

基于直方图梯度加权的电润湿显示器缺陷检测

熊铃铃^{1,2}, 廖钦楷^{1,2}, 林珊玲^{2,3}, 林志贤^{1,2*}, 郭太良^{1,2}

¹福州大学物理与信息工程学院, 福建 福州 350116;

²中国福建光电信息科学与技术创新实验室, 福建 福州 350116;

³福州大学先进制造学院, 福建 泉州 362200

摘要 当图像直方图为单峰时,传统大津法检测电润湿显示器缺陷时容易得到错误的结果,一些改进方法在缺陷处颜色深浅不一,且在背景与缺陷对比度较小的情况下分割结果不稳定。针对上述问题,提出了一种改进的最大类间方差法。为了提高直方图峰值与非峰值范围的差异,更好地提取峰值信息,在目标方差前添加了一个随灰度直方图梯度累积量增大而减小的权值,以保证本方法得到的阈值在单峰情况下始终处于单峰左侧。实验结果表明,相比大津法,本方法在多种应用场景下的平均误分类值降低了 0.4781,平均缺陷分割率提高了 0.6795;且本方法能成功分割出电润湿显示器缺陷和多种类型的缺陷,在缺陷与背景对比度较低时的分割效果更好。

关键词 图像处理; 电润湿显示器; 大津法; 对比度; 梯度累积量; 缺陷检测

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210003

Defect Detection of Electrowetting Display Based on Histogram Gradient Weighting

Xiong Lingling^{1,2}, Liao Qinkai^{1,2}, Lin Shanling^{2,3}, Lin Zhixian^{1,2*}, Guo Tailiang^{1,2}

¹College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350116, China;

²Fujian Science & Technology Innovation Laboratory for Optoelectronic Information of China, Fuzhou, Fujian 350116, China;

³School of Advanced Manufacturing, Fuzhou University, Quanzhou, Fujian 362200, China

Abstract When the image histogram is a single peak, the traditional Otsu method can easily obtain wrong results in detecting defect in the electrowetting display. In some improved methods, the segmentation results are unstable when the defect color depth is different, and the contrast between the background and defect is low. In this study, an improved maximum between-class variance method is proposed to solve these problems. To improve the difference between the peak and non-peak ranges of the histogram and to better extract the peak information, the proposed method adds a weight value that decreases with an increase in the cumulant of gray histogram gradient before the target variance. It ensures that the threshold obtained by the method is always on the left side of the single peak for a single peak. Experimental results showed that the average misclassification error of the proposed method in multiple application scenarios is reduced by 0.4781 compared with the traditional Otsu method. Besides, the average defect segmentation rate of the proposed method is increased by 0.6795. The method can successfully segment electrowetting display defect and various types of defect. The segmentation effect is better when the contrast between the defect and background is low.

Key words image processing; electrowetting display; Otsu method; contrast; gradient cumulant; defect detection

OCIS codes 100.3008; 100.4999; 150.1835

收稿日期: 2020-08-31; 修回日期: 2020-10-07; 录用日期: 2020-10-14

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFB0401503)、广东省科技重大专项(2016B090906001)、广东省光信息材料与技术重点实验室开放基金(2017B030301007)、福建省自然科学基金(2020J01468)

* E-mail: 1zx2005000@163.com

1 引言

电润湿显示器^[1]是一种新型显示器,但在制造过程中会产生缺陷,影响电润湿显示器的外观质量、使用性能和产品价值。因此,需对电润湿显示器进行缺陷检测。缺陷检测包括有损检测和无损检测,常见的无损检测有超声波^[2]、短波红外^[3]、红外热成像^[4]、机器视觉^[5]和人工目视检测方法。机器视觉检测方法是一种无接触、无损伤的自动检测技术,该方法安全性高、生产效率高且能进行长时间工作,因此在现代工业中得到了人们广泛的研究。机器视觉检测产品缺陷需要经过图像预处理、图像缺陷分割、图像特征提取、缺陷识别等步骤。其中,图像缺陷分割的效果直接影响到图像特征提取和缺陷的识别。对于不同的缺陷图像,其分割方法也不同^[6-8]。其中,自动阈值法具有实现和计算简单的特点,是一种常用的图像分割方法,在相关领域中得到了广泛的应用^[9-11]。

大津(Otsu)法是一种常用的全局阈值方法,但在直方图为单峰或接近单峰时,该方法容易失效。为了提高图像的分割质量,Ng^[12]提出了一种谷强调(VE)法,利用目标函数中的谷点信息最大化类间方差。Fan等^[13]提出了一种邻域谷强调(NVE)法,利用谷点的邻域信息进一步提高了图像的分割质量。Xu等^[14]发现 Otsu 法的阈值等于由该阈值划分的前景与背景两类水平的平均值,为改进 Otsu 法提供了新思路。Yuan等^[15]基于文献[14]的思路提出了一种加权对象方差(WOV)法,该方法将缺陷发生的累积概率作为权重,加权到类间方差的对象方差上,使阈值在单峰时位于峰的左下边缘。Truong等^[16]提出了一种熵加权(EW)法,该方法能检测非常小的缺陷。上述方法均是基于最大类间方差法的改进方法,在缺陷较小的图像中分割效果较好,但都没有考虑缺陷的灰度,在缺陷与背景灰度对比度较小时,会得到错误的结果。

