and no parameter needs to be adjusted during the detection process, realizing automatic

收稿日期: 2019-12-11; 收到修改稿日期: 2020-06-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61533008, 61374115, 61603181); 中央高校基本科研业务费专项资金(NJ20170005, NJ20170010); 江苏高校优势学科建设工程

作者简介: 李一能(1996-), 男, 硕士研究生, 主要从事图像处理与视觉导航的研究。E-mail: liyineng@nuaa.edu.cn。

通信作者: 曾庆化(1979-), 男, 教授, 主要从事视觉导航、卫星导航及多源信息数据融合导航的研究。E-mail: zengqh@nuaa.edu.cn。

版权所有©2020 中国科学院光电技术研究所

detection, and positioning of line Mura.

Keywords: BP neural network; gray scale curve; Mura; defect detection; image processing

Citation: Li Y N, Zeng Q H, Zhang Y Y, et al. Mura detection and positioning in picture based on BP neural network[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(11): 190725

1 引言

手机屏幕结构复杂、制造工序繁多,生产过程中不可避免会出现点、线 Mura 等缺陷,类似缺陷是由于薄膜晶体管失效,驱动芯片与屏幕连接不良等原因引起^[1]。Mura 缺陷是液晶屏不良显示缺陷,主要体现在屏幕的部分区域亮度或颜色不均、缺陷区域和周围背景的对比度低、边缘模糊等^[2]。这些特点使得传统的基于边缘检测和阈值分割的方法难以有效检测 Mura 缺陷^[3]。传统的显示屏幕 Mura 缺陷检测主要依靠人工检测辨别,该方法人工成本高、受工人经验影响较大,检测效率较低,无法满足屏幕大批量的检测和筛查要求,为此,迫切需要研究基于计算机识别的显示屏幕 Mura 缺陷的自动检测和定位技术。近年来,虽然出现了 Mura 自动检测方法,但是由于 Mura 缺陷在不同显示屏幕上的可视性不同,需要进行大量的参数调节,难以适用于大规模的屏幕缺陷检测^[4]。

由于 Mura 的种类繁多,因此检测算法的普适性较低^[5]。目前,已有学者针对不同种类的 Mura 提出了多种 Mura 缺陷的检测方法。Ma 等人^[6]提出一种基于图像背景重构的 LCD 屏幕 Mura 缺陷检测方法,通过估计屏幕亮度分布的方法重建图像背景,再利用伽玛校正得到缺陷区域的最终结果。Kong 等人^[7]提出了一种针对水渍状 Mura 缺陷检测方法,该方法将带通滤波器与 Sobel 边缘检测算子结合,有效突出水渍状 Mura 缺陷,同时将图像分解为几个小块分别进行检测,减小了光照不均带来的干扰。Wang 等人^[8]提出了一种背景重构和多通道融合的 Mura 缺陷检测方法,该方法利用 FastICA 从大量无故障图像中获取一组基础图像用于背景重建,结合多阈值定位图像中 Mura 缺陷位置。廖苗等人^[9]提出一种基于自适应局部增强的 Mura 缺陷自动检测方法,该方法将手机屏幕区域划分为多个不重叠的像素块,接着根据每个像素块的灰度分布特征,自适应增强图像并定位图像中的 Mura 区域。钱基德等人^[10]提出一种基于单帧图像背景建模与背景差分的方法,该方法有效解决了液晶屏亮度不均问题,并基于最大稳定极值区域,构造全自动缺陷在线检测系统。郝仕嘉等人^[11]提出了一种基于机器视

觉的手机屏幕 Mura 缺陷检测方法,通过构造不同的卷积模块对图像进行卷积处理,增强缺陷与周围正常像素的对比,进而确定 Mura 缺陷的范围。上述 Mura 缺陷检测方法针对各自的适用场合均取得了不错的效果,然而所检测出的缺陷都是具有较为明显边界的缺陷,或者缺陷本身与周围环境的对比度较强。考虑到本文检测的手机屏幕的 Mura 缺陷非常不明显,检测技术要求特别高,人工检测时需要长时间调整不同的角度观测和识别,为此,前述的检测方法很难适用。

