

控制与决策

Control and Decision

基于边缘检测的生产线手机膜缺陷识别方法

林琳, 吕彦诚, 郭昊, 刘杰

引用本文:

林琳, 吕彦诚, 郭昊, 等. 基于边缘检测的生产线手机膜缺陷识别方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(4): 1017–1024.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1474>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于双边分解与 \$L_1\$ 暗通道的战场图像增强算法](#)

A battlefield image enhancement algorithm based on bilateral decomposition and L_1 dark channel prior
控制与决策. 2021, 36(5): 1165–1172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1213>

[复杂背景下全景视频运动小目标检测算法](#)

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background
控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

[改进集成深层自编码器在轴承故障诊断中的应用](#)

Application of improved ensemble deep auto-encoder in bearing fault diagnosis
控制与决策. 2021, 36(1): 135–142 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0270>

[基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测](#)

Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter
控制与决策. 2021, 36(1): 166–172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0555>

[一种新的基于标签传播的复杂网络重叠社区识别算法](#)

A novel algorithm for overlapping community detection based on label propagation in complex networks
控制与决策. 2020, 35(11): 2733–2742 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0176>

基于边缘检测的生产线手机膜缺陷识别方法

林琳[†], 吕彦诚, 郭昊, 刘杰

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 目前国内手机保护膜的产量和销量巨大,但手机膜生产线上的缺陷检验仍采用目检法,检测效率与准确率较低. 针对生产线上手机膜缺陷检测的4个关键问题(正常与缺陷类别不平衡、高信噪比去噪、边缘特征提取以及缺陷样本检测效率)进行研究. 采用RST和图像剪切方法实现缺陷样本扩充,解决缺陷样本少,缺陷位置和形式不足问题;提出自适应小波阈值及新的阈值函数,实现传统小波阈值去噪方法的改进,获得优异的去噪效果;在图像边缘检测技术中,引入改进小波阈值去噪方法及Otsu阈值设置方法,提高传统Canny算子的边缘检测性能,实现图像特征有效提取;利用具有旋转、平移及尺度不变性的Zernike矩对边缘检测结果进行特征表达,提高模式识别的效率及准确率. 采用支持向量机(SVM)对正常手机膜和缺陷手机膜的边缘Zernike矩特征进行识别,实验结果表明所提方法准确率高、检测速度快,满足生产线上手机膜的缺陷检测要求.

关键词: 缺陷识别; 改进小波阈值去噪; 改进Canny边缘检测算法; Zernike矩; 支持向量机

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1474

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 林琳, 吕彦诚, 郭昊, 等. 基于边缘检测的生产线手机膜缺陷识别方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(4): 1017-1024.

Mobile phone protective film defect recognition method based on edge detection

LIN Lin[†], LYU Yan-cheng, GUO Hao, LIU Jie

(School of Mechanical Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: The production and sales volume of mobile phone protective film in China is huge, but the defect inspection of mobile phone film production line still adopts the visual inspection method, so that the detection efficiency and accuracy are low. Four key problems in the detection of mobile phone protective film defects on the production line are studied: normal and defect category imbalance, high signal-to-noise ratio denoising, edge extra and defect sample detection efficiency. RST and image cutting methods are used to extend defect samples, which can solve the problems of few defective samples, defect positions and forms. The adaptive wavelet threshold and new threshold function are proposed to improve the traditional wavelet threshold denoising method and obtain excellent denoising effect. In the image edge detection technology, the improved wavelet threshold denoising method and the Otsu threshold setting method are introduced to improve the edge detection performance of traditional Canny operators and realize the effective extraction of image features. The Zernike moment with rotation, translation and scale invariance is used to express the features of the edge detection results to improve the efficiency and accuracy of pattern recognition. Finally, the support vector machine (SVM) is used to identify the Zernike moment features of the edges of normal and defective mobile phone membranes. The experimental result shows that the method has high accuracy and fast detection speed, and meets the defect detection requirements of mobile phone film on the production line.

Keywords: defect recognition; improved wavelet threshold denoising; improved Canny algorithm; Zernike moment; SVM

0 引言

为了保护手机屏幕,中国90%以上的智能手机用户都习惯给手机贴手机膜,手机保护膜年销量已经

达到了5.54亿张^[1],其产量及需求量十分巨大.然而,现行的手机保护膜制造行业内部对于外观检验(如杂色点、刮伤、缺损、尘点、气泡等)仍采用人工目

收稿日期: 2019-10-21; 修回日期: 2020-01-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51775132).

责任编委: 张海涛.

[†]通讯作者. E-mail: waiwaiyl@hit.edu.cn.