针对上述全局阈值方法在产品图像缺陷分割时存在的问题,本文提出了一种改进的 Otsu 阈值分割方法,即梯度加权(GW)法。在目标方差前加入基于灰度直方图梯度的权重,该权重对峰值区域非常敏感,根据峰值前后权重的变化规律不同,可以准确获取峰值信息。对于缺陷较小的图像,直方图呈单峰,峰值表示背景像素,缺陷像素通常在直方图峰值左侧的低灰度区域,而本方法能使类间方差在峰值左侧达到最大值,此时获得的阈值接近期望阈值。

通过图像的误分类值和缺陷分割率验证本方法的有效性,结果表明,相比其他方法,在图像直方图为单峰且目标与背景对比度较低时本方法的分割效果更好。

2 Otsu 法及其改进方法

首先介绍了 Otsu 法的基本内容和存在的缺陷,然后分析了各种改进的 Otsu 法,如 VE、WOV 法及其在图像分割中常见的问题。

2.1 Otsu 法

自动阈值技术将图像中的像素分成前景 L_1 和背景 L_2 两类,假设一幅图像由 N 个像素、 L 个灰度值组成。用 $n(i)$ 表示灰度值为 i 的像素个数,则灰度值为 i 的像素点出现的概率为 $p_i = n(i)/N$,前景 L_1 和背景 L_2 像素发生的累积概率分别为 $p_1(t) = \sum_{i=0}^t p(i)$, $p_2(t) = \sum_{i=t+1}^L p(i)$, 灰度均值分别为 $\mu_1(t) = \sum_{i=0}^t i \frac{p(i)}{p_1(t)}$, $\mu_2(t) = \sum_{i=t+1}^L i \frac{p(i)}{p_2(t)}$ 。当阈值为 t 时,图像的类间方差可表示为

$$\sigma_B^2(t) = p_1(t) [\mu_1(t) - \mu(t)]^2 + p_2(t) [\mu_2(t) - \mu(t)]^2 = p_1(t) p_2(t) [\mu_2(t) - \mu_1(t)]^2。 \quad (1)$$

文献[17]给出了类间方差的快速计算公式,可表示为

$$\sigma_B^2(t) = p_1(t) [\mu_1(t)]^2 + p_2(t) [\mu_2(t)]^2。 \quad (2)$$

Otsu 法的最佳阈值可表示为

$$T_h = \arg \max_{0 < t < L} [\sigma_B^2(t)]。 \quad (3)$$

T_h 等于由该阈值划分的前景与背景两类水平的平均值^[14],可表示为

$$T_h = \frac{1}{2} [\mu_1(T_h) + \mu_2(T_h)]， \quad (4)$$

式中, $\mu_1(T_h)$ 和 $\mu_2(T_h)$ 分别为阈值 T_h 分割的前景和背景的灰度均值。可以发现, Otsu 法的阈值将背景和背景分割成相似的大小,当目标方差和背景方差相差很大时,得到的阈值会偏离期望阈值,靠近类间方差较大的类;当目标与背景方差相近时, Otsu 法能够得到令人满意的结果。图 1(a)为原始图像,其中,圆圈中的黑点为缺陷区域;图 1(b)为 Otsu 法的分割结果,其中,灰度值低于阈值的像素被处理成黑色,定义为目标或缺陷;灰度值高于阈值的像素被处理成白色,定义为背景。可以明显看出, Otsu 法没有将圆圈中的缺陷与背景分割开。图 1(c)为图像的灰度直方图和阈值,其中, Otsu 法得到

的阈值约为 175, 在单峰的内部。而期望阈值约为 104, 在单峰的左侧, 两者相差较大。即当缺陷与背

景的类间方差差距很大时, Otsu 法的结果偏向类间方差更大的背景, 导致分割效果不理想。



图 1 图像分割结果。(a)原始图像;(b) Otsu 法的处理结果;(c)灰度直方图和阈值

Fig.1 Segmentation result of the image (a) Original image; (b) processing result of the Otsu method; (c) gray histogram and threshold

2.2 改进的 Otsu 法

为了改进 Otsu 法在单峰情况下分割效果差的缺点, 人们提出了多种改进方法。VE 法^[12]的关键是对(3)式进行变形, 将谷值系数 $1-p(t)$ 添加到类间方差中, 确保阈值始终位于灰度直方图分布的山谷或底边, 使阈值趋向谷值。其中, $p(t)$ 为灰度值为 t 的像素点出现的概率。但 VE 法对于缺陷较小的图像会产生错误的结果。而 NVE 法^[13]不仅考虑了阈值, 还考虑了阈值点周围的邻域信息, 进一步提高了阈值趋向波谷的概率。这两种方法在双峰情况下的分割效果较好, 但在单峰情况下的分割效果不稳定。

WOV 法^[15]在目标方差上加权, 利用灰度直方图的灰度累积量提取峰值信息。研究表明, (2)式中第一项(目标方差)对类间方差的贡献较小, 阈值主要由第二项(背景方差)决定。为了使阈值接近期望阈值, 将缺陷发生的累积概率加权到第一项中, 减小第一项对类间方差的影响, 其值在 0 到 1 之间, 而第二项保持不变。该方法在单峰情况下能保证阈值在峰值左侧, 但当处理的缺陷图像较大或缺陷与背景对比度较低时, 图像的分割效果不理想。