考虑到 Mura 缺陷检测缺少针对图像中灰度曲线直接分析的算法,因此本文提出一种基于图像灰度与 BP 神经网络的线 Mura 缺陷检测新方法。首先对图像进行预处理,降低图像噪声干扰,然后对图像中采样线上的灰度曲线进行分析,寻找灰度突变的位置,进而判断是否存在线 Mura。在此基础上,结合 BP 神经网络非线性强、鲁棒性好的特点,从图像灰度曲线上提取能够反映是否存在 Mura 的特征信息进行训练,自动检测屏幕中是否存在 Mura 缺陷。这种针对手机屏幕的线 Mura 缺陷的自动检测和定位方法,对于提高手机屏幕的检测效率和质量具有重要价值。

2 Mura 缺陷检测方案简介

图 1 所示为试验中采集的手机屏幕的部分图像样本,从图中可以看出手机屏幕中存在隐约模糊的整体亮度不均匀现象以及矩形框标记的横向纵向两种形式的线 Mura 缺陷。这些缺陷所在的位置不固定,且与周围背景没有较为明显的边界。考虑到人眼对于 Mura 的最敏感的位置为图像中的暗条纹与亮条纹,对应为图像灰度曲线的波峰或者波谷。为此,拟通过检测灰度曲线中波峰波谷的方法检测图像的 Mura 缺陷。

3 基于图像灰度的 Mura 缺陷检测算法研究

基于图像灰度曲线的线 Mura 检测方法是在对图像进行预处理的基础上,采样线上的灰度曲线判断图像中是否存在 Mura 缺陷,主要步骤包括:图像平滑、图像降采样、采样线波峰波谷检测、Mura 缺陷判定。



图 1 手机屏幕样本与缺陷所在位置。(a) 横向 Mura; (b) 纵向 Mura

Fig. 1 Mobile screen samples and locations of Mura defect. (a) Horizontal Mura; (b) Vertical Mura

3.1 基于均值滤波的缺陷增强与图像降噪分析

由于图像在采集过程中采用单侧光源照射, 因此整个屏幕的光线强度不均匀, 除此之外, 还存在相机镜头误差与振动等各种干扰因素, 不可避免地导致图像引入噪声, 使图像的灰度曲线出现剧烈的震荡。针对图像灰度曲线中震荡剧烈、毛刺过多, 难以进行分析与处理的问题, 本文选择均值滤波器^[12]进行图像滤波, 从而降低图像中尖锐噪声影响。经过多次对比测试分析, 针对本文中这类分辨率为 4800×2600 的手机屏幕图像, 选择 127×127 的滤波矩阵效果较好。

3.2 基于灰度曲线的线 Mura 检测算法

由于原图的尺寸非常大(4800×2600), 导致在检测程序运行处理过程中, 需要大量时间。此外, 本文中所示 Mura 缺陷的边界非常不明显, 需要从较为宏观的角度整体进行检测。文中结合图像降采样方法^[13], 将图像进行 10:1 的降采样, 由于图像中 Mura 缺陷对应的灰度曲线是尺寸较大的宏观变化的过程, 因此, 降采样中丢失的部分细节信息对 Mura 缺陷的检测影响较小。如图 2 所示, 降采样前后的采样线上灰度曲线的变化是一致的, 而且降采样减小了图像的尺寸, 没有改变对应的灰度, 因此使得灰度变化更加明显, 有效突出屏幕中的 Mura 特征。

为了提高处理速度, 需要对图像进行采样处理, 为此在预处理的图像上根据需要加入了等间隔的采样线, 采样线间隔可以按照式(1)计算获得。本文选取采样线的数量为 12 条, 选择的宽度 d 为 20 个像素, 采样线情况如图 3(a)中竖线所示。

$$d = p_{\text{row}} / (n + 1), \quad (1)$$

式中: d 为采样线间隔像素点数, p_{row} 为图像长度方向的像素点数, n 为采样线数目。

由于线 Mura 在图像灰度曲线上对应为波峰或者波谷, 因此可以通过检测采样线是否存在满足特定条件的波峰/波谷判断 Mura 的具体情况。图 3(b)矩形框中灰度曲线的波谷从左到右对应于图 3(a)矩形框中从上至下像素点灰度值的变化情况。

根据大量的图像实验分析经验, 结合波峰/波谷判别方式给出线 Mura 的定义为: 在某一区域中, 多条采样线灰度同时存在灰度变化率绝对值 K 较大的波峰或波谷, 若在波峰或波谷两侧的灰度曲线能保持单调性达到一定的宽度 d , 则说明该区域某种程度上存在线 Mura 缺陷。

