

文章编号: 0255-8297 (2008) 04-0384-08

应用图像处理技术的在线损伤检测及应用

李 允, 陈 果, 高绪伟

(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 针对香烟条包端面透明纸损伤的在线检测问题, 提出了两种基于坐标变换的香烟条包端面透明纸损伤检测新方法. 其基本思路是: 首先, 选取待分析的图像, 将图像进行全局阈值分割以得到二值图像; 其次, 根据图像特征, 将图像坐标系进行旋转, 依据新坐标下正常和损伤图像的投影值分离程度和概率分布, 提出两个损伤判别准则, 即: 方差准则和峰数准则; 最后, 构建香烟条包端面透明纸损伤图像的在线检测系统, 利用实际采集到的图像对两个准则进行验证, 结果表明了两种算法的有效性和鲁棒性. 该文方法也可用于其他图像的类似损伤在线检测.

关键词: 质量检验; 包装检测; 香烟条包检测; 坐标变换; 图像处理

中图分类号: TP274.3 **文献标志码:** A

On-line Screening for Detecting Product Damages Based on Image Processing

LI Yun, CHEN Guo, GAO Xu-wei

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: For online damage detection for product packages, this paper proposes two methods based on coordinate transformation. We first select an image region to be analyzed, and obtain binary images using global threshold segmentation. Then, according to the image features, we rotate the coordinate system, and establish two damage recognition criteria, variance criterion and peak number criterion, based on the degree of separation and the probability distribution of projection values of the object pixels in the image. Finally, an image online detection system is set up. The package images are captured to verify the two criteria. The results show that both methods are effective and robust. The proposed technique can be used to similar online detection applications.

Keywords: quality inspection, packaging detection, wrap carton detection, coordinate transformation, image processing

烟草企业中成品烟外包质量是关系到香烟质量的重要因素, 在高速流水线上及时发现外包不合格品并将其剔除具有重要的实际意义^[1, 2].

条包端面透明纸封装质量问题在香烟外包质量检测中占有相当大的比重, 如端面透明纸是否破损、是否褶皱以及是否变形等. 传统的基于传感器的检测方法仅能检测香烟的特定部位的特定问题, 如透明纸破损后翘起等情况, 对一般端面透明纸破损、褶皱及变形等情况不能有效检测, 只能作为人工检测的辅助手段. 基于图像处理的机器视觉检测手段, 由

于可以直接采集图像, 长时间稳定工作, 近几年在质量检测中应用日趋广泛^[3~6].

机器视觉检测性能的好坏直接取决于图像处理算法的速度、精度和稳健性^[3~6]. 在香烟条包端面透明纸检测中, 不仅要求高的精度, 而且要求高的计算速度 (每条香烟检测总用时不大于 0.2 s), 另外, 还存在由相机的曝光时间差异引起的图像亮度变化及随机噪声的影响, 因而香烟条包端面透明纸检测的难度非常大. 文献 [1] 提出采用 BP 神经网络的方法处理该类问题; 文献 [2] 利用图像灰度的高阶特征

收稿日期: 2008-01-18; 修订日期: 2008-04-28

通信作者: 陈 果, 教授, 研究方向: 航空发动机状态监测与故障诊断、图像处理及模式识别等, E-mail: cgzyx@263.net

向量和 SVMs 方法进行缺陷模式识别;文献 [7] 应用改进的图像配准方法进行香烟产品包装检测. 这些方法在实际应用中均存在一定问题,如神经网络的结构设计困难, SVM 的参数难于选取,图像匹配的计算速度慢等 [8,9].

本文通过构建实际的香烟条包端面图像检测系统,分析图像损伤特征,提出了两种基于坐标变换的香烟条包端面损伤检测方法,并通过实际采集的图像进行了分析和验证,结果表明本文所提方法计算速度快,稳健性好,能够更好地满足香烟条包在线检测要求.

1 香烟条包外观图像在线检测系统

1.1 图像检测系统介绍

图像检测系统如图 1 所示,其硬件部分主要包括:6台工业 CCD 摄像头,1张图像采集卡,1套 PLC 电控装置,1套 LED 照明系统,1套光纤位置传感器,1套反射式光电管,1套气阀击打装置以及 1套工业控制计算机及触摸式液晶屏;软件部分采用 Visual C++ 6.0 编程语言自主研发的香烟条包外观图像在线检测系统 CFITS 1.0 (cigarette wrap carton face image on-line testing system).