EW 法^[16]的主要思想是在类间方差前加入权重, 该权重基于熵理论, 在最大化类间方差的同时最大化图像熵信息, 并用最大化图像熵信息得到的阈值使缺陷区域像素显示的数量最大化。该方法能检测出与产品表面积相比极小的缺陷区域, 且检测到的缺陷区域数量大于 VE、NVE 法。

3 梯度加权法

为了获得更好的缺陷分割效果, 提出了一种改进的 Otsu 法, 在缺陷与背景的对比较低时能实

现较好的分割效果。该方法的基本思想是在目标方差前加上权重 k , 改进后的公式可表示为

$$\sigma_b^2(t) = kp_1(t) [\mu_1(t)]^2 + p_2(t) [\mu_2(t)]^2, \quad (5)$$

式中, k 的作用是使分割阈值更接近期望阈值, 进而改进图像的分割效果。期望阈值的位置与峰值位置紧密相关, 而缺陷的灰度值通常较低, 因此, 期望阈值在代表背景的峰左侧。由(3)式可知, Otsu 法的阈值能使类间方差达到最大值。加入权重 k 后, 新的类间方差可在峰值左侧达到最大值。当阈值在峰的左侧时, k 越大, 图像的分割效果越好; 当阈值在峰的内部或右侧时, k 越小, 图像的分割效果越好。由于 k 随阈值 t 的变化而变化, 且 k 在峰值前后的变化规律不同, 因此, 如何准确获得灰直方图的峰值信息具有重要意义。

VE 和 NVE 法均是基于谷值系数选取阈值, 而 WOVS 法的权值与灰度直方图幅值的累积量有关, 这几种方法都是通过灰度直方图获取峰值信息, 但灰度直方图峰值外的幅值也会影响峰值信息的提取。通常灰度直方图非峰值区域的幅值与峰值区域的幅值相差较大, 但峰值外比峰值内的范围大, 因此不能忽略非峰值区域幅值的累积量。如图 2(a)所示, 当灰度直方图在峰值左右两侧的非峰值区域幅值较大时, 会影响峰值信息(如位置)的提取, 进一步影响阈值的选取和图像的分割效果。还可以看出, 非峰值区域直方图梯度的幅值明显比直方图幅值低得多, 减小了非峰值区域的误差, 提高了峰值两边的差距, 使峰值更突出。图 2(b)为灰度直方图的累积量, 其中, 虚线为灰度直方图累积量迅速增加的区域, 表示检测到的峰值信息区域, 十字线表示峰值右侧的非峰值区域信息。可以发现, 检测到的峰值位置跨度大, 且包含十字线表示的非峰值区域, 从而影

响了峰值信息的提取,容易对结果产生误判。因此,本方法通过灰度直方图梯度的累积量获取峰值信息,通过减小非峰值区域的幅值降低非峰值区域对峰值信息提取的影响。在灰度直方图的梯度中,除峰值外其他梯度值都接近 0,即使存在一些非 0 区域,这些非 0 区域的累积量与峰值区域的差距也非常明显。图 2(c)为灰度直方图的梯度累积量,可以

发现,非峰值区域的灰度直方图梯度累积量比灰度直方图累积量小得多,且累积量增加的速度减慢,检测到的峰值信息跨度减小,这表明非峰值区域对峰值信息的提取影响较小,提取的峰值信息更准确。因此,用灰度直方图梯度获取峰值信息可降低非峰值区域对提取峰值信息的影响,提高峰值区域与其他区域的差异性,从而有效提取出峰值信息。

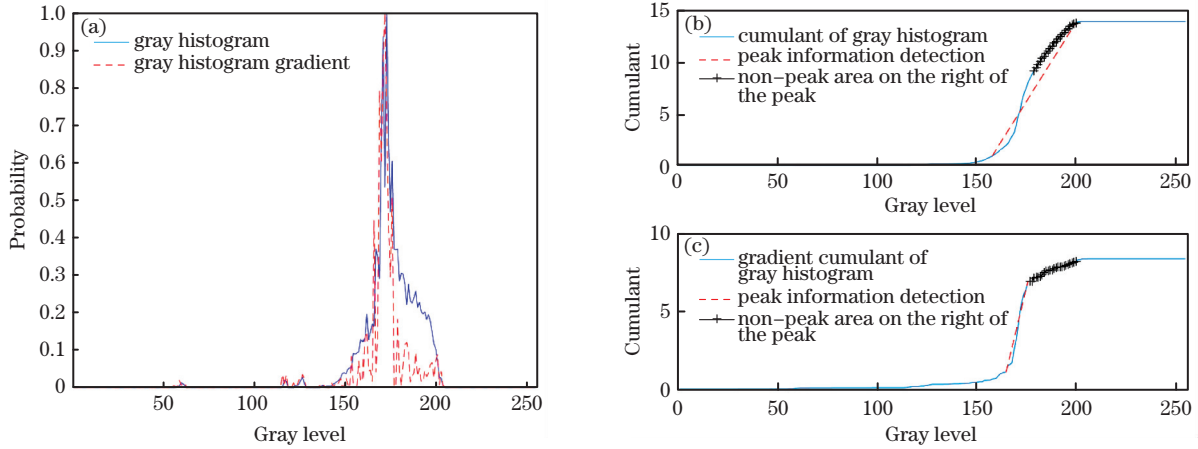


图 2 图像峰值信息的提取。(a)灰度直方图及其梯度;(b)灰度直方图累积量;(c)灰度直方图梯度累积量

Fig. 2 Acquisition of the peak information of image. (a) Gray histogram and its gradient; (b) cumulant of the gray histogram; (c) gradient cumulant of the gray histogram