然而在求解采样线灰度曲线上波峰/波谷点的过程中, 由于采样线灰度曲线在波峰/波谷点相邻 5 个像素内常常出现小幅度的震荡, 会导致求解出重复的极值点。如图 4 圆圈中所示, 下三角形对应为采样线灰

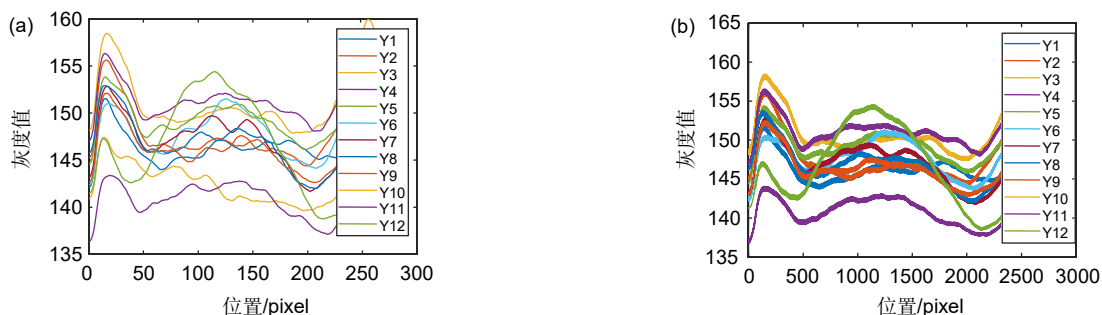


图 2 图像降采样前后采样线灰度曲线示意图。(a) 降采样后采样线灰度曲线; (b) 未降采样采样线灰度曲线

Fig. 2 Gray curves of sampling line before and after downsampling.

(a) Gray curves of sampling line after downsampling; (b) Gray curves of sampling line before downsampling

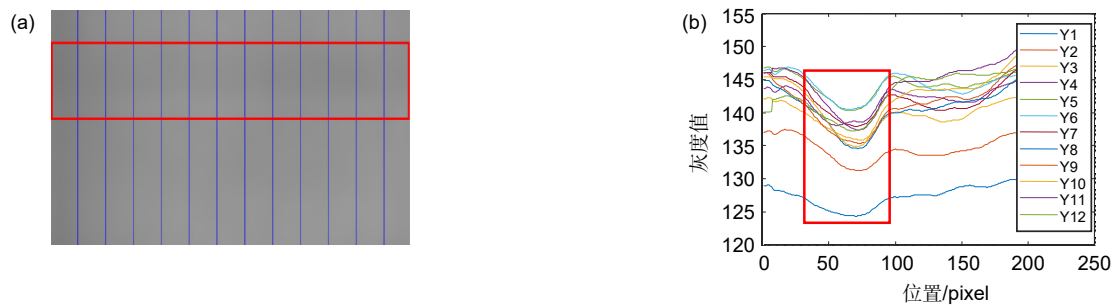


图3 手机屏幕暗条纹线 Mura 对应关系示意图。(a) 手机屏幕采样线示意图; (b) 手机屏幕采样线灰度变化示意图

Fig. 3 Connection between black line Mura and mobile screen.

(a) Sampling lines on mobile screen; (b) Change of sampling lines on mobile screen

度曲线的波谷点, 上三角形对应为采样线灰度曲线的波峰点, 在圆圈中的极近距离中求解出对应于同一个尖峰的重叠波谷点。对于该种波峰/波谷点, 一般考虑将多个点的位置求平均值, 得到唯一极值点位置。

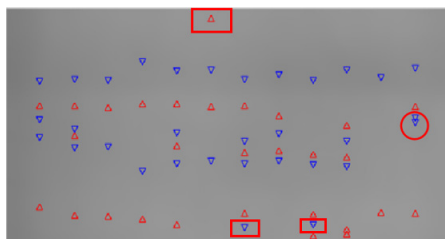


图4 检测孤点、极值点示意图

Fig. 4 Locations of isolated points and extreme points

除此之外, 由于图像中光线分布不均, 将出现如图4矩形框中孤立的极值点。在以波峰/波谷点为中心、宽度为 10 pixels、长度与图像长度一致的矩形框中, 如果出现的波峰/波谷点的数量小于 5, 可以认为该点为孤立的极值点, 孤点由拍摄过程中的噪声产生, 可将孤点直接删去。线 Mura 检测流程图如图 5 所示。