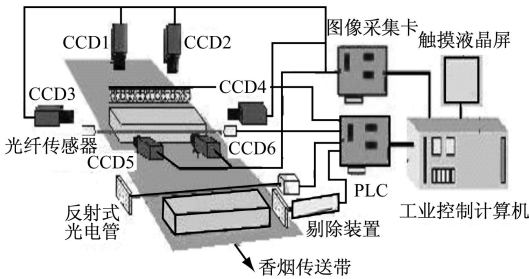


图 1 香烟条包外观图像在线检测系统示意图

Figure 1 Schematic diagram of the cigarette wrap carton face image on-line testing system

图像检测系统主要工作流程为:香烟到达检测位光纤传感器时, PLC 将到位信号发给图像采集卡,图像采集卡接到信号后,立即启动 CCD 进行拍照;然后,图像采集卡将 CCD 采集到的 6 幅图像传送到工控机内存,应用 CFITS 1.0 对采集到的图像进行处理,判断该条香烟是否存在质量问题. 如无质量问题,则等待下一条香烟到达检测位;如存在质量问题,则发送剔除信号给剔除装置,此时,剔除装置并不执行剔除动作,待剔除装置收到反射式光电管发

送的香烟到达剔除位信号后,在两个信号共同作用下,剔除装置开启气阀,利用高压气体带动剔除装置击打部件,将不合格香烟剔出流水线.

1.2 透明纸图像损伤特点

图 2 为香烟条包端面透明纸典型图像,经过对端面透明纸所出现的起皱、变形、破损等损伤现象的观察,以及与端面透明纸包装合格的香烟条包图像的对比分析,得到了如下结果:

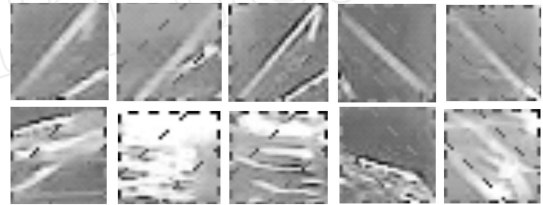


图 2 香烟条包端面透明纸图像

(上排为正常图像,下排为损伤图像)

Figure 2 Images of cigarette wrap carton face cellophane (First row shows normal images, and the second row shows damage images)

(1) 端面透明纸包装是否合格可以通过检测端面透明纸折线是否完好进行判断. 外包端面透明纸折线阈值分割并二值化后,合格图像呈现为一条多像素点组成的粗细不均的亮线,不合格图像亮点分布分散,无明显特征.

(2) 由于相机的曝光时间差异引起的图像亮度变化,以及其他随机噪声的影响,使得香烟条包端面透明纸损伤检测的难度非常大.

(3) 实验分析表明,如果采用合适的灯光进行照明,尽管端面透明纸折线的亮度存在不均匀现象,但是在一定范围内通过人眼还是能够分辨的,说明了通过图像处理进行损伤识别的可行性.

(4) 对于香烟条包端面透明纸折叠且粘合的部分,折线的角度一般为 45 左右. 损伤检测的目的是判断该折线是否存在或缺.

由此可见,为了提高损伤检测的精度和速度,需要把握住香烟端面损伤特征,有针对性地提出检测算法方可达到目的. 因此,本文根据端面透明纸折线角度 (一般为 45°),将二值化后的图像通过坐标旋转 (旋转角度为 θ) 得到新的图像坐标,从折线的目标像素在新的图像坐标下的投影结果中提取出两个损伤判别准则,即方差准则和峰数准则. 下面介绍两种新方法的损伤检测原理.

2 两种香烟条包端面透明纸损伤检测新方法

2.1 坐标变换

如图 3 所示, 图像坐标为 N_xON_y , 在二值化后的图像中, 需要判别目标像素 (即构成端面透明纸折线的像素) 是否沿对角线分布, 其中图中的粗黑线表示折线, 两条平行的直线确定了图像的统计区域, 图 3(a) 表示香烟条包端面的左上和右下折线区域, 折线与 ON_x 轴的夹角为 θ ; 图 3(b) 表示右上和左下区域, 折线与 ON_x 轴的夹角为 θ .