由于灰度直方图梯度累积量能准确获取峰值信息,而权重 k 依赖于峰值信息的准确获取,这表明灰度直方图梯度累积量能很好地描述权重 k 的变化规律。因此,将权重 k 定义为

$$u(t) = |p(t+1) - p(t)|, \quad (6)$$

$$k(t) = 1 - \sum_{i=1}^t u(i), \quad (7)$$

式中, $u(t)$ 为灰度直方图的梯度。可以发现,权重 $k(t)$ 随直方图梯度累积量的增大而减小。阈值在峰前时,直方图梯度变化小, $u(t)$ 较小, $k(t)$ 较大; 阈值过峰后,直方图梯度变化大, $u(t)$ 较大, $k(t)$ 也较小。图 3 为一个单峰灰度曲线图,包含权重曲线、灰度直方图曲线、期望阈值和 Otsu 法处理得到的阈值。可以发现, $k(t)$ 的值在峰前始终较高,过峰后则迅速减小,符合期望的权值变化规律。

4 测量实验与结果

为了验证本方法在缺陷检测中的有效性,将本方法(GW法)与 VE、WOV、EW 方法以及 Otsu 法用同一组图像进行评估测试。该组图像为常见的缺陷图像,除了电润湿电子纸显示屏缺陷图像外,还包括木材、织物、焊接等缺陷图像。此外,大部分测试图像的目标与背景对比度较小,以更好地

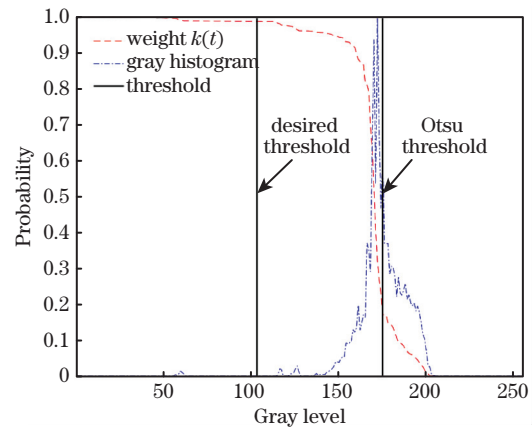


图 3 归一化后的 $k(t)$ 随灰度直方图的变化曲线

Fig. 3 Normalized $k(t)$ change curve with the gray-scale histogram

体现本方法的分割性能。同时,采用误分类值^[18]和缺陷分割率对 5 种方法得到的阈值性能进行评估。其中,误分类值可以反映错误分配给前景或背景像素的百分比,缺陷分割率则能反映缺陷区域的分割效果。

4.1 主观评价

分别用 Otsu、VE、WOV、EW 和 GW 法对电润湿缺陷图像进行分割,结果如图 4~图 6 所示。其中,图 4 为浅色油墨的电润湿屏幕图像,缺陷和背景

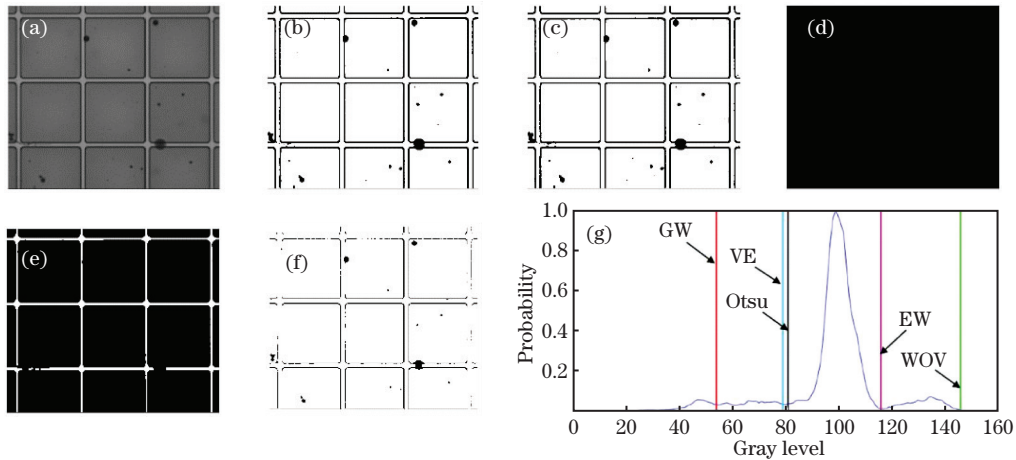


图 4 电润湿图像 1 的分割结果。(a)原始图像；(b) VE 法；(c) Otsu 法；(d) WOV 法；(e) EW 法；(f)GW 法；(g)灰度直方图和阈值

