

基于AttentionGAN和形态学重建的TFT阵列缺陷检测

陈炜炜, 严群, 姚剑敏

引用本文:

陈炜炜, 严群, 姚剑敏. 基于AttentionGAN和形态学重建的TFT阵列缺陷检测[J]. 液晶与显示, 2020, 35(12): 1270–1277.

CHEN Wei-wei, YAN Qun, YAO Jian-min. TFT array defect detection based on AttentionGAN and morphological reconstruction[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(12): 1270–1277.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203512.1270>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于自相关性和模版匹配的TFT缺陷电路重构算法

TFT defect circuit reconstruction algorithm based on autocorrelation and template matching

液晶与显示. 2020, 35(6): 564–571 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203506.0564>

基于相位测量偏折术的反射表面缺陷检测

Detection of reflective surface defects based on phase measuring deflectometry

液晶与显示. 2020, 35(12): 1315–1322 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203512.1315>

一种液晶模组自动光学检测系统的设计

Defect inspection system design based on the automated optical inspection technique for LCD module

液晶与显示. 2020, 35(4): 402–408 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203504.0402>

TFT-LCD一种黑Mura机理分析及工艺验证改善

Process validation solution of TFT-LCD black Mura

液晶与显示. 2020, 35(9): 927–932 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203509.0927>

TFT-LCD摩擦工艺ESD研究与改善

Research and improvement on ESD of TFT-LCD rubbing process

液晶与显示. 2020, 35(1): 48–52 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203501.0048>

文章编号:1007-2780(2020)12-1270-08

基于 AttentionGAN 和形态学重建的 TFT 阵列缺陷检测

陈炜炜¹, 严 群^{1,2*}, 姚剑敏^{1,2}

(1. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108;

2. 晋江市博感电子科技有限公司, 福建 晋江 362200)

摘要:缺陷检测在 TFT 阵列工艺的良率提高中起着重要作用,传统的人工识别效率低,新兴的目标检测卷积神经网络在缺陷标注上需要耗费大量人力。为了实现 TFT 阵列缺陷自动检测的同时尽可能地减少人工成本,提出了一种基于生成对抗网络和形态学重建的 TFT 阵列缺陷检测方法,该方法中用于训练网络的数据集无需人工标注,解决了人工标注成本大的问题。该方法首先通过 AttentionGAN 网络得到 TFT 阵列的显著性图,接着选定显著性图中显著性最低的像素为种子点,得到缺陷标记图像与缺陷掩膜图像,进而进行二值形态学重建的区域生长,最后得到缺陷的检测。该方法对于 TFT 阵列缺陷的二分类能达到 F1 分数为 0.94 的结果,为 TFT 阵列的自动化缺陷检测提出了一种新思路。

关键词: TFT-LCD; 缺陷检测; 生成式对抗网络; 形态学重建

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/YJYXS20203512.1270

TFT array defect detection based on AttentionGAN and morphological reconstruction

CHEN Wei-wei¹, YAN Qun^{1,2*}, YAO Jian-min^{1,2}

(1. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Jinjiang RichSense Electronic Technology Co., Ltd., Jinjiang 362200, China)

Abstract: Defect detection plays an important role in yield improvement for TFT array process. Traditional manual recognition is inefficient, while the emerging convolutional neural network for target detection needs a lot of manpower in defect labeling. In order to realize the automatic detection of TFT array defects while reducing labor costs as much as possible, a TFT array defect detection method based on Generative Adversarial Networks and morphological reconstruction is proposed. In this

收稿日期:2020-07-10; 修订日期:2020-08-17.

基金项目:国家重点研发计划课题(No.2016YFB0401503); 广东省科技重大专项(No.2016B090906001); 福建省科技重大专项(No.2014HZ0003-1); 广东省光信息材料与技术重点实验室开放基金(No.2017B030301007)

Supported by National Key Research and Development Program of China (No.2016YFB0401503); Science and Technology Major Program of Guangdong Province (No.2016B090906001); Science and Technology Major Program of Fujian Province (No.2014HZ0003-1); Guangdong Provincial Key Laboratory of Optical Information Materials and Technology(No.2017B030301007).