将图像坐标 N_xON_y 旋转 θ 角度, 则得到新的图像坐标 $N'_xON'_y$. 在两条平行线确定的计算区域内, 折线像素在新坐标系下的投影将呈现一个概率分布. 图 3(a) 为香烟条包端面的左上和右下折线区域向新坐标系下的 ON'_x 轴投影的结果; 图 3(b) 为香烟条包端面的右上和左下折线区域向新坐标系下的 ON'_y 轴投影的结果. 显然从投影结果可以更加容易判断出折线损伤的状态.

由坐标旋转公式可得原始图像坐标和新图像坐

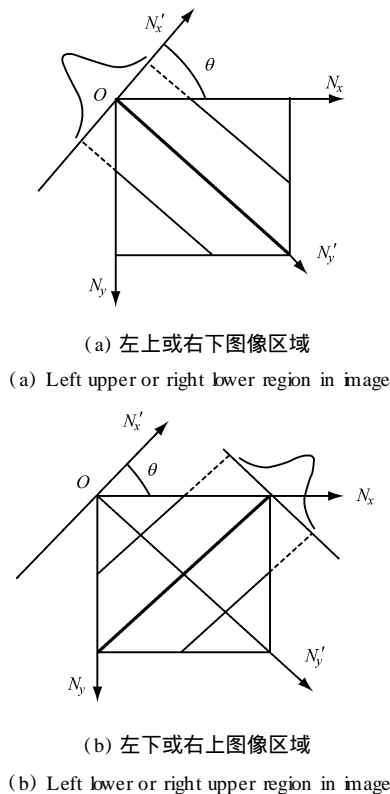


图 3 图像坐标旋转与投影示意图

Figure 3 Schematic diagram of coordinate rotation and projection

标之间的关系为^[10]

$$\begin{cases} n_x \\ n_y \end{cases} = \begin{bmatrix} \cos & \sin \\ -\sin & \cos \end{bmatrix} \cdot \begin{cases} n_x \\ n_y \end{cases} = \begin{cases} \cos \cdot n_x + \sin \cdot n_y \\ -\sin \cdot n_x + \cos \cdot n_y \end{cases} \quad (1)$$

式中, θ 为旋转的角度, n_x 和 n_y 为新图像坐标系下像素点的坐标, 而 n_x 和 n_y 为像素点在原图像坐标系下的坐标.

因此, 对于图 3(a) 中香烟条包端面左上和右下折线区域向新坐标系下的 ON'_x 轴投影结果为

$$n_x = \cos \cdot n_x + \sin \cdot n_y \quad (2)$$

对于图 3(b) 中香烟条包端面右上和左下折线区域向新坐标系下的 ON'_y 轴投影结果为

$$n_y = -\sin \cdot n_x + \cos \cdot n_y \quad (3)$$

对于香烟条包端面透明纸的折线角度, 通常为 45° ; 不失一般性, 本文设定 $\theta = 45^\circ$.

2.2 损伤识别的两个新准则

2.2.1 方差准则

从在线获取的图像中任意选取 1 幅正常图像、2 幅损伤图像: 1 幅透明纸褶皱图像及 1 幅透明纸破损图像, 分别对原始图像按全局阈值法进行分割 (分割阈值: 188), 得到对应的二值图像, 如图 4(a), (b), (c) 所示, 其中, 将折线区宽度设为矩形选择区域对角线长度的 $1/3$. 这样选择, 一是为了减少计算量, 提高计算速度; 二是可以减小图像分割误差所带来的影响; 三是允许折线的位置有一定的偏差. 求得各二值图像中的目标像素点在新坐标下的投影结果如图 5(a), (b), (c) 所示, 其横轴为目标像素点序号. 序号由来: 在图像选择区域内, 从左向右, 从下向上扫描, 遇到目标像素点则进行编号; 纵轴为其投影值, 对于左上和右下图像区域, 纵轴值为目标像素点向 ON'_x 轴投影的结果; 对于左下和右上图像区域, 纵轴值为目标像素点向 ON'_y 轴投影结果经修正的值, 即投影结果减去图像选择区域中心点的 y 轴坐标值.