Fig. 4 Segmentation result of the electrowetting image 1. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) grayscale histogram and threshold

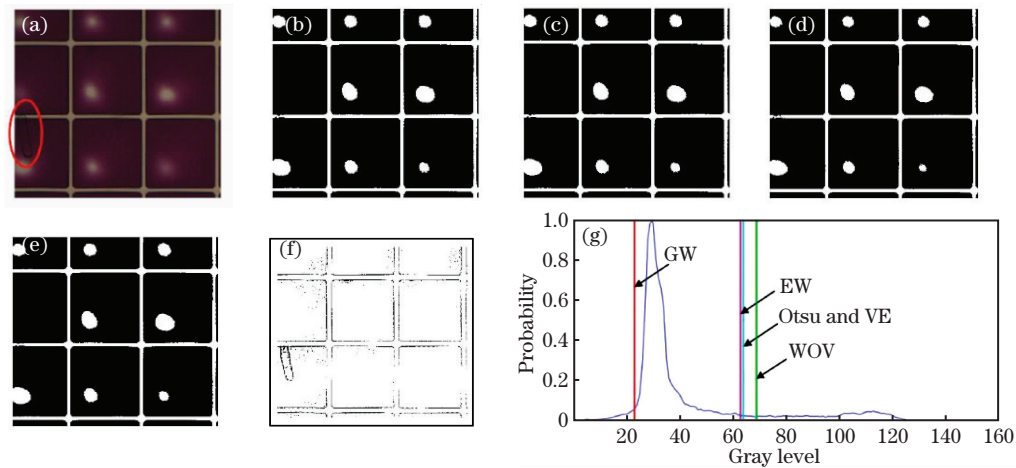


图 5 电润湿图像 2 的分割结果。(a)原始图像；(b) VE 法；(c) Otsu 法；(d) WOV 法；(e) EW 法；(f) GW 法；(g)灰度直方图和阈值

Fig. 5 Segmentation result of the electrowetting image 2. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) gray histogram and threshold

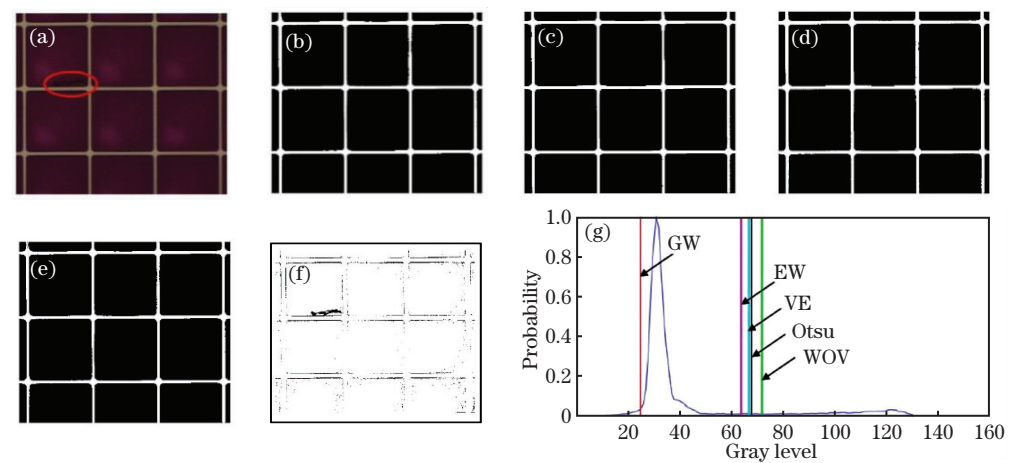


图 6 电润湿图像 3 的分割结果。(a)原始图像；(b) VE 法；(c) Otsu 法；(d) WOV 法；(e) EW 法；(f) GW 法；(g)灰度直方图和阈值

Fig. 6 Segmentation result of the electrowetting image 3. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) grayscale histogram and threshold

油墨的对比度高,容易分割。可以发现,Otsu、VE 和 GW 法都能成功分割图像的缺陷与背景,但 WOV 和 EW 法的分割效果不理想,将大部分背景分割到缺陷中。图 5 和图 6 为深色油墨的电润湿屏幕图像,缺陷和背景油墨的对比度低。可以发现,只有 GW 法成功将缺陷从背景中分割出来,而其他方法分割的阈值均在峰的右侧,容易将背景划分到缺陷类别中。

图 7 和图 8 为织物图像的缺陷分割结果,可以发现,两张织物图像中的缺陷较小且背景杂乱,分割难度较高。图 7 中,Otsu 和 EW 法的阈值分别在峰的中间和右侧,错误地将背景划分到缺陷类别中;WOV 法认为该图像没有缺陷,导致分割结果错误;VE 和 GW 法均能有效分割缺陷与背景。图 8 中,Otsu 和 EW 法同样错误地将背景划分到缺陷类别