检的方法^[2],工作量大,检测速度慢,且人工目检的精度标准不一,容易存在错检、漏检等情况。

随着图像识别技术的广泛应用,国内外很多学者采用这一技术对透明片类产品进行缺陷识别,取得了较好的效果:高如新等^[3]提出了基于图像快速匹配的差分算法,实现了手机屏幕缺陷特征的准确定位;郝仕嘉等^[4]开发了一套检测手机屏幕缺陷的系统;Jian等^[5]通过对比测试图像与模板图像确认手机屏幕是否存在缺陷;Liang等^[6]提出了稀疏表示系数的稀疏比作为测试图像是否有缺陷的标准。上述成果表明,图像识别技术在缺陷识别和检测领域占有重要地位。同一条手机膜生产线上可生产的产品种类多,存在的缺陷类型多,生产环境复杂,采样难度大,因此本文在现有成果的基础上研究实现生产线手机膜缺陷识别问题。

手机膜生产线自动化程度高,生产速度快,节奏固定,因此可以在停顿间隙对生产线上的手机膜进行快速图像采集,通过图像高效处理进行手机膜的缺陷识别和检验,为机械手抓取缺陷手机膜动作提供激发信号。但是,采用图像识别方法在生产线上进行手机膜的缺陷识别,还需要解决如下问题:

1) 缺陷手机膜小样本扩充问题。由于缺陷手机膜的初始样本数量少,极易出现数据库中样本分布不均匀的情况,用这样的数据集训练出的分类模型分类效果会很差,不能满足生产需要。因此对现有的缺陷样本进行扩充十分重要。目前常用的样本扩充方法有:基于“对称脸”的样本扩充、RST不变性的样本扩充、基于图像剪切的样本扩充^[7-8]等。根据手机膜二维图像的特点,本文拟选用RST不变性的样本扩充以及基于图像剪切的样本扩充方法完成对图像的扩充。

2) 手机膜图像中噪声干扰问题。由于成像设备与外部环境光线噪声的影响,实际生产的手机膜上会出现点状或线性高亮光斑,使得缺陷识别极容易出现误判,因此必须采用有效的去噪方法,在不破坏图像纹理、边缘等有效信息前提下,获得有用的缺陷信息。常用的图像去噪方法分为空域去噪和变换域去噪,本文拟通过对传统小波阈值去噪方法中的阈值设置及阈值函数进行改进,以获得更好的去噪效果。

3) 目标边缘提取问题。手机膜生产线节拍固定,间歇时间较短,必须采用高效的图像识别算法,能在短暂的间歇中将缺陷手机膜准确识别出来。边缘检测后得到包含图像边缘的二值化图像,在增强图像特征的同时使图像变得简单,数据量减少,运算速度会

加快,能够满足生产线上检测效率的要求。目前常用的边缘检测算法有Roberts算子、Sobel算子、LoG算子、Canny算法等,其中Canny算法具有较好的边缘连续性、单边性及定位准确性。本文拟引入改进小波阈值去噪方法及Otsu算法对传统Canny算法进行改进,提高边缘检测性能。

4) 特征表达及模式识别问题。为了提高计算机对手机膜图像缺陷识别的效率与准确率,降低图像边缘特征的复杂度,需要对边缘检测结果进行描述,目前对于图像边缘有很多描述方法,但利用机器学习的方法识别较为困难。本文拟将二值化的边缘图像视为一般图像并利用图像Zernike矩对其进行表达,最后使用SVM作为分类器对缺陷手机膜进行识别,实现手机膜生产线的在线检测。

1 手机钢化膜图像采集平台

手机钢化膜图像采集平台如图1所示,其中使用的相机为大恒图像生产的MER-310-12UC数字相机,分辨率为2048×1536,为保证相机采集到各方向手机膜边缘的反射光线,实验中使用两个位置相互垂直的相机进行图像采集。光源为锐视光电生产的P-BL2-192-18-W条形光源,为提高手机膜边缘在相机中的反射效果,光源安装方向与相机平行;为避免光照强度对采集效果的影响,分别打开两侧光源获取两幅图像,并对两幅图像取较大灰度合成结果图像。

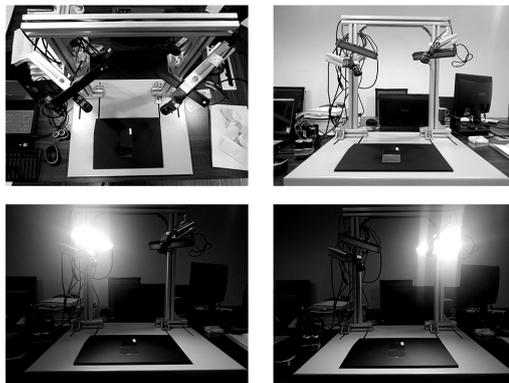


图1 手机膜图像采集平台

2 缺陷手机膜图像样本扩充

训练样本数量不足是模式识别需解决的主要问题。因为手机膜生产过程中出现外观缺陷的位置是随机的,并且缺陷率低,初始的缺陷图像样本数量少,因此需要对现有的缺陷图像样本进行扩充。根据手机膜的缺陷特点,本文分整体扩充以及细节扩充分别进行图像样本扩充。

整体扩充。手机膜图像的采集过程中难免会有节拍误差,且存在生产线的振动等问题,因此拍摄到

的手机膜二维图像并不一定位于图像中央,偶尔伴随一些旋转现象. 针对这一问题,本文采用RST的数据扩充方法,对现有图像进行镜像、平移、旋转等基本操作及复合操作,得到如图2所示的扩充样本效果,其中图(a)为原始样本,图(b)~(h)为扩充样本.