观察目标像素点在新坐标下的投影可以发现, 投影结果散布在平均值附近. 显然, 如果投影结果越集中在平均值附近, 目标像素区域越逼近透明纸折线形状, 从而可以判断透明纸的折线为正常; 如果投影结果在平均值周围很分散, 说明目标像素区域与折线的形状相差很大, 从而可以判断透明纸折线出现损伤. 由概率统计可知, 统计量方差正好能够刻画

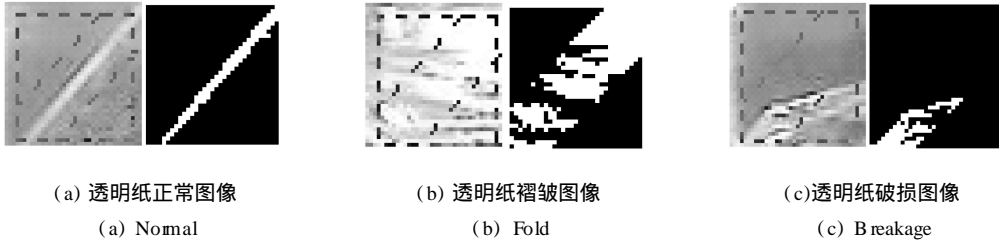


图 4 香烟条包端面透明纸图像及其二值图像

Figure 4 Original and binary images for cigarette wrap carton face cellophane

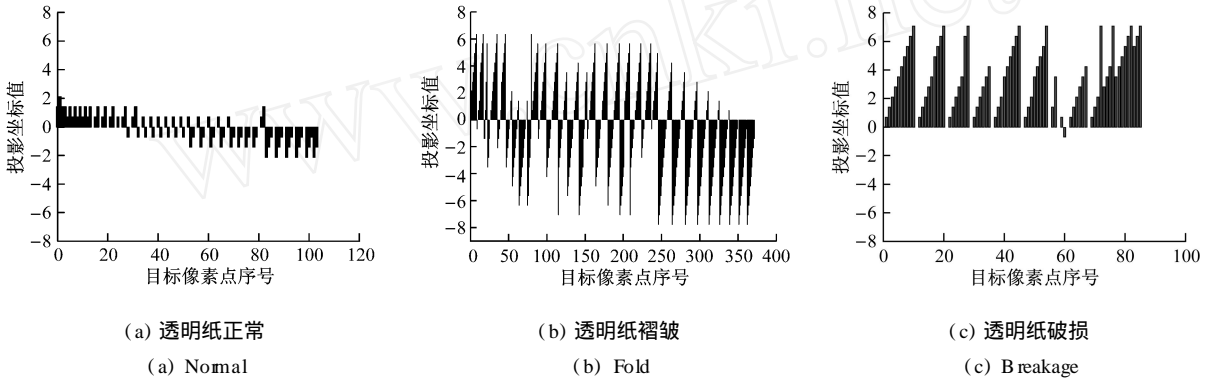


图 5 二值图像目标像素点在新坐标下的投影结果

Figure 5 Projection results of binary image object pixels in the new coordinate

数据的分散特征,因此,将端面透明纸折线投影点的坐标分布方差²作为损伤判别准则,即

$$s^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (P_k - \mu)^2 \quad (4)$$

式中, $\mu = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N P_k$, P_k 为二值原始图像目标像素点在新坐标下的投影坐标, N 为投影点数. 对于图 3(a) 中香烟条包端面左上和右下折线区域, $P = n_x$; 对于图 3(b) 中香烟条包端面左下和右上折线区域, $P = n_y$. 表 1 为图 4 中 3 幅香烟条包端面透明纸图像的方差²值.

对比各二值图像在旋转后的新坐标下投影的坐标值分布图以及表 1 所计算出的方差²,可以看

到:正常图像投影后坐标值分布集中,方差²较小;而损伤图像(透明纸褶皱或破损)坐标值分布相对分散,方差²也较大.