4 基于 BP 神经网络的线 Mura 检测改进算法

利用前面章节的方法可以得到手机屏幕图像中的线 Mura 位置, 由于每一张图像的亮度不同, 灰度变

化率绝对值 K 不是一个定值, 而是一个随着图像的总灰度变化而变化的值, 在每一次的检测中, 都需要人工选取。因此, 3.2 节中的算法无法自适应调节灰度变化率绝对值 K , 手机屏幕 Mura 缺陷不能自动检测, 难以满足工程实际的需要^[14]。

考虑到 BP 神经网络能够精确地拟合映射关系^[15], 本文采用 BP 神经网络进行输入输出关系的黑盒映射, 从而使算法能够自适应调节灰度变化率绝对值 K , 实现手机屏幕 Mura 缺陷的自动检测。

4.1 神经网络建立研究

BP 神经网络的结构一般分为三层: 输入层、隐含层和输出层^[16]。外部的信号由输入层接入, 各输入单元将输入信号传送给隐含层的各单元。隐含层作为神经网络结构内部的处理单元, 节点数需要多次试验。

由 3.2 节可以发现, 图像中是否存在 Mura 缺陷是与 3.2 节中的“灰度变化率绝对值 K ”与“宽度 w ”相关的。因而可以通过训练 BP 神经网络自适应得到图像有无线 Mura 瑕疵的网络函数。求解 K 的公式如下所示:

$$K = |h/w|, \quad (2)$$

其中: w 为图 6 中 a 所示宽度, h 为图 6 中 b_1 与 b_2 所示高度和。 w 的求解过程: 求解灰度曲线波峰波谷的极点 (x_0, y_0) , 解算极点两侧灰度变化率绝对值最大的位置 $(x_0 + x_1, y_0)$ 与 $(x_0 + x_2, y_0)$, 并且求解对应位置的

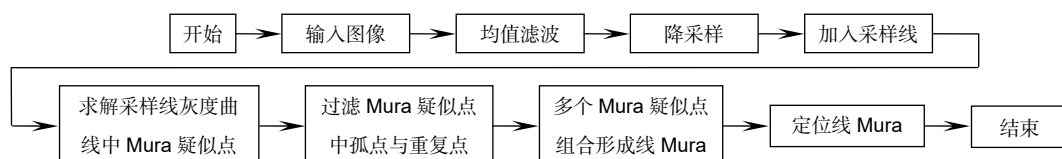


图5 线 Mura 检测流程图

Fig. 5 Flowchart of detecting line Mura

灰度变化率 $\dot{I}(x_0+x_1, y_0)$ 与 $\dot{I}(x_0+x_2, y_0)$ 。求解极点左右两侧灰度变化率分别为 $\dot{I}(x_0+x_1, y_0)/3$ 与 $\dot{I}(x_0+x_2, y_0)/3$ 的位置 (x_0+x_3, y_0) 与 (x_0+x_4, y_0) ，得到 BP 神经网络输入集第一个特征 w 。计算公式如下：

$$w = |x_3| + |x_4| \quad (3)$$

h 的求解过程：求解极点 (x_0, y_0) 与点 (x_0+x_3, y_0) 、 (x_0+x_4, y_0) 的灰度差绝对值之和，得到输入集第二个特征 h ，计算公式如下：

$$h = |2I(x_0, y_0) - (I(x_0+x_3, y_0) + I(x_0+x_4, y_0))|/2 \quad (4)$$

其中： $I(x_0, y_0)$ 、 $I(x_0+x_3, y_0)$ 、 $I(x_0+x_4, y_0)$ 分别是对应位置的灰度。

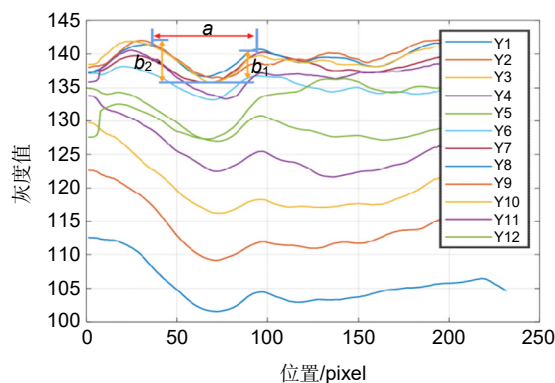


图 6 BP 神经网络输入值示意图

Fig. 6 Input value of BP neural network

由于 K 与 h 、 w 存在一定的关联，将 K 与 w 或者 h 与 w 输入 BP 神经网络训练，都可以自适应得到图像 Mura 瑕疵关于 h 与 w 的判别函数。将 h 与 w 带入训练减少了求解 K 的过程。因此，使用 h 与 w 进行运算可以减少运算量，提高运算效率。