中;而 VE 和 WOV 法认为图像中不存在缺陷,导致分割结果错误;GW 法将大部分缺陷从背景中分割出来,但也将一小部分缺陷错误地分割到背景中。相比其他方法,GW 法的分割效果更佳。图 9 为焊接缺陷图像分割结果,由于焊接缺陷图像的缺陷和背景对比度低,缺陷的分割难度较大。可以发现,VE、WOV 和 EW 法得到的阈值在峰的右侧,将整张图像都当成了缺陷,导致分割结果错误;Otsu 法得到的阈值在峰内,也错误地将大部分背景分割成缺陷;而 GW 法得到的分割结果较好,但也将一部分缺陷分割到了背景中。图 10 为木头缺陷图像的分割结果,可以发现,缺陷和背景的对比度较高,分割难度较小,除了 Otsu 法的分割效果不理想外,其他方法都得到了正确的分割结果。

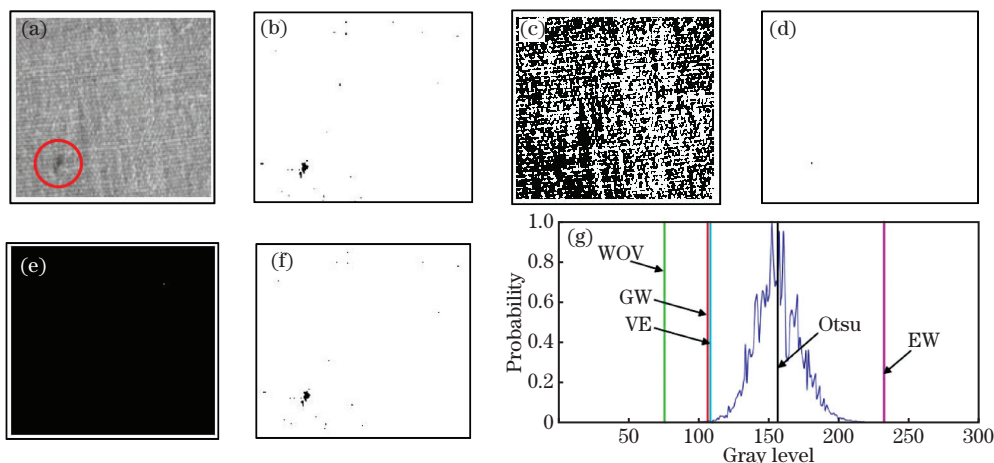


图 7 织物缺陷图像 1 的分割结果。(a)原始图像;(b) VE 法;(c) Otsu 法;(d) WOV 法;(e) EW 法;(f) GW 法;(g) 灰度直方图和阈值

Fig. 7 Segmentation result of the fabric defect image 1. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) grayscale histogram and threshold

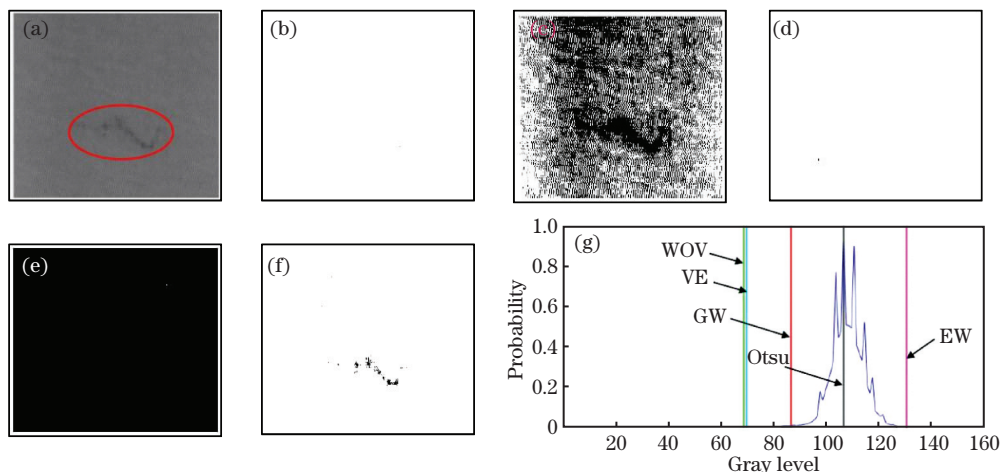


图 8 织物缺陷图像 2 的分割结果。(a)原始图像;(b) VE 法;(c) Otsu 法;(d) WOV 法;(e) EW 法;(f) GW 法;(g) 灰度直方图和阈值

Fig. 8 Segmentation result of the fabric defect image 2. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) grayscale histogram and threshold

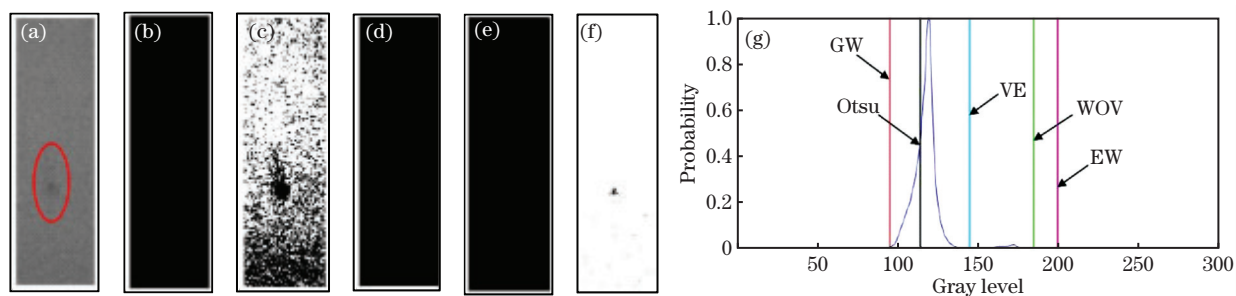


图 9 焊接缺陷图像的分割结果。(a)原始图像;(b) VE法;(c) Otsu法;(d) WOV法;(e) EW法;(f) GW法;(g)灰度直方图和阈值

Fig. 9 Segmentation result of the welding defect image. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) grayscale histogram and threshold