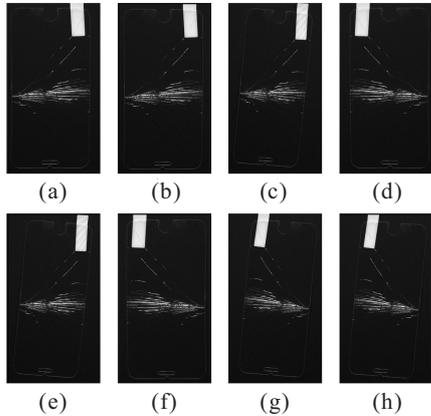


图2 图像整体扩充效果

细节扩充. 一张手机贴膜根据区域划分为听筒部分、屏幕部分和按键部分,且每一部分的特征信息差别较大,为了尽可能保留手机膜照片的细节,本文将手机膜分为3部分分别检测,训练分类器时也需要将图像进行剪切操作以获得不同区域样本,因此可以通过调整不同的图像剪切位置实现数据样本的扩充. 如图3所示,一张手机膜图像经过剪切操作之后获得图像上部、中上部、中部、中下部以及下部5张图像样本数据,每张图片作为训练样本存入库中.

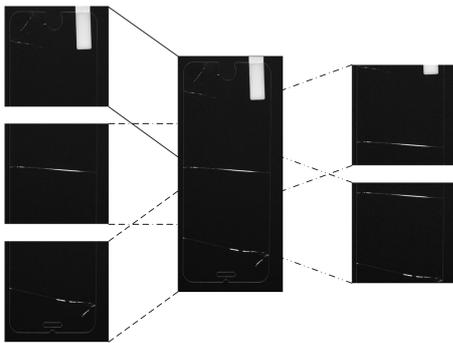


图3 图像细节扩充效果

3 改进Canny边缘检测算法

3.1 传统Canny算法及缺陷分析

传统Canny算法主要由以下几部分组成:首先利用高斯函数对图像进行去噪,计算去噪后图像梯度幅值,然后对梯度图像进行非极大值抑制,最后进行双阈值处理^[9]. 与其他边缘检测算子相比,传统的Canny算法检测效果较好,但仍存在很多不足,比如高斯方差以及阈值需要人工设定,自适应能力较差,且参数取值对边缘检测结果的影响较大. 高斯方差 σ 取值越大,去噪效果越好,但图像模糊程度越大. 合理的阈值设置也十分重要,阈值太高,许多图像边缘被忽视;阈值过低,则产生虚假边缘^[10].

3.2 改进的小波阈值去噪方法

一幅含有噪声的图像经过小波变换后,原始信号的频谱集中在小波系数较大的小波域中,而噪声的频谱分布于整个小波域. 因此,可以通过阈值处理的方式将噪声与信号的小波系数分离,然后对获得的小波系数进行逆变换进行重构,获取去噪图像^[11].

为了提高小波阈值去噪方法的自适应能力,本文采用通用阈值(sqtolog规则)进行阈值设置:

$$T = \delta \sqrt{2 \ln(M \times N)}. \quad (1)$$

其中: δ 代表噪声的标准差, M 、 N 代表图像的行数和列数. 为了验证去噪方法的有效性,本文假设通过采集平台获得的手机膜图像均不含噪声,并利用小波阈值去噪方法对含不同强度不同类型噪声的手机膜图像进行去噪处理,与其他传统去噪方法进行对比,用峰值信噪比(PSNR)作为去噪效果的评价标准,实验结果如表1所示. 由表1可知,各去噪方法对高斯噪声、泊松噪声和乘性噪声均具有较强的抑制作用;高斯滤波器的滤波效果受参数设置影响较大,小波阈值去噪算法具有更优越的去噪效果,并且噪声强度越大优越性越明显;对于椒盐噪声,只有中值滤波算法具有较强的抑制能力. 为进一步提高小波阈值去噪方法的性能,本文对传统小波阈值去噪方法进行改进.

表1 不同去噪结果PSNR对比

噪声类型	噪声强度	含噪图像	均值滤波	中值滤波	维纳滤波	高斯滤波		小波阈值去噪(硬阈值)
						$\sigma = 1$	$\sigma = 2$	
高斯噪声	0.005	23.3460	30.0558	29.2520	30.7813	30.3214	30.1779	30.1900
	0.01	20.7984	28.4257	26.8755	28.1045	28.4423	28.5000	28.5449
泊松噪声	空白	32.7042	32.8685	34.0552	35.6244	34.0072	33.1377	35.7368
椒盐噪声	0.01	24.1591	25.4809	33.5373	24.6015	29.8405	29.6203	25.4682
	0.02	21.1467	23.6536	33.4423	21.9749	27.7041	27.7343	24.1159
乘性噪声	0.02	33.1597	32.7665	33.3730	34.2039	33.8902	33.0304	34.9025
	0.05	29.2279	31.9669	31.4496	31.9569	31.7972	31.1809	32.1133

小波阈值的设置是小波阈值去噪中的一个关键问题,传统的小波阈值去噪算法中对低频小波系数进行处理的时候采用统一阈值,忽略了小波系数随分解层数的变化.当利用Haar小波对图像进行多分辨率分析时,第 $j+1$ 层小波基函数幅值是第 j 层小波基函数的 $\sqrt{2}/2$ 倍,小波变换系数随信号分解层数的增加而减小.本文对此进行改进,改进后的阈值设置方法如下:

$$T_j = (\sqrt{2}/2)^{j-1} \delta \sqrt{2 \ln(M \times N)}, \quad (2)$$

其中 T_j 为第 j 层的小波阈值,本文中对含噪图像进行3层小波分解,即 $j = 1, 2, 3$.利用改进的小波阈值设置方法对前述添加了噪声的手机膜图像进行去噪处理,并与传统阈值设置方法进行对比,对比结果如表2所示.从表2可以看出,改进阈值设置方法中阈值随分解层数变化,保证了小波系数处理过程的准确,使得在对图像进行去噪的同时保持图像信息完整,图像PSNR值提高.