在 BP 神经网络训练过程中，由于图像边缘往往受光照不均的影响而包含较多噪声，且人眼往往比较容易注意到图像中部的灰度变化，因此选取图像中部 10 条采样线上的“最尖锐波峰点在可视条件下的最大宽度”之和的平均值 A 作为神经网络的第一个输入值。同理，选取图像中部 10 条采样线上的“最尖锐波峰点与邻近背景的相对灰度差”之和的平均值 B 作为神经网络的第二个输入。 A 与 B 计算公式：

$$A = \frac{1}{10} \times \sum_{i=2}^{11} w_i \quad (5)$$

$$B = \frac{1}{10} \times \sum_{i=2}^{11} h_i \quad (6)$$

其中： w_i 与 h_i 分别为第 i 条采样线上的“最大宽度”与“相对灰度差”，从而得到 BP 神经网络训练集的输入集。

人工检测屏幕图像中是否含有 Mura 缺陷，根据

有无 Mura 缺陷将图像分为两类，当图像中有 Mura 缺陷时，输出值设定为 [1 0]，当图像中无 Mura 缺陷，输出值设定为 [0 1]，从而得到 BP 神经网络训练集的输出集。

该神经网络的输入数据为 2 维，故输入层节点数为 2。由于其输出值为 2 维，所以输出层的节点为 2。隐藏层节点数选取时可以依据式(7)缩小范围：

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (7)$$

其中： m 为隐藏层节点数， n 为输入层节点数， l 为输出层节点数， α 为 1~10 之间的常数。根据式(7)不断进行尝试，找出最好的节点数值。根据大量的实验经验，本文 BP 神经网络在节点数为 3 时训练效果最优。

4.2 BP 神经网络训练结果

神经网络模型建立后，将训练集的输出集与输入集导入模型进行训练。图 7 为本文 BP 神经网络的训练数据均方误差曲线图，从图中可以看出本文的 BP 神经网络经过 25 次训练，训练后的均方误差为 0.00011515，该模型识别准确度较高，能够满足工程实际需要。

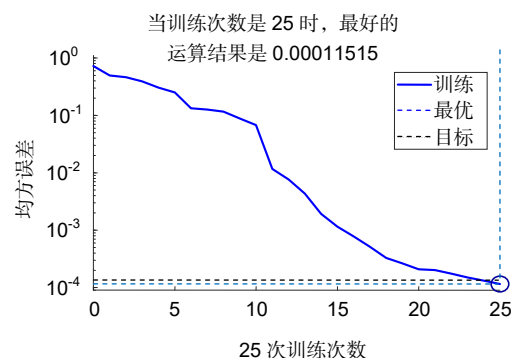


图 7 BP 网络的训练数据均方误差曲线图

Fig. 7 Mean square error curve of BP network

5 手机屏幕图像照片的实验结果与分析

本次实验数据是由惠州高视科技有限公司提供的图像，原图像在暗室环境采集，原始图像尺寸大小为 4800×2600，Mura 瑕疵的形态为横向线 Mura 与纵向的线 Mura。

BP 网络模型训练完成后，将计算得到的测试集数据输入 BP 神经网络中，得到 BP 神经网络给出的图片辨识结果，BP 神经网络的辨识结果如表 1 所示。

表 1 线 Mura 检测率

Table 1 Detection rate of line Mura

序号	类别	样本个数	成功检测的样本数	检测成功率/%
1	线 Mura	120	119	99.17
2	无 Mura	60	53	88.33

根据测试集检测结果显示,在 120 张含有缺陷的手机屏幕图像中 119 张屏幕被成功检验出 Mura 缺陷,在 60 张无缺陷的手机屏幕图像中发现有 7 张图像被检验出了 Mura 缺陷。为了验证算法的准确性,笔者对 1 张未能成功检测的屏幕图像与 7 张误检测的屏幕图像再次人工检查,其中未能检测的线 Mura 瑕疵图像如图 8(a)所示,复检中观察到的 Mura 瑕疵十分不明显,Mura 瑕疵未能与周围边界形成有效的对比,人工检测中难以一次性发现图像中的线 Mura 瑕疵的位置,需要反复观察。误检测的 8 张图像经人眼观察,其中 5 张屏幕图像均发现有不明显的 Mura,如图 8(b)所示,在矩形框中发现了不明显的暗纹,说明此前的人工检查中存在漏检。其余 2 张图像如图 8(c)、8(d)所示,复检未观察到明显 Mura 条纹,可以认为是 BP 神经网络过拟合造成的误检。