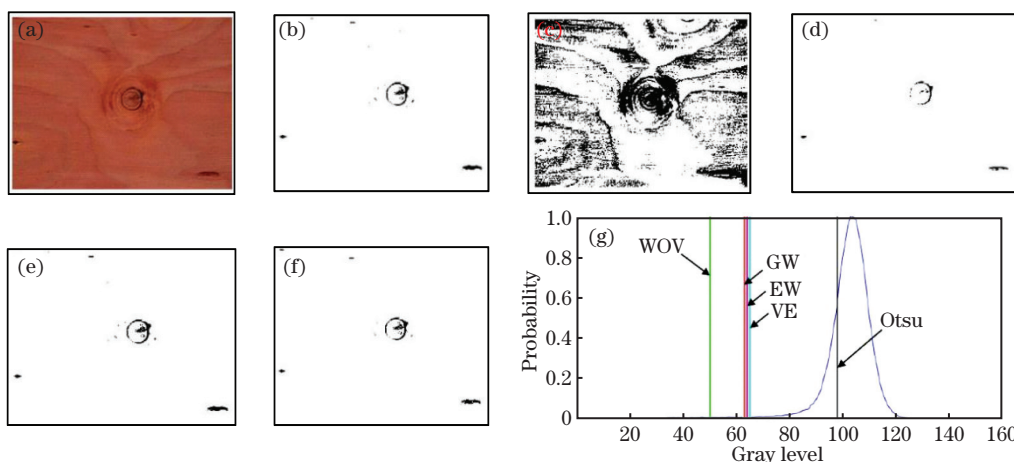


图 10 木头缺陷图像的分割结果。(a)原始图像;(b)VE法;(c)Otsu法;(d)WOV法;(e)EW法;(f)GW法;(g)灰度直方图和阈值

Fig. 10 Segmentation result of the wood defect image. (a) Original image; (b) VE method; (c) Otsu method; (d) WOV method; (e) EW method; (f) GW method; (g) grayscale histogram and threshold

4.2 客观评价指标

表 1 5种方法的误分类值

4.2.1 误分类值

Table 1 Misclassification values of 5 methods

误分类值 M_E 能反映错误分配给前景或背景像素的百分比,可表示为

Application	Otsu	VE	WOV	EW	GW
Image 4	0.0353	0.0304	0.9182	0.8451	0.0359
Image 5	0.8168	0.8168	0.8258	0.8148	0.0123
Image 6	0.8751	0.8741	0.8787	0.8711	0.0076
Image 7	0.5687	0.0008	0.0015	0.9984	0.0006
Image 8	0.5091	0.0048	0.0048	0.9952	0.0014
Image 9	0.3441	0.9873	0.9974	0.9974	0.0011
Image 10	0.2567	0.0008	0.0026	0.0006	0.0002
Average value	0.4865	0.3879	0.5184	0.7889	0.0084

$$M_E = 1 - \frac{|B_O \cap B_T| + |F_O \cap F_T|}{|B_O| + |F_O|}, \quad (8)$$

式中, B_O 为手动分割的图像背景, B_T 为不同方法分割的图像背景, F_O 为手动分割的图像前景, F_T 为不同方法分割的图像前景。对于分割完全正确的图像, $M_E = 0$ 。 M_E 的值越大, 表明分割效果越差, 当 $M_E = 1$ 时, 表明分割结果是完全错误的。 计算得到 5 种方法的 M_E 如表 1 所示, 可以发现, GW 法的 M_E 始终接近 0, 这表明本方法在多种应用场景下的分割效果较好。

4.2.2 缺陷分割率

M_E 在一些情况下不能体现图像分割的质量, 如图 7 和图 8 中 WOV 法没有分割出缺陷, 但 M_E 也很小。因此, 需要通过缺陷分割率进一步评估图

像的分割效果。缺陷分割率反映了分割的图像缺陷区域与实际缺陷区域的差异, 可表示为

$$D_{SR} = \min \left[\frac{\min(F_O, F_T)}{\max(F_O, F_T)}, \frac{\min(B_O, B_T)}{\max(B_O, B_T)} \right]. \quad (9)$$

可以发现, D_{SR} 的值在 0 到 1 之间, D_{SR} 越接近 1, F_O 与 F_T 的差异越小, 表明缺陷分割的越准确, 分割效果越好; 当 $D_{SR} = 0$ 时, 表示完全没有分割出