* 通信联系人, E-mail: qunfyan@gmail.com

method, the dataset used to train the network does not need to be manually labeled, which solves the problem of high manual labeling costs. This method first obtains the attention mask of the TFT array through the AttentionGAN network, secondly, selects the least significant pixel in the attention mask as the seed point, obtains the defect mark image and the defect mask image, and then performs the region growth for binary morphological reconstruction, finally get the bounding box of defect. This method can achieve an F1 score of 0.94 for the two-class classification of TFT array defects, which proposes a new idea for automatic defect detection of TFT array.

Key words: TFT-LCD; defect detection; generative adversarial networks; morphological reconstruction

1 引言

随着科技的发展,智能终端融入了我们生活的方方面面。TFT-LCD 屏幕在智能终端与人的交互中扮演着重要的角色,它的显示质量直接影响着产品的用户体验。因此,TFT-LCD 的缺陷检测在面板制造过程中显得举足轻重。

当下,绝大多数面板厂商都是通过人工来完成缺陷检测。对于追求高产能、高利润的面板厂商,人工检测不仅可靠性差,耗费的时间、人力成本也大。随着机器学习的成熟^[1]及深度学习的快速发展,越来越多的神经网络应用于工业缺陷检测^[2-3]。

基于卷积神经网络的 TFT-LCD 缺陷检测研究工作正在迅速发展。Chen 等采用 4 种神经网络方法识别 TFT-LCD 光刻工艺中的面板缺陷^[4];曾毅等利用均值差分 and BP 神经网络相结合的方法进行 TFT-LCD 缺陷检测^[5];欧先锋等针对 TFT-LCD 表面缺陷对比度低、边缘模糊以及容易受图像噪声的干扰而导致难以识别的问题,建立全卷积神经网络实现端到端的快速检测^[6];何俊杰基于传统的图像处理方法如阈值分割和 Faster R-CNN 对 TFT-LCD 的电子线路缺陷进行检测^[7];Ling Ma 等对高分辨率图片进行子图片的分割后利用 GoogLeNet 进行缺陷的分类^[8]。

目前将生成对抗网络直接用于 TFT-LCD 缺陷检测的相关工作较少,相关研究工作都是基于公开数据集围绕异常检测展开。Samet Akcay^[9]等提出了一种半监督异常检测,可以实现在无异常样本的训练下对异常样本进行检测,并在 CIFAR10^[10]、MNIST^[11]等公开数据集上取得不错

的检测效果;Zhixuan Zhao 等基于生成式对抗网络和自编码器提出了一种仅基于正样本训练的新型缺陷检测框架,于 DAGM2007 进行测试^[12];Hu 等基于 DCGAN 提出了一种无监督的布匹检测方法^[13]。

本文为 TFT 阵列缺陷检测提供了一种新思路,利用生成式对抗网络将图像显著性与缺陷检测相结合,所用的训练数据集无需人工标注,解决了人工标注时间及人力成本大的问题。该方法基于生成式对抗网络最新的研究成果 AttentionGAN^[14-15]得到显著性图像^[16]生成器,基于显著性图像依次得到显著性最低的种子点、缺陷标记图像、缺陷掩膜图像,进而利用二值形态学重建^[17]的区域生长方法^[18]进行缺陷的分割及定位。

2 系统概述

液晶面板的制程分为阵列、彩膜、成盒、模组、整机五大制程^[19],本文所用数据集从阵列厂产线的 AOI 设备采集而来。图 1 展示了本文 TFT 缺陷检测方法的整体流程图。该方法的第

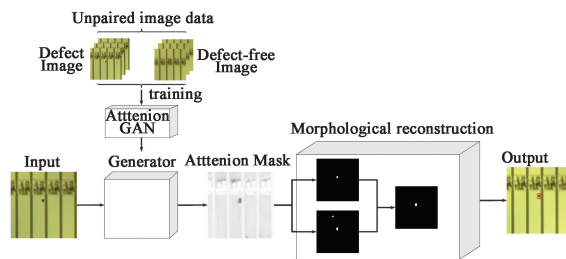


图 1 TFT 阵列缺陷检测系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of TFT array defect detection system

一步是裁剪图像的文本区域并训练 AttentionGAN;第二步是利用训练好的显著性生成器生成待检测图片的显著性图。由于显著性图像中前景背景区分度不高会导致基于固定阈值的分割效果不佳,为了优化这个问题,第三步是在显著性图上寻找显著性最低也即灰度值最小的像素点作为种子像素,基于种子像素的灰度值找到二个不同的阈值得到缺陷标记图像与缺陷掩膜图像,再进行二值形态学重建的区域生长,最后得到缺陷的外接矩形框。