表2 改进阈值设置前后去噪结果PSNR对比

噪声类型	噪声强度	含噪图像	硬阈值函数		软阈值函数	
			统一阈值	改进阈值	统一阈值	改进阈值
高斯噪声	0.005	23.346 0	30.190 0	31.179 5	28.153 4	29.755 0
	0.01	20.798 4	28.544 9	29.499 4	26.978 5	28.447 4
泊松噪声	空白	32.704 2	35.736 8	36.533 9	32.678 1	34.211 0
椒盐噪声	0.01	24.159 1	25.468 2	25.429 0	27.501 0	28.589 5
	0.02	21.146 7	24.115 9	23.997 4	26.504 1	27.658 6
乘性噪声	0.02	33.159 7	34.902 5	35.508 7	32.666 9	34.082 6
	0.05	29.227 9	32.113 3	32.796 6	30.575 0	32.033 0

小波阈值函数是小波阈值去噪中另一个关键问题,常用的小波阈值函数有硬阈值与软阈值函数,函数图像如图4所示.其中: x 为小波系数, $P(x)$ 为阈值处理结果.从图4及表2可以看出,硬阈值函数在阈值点处不连续,去噪后的图像可能产生突变、伪吉布斯现象等人为噪声;软阈值函数保留的小波系数与真实值存在偏差,图像变得模糊,PSNR值降低^[12-13].针对以上问题,本文在充分保留传统阈值函数优点的基础上提出一种新的阈值函数,其表达式如下:

$$P(\omega_{ij}) = \quad (3)$$

$$\begin{cases} 0, & |\omega_{ij}| \leq T; \\ \text{sgn}(\omega_{ij}) \left(-\frac{3|\omega_{ij}|^3}{T^2} + \frac{14|\omega_{ij}|^2}{T} - 19|\omega_{ij}| + 8T \right), & T < |\omega_{ij}| \leq 2T; \\ \omega_{ij}, & |\omega_{ij}| > 2T. \end{cases} \quad (4)$$

其中 ω_{ij} 为第 i 行第 j 列小波系数.

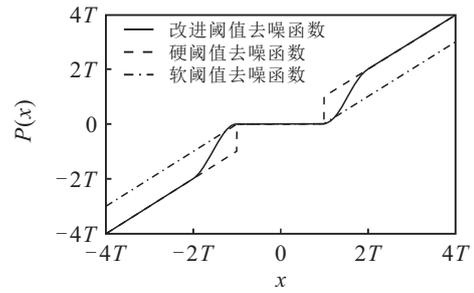


图4 阈值去噪函数图像

改进阈值函数图像如图4中实线所示,函数图像处处连续,克服了硬阈值函数在间断点处不连续的问题,抑制了人为噪声的产生.当 $|x| > 2T$ 时, $P(x)$ 与 $y = x$ 重合,完善了软阈值函数处理结果与真实值存在恒定偏差的问题,降低图像边缘模糊程度.同时,在区间 $[-2T, -T]$ 以及 $[T, 2T]$ 上,小波系数按一定的速度缓慢减小而不是直接置零,处理后的图像更加平滑,主观效果更好.

用改进的小波阈值去噪算法对添加不同强度噪声的图像进行去噪处理,并与传统方法对比,结果如表3及图5所示.图5中,如位置①所示,图(a)中产生了人为噪声,图(c)中没有该现象;如位置②所示,图(c)较图(b)模糊程度降低.

表3 改进阈值函数前后去噪结果PSNR对比

噪声类型	噪声强度	含噪图像	硬阈值函数	软阈值函数	改进阈值函数
高斯噪声	0.005	23.346 0	31.179 5	29.755 0	30.687 7
	0.01	20.798 4	29.499 4	28.447 4	29.169 9
泊松噪声	空白	32.704 2	36.533 9	34.211 0	35.695 8
椒盐噪声	0.01	24.159 1	25.429 0	28.589 5	26.740 2
	0.02	21.146 7	23.997 4	27.658 6	26.708 6
乘性噪声	0.02	33.159 7	35.508 7	34.082 6	35.155 1
	0.05	29.227 9	32.796 6	32.033 0	32.792 1

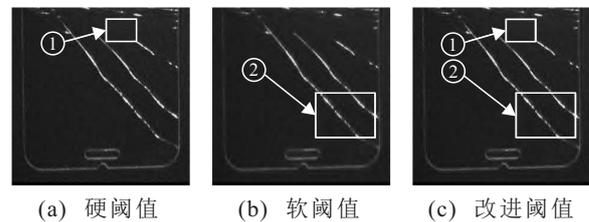


图5 改进阈值函数前后去噪效果对比

由实验结果可以看出,改进小波阈值函数抑制了传统阈值函数存在的缺点,提升了视觉效果,保留了图像中边界等细节信息.由于改进的小波阈值函数是对传统阈值函数的结合,其PSNR值介于二者之间.