为了对比分析本文研究的算法,采用了不同的算法对随机挑选的含有线 Mura 缺陷的手机屏幕图像进行对比检测,相关结果见图 9 所示。图 9(a)是增强对

比度的原始图像,图 9(b)是本文算法的检测结果,图 9(c)、图 9(d)是文献[9]、文献[10]方法得到的检测结果。文献[9]算法通过背景拟合减少光照影响,并通过自适应阈值分割进行确定 Mura 位置,虽然大致检测出线 Mura 缺陷,但是正如文献[9]中所说,该算法容易将图像中接近边缘部分的噪声误检测为缺陷。文献[10]中算法通过构造不同的卷积模块对图像进行卷积处理,增强缺陷与周围正常像素的对比,但是该算法中用 Mura 缺陷的阈值难以准确自适应确定,导致图像左侧的黑色部分被误检测为 Mura 缺陷,不能准确确定为线 Mura 缺陷。

表 2 为多种方法对同一数据集中 180 幅图像进行检测的统计结果比较,实验平台为 Intel 四核 I7-2.59 GHz CPU, 8.0 Gb RAM 的笔记本电脑, Windows XP 环境下 Matlab2014 平台。

由表 2 可知,本文基于图像灰度与 BP 神经网络方法在检测正确率和平均检测时间均优于其他算法。考虑到基于灰度曲线算法与文献[10]中算法需要对检测算法的参数进行手动调参,时间消耗较多,且人工调参受人为主观性影响存在漏检的情况。而本文提出的基于图像灰度与 BP 神经网络的线 Mura 缺陷检测方法,无需调参,可以在提高 Mura 缺陷检测正确率的基础上有效提高检测效率,实现手机屏幕线 Mura 缺陷自动检测。

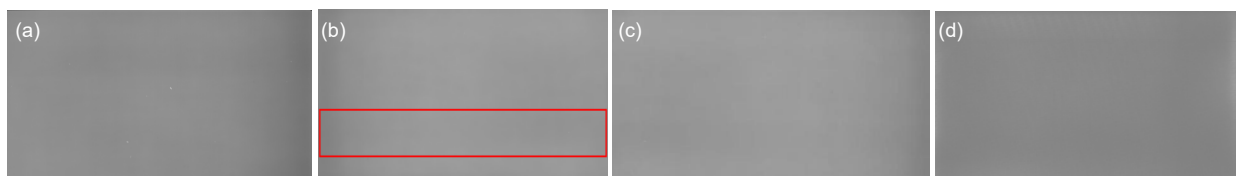


图 8 部分手机屏幕原图像。(a) 本文算法未成功检测的屏幕图像;(b) 人工漏检屏幕图像;
(c) 本文算法误检图像 1;(d) 本文算法误检图像 2

Fig. 8 Some original screen images. (a) The screen image not successfully detected by the algorithm proposed; (b) The screen image missed manually; (c) False check image 1; (d) False check image 2

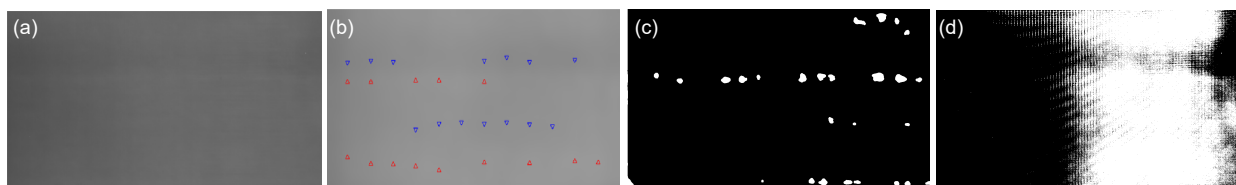


图 9 不同算法实验结果对比图。(a) 原始图像(已增强对比度);(b) 本文方法检测结果;
(c) 文献[9]方法检测效果;(d) 文献[10]方法检测结果

Fig. 9 Comparison of results of different algorithms. (a) Original image (enhanced contrast); (b) Detection results of the proposed method; (c) Detection results of Ref. [9]; (d) Detection results of Ref. [10]