表 1 透明纸图像的方差²值

Table 1 Variances of cellophane image

图像类型	正常图像	褶皱图像	破损图像
s^2	1.045	13.914	5.436

2.2.2 峰数准则

首先来观察一个有趣的现象,仍然采用图 4 所示的 3 幅香烟条包端面透明纸图像,分别求出其二值图像目标像素点在新坐标下的投影坐标值的概率密度,如图 6 所示.其横轴为投影坐标值,横轴零点

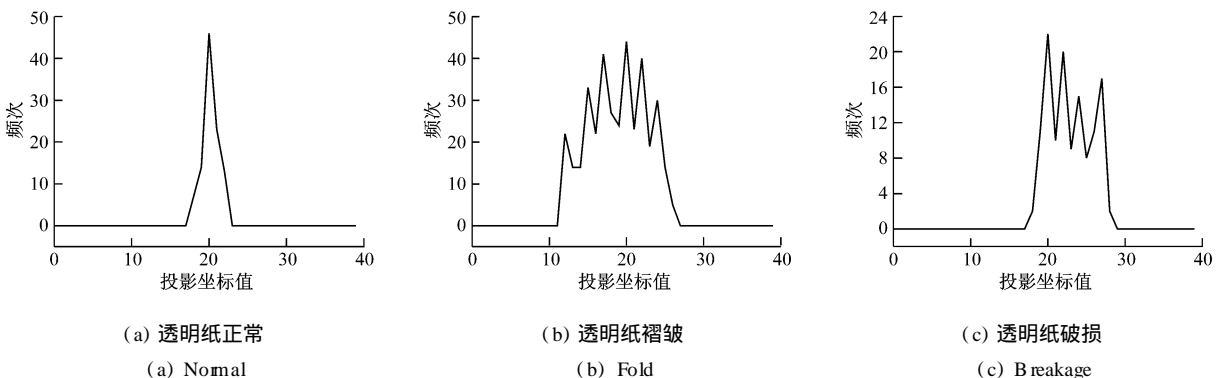


图 6 二值图像目标像素点在新坐标下的投影坐标值的概率密度

Figure 6 Probability density of projective values of binary image object pixels in the new coordinate

定于折线选择区域上侧边沿的投影位置处;纵轴为目标像素点频次,即具有相同投影坐标的目标像素点个数.从图 6 中可以清楚地看到,对于正常图像,表现出明显的单峰;对于损伤图像,概率密度上出现了许多波峰和波谷.

分析其原因在于:由于图像坐标只可能取整数,但是通过坐标旋转后,由式 (2)和 (3)得到的图像坐标在新坐标下的投影值显然为实数.对投影值进行四舍五入后,所得到的整数必将使有些投影值出现的频次增加,有些出现的频次减少,从而出现图 6 的概率密度波动现象.

以式 (2)为例,当 $n = 45$ 时,投影值为 $nx + ny$ 所得的值乘上 $\sqrt{2}/2$,所得的值为

...0, 0.707, 1.414, 2.121, 2.828, 3.535, 4.242, 4.949, 5.656, 6.363, 7.070, 7.777...

四舍五入取整后,投影值为

...0, 1, 1, 2, 3, 4, 4, 5, 6, 6, 7, 8...

因此,当 $nx + ny$ 为 1 和 2 时,得到的投影值均为 1;当 $nx + ny$ 为 3 时,得到的投影值均为 2;当 $nx + ny$ 为 4 时,得到的投影值均为 3;当 $nx + ny$ 为 5 和 6 时,得到的投影值均为 4 等等.由此不难看出,由于坐标投影和四舍五入的作用,导致了投影值概率密度的波动.

显然,当透明纸褶皱或破损时,折线图像将不明显,二值化后目标的像素值不能代表折线区域.因此,目标像素分布较散,从概率密度上可以看出,投影坐标值的分布较宽,当然,坐标投影和四舍五入对概率密度影响更大,波峰和波谷就更多,如图 6(b)和 (c)所示.而当透明纸正常时,二值化后目标的像素分布集中,且为一条直线,从概率密度上可以看出,投影坐标值的分布集中且范围窄,坐标投影和四舍五入对概率密度影响很小,几乎不出现波动现象,如图 6(a)所示.由此可见,可以依据概率密度上表现出的波峰数目来判断透明纸的损伤情况.因此,峰数 Q 的计算公式定义为

$$Q = \text{card}\{i / 1 < i < N - 1, P_i > P_{i+1}, P_i > P_{i-1}\} \quad (5)$$

式中, N 为投影点数.对于图 3(a)中香烟条包端面左上和右下折线区域, $P = n_x$;对于图 3(b)中香烟条包端面左下和右上折线区域, $P = n_y$.其中 $\text{card}(\cdot)$ 为集合的元素个数.表 2 为 3 幅图像的波峰数目统计值,从表中可以看出该准则具有较强的识别能力.