3.3 Otsu算法计算边界阈值

为解决传统Canny算子中人工设定阈值效率低下且自适应性差的问题,本文采用Otsu算法^[14]对梯

度图像进行计算得到Canny算子中的高阈值 T_h ,再得到低阈值 $T_l = T_h/2$.

梯度图像中像素点分为边缘与背景两类,当分类结果中两类间方差最大时,表明边界与背景的分类最正确,像素点被错分的概率最小.阈值为 k 时的类间方差 $\sigma_B^2(k)$ 为

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_G P_1(k) - m(k)]^2}{P_1(k)[1 - P_1(k)]}. \quad (5)$$

其中: $P_1(k)$ 为图像像素被分到图像背景的概率; m_G 为全局均值; $m(k)$ 为直至灰度级 k 的累加均值.最佳阈值即使类间方差最大的 k ,记为 $k = k^*$.若由类间方差最大原则获得的 k^* 不唯一,则取计算得到的所有 k 值的平均值作为最佳阈值 k^* .

3.4 改进Canny算法边缘检测性能测试实验

由于手机膜图像无法实现人工标注边界点,选用棋盘格图像进行改进Canny算法性能测试实验,与传统Canny算法及其他常见的边缘检测算法进行对

比.另外,在实验中加入不同类型噪声以测试各种边缘检测算法的抗噪能力.

本文选用品质因数 $R^{[15-16]}$ 作为评价标准对各检测结果进行定量评价,其定义表达式为

$$R = \frac{1}{\max\{N_I, N_D\}} \sum_{i=1}^{N_D} \frac{1}{1 + \xi d_i^2}. \quad (6)$$

其中: N_I 与 N_D 分别为理想与实际边缘图像中的边缘像素点的总数; ξ 为惩罚边缘错位常量系数,取 $1/9$; d_i 为第 i 个检测到的边缘点到人工标注边缘点的最小距离.品质因数的值越大说明相应的边缘检测算法性能越好.各边缘检测算法品质因数对比如表4所示.传统Canny算法参数的设置情况为:参数1: $\sigma = 0.5, T_h = 0.1$;参数2: $\sigma = 0.5, T_h = 0.4$;参数3: $\sigma = 0.8, T_h = 0.1$;参数4: $\sigma = 0.8, T_h = 0.4$.由表4数据可以看出,改进的Canny算法获得了很高的品质因数,对传统Canny算法边缘检测性能有了一定提升.

表4 边缘检测算法作用于棋盘格图像品质因数

噪声类型	噪声强度	Roberts算子	Sobel算子	Prewitt算子	Laplacian算子	LoG算子	传统Canny算法				改进Canny算法
							参数1	参数2	参数3	参数4	
原图像	空白	0.9861	0.9507	0.9507	0.9375	0.9375	0.9954	0.9861	0.9947	0.5522	0.9861
高斯噪声	0.005	0.8727	0.9396	0.9498	0.4614	0.9273	0.6658	0.9859	0.9941	0.5378	0.9947
	0.01	0.8354	0.8362	0.9221	0.4491	0.8814	0.5368	0.9808	0.9621	0.5323	0.9856
泊松噪声	空白	0.9861	0.9507	0.9507	0.8766	0.9404	0.9954	0.9861	0.9947	0.5522	0.9861
椒盐噪声	0.01	0.8342	0.7981	0.7984	0.8038	0.7793	0.8640	0.9059	0.8612	0.5470	0.9126
	0.02	0.7542	0.7268	0.7275	0.7339	0.7160	0.8028	0.8813	0.7866	0.5455	0.8872
乘性噪声	0.01	0.8832	0.9404	0.9504	0.5150	0.9198	0.7004	0.9864	0.9947	0.5324	0.9975
	0.02	0.8481	0.8255	0.9125	0.5008	0.8930	0.5652	0.9862	0.9407	0.5262	0.9840

各边缘检测算法含有噪声图像边缘检测结果对比如图6及表5所示. Roberts算子的单边性及定位准确率较高,但对噪声的抑制能力较差; Sobel算子及Prewitt算子对噪声具有一定的抑制能力,但得到的边缘过宽; Laplacian算子受噪声影响特别大; LoG算子较Laplacian算子对噪声抑制能力有明显提升,但其

定位准确性较差;传统Canny算子的边缘检测结果定位准确性高,对噪声抑制作用强,但受参数设置影响大,自适应能力较差;改进Canny算子获得了良好的边缘检测效果,边缘检测性能好.因此,改进Canny算法的边缘检测性能优于其他边缘检测算法.