表 2 不同算法对测试数据集中 180 幅图像进行检测的统计结果比较

Table 2 Comparison of results of 180 images in the test data detected by different algorithms

方法	正确检测率/%	平均检测时间/s	检测过程是否需要调节参数
灰度曲线法 ^[1]	90.56	6.57	需要
文献[9]方法	92.78	2.25	不需要
文献[10]方法	43.89	7.32	需要
(本文改进方法)基于图像灰度与 BP 神经网络方法	98.33	0.63	不需要

6 小 结

本文提出和实现了基于图像灰度与 BP 神经网络的方法,实现了对线 Mura 缺陷检测与分析。首先使用均值滤波平滑图像,接着对图像降采样,减小图像大小的同时可以凸显灰度曲线特征,然后求解采样线灰度曲线中“最尖锐波峰点与邻近背景的相对灰度差”与“最尖锐波峰点在可视条件下的最大宽度”的数据并输入 BP 神经网络进行训练,得到 BP 网络函数模型,从而实现手机屏幕线 Mura 缺陷自动检测。

实验结果表明,基于本文提出的方法在识别与定位线 Mura 缺陷优于其他多种检测方法,且对于同一类屏幕缺陷的检测,无需进行参数的调整,可实现 Mura 缺陷自动检测。虽然本文算法的对象主要是包含线 Mura 缺陷的手机屏幕,但文中算法经过适当改进,同样可以适用于其他类型的 Mura 缺陷检测,后续将在这方面进行更多种类 Mura 样本研究,提高算法综合性能。

参考文献

- [1] Zhang P, Ma T T, Yang Y H, et al. Mura defect and measurement method of liquid crystal display[J]. *Electronic Test*, 2017(6): 50–52.
张鹏, 马婷婷, 杨叶花, 等. 液晶显示器 Mura 缺陷及测量方法浅析[J]. *电子测试*, 2017(6): 50–52.
- [2] 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, 2014: 240–244.
- [3] 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.
- [4] Shi G M. Luminance gradient based LCD black Mura defect detection[J]. *Video Engineering*, 2018, 42(11): 40–43.
石光明. 基于亮度梯度的 LCD 屏的 Black Mura 缺陷检测[J]. *电视技术*, 2018, 42(11): 40–43.
- [5] Mu C. Research on TFT-LCD Mura defect detection algorithm based in image processing[D]. Changchun: Jilin University, 2018.
牟晨. 基于图像处理的 TFT-LCD Mura 缺陷检测算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.