表 2 透明纸图像峰数统计值

图像类型	正常图像	褶皱图像	破损图像
Q	1	6	4

3 实验验证与分析

为了验证算法的有效性,本文利用所建立的图像检测系统,采集若干幅典型正常和损伤图像,随机选取 10 幅正常图像和 10 幅损伤图像,共得到 20 幅图像,组成实验样本.如表 3 所示,分别用本文两种算法对图像进行处理,处理结果如表 4 所示.经过计算,方差准则的 CPU 时间为 12.92 ms,峰数的 CPU 时间为 11.23 ms,两种算法的计算速度均能满足实时在线检测的需要.

为了更直观地对表 4 中的结果进行分析,分别绘制方差 σ^2 及峰数 Q 的散点图,如图 7 和 8 所示.其中,实心矩形代表正常图像,空心三角形代表损伤图像.

从图 7 中可以看出,正常图像和损伤图像方差 σ^2 差异明显.经计算,正常图像方差 σ^2 的均值为 1.175,均方差为 0.479;损伤图像方差 σ^2 的均值为 10.557,均方差为 2.012.一般情况下,正常图像方差 σ^2 不大于 2,而损伤图像的方差 σ^2 不小于 6,2~6 部分为空白区.考虑到噪声分布随机,而分布在选择区域边缘的噪声点对结果的影响大于选择区域中心位置噪声点的影响,因而,正常图像受噪声的影

表 3 各类样本图像

Table 3 Various kinds of sample images

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
正常图像样本										
损伤图像样本										

表 4 样本图像检测结果

Table 4 Detection results of sample images

样本编号		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2	正常图像	0.84	1.18	0.34	1.88	1.48	1.54	0.51	0.93	1.42	1.64
	损伤图像	11.91	12.76	13.19	8.96	11.44	6.85	10.28	12.16	7.92	10.10
Q	正常图像	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1
	损伤图像	7	6	6	6	5	5	6	7	6	5

响大于损伤图像受噪声的影响. 因此, 选择 5 作为方差 σ^2 的分割阈值. 大于 5 判为不合格情况. 从图 8 可以看出, 正常图像峰数 Q 为 0 或 1 (0 为单个平顶峰), 损伤图像峰数 Q 一般大于 4. 考虑到在图像投影区间内, 随机分布噪声的投影值近似于均匀分布, 噪声点的存在仅相当于提高了各投影坐标值的频次, 而对峰数基本没有影响, 因而选择空白区 2~4

的中间值 3 作为 Q 准则的分割阈值. 峰数大于 3 判为不合格情况.

再进一步考虑噪声干扰验证算法的稳定性, 分别对上述 20 幅图像加入均值为 0, 方差分别为 0.0001, 0.0005, 0.001 以及 0.002~0.02, 以 0.003 为步长的高斯白噪声. 一共得到 200 幅图像, 以 1 幅正常图像及 1 幅损伤图像为例, 加噪效果如表 5 所示.

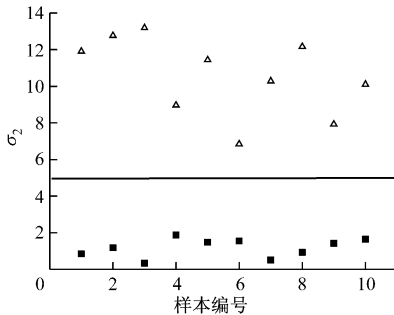


图 7 图像的方差准则值

Figure 7 Variance criterion values of images

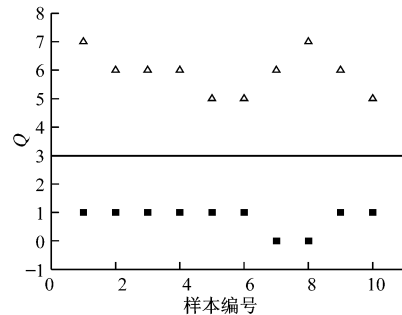


图 8 图像的峰数准则值

Figure 8 Peak number criterion values of images

表 5 样本加噪图像

Table 5 Sample images with noise

噪声方差	0.0001	0.0005	0.001	0.002	0.005	0.008	0.011	0.014	0.017	0.020
正常样本加噪图像										
损伤样本加噪图像										