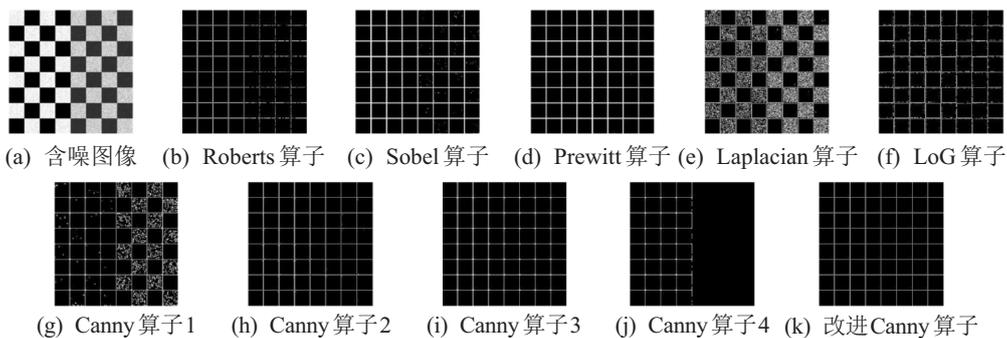


图6 各边缘检测算法对含噪图像边缘检测结果

表5 各边缘检测算法效果对比

算法	抗噪性	单边性	准确性	自适应能力	连续性	稳定性
Roberts算子	×	√	√	×	×	×
Sobel算子	√	×	×	×	√	×
Prewitt算子	√√	×	×	×	√	×
Laplacian算子	×	×	×	×	×	×
LoG算子	√	√	×	×	×	×
Canny算子	√	√	√	×	√	×
改进Canny算子	√√	√	√	√	√	√

另外,由表3及表4可以看出,改进Canny边缘检测算法对于椒盐噪声的去噪效果不佳.椒盐噪声在图像上呈现为黑白杂点,边缘检测结果多表现为孤立的边缘点.根据这一特点,本文规定边缘检测结果中连续边缘点低于3个的位置为疑似椒盐噪声点,并以此原则对边缘检测结果进行连续性检测并将检测出的点去除.如图7所示,连续性检测后得到的噪声点位置准确率为75.23%,去除孤立点后得到的边缘检测结果中噪声点明显减少.

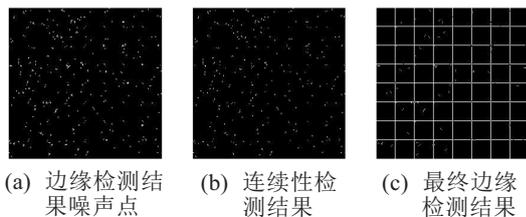


图7 边缘图像连续性检测

利用改进Canny边缘检测算法对手机钢化膜图像扩充图像进行边缘特征提取,最终得到12960张边缘样本图像,其中正常样本和异常样本各6480张,部分样本图像如图8所示.

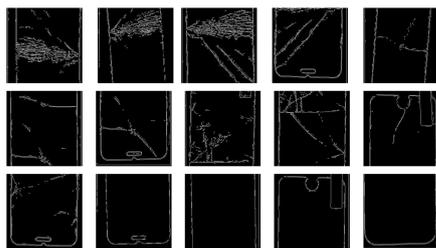


图8 部分边缘检测结果图像

4 基于边缘图像的Zernike矩特征的手机膜缺陷识别

在生产线的图像采集过程中,由于生产线振动及图像传感器采集位置的变化使得手机膜在图像中的位置、尺寸及旋转角度不同,得到的图像数据库中边缘图像表现出不同的特征.对数字图像进行模式识别时一般采用特征匹配的方法,如果不能对图像特征进行本质提取及表达,识别率会很低^[17],因此建立一些只与边缘形状有关,而与位移、尺度及旋转无关的不变特征量,以保证分类模型的分类性能.

Zernike矩是一种常见的不变矩,其不仅具有位移、尺寸和旋转不变性外,还具有唯一性、数值稳定等特性,能够反映图像全局及细节特征,在模式识别中得到广泛应用^[18],因此本文选用Zernike矩对边缘图像进行表达及缺陷识别.

尺寸为 $M \times N$ 的二维图像 I 的 n 阶 m 次Zernike矩定义为

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\lambda_N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I(x,y) R_{n,m}(\rho) e^{-jm\theta}. \quad (7)$$

其中: $n-|m|$ 为偶数,且 $|m| \leq n$; λ_N 为图像被映射到单位圆内的像素个数; $I(x,y)$ 为点 (x,y) 的像素灰度值; θ 为矢量 $(x-\bar{x}, y-\bar{y})$ 与 x 轴逆时针方向的夹角; j 为虚数单位; $R_{n,m}(\rho)$ 为径向多项式,定义为

$$R_{n,m}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \frac{(-1)^s (n-s)! \rho^{n-2s}}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!}, \quad (8)$$