3 基于注意力机制的生成式对抗网络

3.1 生成式对抗网络

生成式对抗网络^[20] (Generative adversarial Networks, GAN) 是一种核心思想来源于博弈论的训练网络。如图 2 所示,生成对抗网络由以下两个部分构成:生成器和判别器。输入随机噪声,生成器试图生成能够欺骗过判别器的伪样本,相

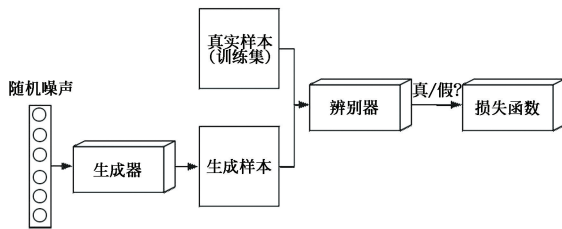


图 2 生成式对抗网络

Fig.2 Generative adversarial networks

反地,判别器尽可能地去判别所给样本的真实性。两者在这样的对抗中不断优化生成网络和判别网络。生成对抗网络的总损失函数定义如式(1):

$$\min_G \max_D V(G, D) = \min_G \max_D E_{x \sim p_{\text{data}}} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

其中: E 表示概率分布; $x \sim p_{\text{data}}$ 代表从真实样本中的数据分布中随机抽取 x ; $z \sim p_z$ 代表从高斯噪声的随机分布中抽取 z , 其中, z 为高斯噪声; G 、 D 分别为生成器和判别器; p_{data} 为真实样本的概率分布; p_z 为高斯噪声的概率分布。

3.2 基于注意力机制的生成式对抗网络

GAN 广泛应用于高分辨率图像生成、视频生成、图像翻译等领域。在图像翻译工作 pix2pix^[21] 中,输入输出成对的数据集难以收集,

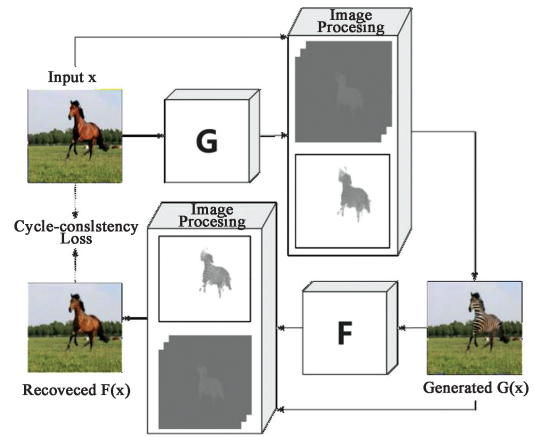


图 3 AttentionGAN 网络模型简化框架

Fig.3 Simplified framework of AttentionGAN network model

后来的工作如 CycleGAN^[22]、DualGAN^[23]、DiscoGAN^[24] 解决了 pix2pix 的痛点,不需要配对的训练集,而只需源域的数据集合与目标域的数据集合,就能学到两者相互的映射关系。然而这些模型很容易受到冗余图像信息的影响,并且在图像翻译过程中不能很好地关注图像最具辨别力的语义部分。ContrastGAN^[25]、InstaGAN^[26]、SAGAN^[27] 等一系列工作虽然能使网络获得显著性图,但都引入了额外的网络或者掩膜数据。如图 3 的简化框架所示,AttentionGAN 可以通过学习区分前景和背景,也即可以直接通过生成器生成显著性图像并进行更好的图像翻译工作。综上所述,AttentionGAN 的训练集易于收集,无需人工标注,并且能很好地关注图像中最具辨别力的语义信息——极大地简化 TFT-LCD 阵列缺陷的检测工作量,生成更优的显著性图像,取得更优的检测效果。

AttentionGAN 使用的总损失函数如式(2):

$$L = L_{\text{GAN}} + \lambda_{\text{cycle}} \times L_{\text{cycle}} + \lambda_{\text{id}} \times L_{\text{id}} \quad (2)$$