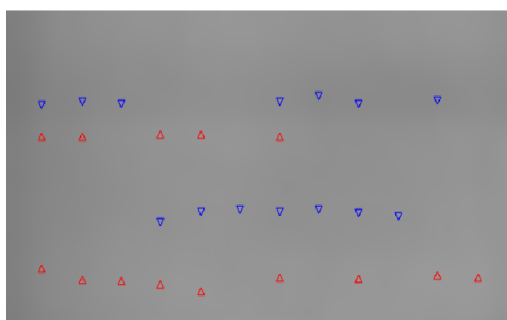
- [6] Ma Z Q, Gong J. An automatic detection method of Mura defects for liquid crystal display[C]// *2019 Chinese Control Conference (CCC)*, Guangzhou, China, 2019: 7722–7727.
- [7] Kong L F, Shen J, Hu Z L, et al. Detection of water-stains defects in TFT-LCD based on machine vision[C]//*2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, Beijing, China, 2018: 1–5.
- [8] Wang X, Dong R, Li B. TFT-LCD Mura defect detection based on ICA and multi-channels fusion[C]// *2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, Beijing, China, 2016: 687–691.
- [9] Liao M, Liu Y Z, Ouyang J L, et al. Automatic detection of Mura defect in TFT-LCD mobile screen based on adaptive local enhancement[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(6): 475–482.
廖苗, 刘毅志, 欧阳军林, 等. 基于自适应局部增强的手机 TFT-LCD 屏 Mura 缺陷自动检测[J]. *液晶与显示*, 2018, 33(6): 475–482.
- [10] Qian J D, Chen B, Qian J Y, et al. Machine vision based inspection method of Mura defect for LCD[J]. *Computer Science*, 2018, 45(6): 296–300, 313.
钱基德, 陈斌, 钱基业, 等. 基于机器视觉的液晶屏 Mura 缺陷检测方法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(6): 296–300, 313.
- [11] Hao S J, Zhou J Q. Research on detecting method of mobile phone screen defect based on machine vision[J]. *China Computer & Communication*, 2018(9): 50–53.
郝仕嘉, 周嘉琪. 基于机器视觉的手机屏幕缺陷检测方法研究[J]. *信息与电脑*, 2018(9): 50–53.
- [12] Zhao X L. Image denoising based on wavelet transform and average filtering[J]. *Information Technology*, 2017(2): 69–71, 75.
赵晓雷. 基于小波变换和均值滤波的图像去噪研究[J]. *信息技术*, 2017(2): 69–71, 75.
- [13] Gu Y B, Yu K W, Yao H T. A digital video 3D denoising algorithm based on down sampled block matching[J]. *Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2016, 39(2): 98–102.
谷元保, 余康为, 姚洪涛. 基于降采样块匹配的数字视频 3D 降噪算法[J]. *长春理工大学学报(自然科学版)*, 2016, 39(2): 98–102.
- [14] Cen Y G, Zhao R Z, Cen L H, et al. Defect inspection for TFT-LCD images based on the low-rank matrix reconstruction[J]. *Neurocomputing*, 2015, 149: 1206–1215.
- [15] Han X H, Xiong X Y, Duan F. A new method for image segmentation based on BP neural network and gravitational search algorithm enhanced by cat chaotic mapping[J]. *Applied Intelligence*, 2015, 43(4): 855–873.
- [16] Yang S J, Chen K. Effect of multi-hidden-layer on performance of BP neural network[J]. *Journal of Ningbo University (NSEE)*, 2013, 26(1): 48–52.
杨守建, 陈恳. BP 神经网络性能与隐藏层结构的相关性探究[J]. *宁波大学学报(理工版)*, 2013, 26(1): 48–52.

Mura detection and positioning in picture based on BP neural network

Li Yineng¹, Zeng Qinghua^{1*}, Zhang Yueyuan¹, Jiang Yong², Cui Yuchen¹

¹Navigation Research Center, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 211106, China;

²Huizhou Govion Technology Co.,Ltd, Huizhou, Guangdong 516000, China



Detection results of the proposed method

Overview: Since the screen of the mobile phone has complex structures, and the manufacturing process is complicated, point Mura, and line Mura tend to arise when a screen is produced. Mura defect is a kind of display defect on the liquid crystal display (LCD) screen. It has various forms, such as uneven brightness or color in some areas of the screen, low contrast between the defect area and the surrounding background, blurred edges, and so on. These characteristics make the traditional methods based on edge detection and threshold segmentation difficult to detect Mura defect effectively.

The traditional detection of Mura mainly depends on manual detection. So, this method has high labor cost, and the result of Mura detection is greatly influenced by the experience of workers. It clearly cannot meet the requirements of large batch orders of screen detection. Therefore, it is urgent to study the technology of automatic detection and location of Mura defect on the phone screen based on the computer. In recent years, many kinds of automatic detection methods are applied to detecting Mura defect. Due to the visibility of Mura defect on different display screens is different and various, a lot of parameters need to be adjusted from time to time during the whole detection process, leading relevant method wasting too much time if the number of screens is large.

This paper proposes a new method of detecting line Mura based on gray curve of the image and BP neural network. Firstly, the image is preprocessed to reduce the influence of noise. Then the gray curves on the sampling lines in the image are analyzed to find out the location of the gray discontinuous parts. Since Mura defect often appears in the discontinuous parts of the gray sampling line of the image, it can help judge whether Mura is present on the screen.

On this foundation, considering BP neural network is strongly nonlinear and with good robustness, the feature information reflecting whether Mura exists is extracted from the gray curves of the image for training. After training, the BP neural network can detect Mura defect automatically.

The experimental results show that, compared with the existing Mura detection methods, the improved method in this paper can distinguish line Mura defect on the mobile phone screen more accurately and quickly. The accuracy rate is up to 98.33%, and no parameter needs to be adjusted during the detection process, realizing automatic detection and positioning of line Mura.

Citation: Li Y N, Zeng Q H, Zhang Y Y, *et al.* Mura detection and positioning in picture based on BP neural network[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(11): 190725

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61533008, 61374115, 61603181), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (NJ20170005, NJ20170010), and the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions

* E-mail: zengqh@nuaa.edu.cn