ρ 为点 (x,y) 到重心点 (\bar{x}, \bar{y}) 的距离,

将包含手机膜边界特征边缘图像用Zernike矩进行边界特征描述,随机选择数据集的80%作为训练样本,20%作为测试样本进行分类实验.本文选择在二元分类问题中具有很好应用的SVM^[19]作为手机膜缺陷识别的分类器.对原始图像进行不同方式的处理,并将处理结果作为样本数据对SVM进行训练及测试.为保证实验结果的准确性,分别进行5次实验,并取5次实验的平均结果作为最终实验结果.不同图像处理方式、数据维度、模型训练时间及预测准确率如表6所示.由实验结果可以看出:未经处理的原手机膜图像包含了太多的噪声及其他冗余信息,边界特征不明显,模型训练时间长且预测准确率低;经过改进Canny算法边缘检测后的图像边界特征明显,图像简单,训练时间降低,预测准确率明显提高;对原图像及边缘图像进行缩小,数据维度减小,训练时间节省很多,但同时丢失部分信息,导致预测准确率降低;将边缘图像用Zernike矩表达后,尽管数据维度极低,但其包含了边界图像的主要特征信息,因此以极短的训练时间获得较高的预测准确率.另外,由于Zernike矩具有旋转、平移及尺寸不变性,预测准确率高于边缘图像.

表6 SVM训练时间及预测准确率

编号	图像处理方式	数据维度	训练时间/s	预测准确率/%
1	原手机膜图像	300×300	5 176.716	88.35
2	缩小原手机膜图像	128×128	932.013	87.73
3	边缘检测图像	300×300	2 518.118	96.95
4	缩小边缘检测图像	128×128	489.522	94.41
5	Zernike矩	2×66	5.401	97.99

为对比上述实验中训练得到的分类器在手机膜缺陷识别方面的效果,分别统计各分类器预测精确率及召回率,结果如图9所示. 对于产品缺陷检测,最重

要的是将含有缺陷的产品全部检测出来,即要求缺陷样本的召回率要高,利用Zernike矩训练得到的SVM该指标最佳.

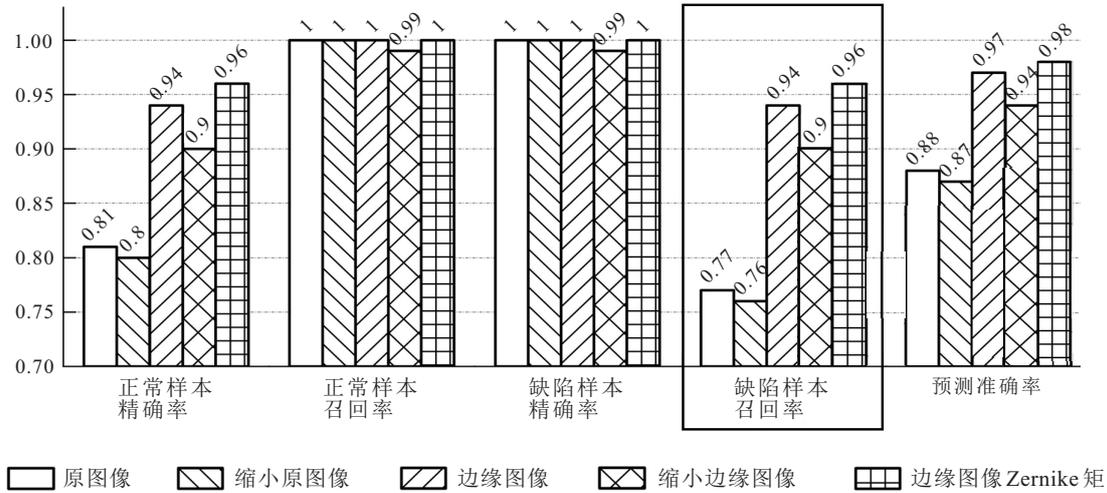


图9 部分边缘检测结果图像

5 结论

本文针对目前生产线手机膜缺陷识别的4个关键问题,提出了基于边缘检测的手机膜缺陷识别方法,重点解决正常与缺陷类别不平衡、高信噪比的图像去噪、高质量的图像边缘检测和高效率缺陷识别问题. 通过采用RST的整体图像扩充和图像局部剪切扩充了缺陷样本集合,保证了缺陷样本特征提取完备性;提出了一种自适应能力强、去噪效果好的改进小波阈值去噪方法代替传统Canny算法中的高斯滤波器,引入了Otsu算法进行边界阈值设定,并对孤立噪声边缘点进行了检测与去除,完成了对传统Canny边缘检测算法的改进,提高了边缘检测性能,获得了较好的边缘检测结果;为了提高检测效率和检测质量,利用Zernike矩对边缘图像进行了表达,最后采用Zernike矩与SVM相结合的方法实现了手机膜缺陷快速识别. 实验结果表明,该方法有效提高了手机膜缺陷检测精度,实验中缺陷样本召回率为96%,精确率为100%,整体测试数据预测准确率为97.99%,高于人工目检90%~94%的检测准确率.

参考文献(References)

[1] 华经产业研究院. 2017-2022年中国手机保护膜行业市场运行态势及投资战略咨询研究报告[DB/OL]. (2017-02-28)[2019-09-04]. <http://www.huaon.com/story/302419>.

[2] 手机保护膜钢化玻璃膜检验标准[DB/OL]. (2017-03-14)[2019-09-04]. <http://www.docin.com/p-1867698315.html>.

[3] 高如新, 任晓朵, 吴献, 等. 基于图像处理的手机屏幕缺陷检测系统研究[J]. 测控技术, 2017, 36(4): 26-30.