其中: L_{GAN} 、 L_{cycle} 与 CycleGAN^[27] 一致, L_{id} 采用一致性保持损失^[28]。

结合 AttentionGAN 论文^[15]与图 3 可以得知, AttentionGAN 生成两张不同的显著性图片,分别是前景显著性掩膜(Foreground Attention Mask)与背景显著性掩膜(Background Attention Mask),他们的灰度值和为 1。由于背景显著性掩膜的可视效果更好,所以实际运用中 AttentionGAN 生成的显著性图只有背景显著性掩膜。背景显著性掩膜

中,TFT 阵列背景的显著性比缺陷高,也即 TFT 阵列背景的灰度值比缺陷的灰度值大。

3.3 训练策略

在训练 AttentionGAN 之前,需要对图像进行文字区域裁剪的预处理。如图 4 所示,图(a)为裁剪文字之前,图(b)为裁剪文字之后。本文采用了王永城等人^[29]提出的梯度计算的方法,将 RGB 图像转为灰度图后计算垂直和水平方向的梯度值,接着根据梯度值的跳变确定图像中文字的区域并裁剪。之所以不使用固定坐标对文字区域进行裁剪是为了提高检测方法的通用性,不同种类的 TFT 产品文本区域大小不固定,采取通用的裁剪方法能使本文提出的检测方法适配不同种类的 TFT 产品。

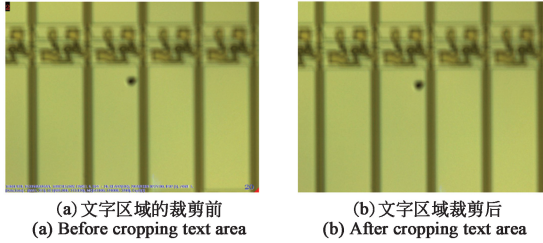


图 4 图像预处理

Fig.4 Image preprocessing

训练集分为缺陷域与非缺陷域两部分,缺陷域图片共 1 496 张,非缺陷域图片共有 1 438 张。采用先缩放图片到 286×286 ,再从中随机裁减出 256×256 送入神经网络的图像处理策略;设定图片数量为 8;初始学习率为 0.000 2, $\beta_1=0.5, \beta_2=0.999$ 的 Adam 优化器。采用 LS-GAN^[30]使训练变得更稳定。训练迭代 200 轮后,得到如图 5 所示的显著性图像,其中,(a)、(b)为缺陷图像的显著性掩膜,(c)为无缺陷 TFT 的显著性掩膜。

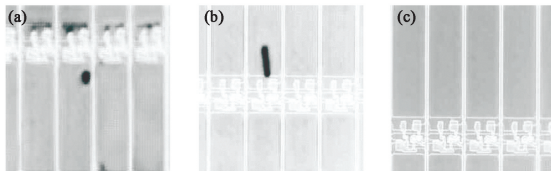


图 5 显著性掩膜。(a),(b)缺陷显著性掩膜;(c)无缺陷显著性掩膜。

Fig.5 Attention mask. (a) and (b) Defect attention mask; (c) Defect-free attention mask.

4 基于显著性图的形态学重建

4.1 形态学重建

基本的数学形态学变换有膨胀、腐蚀、开运算、闭运算。膨胀运算利用结构元素对图像进行填充;腐蚀运算利用结构元素对图像进行收缩。直观地说,膨胀能够填补裂缝,腐蚀能够消除边界点。开运算是先腐蚀后膨胀,它可以用来消除小物体,扩大较小间隙;闭运算是先膨胀后腐蚀,它可以消除狭窄的间断,平滑边界。膨胀、腐蚀、开运算、闭运算的数学表达如式(3)~(6)所示:

$$F \oplus B(x, y) = \max\{F(x-s, y-t) + B(s, t)\}, \quad (3)$$

$$F \otimes B(x, y) = \min\{F(x-s, y-t) + B(s, t)\}, \quad (4)$$

$$F \circ B = (F \otimes B) \oplus B, \quad (5)$$

$$F \bullet B = (F \oplus B) \otimes B, \quad (6)$$

其中: $\oplus$ 、 $\otimes$ 、 $\circ$ 、 $\bullet$ 分别代表膨胀运算、腐蚀运算、开运算、闭运算。

形态学重建是图像变换集中的一部分,是一种提取图像连通域的过程。形态学重建可以简单理解为标记(Marker)图像的重复膨胀,标记图像不断膨胀至其轮廓与掩膜(Mask)图像相适配。形态学重建分为二值形态学重建与灰度形态学重建,本文所采用的方法为二值形态学重建。