缺陷。

表 2 为 5 种阈值方法的 D_{SR} 值,可以发现,其他 4 种阈值分割方法在处理一些缺陷图像,尤其是缺陷与背景对比度较低的图像时, M_E 值都比较大,而本方法分割缺陷图像的 M_E 值更小,且 D_{SR} 趋近于 1,这表明本方法在缺陷与背景对比度低的缺陷图像中分割效果较好。

表 2 5 种方法的缺陷分割率

Application	Otsu	VE	WOV	EW	GW
Image 4	0.6907	0.7218	0.0033	0.0826	0.5436
Image 5	0.0583	0.0583	0.0577	0.0584	0.7562
Image 6	0.0207	0.0208	0.0207	0.0208	0.7093
Image 7	0.0027	0.6588	0.0357	0.0000	0.7089
Image 8	0.0093	0.0016	0.0016	0.0000	0.7066
Image 9	0.0076	0.0026	0.0000	0.0000	0.5903
Image 10	0.0225	0.8820	0.5669	0.9126	0.9653
Average value	0.1160	0.3351	0.0980	0.1535	0.7115

5 结 论

提出了一种改进的 Otsu 法,在目标方差前加入权重,且权重随着灰度直方图梯度累积量的增大而减小,以获取灰度直方图的峰值信息。该方法可计算产品表面缺陷图像的最佳阈值,保证阈值在单峰情况下始终落在峰的左侧。实验结果表明,相比传统 Otsu 法,本方法在多种应用场景下的平均误分类值降低了 0.4781,更趋近于 0;平均缺陷分割率提高了 0.6795,更接近于 1。此外,本方法能分割多种类型的缺陷,适用范围广,且在缺陷与背景对比度较低的图像中分割效果更好。

参 考 文 献

- [1] Lin S L, Lin Z X, Guo T L, et al. Electro-optical response mechanism and characteristics of electrowetting display system[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2019, 40(8): 1022-1029.
林珊玲,林志贤,郭太良,等.电润湿显示系统的电光响应机理及特性[J].发光学报,2019,40(8): 1022-1029.
- [2] Yu Q Y, Obeidat O, Han X Y. Ultrasound wave excitation in thermal NDE for defect detection[J]. NDT & E International, 2018, 100: 153-165.
- [3] Chen X H, Liu N, You B, et al. A novel method for surface defect inspection of optic cable with short-wave infrared illuminance[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 77: 456-463.
- [4] Bartlett J L, Heim F M, Murty Y V, et al. In situ defect detection in selective laser melting via full-field infrared thermography[J]. Additive Manufacturing, 2018, 24: 595-605.
- [5] Mota-Grajales R, Torres-Peña J C, Camas-Anzueto J L, et al. Defect detection in eggshell using a vision system to ensure the incubation in poultry production[J]. Measurement, 2019, 135: 39-46.
- [6] Lu R S, Wu A, Zhang T D, et al. Review on automated optical (visual) inspection and its applications in defect detection[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0815002.
卢荣胜,吴昂,张腾达,等.自动光学(视觉)检测技术及其在缺陷检测中的应用综述[J].光学学报,2018,38(8): 0815002.
- [7] Wang Z, Zhang Y W, Yu Y, et al. Depth test of pipeline defects by active thermal excitation and infrared thermography[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(9): 0912003.
王卓,张云伟,喻勇,等.主动热激励式红外热成像管道缺陷深度检测[J].光学学报,2018,38(9): 0912003.
- [8] Zhang J P, Qin X P, Yuan J X, et al. Defect location and size detection based on laser ultrasonic diffraction bulk wave[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(12): 1214002.
张进朋,秦训鹏,袁久鑫,等.基于激光超声衍射体波的缺陷定位定量检测[J].光学学报,2020,40(12): 1214002.
- [9] Malathi M, Sinthia P, Jalaldeen K. Active contour based segmentation and classification for pleura diseases based on Otsu's thresholding and support vector machine (SVM)[J]. Asian Pacific Journal of Cancer Prevention, 2019, 20(1): 167-173.
- [10] Bao Z C, Sha J M, Li X M, et al. Monitoring of beach litter by automatic interpretation of unmanned aerial vehicle images using the segmentation threshold method[J]. Marine Pollution Bulletin, 2018, 137: 388-398.
- [11] Qiao N S, Sun P. Study of improved Otsu algorithm and its ration evaluation analysis for PCB photoelectric image segmentation[J]. Optik, 2014, 125(17): 4784-4787.
- [12] Ng H F. Automatic thresholding for defect detection[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14): 1644-1649.
- [13] Fan J L, Lei B. A modified valley-emphasis method for automatic thresholding[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(6): 703-708.
- [14] Xu X Y, Xu S Z, Jin L H, et al. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(7): 956-961.

- [15] Yuan X C, Wu L S, Peng Q J. An improved Otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Applied Surface Science, 2015, 349: 472-484.
- [16] Truong M T N, Kim S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection [J]. Soft Computing, 2018, 22(13): 4197-4203.
- [17] Erdt M, Steger S, Sakas G, et al. Regmentation: a new view of image segmentation and registration[J]. Journal of Radiation Oncology Informatics, 2012, 4: 1-23.
- [18] Guo Y H, Şengür A. A novel image segmentation algorithm based on neutrosophic similarity clustering [J]. Applied Soft Computing, 2014, 25: 391-398.