(Gao R X, Ren X D, Wu X, et al. Research on mobile phone screen defect detection system based on image processing[J]. Measurement & Control Technology, 2017, 36(4): 26-30.)

[4] 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: 理论版, 2018(9): 55-58. (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): 55-58.)

[5] 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.

[6] Liang L Q, Li D, Fu X, et al. Touch screen defect inspection based on sparse representation in low resolution images[J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 75(5): 2655-2666.

[7] 邱敏娜. 基于样本扩充的小样本人脸识别研究[D]. 深圳: 哈尔滨工业大学深圳研究院, 2014: 19-20. (Qiu M N. The study on small sample sets face recognition based no sample augment method[D]. Shenzhen: Harbin Institute of Technology Shenzhen Graduate School, 2014: 19-20.)

[8] 张弛. 基于卷积神经网络的鞋印图像分类算法研究[D]. 大连: 大连海事大学信息科学技术学院, 2016: 22-26. (Zhang C. Research on shoeprint classification based on convolutional neural network[D]. Dalian: School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, 2016: 22-26.)

[9] Rong W, Li Z, Zhang W, et al. An improved Canny edge detection algorithm[C]. 2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Tianjin: IEEE, 2014: 577-582.

[10] Xuan L, Hong Z. An improved canny edge detection

algorithm[C]. The 8th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science. Beijing: IEEE, 2017: 275-278.

[11] Dehda B, Melkemi K. Image denoising using new wavelet thresholding function[J]. Journal of Applied Mathematics & Computational Mechanics, 2017, 16(2): 55-65.

[12] 马国兵. 基于小波变换的图像去噪技术研究[D]. 杭州: 浙江理工大学信息学院, 2013: 3-5.
(Ma G B. Research on image denoising based on wavelet transform[D]. Hangzhou: School of Informatics Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, 2013: 3-5.)

[13] 张小燕, 吐尔洪江·阿布都克力木. 小波变换的阈值图像去噪算法改进[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(3): 81-84.
(Zhang X Y, Turghunjan Abdukurimturki. Improvement of threshold image denoising algorithm with wavelet transform[J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(3): 81-84.)

[14] 李华强, 喻擎苍, 方玫. Canny算子中Otsu阈值分割法的运用[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(9): 2297-2299.
(Li H Q, Yu Q C, Fang M. Application of Otsu thresholding method On Canny operator[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(9): 2297-2299.)

[15] 磨少清. 边缘检测及其评价方法的研究[D]. 天津: 天津大学电气与自动化工程学院, 2011: 14-15.
(Mo S Q. Research on edge detection and its valuation[D]. Tianjin: School and Electrical and Information Engineering, Tianjin University, 2011: 14-15.)

[16] 陈宏希. 基于品质因数的边缘检测算子性能优劣客观评价研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2015(8): 8-10.

(Chen H X. Research on objective evaluation of performance of edge detection operator based on quality factor[J]. Automation & Instrumentation, 2015(8): 8-10.)

[17] 张玉璞, 杨旗, 张旗. 基于计算机视觉的图像多尺度识别方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(2): 502-505.
(Zhang Y P, Yang Q, Zhang Q. Image multi-scale recognition method based on computer vision[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(2): 502-505.)

[18] Yin Y, Meng Z, Li S. Feature extraction and image recognition for the electrical symbols based on Zernike moment[C]. Advanced Information Technology, Electronic & Automation Control Conference. Chongqing: IEEE, 2017: 1031-1035.

[19] 焦卫东, 林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1861-1870.
(Jiao W D, Lin S S. Overall-improved fault diagnosis approach based on support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1861-1870.)

作者简介

林琳(1973-), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能设计、民航发动机全寿命管理技术等研究, E-mail: waiwaiyl@hit.edu.cn;

吕彦诚(1995-), 男, 博士生, 从事图像处理、模式识别的研究, E-mail: xgzlyc@163.com;

郭昊(1993-), 男, 博士生, 从事知识发现、模式识别的研究, E-mail: 1710044017@qq.com;

刘杰(1993-), 男, 博士生, 从事人工智能、知识获取、融合技术的研究, E-mail: 17862700639@163.com.

(责任编辑: 齐 霖)

下 期 要 目

实体消歧综述..... 段宗涛, 等

基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制..... 那 靖, 等

多航天器系统分布式固定时间输出反馈姿态协同跟踪控制..... 隋维舜, 等

输出误差约束下四旋翼无人机预定性能反步控制..... 王 芳, 等

含混合储能的互联电力系统传感器容错负荷频率控制..... 张逸为, 等

输入饱和的充液航天器抗干扰有限时间滑模控制..... 宋晓娟, 等

基于T-S模糊模型的多时滞非线性网络切换控制系统非脆弱 H_∞ 控制..... 刘 毅, 等

基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制..... 张华鲁, 等

具有不确定丢包率和时变采样周期的Delta算子系统故障检测..... 张瑞金, 等

基于条件对抗生成孪生网络的目标跟踪..... 宋建辉, 等

基于波段影像统计信息量加权K-means聚类的高光谱影像分类..... 李 玉, 等

工序加工时间不确定的可重入调度问题的求解..... 朱艳艳, 等