对于掩膜图像 M ,标记图像 I ,其中 $I \subseteq M, R(I, M)$ 为根据 M 对 I 重建后的图像。算法伪代码表述如下:

- 1) 初始值 $\ell_1 = I$, 结构元素 $B = \text{ones}(3)$
- 2) repeat: $\ell_{k+1} = \min((\ell_k \oplus B), M)$
until: $\ell_{k+1} = \ell_k$
- 3) $R(I, M) = \ell_{k+1}$

其中, $\oplus$ 为膨胀运算。

4.2 基于显著性图的形态学重建

理想情况下,带有缺陷的 TFT 阵列的显著性图像都如图 5(b)所示,前景背景区分度高。实际情况下,受制于全自动光学检测(AOI)设备采集的一手数据的图像亮度与对比度变化,约有 1/3 的显著性图如图 5(a)、图 8(a)图像所示,缺陷的显著性与背景的显著性相互干扰或者总体而言前

景背景显著性区别度不高。同时缺陷本身颜色过淡或者缺陷位于电路部件上也是导致前景背景显著性区别度不高的主要原因。基于上述情况,提出了基于显著性图的形态学重建来优化前景背景显著性区分度不高的问题。

假设显著性图 x 中缺陷区域的显著性远低于其他无缺陷区域,以显著性最低的像素也即灰度值最小的像素作为种子点,得到种子像素灰度值 δ_1 和生长像素灰度值 δ_2 ,以 δ_1 为阈值对显著性图进行二值分割得到标记图像 I ;以 δ_2 结合形态学闭运算得到掩膜图像 M ,其中形态学闭运算使用形状为矩形的 5×5 内核矩阵。以 I 为初始标记点, M 为区域生长准则,执行二值形态学重建 $R(I, M)$ 的区域生长对缺陷进行分割,最后得到缺陷的检测外接矩形框。种子像素灰度值 δ_1 与生长像素灰度值 δ_2 的定义见式(7)、(8):

$$\delta_1 = \min(x) + 5, \quad (7)$$

$$\delta_2 = \max(\min(x) + 20, 170), \quad (8)$$

基于显著掩膜的形态学重建算法流程图如图 6 所示。

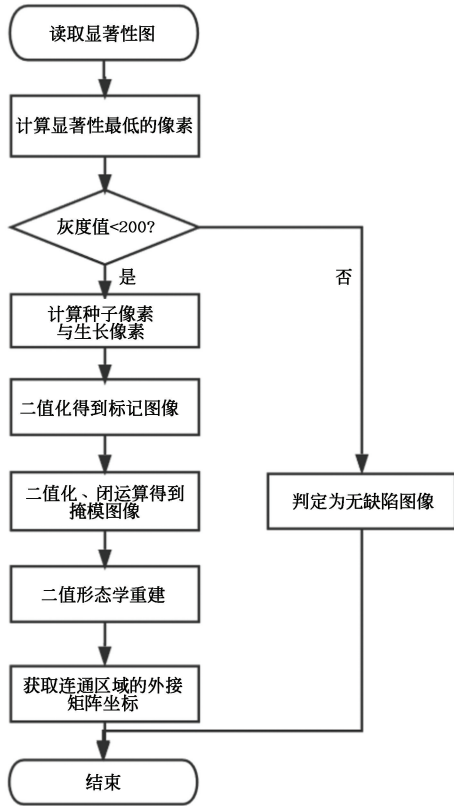


图 6 形态学重建算法流程图

Fig.6 Flow chart of morphological reconstruction algorithm

图 7 将形态学重建算法的过程可视化。(a)(b)(c)(d)(e)五幅图像分别为:显著性图、检测结果图像、以 δ_1 为阈值的缺陷标记图像 I 、以 δ_2 为阈值的缺陷掩膜图像 M 、形态学重建后的图像。由显著性图(a)可以得到标记图像(c)和掩膜图像(d),基于(c)(d)得到形态学重建后的图像(e),最终得到检测结果(b)。