对得到的加噪图像进行方差 σ^2 计算, 为便于分析, 统计出方差 σ^2 值的频次分布图, 如图 9 所示. 对得到的加噪图像进行峰数 Q 计算, 统计出峰数 Q 的频次分布图, 如图 10 所示. 根据频率分布图, 统计出特征量的均值和方差如表 6 所示.

从图 9, 10 及表 6 可以看出, 两种算法在高斯白噪声方差处于 0~0.02 范围内时, 均可实现 100% 识别. 分析其原因如下: 对于 σ^2 准则, 根据式 (4) 可知折线上的像素对准则起主要作用, 因此, 当噪声在一定范围内时, 对该准则的影响很小; 对于 Q 准则,

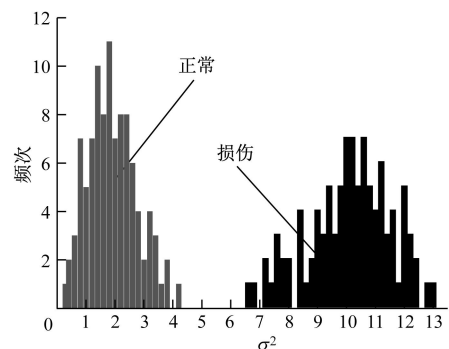


图 9 方差 σ^2 频次图

Figure 9 Frequency graph of variance σ^2

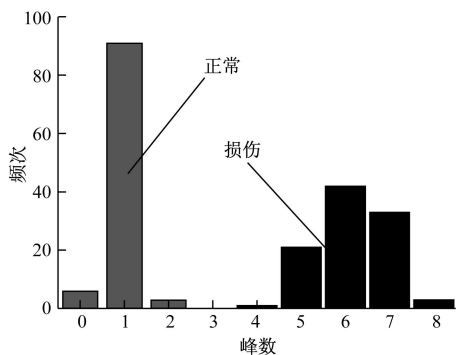


图 10 峰数频次图

Figure 10 Frequency graph of peak number

表 6 图像方差 σ^2 值和峰数值的统计量

Table 6 Statistics of variance σ^2 and peak number

数学特征		均值	均方差
σ^2	正常图像	1.90	0.85
	损伤图像	10.15	1.39
Q	正常图像	0.97	0.30
	损伤图像	6.16	0.82

表 7 不同噪声下的损伤识别率

Table 7 Damage recognition rates for different levels of Gaussian noise

噪声方差	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06
加噪图像						
σ^2 / %	100	100	99.5	97.0	79.5	68.5
Q / %	100	100	100	100	99.0	89.5

的稳定性,本文将分别计算不同分割阈值变化下得到的识别率,并以此比较算法的稳健性,如表 8 所示.其中,表 8 的计算是对 10 幅正常图像和 10 幅损伤图像在不同阈值变化范围内,分别用方差 σ^2 和峰数 Q 作为准则,并依据判别标准得到的 200 幅图像的识别率.

表 8 不同阈值下的损伤识别率

Table 8 Damage recognition rates for different thresholds

阈值变化	1~10	11~20	21~30	31~40	41~50
σ^2 / %	100	100	99.5	94.0	78.0
Q / %	100	100	100	99.5	93.0

从表 7 和 8 可以看到,本文提出的两种准则函数均表现出了较强的抗噪声和抗光照变化性能,因此具有很强的稳健性,同时计算速度均在 10 ms 左右,并且保证了足够高的识别率.另外从表 7 和 8 也

可以看出,峰数准则较方差准则更加稳健.随机分布噪声的投影值在图像投影区间内近似于均匀分布,噪声点的存在仅相当于提高了各投影坐标值的频次,而对峰数基本没有影响,因而,少量噪声均不会对两种准则的识别结果造成影响.