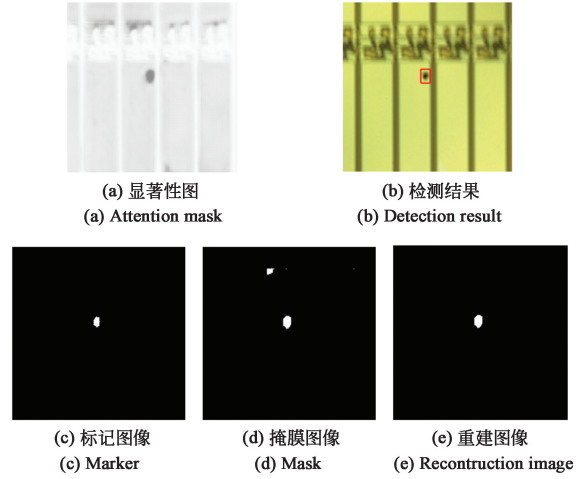


图 7 形态学重建算法流程可视化

Fig.7 Visualization of morphological reconstruction algorithm

5 实验分析

5.1 评估指标

本方法对于缺陷的检测可分为 4 组:缺陷图片被正确检出,缺陷图片被误检为无缺陷图片、无缺陷图片被正确检出,无缺陷图片被误检为缺陷图片,分别记为 TP、FP、TN、FN。

为了评价本方法的缺陷检出能力,使用交并比(Intersection over Union, IOU)阈值为 0.5 的 F1 分数作为模型检测及二分类性能评估标准。其中 F1 分数用来衡量二分类模型精确度,是模型精确率与召回率的调和平均。交并比(IOU)定义如式(9)所示:

$$IOU = \frac{\text{area}(\text{PR}) \cap \text{area}(\text{GT})}{\text{area}(\text{PR}) \cup \text{area}(\text{GT})}, \quad (9)$$

其中:PR、GT 分别为检测模型的预测框、标注框。F1 分数的定义如式(10)所示:

$$F1 = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}, \quad (10)$$

其中,精度(precision)与召回率(recall)定义如式

(11)、(12)所示:

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (11)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (12)$$

对于 TFT-LCD 阵列,面板厂商通常只关注面积占比最大的缺陷,因此用于评估的人工缺陷标注在每一张缺陷图片上只有一个,且面积占比最大。因此当本方法检测出多个缺陷时,取面积最大的检测框与标注框进行交并比、F1 的计算。

5.2 实验结果

本文在处理器为 Intel Xeon,显卡为 NVIDIA Tesla P100 的 RetHat 服务器上进行了实验。使用 Python 进行开发设计,其中,AttentionGAN 基于 Pytorch 神经网络框架。

用于测试的数据集共 766 张图片,其中缺陷图片 743 张,无缺陷图片 23 张。在 IOU 阈值为 0.5 时,TP、TN、FP、FN 分别为 667,17,58,24。由此可以算出准确率为 0.920,召回率为 0.965,F1 分数为 0.942。

实验表明,二值形态学重建的区域生长减小了背景与缺陷显著性相近的缺陷图像的误检率。如图 8(a)两幅图所示,当背景区域较深时,由 AttentionGAN 得到的显著性图像缺陷区域与非缺

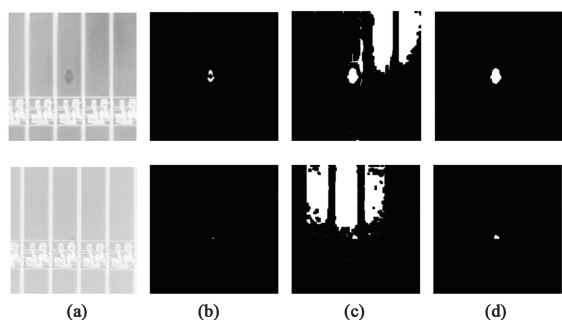


图 8 实验结果分析。(a)显著性图;(b)以种子像素为阈值的二值图;(c)以生长像素为阈值的分割图;(d)形态学重建的二值图。

Fig.8 Analysis of experimental results, (a) Attention mask; (b) Binary image with seed pixel as threshold; (c) Segmentation image with growth pixel as threshold; (d) Binary image of morphological reconstruction.

陷区域的显著性相近,倘若就显著性图像以固定的阈值进行缺陷的分割检测,那么得到的结果将如图 8 中(b)、(c)所示,易发生欠分割或过分割。

如表 1 所示,当只用种子像素 δ_1 作为阈值直接进行二值分割时,精准度 (Precision) 只有 0.893;当只用生长像素 δ_2 作为阈值直接进行二值分割,精准度 (Precision) 只有 0.868;当结合 δ_1 、 δ_2 ,也即基于标记图像与掩膜图像进行形态学重建时,精准度 (Precision) 只提高了 3%~6%,F1 分数提高了 2%~3%。

表 1 不同阈值对显著性图像后处理的效果评估

Tab.1 Effect evaluation of different thresholds on attention mask post-processing

方法	精准度	召回率	F1
δ_1 固定阈值	0.893	0.964	0.927
δ_2 固定阈值	0.868	0.963	0.913
形态学重建	0.920	0.965	0.942

6 结 论

本文提出了一种基于生成对抗网络和形态学重建的 TFT 阵列缺陷检测方法。其中生成式对抗网络采用了引入注意力机制的 AttentionGAN,对网络进行训练后,得到显著性图生成器,选取显著性图中显著性最低的点作为种子像素,得到缺陷标记图像、缺陷掩膜图像后执行二值形态学重建的区域生长。值得注意的是,与通常的目标检测卷积神经网络不同,本文提出的方法所用的训练集无须人工标注,解决了人工标注时间、人力成本大的问题。在交并比阈值为 0.5 时,能达到 F1 分数值为 0.94 的二分类结果。

在本方法的基础上,可以继续从以下方面展开优化工作:第一是收集更多的缺陷于电路部件区域的数据集,优化当缺陷位于 TFT 电路部件区域时显著性不明显的问题;第二是尝试从已有的数据集中获取能提高二值分割的先验信息如平均灰度值等。

参 考 文 献:

- [1] 陈凌海,姚剑敏,郭太良. 基于改进 Chan-Vese 模型的液晶显示屏 Mura 缺陷分割[J]. 液晶与显示, 2016, 31(6): 613-620.
CHEN L H, YAO J M, GUO T L. LCD Mura defect image segmentation based on improved Chan-Vese model [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(6): 613-620. (in Chinese)
- [2] 陶显,侯伟,徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述[J/OL]. 自动化学报, 1-19[2020-06-19]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/11.2109.TP.20200402.1101.002.html>.
TAO X, HOU W, XU D. A survey of surface defect detection methods based on deep learning [J/OL]. *Acta Automatica Sinica*, 1-19[2020-06-19]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/11.2109.TP.20200402.1101.002.html>. (in Chinese)
- [3] 李少波,杨静,王铮,等. 缺陷检测技术的发展与应用研究综述[J/OL]. 自动化学报, 1-18[2020-06-19].
LI S B, YANG J, WANG Z, et al. Review of development and application of defect detection technology [J/OL]. *Acta Automatica Sinica*, 1-18[2020-06-19]. (in Chinese)
- [4] CHEN L F, SU C T, CHEN M H, et al. A neural-network approach for defect recognition in TFT-LCD photolithography process [J]. *IEEE Transactions on Electronics Packaging Manufacturing*, 2009, 32(1): 1-8.
- [5] 曾毅,郭龙源,罗百通. 基于 BP 神经网络和均值差分的 TFT-LCD MURA 缺陷检测方法[J]. 湖南理工学院学报(自然科学版), 2017, 30(1): 32-38.
ZENG Y, GUO L Y, LUO B T. TFT-LCD MURA defect detection method based on BP neural network and the mean difference [J]. *Journal of Hunan Institute of Science and Technology (Natural Sciences)*, 2017, 30(1): 32-38. (in Chinese)
- [6] 欧先锋,晏鹏程,向灿群,等. 基于 FCN 的 TFT-LCD 表面缺陷快速检测算法[J]. 成都工业学院学报, 2017, 20(3): 6-10.
OU X F, YAN P C, XIANG C Q, et al. Fast detection algorithm for TFT-LCD surface defects based on the full convolution neural networks [J]. *Journal of Chengdu Technological University*, 2017, 20(3): 6-10. (in Chinese)
- [7] 何俊杰. 基于深度学习的 TFT-LCD 线路缺陷检测研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
HE J J. Research on circuit defect detection of TFT-LCD based on deep learning [D]. Xiamen: Xiamen University, 2018. (in Chinese)
- [8] MA L, LU Y, NAN X F, et al. Defect detection of mobile phone surface based on convolution neural network [J]. *DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*, 2018.
- [9] AKCAY S, ATAPOUR-ABARGHOUEI A, BRECKON T P, et al. GANomaly: semi-supervised anomaly detection via adversarial training [C]//*Proceedings of the 14th Asian Conference on Computer Vision*. Perth: Springer, 2018.
- [10] The CIFAR-10 dataset [EB/OL]. <https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html>.
- [11] LECUN Y, CORTES C, BURGESS J C. The MNIST database of handwritten digits [EB/OL]. <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>.
- [12] ZHAO Z X, LI B, DONG R, et al. A surface defect detection method based on positive samples [C]//*Proceedings of the 15th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*. Nanjing: Springer, 2018: 473-481.
- [13] HU G H, HUANG J F, WANG Q H, et al. Unsupervised fabric defect detection based on a deep convolutional generative adversarial network [J]. *Textile Research Journal*, 2020, 90(3-4): 247-270.
- [14] TANG H, XU D, SEBE N, et al. Attention-guided generative adversarial networks for unsupervised image-to-image translation [C]//*2019 International Joint Conference on Neural Networks*. Budapest: IEEE, 2019: 1-8.
- [15] TANG H, LIU H, XU D, et al. AttentionGAN: unpaired image-to-image translation using attention-guided generative adversarial networks [J]. *arXiv preprint arXiv*: 1911.11897, 2019.
- [16] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E, et al. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.