为了更进一步验证算法的稳定性,分别计算不同噪声下两种算法的识别率,并比较算法的稳健性,如表 7 所示.其中,加噪图像为在表 7 所列噪声方差下的示例图像.在表 7 的计算中,对 10 幅正常图像和 10 幅损伤图像分别加入不同噪声强度的高斯白噪声,噪声强度以表 7 所示各噪声方差为基准,以 0.001 为步长在各噪声方差左右共采用 10 个噪声值,得到 200 幅图像.分别用方差 σ^2 和峰数 Q 作为准则,并依据前面提出的判别标准得到 200 幅图像的识别率.

实际图像采集受光照变化影响较大,因此将导致图像产生一定程度的明暗变化.由于本文采用全局阈值分割得到二值图像,所以分割后的二值图像目标区域也将产生一定程度的变化.为了验证算法

可以看出,峰数准则较方差准则更加稳健.

由此可见,本文基于坐标旋转的两种新的损伤判别准则满足了香烟条包端面透明纸损伤的实时、在线检测要求,目前已经开始应用于实际检测工作中.

4 结 论

(1) 针对香烟条包检测中端面透明纸折线的损伤识别问题,本文基于图像坐标变换提出了两种快速判定香烟条包端面透明纸折线是否合格的新准则,即方差准则和峰数准则.

(2) 构建图像检测平台,采集实际的香烟端面透明纸图像,对算法的精度、速度和稳健性进行了详细验证,表明了两种判别准则均具有抗噪声性能强,抗光照变化能力强,计算速度快等优点,可以满足香

烟条包端面透明纸损伤的在线检测要求.

参考文献:

- [1] 朱正为, 郭玉英. 基于 BP 网络的香烟包装质量在线检测与诊断 [J]. 微计算机信息, 2006, 22 (10 - 3): 98 - 101.
ZHU Zhengwei, GUO Yuying On-line detection and diagnosis of cigarette packing quality based on bp network [J]. Control & Automation, 2006, 22 (10 - 3): 98 - 101. (in Chinese)
- [2] 贺鑫. 小包烟包装质量机器视觉检测关键技术研究 [J]. 包装工程, 2007, 28 (8): 102 - 105.
HE Xin Study on the key technology of casing quality inspection of small package cigarette based on machine vision [J]. Packaging Engineering, 2007, 28 (8): 102 - 105. (in Chinese)
- [3] GOLNABI H, ASADFOUR A. Design and application of industrial machine vision systems [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2007, 23 (6): 630 - 637.
- [4] 杨福刚, 孙同景, 宋松林. 基于机器视觉的全自动灯检机关键技术研究 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29 (3): 562 - 566.
YANG Fugang, SUN Tongjing, SONG Songlin Research on key technology of automatic pharmaceutical container inspection machine based on machine vision [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29 (3): 562 - 566. (in Chinese)
- [5] LEE D J, SCHOENBERGER R, ARCHBALD J. Development of a machine vision for automatic date grading using digital reflective near-infrared imaging [J]. Journal of Food Engineering, 2008, 86 (3): 388 - 398
- [6] BULANON D M, KATAOKA T, OKAMOTO H. Development of a real-time machine vision system of the apple harvesting robot [C] //SICE Annual Conference in Sapporo, August 4-6, 2004: 595 - 598
- [7] 曲中周, 丁万山. 香烟小包在线检测系统中的关键技术 [J]. 计算机测量与控制, 2004, 12 (3): 619 - 622.
QU Zhongzhou, DING Wanshan Pivotal technique of on-line measuring for cigarette case [J]. Computer Measurement & Control, 2004, 12 (3): 619 - 622. (in Chinese)
- [8] 刘直芳, 王运琼, 朱敏. 数字图像处理与分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006
LU Zhifang, WANG Yunqiong, ZHU Min Digital image processing and analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006 (in Chinese)
- [9] JAHNE B. Digital image processing [M]. Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [10] 王汝传, 邹北骥. 计算机图形学 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2002
WANG Ruzhuan, ZOU Beiji Computer graphics [M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2002 (in Chinese)

(编辑: 秦 巍)