- [17] VINCENT L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis; applications and efficient algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, 2(2): 176-201.
- [18] 徐蔚波,刘颖,章浩伟. 基于区域生长的图像分割研究进展[J]. *北京生物医学工程*, 2017, 36(3): 317-322.
XU W B, LIU Y, ZHANG H W. Research progress in image segmentation based on region growing [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2017, 36(3): 317-322. (in Chinese)
- [19] 高浩然. TFT-LCD 制造中的阵列缺陷分析和修复[D]. 西安:西安电子科技大学, 2010.
GAO H R. Array defects analysis and repair in TFT-LCD manufacturing [D]. Xi'an: Xidian University, 2010. (in Chinese)
- [20] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, *et al.* Generative adversarial nets [C]//*Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Cambridge: ACM, 2014: 2672-2680.
- [21] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, *et al.* Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]//*2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE, 2017: 5967-5976.
- [22] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, *et al.* Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]//*2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice: IEEE, 2017: 2242-2251.
- [23] YI Z L, ZHANG H, TAN P, *et al.* DualGAN: unsupervised dual learning for image-to-image translation [C]//*2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice: IEEE, 2017: 2868-2876.
- [24] KIM T, CHA M, KIM H, *et al.* Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks [C]//*Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. Sydney: ACM, 2017.
- [25] LIANG X D, ZHANG H, XING E P, *et al.* Generative semantic manipulation with contrasting GAN [J]. *arXiv preprint arXiv*: 1708.00315, 2017.
- [26] MO S, CHO M, SHIN J, *et al.* InstaGAN: instance-aware image-to-image translation [J]. *arXiv preprint arXiv*: 1812.10889, 2018.
- [27] ZHANG H, GOODFELLOW I, METAXAS D, *et al.* Self-attention generative adversarial networks [J]. *arXiv preprint arXiv*: 1805.08318, 2018.
- [28] ZHU J Y, ZHANG R, PATHAK D, *et al.* Toward multimodal image-to-image translation [C]//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Red Hook: ACM, 2017: 465-476.
- [29] 王永城,林珊玲,林志贤,等. 基于自相关性和模版匹配的 TFT 缺陷电路重构算法[J]. *液晶与显示*, 2020, 35(6): 564-571.
WANG Y C, LIN S L, LIN Z X, *et al.* TFT defect circuit reconstruction algorithm based on autocorrelation and template matching [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(6): 564-571. (in Chinese)
- [30] MAO X D, LI Q, XIE H R, *et al.* Least squares generative adversarial networks [C]//*2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice: IEEE, 2017.

作者简介:



陈炜炜(1995—),男,福建泉州人,硕士研究生,2017 年于集美大学获得学士学位,主要从事工业缺陷检测方面的研究。E-mail: ischan@foxmail.com



严 群(1965—),男,上海人,博士,教授,1995 年于美国范德堡大学获得物理学博士学位,主要从事 Micro-LED 显示技术、场景视频和交互行为的采集工作。mail: qunfyan@gmail.com